



AI

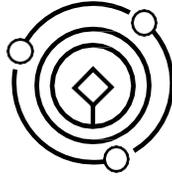
artificial intelligence index

Informe anual de 2019



Stanford
Human-Centered
Artificial Intelligence





Junta Directiva

Raymond Perrault (coordinador del informe)
SRI International

Yoav Shoham (director)
Universidad de Stanford

Erik Brynjolfsson
MIT

Jack Clark
OpenAI

John Etchemendy
Universidad de Stanford

Barbara Grosz
Universidad de Harvard

Terah Lyons
Partnership On AI

James Manyika
McKinsey Global Institute

Juan Carlos Niebles
Universidad de Stanford

Director de Proyecto y Jefe de Redacción del Informe
Saurabh Mishra
Stanford University

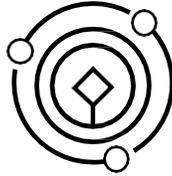


Tabla de Contenidos

	Introducción	4
	Puntos Clave del Informe	5
	Agradecimientos	9
Capítulo 1	Investigación y Desarrollo	12
Capítulo 2	Conferencias	37
Capítulo 3	Rendimiento Técnico	47
Capítulo 4	Economía	71
Capítulo 5	Educación	106
Capítulo 6	Sistemas Autónomos	127
Capítulo 7	Percepción del Público	136
Capítulo 8	Consideraciones Sociales	146
Capítulo 9	Estrategias Nacionales y Exaltación Global por la IA	156



Cómo citar este Informe:

Raymond Perrault , Yoav Shoham, Erik Brynjolfsson, Jack Clark, John Etchemendy, Barbara Grosz, Terah Lyons, James Manyika, Saurabh Mishra, and Juan Carlos Niebles, “El Informe Anual 2019 del AI Index 2019”, Junta Directiva del *AI Index*, Instituto de IA Centrado en Humanos, Universidad de Stanford, Stanford, CA, Diciembre 2019. Traducción al español por IIA.es

“El Informe Anual 2019 del AI Index” está disponible a través de una licencia Creative Commons AtribuciónSinDerivadas 4.0 (Internacional) <https://creativecommons.org/licenses/by-nd/4.0/legalcode>, (c) 2019 por la Universidad de Stanford.

El *AI Index* es una iniciativa independiente del [*Human-Centered Artificial Intelligence Institute \(HAI\)*](http://Human-Centered Artificial Intelligence Institute (HAI)) de la Universidad de Stanford.

Stanford
Human-Centered
Artificial Intelligence



El *AI Index* fue concebido en el [*One Hundred Year Study on AI \(AI100\)*](http://One Hundred Year Study on AI (AI100)).

Agradecemos a nuestros patrocinadores

McKinsey&Company



OpenAI



genpact

AI21labs



Los comentarios y nuevas ideas para la edición del próximo año son bienvenidos. Contáctenos a: AI-Index-Report@stanford.edu.



Introducción al Informe 2019 del *AI Index*

El Informe del *AI Index* rastrea, coteja, destila y representa visualmente los datos relacionados con la Inteligencia Artificial (IA). Su misión es proporcionar datos imparciales y examinados rigurosamente para que los legisladores, investigadores, ejecutivos, periodistas y el público en general desarrollen sus intuiciones acerca del complejo campo de la IA. El Informe, que se amplía anualmente, se esfuerza por incluir datos acerca del desarrollo de la IA en comunidades de todo el mundo.

Antes de dar paso a los datos, vale la pena señalar lo siguiente acerca de la edición 2019 del Informe del *AI Index*:

1. Esta edición rastrea tres veces más conjuntos de datos que la edición de 2018. Incluye una actualización de las medidas anteriores, así como numerosas medidas nuevas, en todos los aspectos de la IA: rendimiento técnico, economía, cuestiones sociales y más.
2. Es difícil navegar por este volumen de datos. Para ayudar, hemos desarrollado una herramienta que proporciona una perspectiva global de alto nivel sobre los datos. La **Herramienta de Exaltación Global por la IA**, (vibrancy.aiindex.org) compara las actividades globales de los países, incluyendo tanto una perspectiva comparativa entre los países, como un desglose específico de cada país. Aunque es tentador proporcionar una única clasificación de países, tales comparaciones son muy difíciles. En su lugar, hemos proporcionado una herramienta para que el lector establezca los parámetros de su interés y obtenga la perspectiva que considere más relevante al comparar los países. Esta herramienta ayuda a disipar la impresión común de que el desarrollo de la IA es en gran medida una lucha entre EE.UU. y China. La realidad es mucho más compleja. Nuestros datos muestran que están surgiendo centros locales de excelencia en la IA en todo el mundo. Por ejemplo, Finlandia sobresale en la educación de la IA, India demuestra una gran penetración de habilidades en la IA, Singapur tiene un apoyo gubernamental bien organizado para la IA, e Israel muestra una gran inversión privada en empresas de IA per cápita.
3. También estamos publicando el **Monitor arXiv del *AI Index*** (arxiv.aiindex.org), una herramienta para apoyar la investigación sobre el progreso tecnológico actual en la IA, mediante búsquedas de texto completo en el repositorio de preimpresión de artículos publicados.

Dado que la medición y la evaluación en dominios complejos siguen estando llenos de sutilezas, el *AI Index* ha trabajado duro para evitar los prejuicios y buscar el aporte de muchas comunidades. Como parte de este esfuerzo, el 30 de octubre de 2019, el Taller del *AI Index* del HAI de Stanford: **Medición en la Política de IA: Oportunidades y Retos** (<https://hai.stanford.edu/ai-index/workshops>) convocó a más de 150 expertos de la industria y académicos de una variedad de disciplinas relacionadas con la IA para discutir los muchos temas urgentes que surgen de la medición de datos de la IA. Las actas del taller estarán disponibles en breve [aquí](#).



Puntos Clave del Informe 2019 del *AI Index*

En cada uno de los nueve capítulos se presentan datos estudiados seriamente sobre aspectos importantes de la inteligencia artificial, relacionados con su actividad y su progreso técnico. A continuación, se presenta una muestra de los puntos clave.

1. Investigación y Desarrollo

- Entre 1998 y 2018, el volumen de publicaciones académicas de IA ha crecido más del 300%, lo que representa el 3% de los artículos académicos y el 9% de los documentos de conferencias publicados.
- China publica ahora tantas revistas de IA y documentos de conferencias por año como Europa, habiendo superado a los EE.UU. en 2006. El factor de impacto de las publicaciones de EE.UU. en el campo de estudio continúa siendo un 50% superior al de China.
- Singapur, Suiza, Australia, Israel, Holanda y Luxemburgo tienen un número relativamente alto de artículos de Aprendizaje Profundo publicados en arXiv per cápita.
- Más del 32% de las referencias de revistas académicas de IA en el mundo se atribuyen a Asia Oriental y más del 40% de las citas de documentos de conferencias mundiales de IA se atribuyen a Norteamérica.
- Norteamérica representa más del 60% de la actividad de citas de patentes de IA en el mundo entre 2014 y 2018.
- Muchos países de Europa Occidental, especialmente Holanda y Dinamarca, así como Argentina, Canadá e Irán, muestran una presencia relativamente alta de mujeres dedicadas a la investigación de IA.

2. Conferencias

- La asistencia a las conferencias de IA continúa aumentando significativamente. En 2019, la más grande, NeurIPS, espera 13.500 asistentes, un 41% más que en 2018 y más del 800% en comparación con 2012. Incluso las conferencias como la AAI y la CVPR están viendo un crecimiento anual de asistencia de alrededor del 30%.
- El taller de WiML tiene ocho veces más participantes que en 2014 y la AI4ALL tiene 20 veces más egresados que en 2015. Este aumento refleja un esfuerzo continuo para incluir a las mujeres y a los grupos infrarrepresentados en el campo de la IA.

3. Rendimiento Técnico

- En menos de un año y medio, el tiempo necesario para entrenar un sistema de clasificación de imágenes grandes, soportado sobre infraestructura en la nube, ha disminuido desde casi tres horas en octubre de 2017, hasta un aproximado de 88 segundos en julio de 2019. Durante el mismo periodo, el coste de entrenar este tipo de sistemas se ha reducido de manera similar.
- El progreso en algunos conjuntos amplios de tareas de clasificación de procesamiento de lenguaje natural, tal y como se enmarcan en los benchmarks SuperGLUE y SQuAD2.0, ha sido notablemente rápido; el rendimiento es aún menor en algunas tareas de NLP que requieren razonamiento, como el Reto de Razonamiento AI2, o la tarea de aprendizaje de conceptos a nivel humano, como el Reto Omniglot.
- Antes del 2012, los resultados de la IA seguían de cerca la Ley de Moore, duplicando su capacidad de cómputo cada dos años. Después del 2012, la capacidad de cómputo se ha duplicado cada 3,4 meses.

4. Economía

- Singapur, Brasil, Australia, Canadá e India experimentaron el crecimiento más rápido en la contratación de expertos en IA de 2015 a 2019.



Puntos Clave del Informe 2019 del *AI Index*

- En Estados Unidos, la proporción de empleos en temas relacionados con la IA aumentó del 0,26% del total de empleos publicados en 2010 al 1,32% en octubre de 2019, con la mayor proporción en aprendizaje automático (0,51% del total de empleos). La demanda de mano de obra en IA está creciendo especialmente en los servicios de alta tecnología y el sector manufacturero.
- El estado de Washington tiene la mayor demanda relativa de mano de obra de IA. Casi el 1,4% del total de los empleos anunciados son empleos de IA. California tiene 1.3%, Massachusetts 1.3%, Nueva York 1.2%, el Distrito de Columbia (DC) 1.1%, y Virginia tiene 1% de trabajos *online* publicados en IA.
- En los EE.UU., la proporción de trabajos de IA creció de 0,3% en 2012 a 0,8% del total de trabajos publicados en 2019. La demanda de mano de obra en la IA está creciendo especialmente en los servicios de alta tecnología y en el sector manufacturero.
- En 2019, la inversión privada global de IA fue de más de 70 mil millones de dólares, con inversiones en Startups relacionadas con AI de más de 37 mil millones de dólares, fusiones y adquisiciones de 34 mil millones de dólares, ofertas públicas iniciales de acciones de 5 mil millones de dólares y participaciones minoritarias valoradas en alrededor de 2 mil millones de dólares.
- A nivel mundial, la inversión en startups de IA continúa su constante ascenso. De un total de \$1,3 mil millones recaudados en 2010 a más de \$40,4 mil millones en 2018 (con \$37,4 mil millones en 2019 al 4 de noviembre), el financiamiento ha aumentado a una tasa de crecimiento anual promedio de más del 48%.
- Los Vehículos Autónomos (AV, por las siglas en inglés de Autonomous Vehicles) recibieron la mayor parte de la inversión global durante el último año con \$7,7 mil millones (9.9% del total), seguidos por los medicamentos y la terapia para el cáncer (\$4,7 mil millones, 6.1%), el reconocimiento facial (\$4,7 mil millones, 6.0%), contenidos en vídeo(\$3,6 mil millones, 4.5%) y la detección de fraude y financiamiento (\$3,1 mil millones, 3.9%).
- El 58% de las grandes empresas encuestadas informan que han adoptado la IA en al menos una función o unidad de negocio en 2019, frente al 47% en 2018.
- Sólo el 19% de las grandes empresas encuestadas dicen que sus organizaciones están tomando medidas para mitigar los riesgos asociados con la explicabilidad de sus algoritmos, y el 13% está mitigando los riesgos para la equidad y la justicia, como el sesgo algorítmico y la discriminación.

5. Educación

- La matriculación sigue creciendo rápidamente en la IA y en temas relacionados, tanto en las universidades tradicionales de EE.UU. como en las internacionales, así como también en las ofertas *online*.
- A nivel de postgrado, la IA se ha convertido rápidamente en la especialización más popular entre los estudiantes de doctorado en informática en América del Norte, con más del doble de estudiantes que la segunda especialización más popular (Seguridad de la Información). En 2018, más del 21% de los doctores egresados en informática se especializan en Inteligencia Artificial y/o Aprendizaje Automático.
- En los Estados Unidos y Canadá, el número de estudiantes internacionales de doctorado que se gradúan en IA continúa creciendo, y actualmente supera el 60% de los doctorados producidos a partir de estos programas (desde menos del 40% en 2010).
- La industria se ha convertido, por mucho, en el mayor consumidor de talento en IA. En 2018, más del 60% de los graduados de doctorado en IA fueron empleados por la industria, frente al 20% en 2004. En 2018, más del doble de los graduados de doctorado en IA se dirigieron a la industria con relación a los empleos académicos en los EE.UU.



Puntos Clave del Informe 2019 del *AI Index*

- En los EE.UU., la salida del profesorado de IA del mundo académico hacia la industria continúa acelerándose, con más de 40 egresos en 2018, frente a 15 en 2012 y ninguna en 2004.
- La diversificación del profesorado de IA en función del género no ha mostrado grandes progresos, ya que las mujeres representan menos del 20% de los nuevos profesores contratados en 2018. Del mismo modo, la proporción de mujeres que reciben un doctorado en IA se ha mantenido prácticamente constante en un 20% desde 2010 en los Estados Unidos.

6. Sistemas Autónomos

- El número total de millas conducidas y el número total de compañías que prueban vehículos autónomos (AV) en California ha crecido más de siete veces entre 2015-2018. En 2018, el Estado de California otorgó licencias de prueba a más de 50 compañías y a más de 500 Vehículos Autónomos, los cuales recorrieron más de 2 millones de millas.

7. Percepción del Público

- Las comunicaciones de los bancos centrales mundiales demuestran un gran interés en la IA, especialmente del Banco de Inglaterra, el Banco de Japón y la Reserva Federal de los Estados Unidos.
- Hay un aumento significativo de la legislación relacionada con la IA en los registros del Congreso, los informes de los comités y las transcripciones legislativas en todo el mundo.

8. Consideraciones Sociales

- La imparcialidad, la interpretabilidad y la explicabilidad se identifican como los desafíos éticos más frecuentemente mencionados en los 59 documentos que tratan los principios éticos de la IA.
- En más de 3600 artículos de noticias globales sobre ética e IA identificados entre mediados de 2018 y mediados de 2019, los temas dominantes son el marco y las directrices sobre el uso ético de la IA, la privacidad de los datos, el uso del reconocimiento facial, el sesgo de los algoritmos y el papel de las grandes corporaciones de tecnología.
- La IA puede contribuir a cada uno de los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de las Naciones Unidas (ONU) a través de casos de uso identificados que abordan aproximadamente la mitad de las 169 metas en las que descomponen los 17 ODS de las Naciones Unidas hasta la fecha, sin embargo aún es necesario superar los cuellos de botella para desplegar la IA para el desarrollo sostenible en una escala mayor.

¹ Estudios sobre la participación de las minorías infrarrepresentadas serán publicados en 2020.



DATOS Y HERRAMIENTAS DE USO PÚBLICO

El Informe del *AI Index* 2019 complementa el informe principal con tres recursos adicionales: Los datos en bruto que subyacen al informe y dos herramientas interactivas, que se detallan a continuación. Invitamos a cada miembro de la comunidad de IA a utilizar estas herramientas y datos de la manera más relevante para su trabajo e intereses.

Datos de uso público

Los datos de uso público se encuentran disponibles en [Google Drive](#) . La carpeta de [Gráficos](#) proporciona imágenes de alta resolución para todas las gráficas.

Herramientas:

- Para aquellos que quieran centrarse en los extensos datos globales incluidos en el informe, ofrecemos por primera vez la Herramienta de Exaltación Global por la IA- vibrancy.aiindex.org - una herramienta interactiva que compara los países a través de 34 indicadores, incluyendo tanto [una perspectiva](#) entre países como un desglose detallado de cada país.
- El AI Index arXiv Monitor - arxiv.aiindex.org - es otra herramienta que permite la búsqueda del texto completo de los artículos publicados dentro de un repositorio de preimpresión, proporcionando la imagen más actualizada del progreso técnico en la IA.



Agradecimientos

Agradecemos a las personas que proporcionaron datos, asesoramiento y comentarios de expertos para su inclusión en el Informe 2019 del *AI Index* (en orden alfabético de organización):

arXiv

Paul Ginsparg, Joe Halpern

BloombergGOV

Chris Cornillie

BurningGlass Technologies

Bledi Taska, Layla O’Kane

Campaign to Stop Killer Robots

Marta Kosmyna

Computing Research Association (CRA)

Andrew Bernat, Susan Davidson, Betsy Bizot

Coursera

Vinod Bakthavachalam, Eva Nierenberg

Elsevier

Maria de Kleijn, Clive Bastin, Sarah Huggett, Mark Siebert, Jörg Hellwig

GDELT Project

Kalev Leetaru

Indeed Carrie

Engel

Intento

Konstantin Savenkov, Grigory Sapunov

Federación Internacional de Robótica (IFR, por sus siglas en inglés)

Susanne Bieller

Centro Común de Investigación (JRC, por sus siglas en inglés), Comisión Europea

Alessandro Annoni, Giuditta DePrato

LinkedIn

Guy Berger, Di Mo, Mar Carpanelli, Virginia Ramsey

Metaculus

Ben Goldhaber, Jacob Lagerros

McKinsey Global Institute

Monique Tuin, Jake Silberg

Microsoft Academic Graph (MAG) Kuansan

Wang, Iris Shen, Yuxiao Dong



NESTA

Juan Mateos-Garcia, Kostas Stathoulopoulos, Joel Klinger

Paperwithcode

Robert Stojnic

PricewaterhouseCoopers (PwC)

Anand Rao, Ilana Golbin, Vidhi Tembhurnikar

Quid

Cara Connors, Julie Kim, Daria Mehra, Dan Buczaczer, Maggie Mazzetti

RightsCon

Nikki Gladstone, Fanny Hidvégi, Sarah Harper

Universidad de Stanford

Percy Liang, Mehran Sahami, Dorsa Sadigh, James Landay

Instituto Internacional de Investigación para la Paz de Estocolmo

Vincent Boulanin, Maaïke Verbruggen

Udacity

Leah Wiedenmann and Rachel Kim

Todos los colaboradores de la conferencia y las universidades; AI4All board; Bloomberg Philanthropies; WiML board;

Pedro Avelar (UFRGS), Dhruv Batra (Georgia Tech / FAIR); Zoe Bauer; Sam Bowman (NYU); Cody Coleman (Stanford); Casey Fiesler (Universidad de Colorado Boulder); Brenden Lake (NYU); Calvin LeGassick; Natalie Garrett (Universidad de Colorado Boulder); Bernard Ghanem (Universidad Rey Abdullah de Ciencia y Tecnología); Carol Hamilton (AAAI); Arthur Jago (Universidad de Washington Tacoma); Zhao Jin (Universidad de Rochester); Lars Kotthou (Universidad de Wyoming); Luis Lamb (Universidad Federal de Rio Grande do Sul); Fangzhzhen Lin (Universidad de Ciencia y Tecnología de Hong Kong); Don Moore (Escuela de Negocios Haas de Berkeley), Avneesh Saluja (Netflix), Marcelo Prates (UFRGS), Michael Gofman (Universidad de Rochester); Roger McCarthy (McCarthy Engineering); Devi Parikh (Georgia Tech / FAIR); Lynne Parker (Oficina de la Casa Blanca de Políticas de Ciencia y Tecnología); Daniel Rock (MIT); Ayush Shrivastava (Facultad de Computación de Georgia Tech); Cees Snoek (Universidad de Amsterdam); Fabro Steibel (ITS-RIO); Prasanna Tambe (Wharton); Susan Woodward (Sandhill Econometrics); Chenggang Xu (Escuela de Negocios de Postgrado Cheung Kong).

[Matthew Kenney](#) (Universidad de Duke) desarrolló el motor de búsqueda de la herramienta arXiv. Tamara Pristic (Stanford) y Agata Foryciarz (Stanford) realizaron aportes a la investigación. Biswas Shrestha (Stanford) apoyó en la edición del Informe.

Nuestro especial agradecimiento a Monique Tuin (McKinsey Global Institute) por sus invaluable comentarios y retroalimentación.

[Michael Chang](#) (diseño gráfico y de portada), [Kevin Litman-Navarro](#) (visualización de datos), [Ruth Starkman](#) (editor) y Biswas Shrestha (Stanford) fueron parte integral de la elaboración diaria del Informe.



SÍMBOLOS

Las páginas aparecen con los siguientes símbolos que denotan los atributos globales, sectoriales, sub-regionales u otros para un capítulo dado.

Inicio: la primera sección de capítulo corresponde generalmente a la métrica global, nacional o regional.



Medio: La sección media de cada capítulo corresponde a comparaciones sectoriales, entre países o inmersiones profundas en temas específicos de cada capítulo.

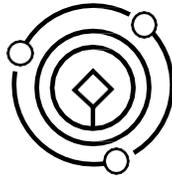


Fin: La sección final de cada capítulo ofrece análisis a nivel subregional y estatal, resultados de ciudades y datos relevantes para las consideraciones sociales de la IA, como la ética y las aplicaciones a las métricas de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de la ONU.



Preguntas sobre la Medición: Cada capítulo concluye con una breve discusión sobre las Preguntas sobre la Medición relacionadas con los datos y las métricas presentadas en el capítulo.

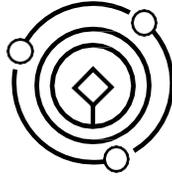




Vista Previa del Capítulo

Publicaciones Periódicas: Elsevier	14
Artículos en arXiv	21
Microsoft Academic Graph	
Revistas	24
Conferencias	27
Patentes	30
Estrellas en Github	33
Mujeres en Investigación de IA	34
Preguntas sobre la Medición	36

Capítulo 1: Investigación y Desarrollo



Introducción

En este capítulo se presentan los datos de la bibliometría, incluido el volumen de publicaciones de revistas, conferencias y patentes y sus impactos de citación por regiones del mundo. El capítulo también presenta las Estrellas en Github para las principales bibliotecas de software de IA, seguido de consideraciones sociales y la diversidad de género de los investigadores de IA basados en arXiv.

El informe ha utilizado diferentes conjuntos de datos para evaluar exhaustivamente el estado de las actividades de I+D de la IA en todo el mundo. El conjunto de datos del MAG cubre más publicaciones que el Scopus de Elsevier, el cual está principalmente acotado a publicaciones académicas arbitradas, pero también hay publicaciones en Scopus que no están en el MAG.² arXiv un repositorio en línea de pre-impresiones electrónicas, refleja la creciente tendencia de ciertas partes del campo de la IA, particularmente aquellas que dependen del aprendizaje automático, de publicar documentos antes de ser arbitradas académicamente, por lo que refleja el trabajo reciente más rápidamente que las otras fuentes. Nuestra herramienta [arXiv Monitor](#) utiliza documentos de texto completo para identificar rápidamente los nuevos resultados.

²vea estos estudios por [Anne-Wil Harzing](#) y [Martijn Visser](#).



Artículos Publicados: Artículos de IA en todas las Publicaciones

Scopus es la mayor base de datos de resúmenes y citas de literatura arbitrada académicamente del mundo, con más de 22.800 títulos de más de 5.000 editoriales internacionales. La gráfica que viene a continuación (Figura 1.1) muestra el porcentaje de publicaciones de IA en publicaciones revisadas por pares (conferencias, revisiones y artículos) entre 1998 y 2018. Aquí, los artículos de IA corresponden a todas las publicaciones de IA, incluyendo las

publicaciones de revistas y las publicaciones de conferencias en la base de datos Scopus. A finales de los años 90, los artículos de IA representaban menos del 1% de los artículos y alrededor del 3% de las publicaciones de conferencias. Para 2018, la proporción de artículos publicados de IA respecto al total de artículos se ha triplicado en 20 años, representando el 3% de las publicaciones de revistas arbitradas y el 9% de los artículos de conferencias publicados.

Artículos Publicados de IA en todas las Publicaciones
Fuente: Scopus, 2019.

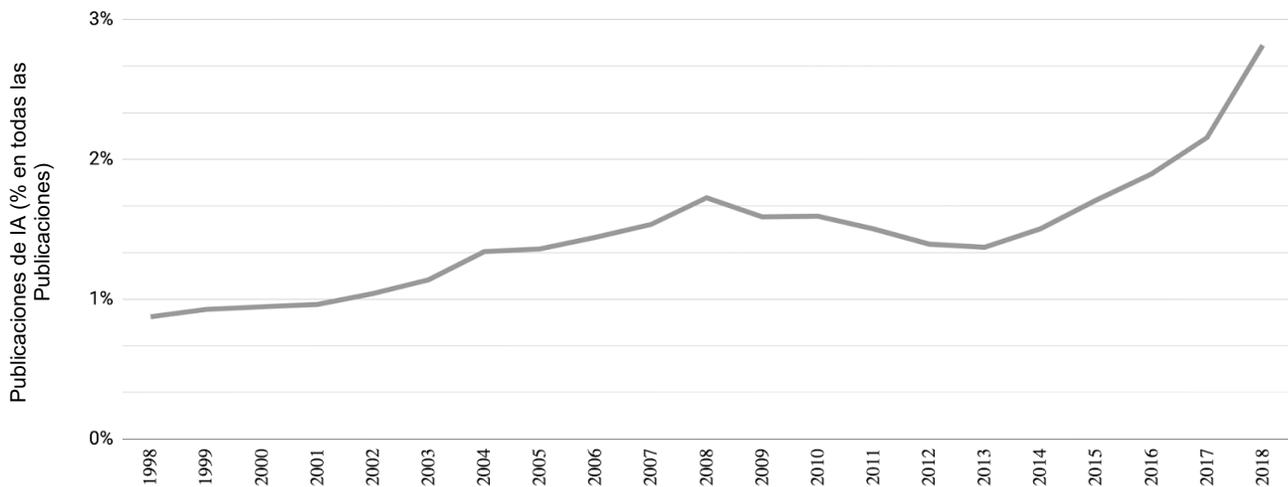


Fig. 1.1.

Entre 1998 y 2018, la proporción de artículos de IA entre todos los artículos publicados en todo el mundo se ha triplicado, y ahora representa el 3% de las publicaciones arbitradas académicamente y el 9% de los artículos de conferencias publicados.



Artículos Publicados: Artículos de IA por Región

¿Qué regiones han experimentado el crecimiento más rápido de las publicaciones arbitradas de IA? Las gráficas que vienen a continuación muestran el número de artículos de IA publicados anualmente por región (Figura 1.2a), y el crecimiento de los artículos de IA publicados por región (Figura 1.2b). Europa ha sido

consistentemente el mayor editor de artículos de IA, llegando a más del 27% de las publicaciones de la IA seguidas por Scopus en 2018. Los documentos publicados por las entidades chinas aumentaron del 10% de las publicaciones globales de IA en 2000 al 28% en 2018.

Número Anual de Artículos de IA en Scopus.
 Fuente: Elsevier, 2019.

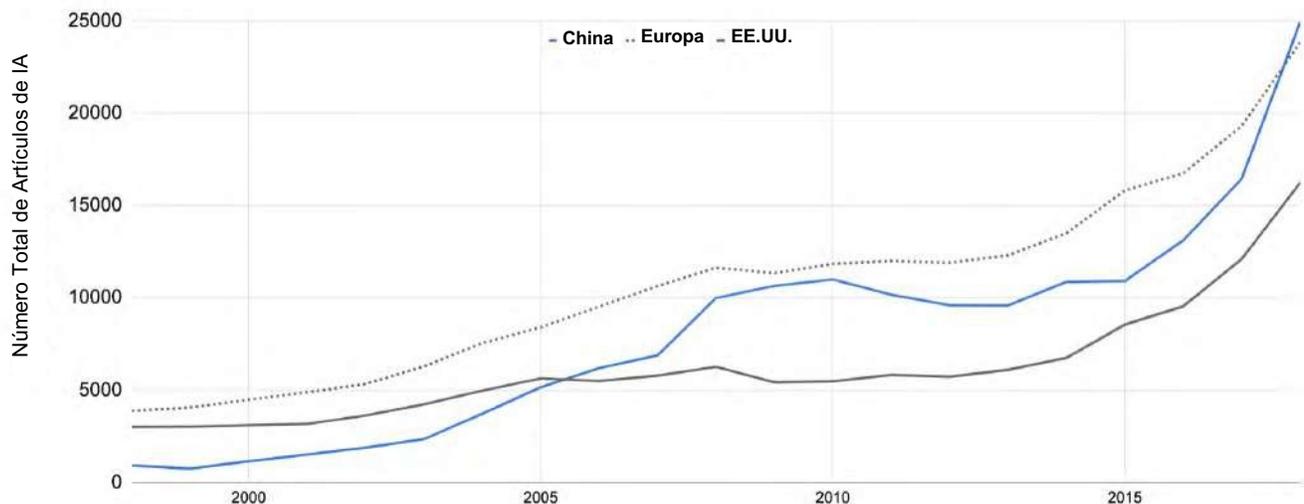


Fig. 1.2a.

Crecimiento Anual en la Publicación de Artículos de IA
 Fuente: Elsevier, 2019.

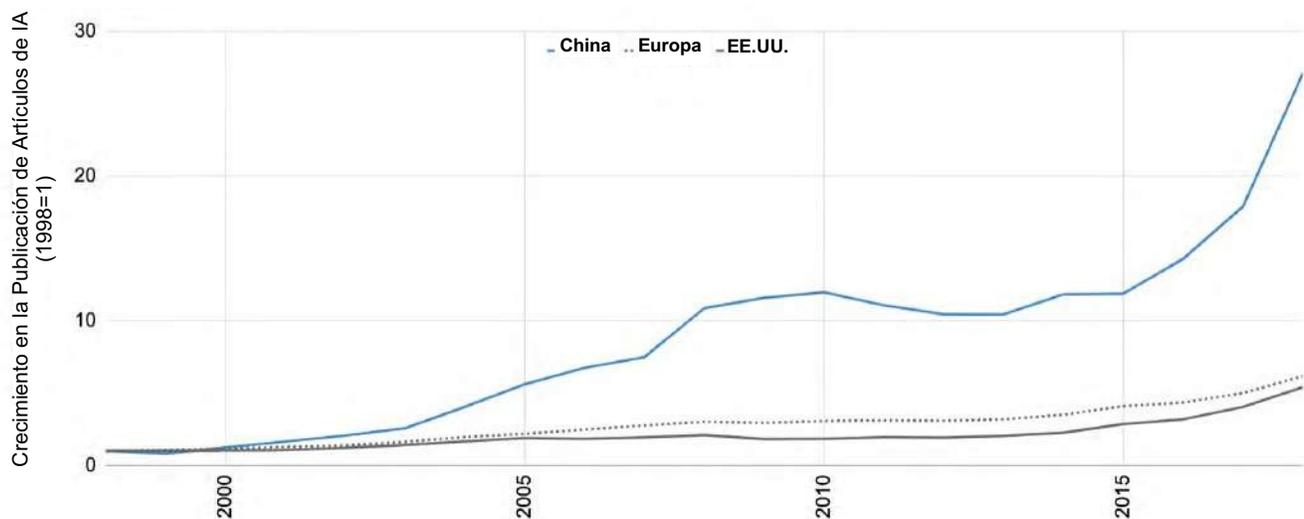


Fig. 1.2b.



Artículos publicados: Afiliación institucional

Las gráficas que se muestran a continuación presentan el número de artículos en Scopus que son publicados por organizaciones gubernamentales, corporativas, médicas y de otros tipos en China (Figura 1.3a), Estados Unidos (Figura 1.3b) y Europa (Figura 1.3c). Excluyendo el sector académico, los gráficos muestran que las instituciones vinculadas con el gobierno contribuyen con el mayor número de publicaciones de IA en China y Europa, mientras que los documentos de IA publicados por corporaciones constituyen una mayor proporción en los Estados Unidos.

En 2018, las instituciones gubernamentales chinas produjeron casi tres veces más artículos de IA que las corporaciones chinas. China también ha visto un aumento de 300 veces en los artículos de IA publicados por el gobierno desde 1998, mientras que los artículos corporativos de IA aumentaron 66 veces en el mismo período.

En los Estados Unidos, una proporción relativamente grande de artículos de IA ha sido publicada por corporaciones. En 2018, el número de artículos de IA publicados por corporaciones en los Estados Unidos fue más de siete veces la proporción de artículos corporativos de IA en China, y casi el doble que en Europa.

Téngase en cuenta que en las tres regiones, los artículos académicos (no mostrados) superan a los gubernamentales, corporativos y médicos por un amplio margen, constituyendo el 92% de las publicaciones de IA de China, el 90% de Europa y el 85% de EE.UU.

Total de artículos por afiliación institucional, China (1998-2018)
Fuente: Elsevier. 2019

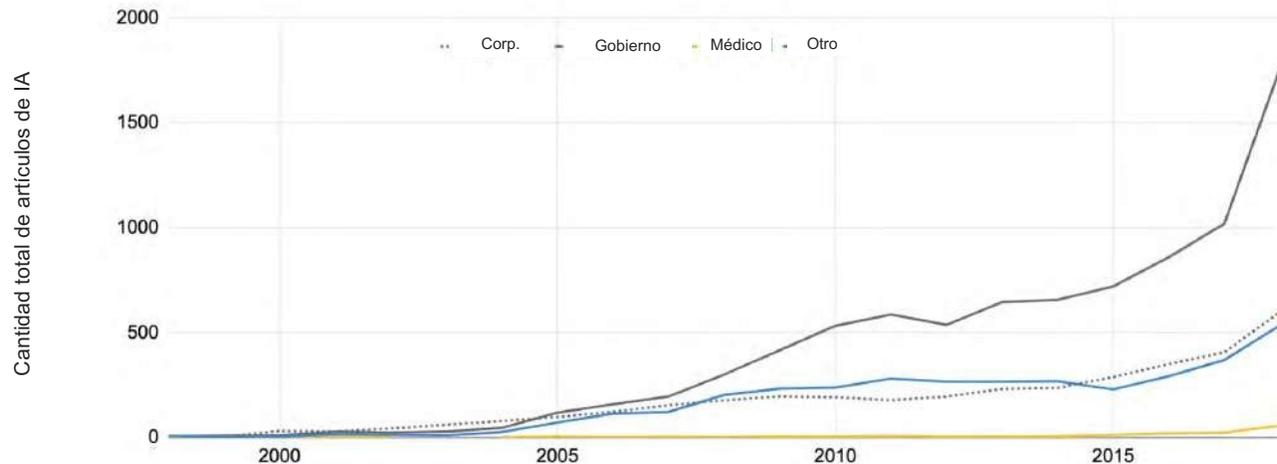


Fig. 1.3a.

Artículos publicados: Afiliación institucional

Total de artículos por afiliación institucional, EE.UU. (1998-2018)
Fuente: Elsevier. 2019

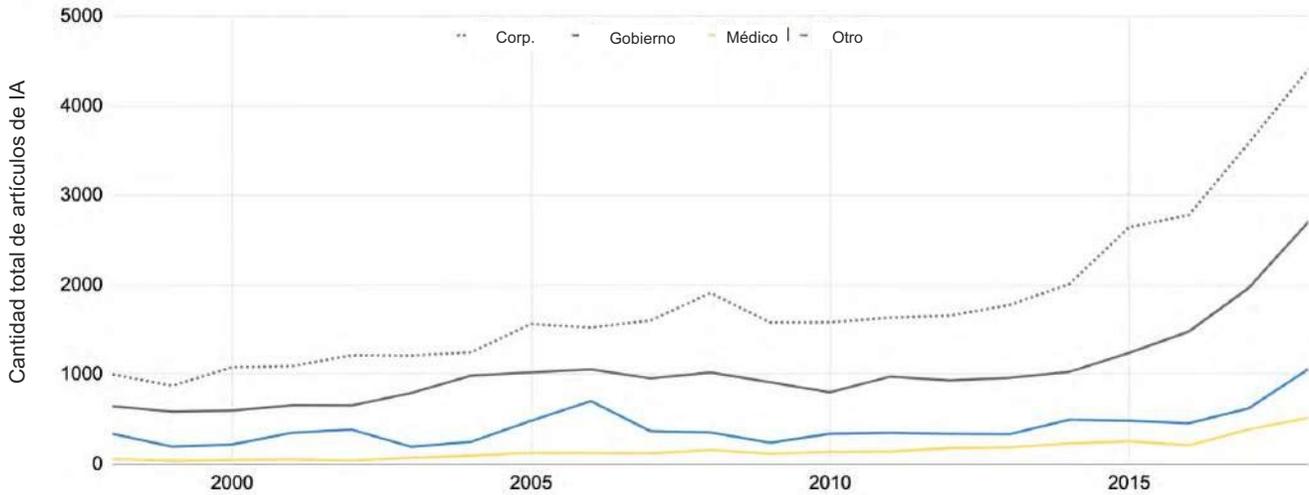


Fig. 1.3b.

Total de artículos por afiliación institucional, Europa. (1998-2018)
Fuente: Elsevier. 2019

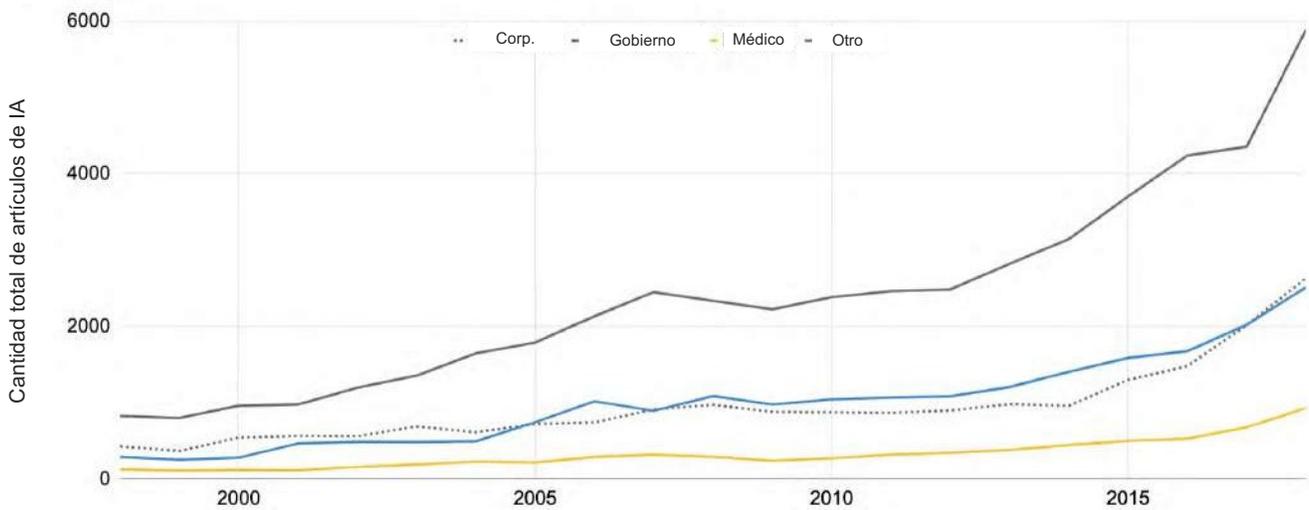


Fig. 1.3c.

Nota: Europa hace referencia a EU44



Artículos publicados: Factor de Impacto por región

El siguiente gráfico (Figura 1.4) muestra la Media del Factor de Impacto Ponderado de las Citas de los autores de IA por región. El **Factor de Impacto Ponderado de Campo** (FWCI, por sus siglas en inglés) de una región se define como la media de citas recibidas por las publicaciones de IA originadas en esa región, dividida entre la media de citas de todas las publicaciones de IA en todo el mundo, durante el mismo año de publicación, área temática y tipo de documento.

La Media del Factor de Impacto de cada región se muestra en relación con la media mundial para la IA, cuyo FWCI está normalizado en 1. Una ponderación del FWCI de 1 indica que las publicaciones han sido citadas a la par con la media mundial de IA.

Una ponderación del FCWI de 0,85 indica que los artículos se citan un 15% menos que la media mundial de los IA.

Mientras que Europa tiene el mayor número de artículos de IA publicados anualmente en Scopus, el índice FWCI de Europa se ha mantenido relativamente plano y a la par con la media mundial. Por el contrario, China ha aumentado considerablemente su FWCI. Aún así, los Estados Unidos superan a otras regiones en el total de citas. Los autores de EE.UU. son citados un 40% más que el promedio mundial. Tanto EE.UU. como China están ganando importancia en el Impacto Ponderado de Descargas en el Campo (FWDI) de las publicaciones de IA.

Factor de Impacto ponderado de autores de IA por región, (1998-2018)
 Fuente: Elsevier, 2019

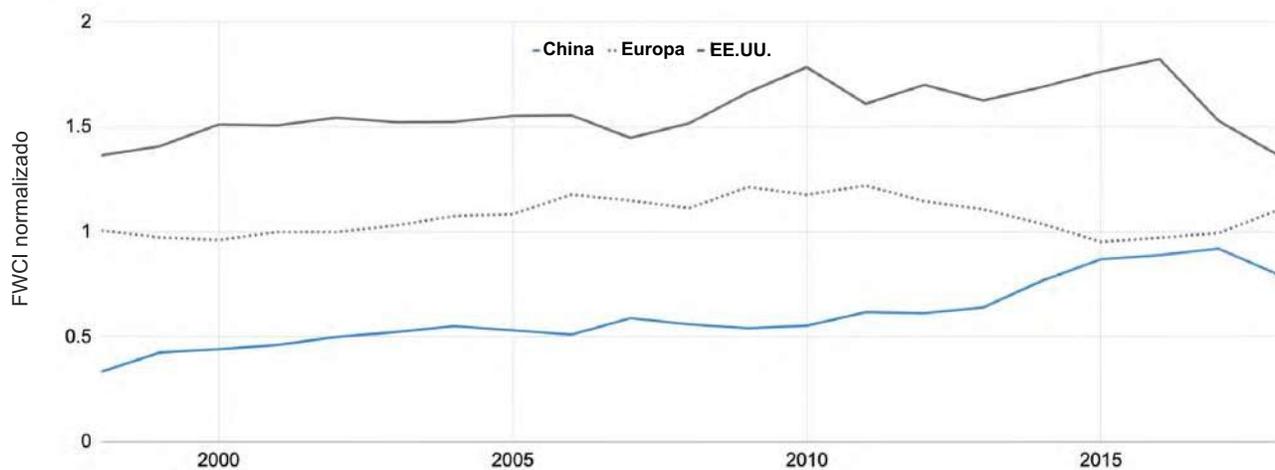


Fig. 1.4.



"China ha dejado una huella cada vez más profunda en la investigación en la IA, tanto en términos de volumen como de calidad. Su avance es verdaderamente extraordinario". Maria de Kleijn, Vicepresidente Sénior de Servicios Analíticos, Elsevier.

Tendencias Nacionales en el Impacto y la Colaboración Académico-Corporativa

En los últimos años cada vez es más común que las empresas dedicadas a la IA colaboren con compañeros del mundo académico para realizar investigaciones. Este mapa (Figura 1.5a) muestra la cantidad de colaboraciones académico-corporativas en diferentes países del mundo.

Se consideran como colaboraciones académico-corporativas las publicaciones que cuentan con al menos un autor con afiliación académica y al menos un autor con afiliación corporativa. Las colaboraciones Académico-Corporativas en IA son muy frecuentes en los EE.UU., China, Japón, Francia, Alemania y el Reino Unido.

Mapa mundial de la colaboración Académico-Corporativas: Número total de trabajos de IA

Fuente: Scopus, 2019.

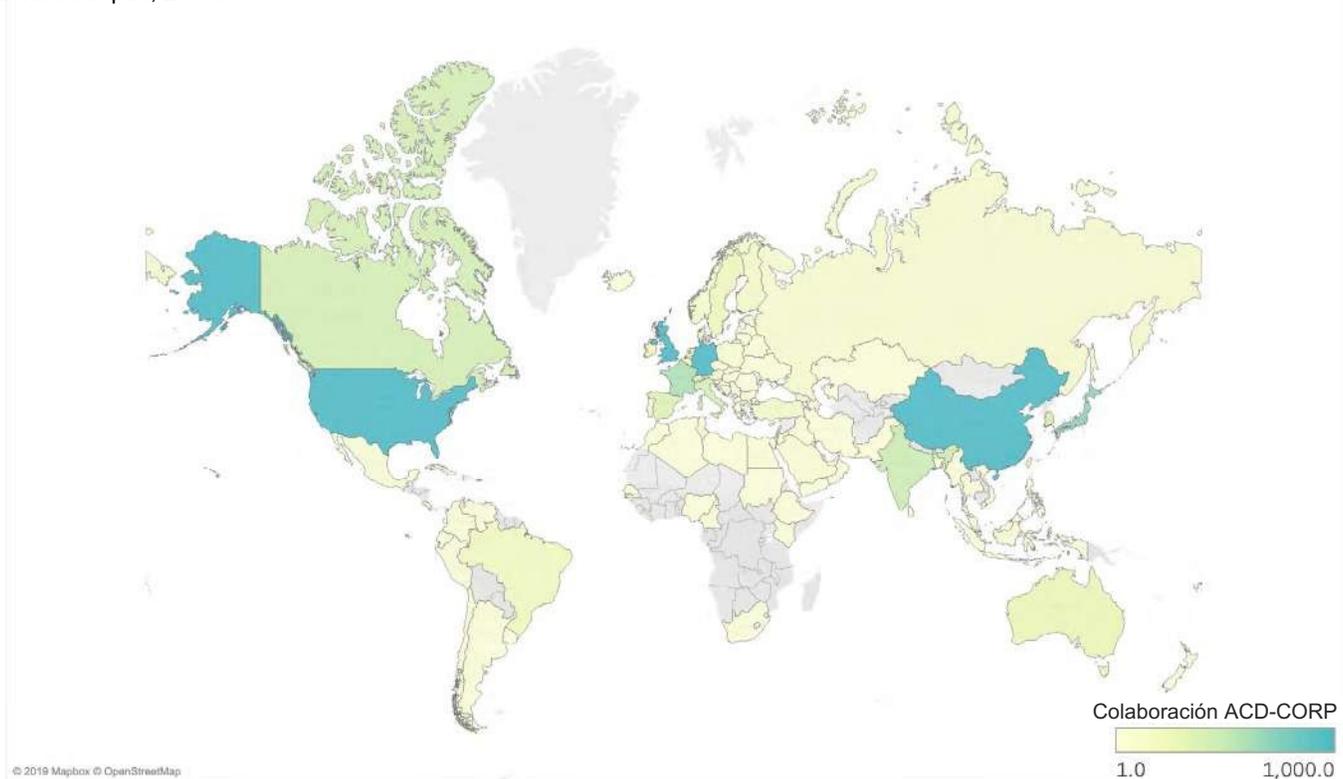


Fig. 1.5a.

Las colaboraciones académico-corporativas en IA son frecuentes en los Estados Unidos, China, Francia, Hong Kong, Suiza, Canadá, Japón, Alemania y el Reino Unido. Se cita a los autores de EE.UU. un 40% más que el promedio mundial.



Tendencias Nacionales en el Impacto y la Colaboración Académico-Corporativa

“¿Cuál es el impacto que generan las colaboraciones académico-corporativas en el FWCI? Esta gráfica (Figura 1.5b) muestra el FWCI (para todos los artículos de IA) en el eje “Y” y el número total de trabajos de IA basados en colaboraciones Académico-Corporativas en el eje “X”.

La gráfica puede dividirse en cuatro cuadrantes: alto grado de colaboración y alto grado de impacto (cuadrante superior derecho); bajo grado de colaboración pero alto impacto (cuadrante superior izquierdo); bajo grado de colaboración y bajo impacto (cuadrante inferior izquierdo); alto grado de colaboración pero bajo impacto (cuadrante inferior derecho).

Cuatro cuadrantes para el impacto general de la citación de IA (eje vertical) y el número total de documentos de IA académicos y corporativos (eje horizontal)

Fuente: Scopus, 2019.

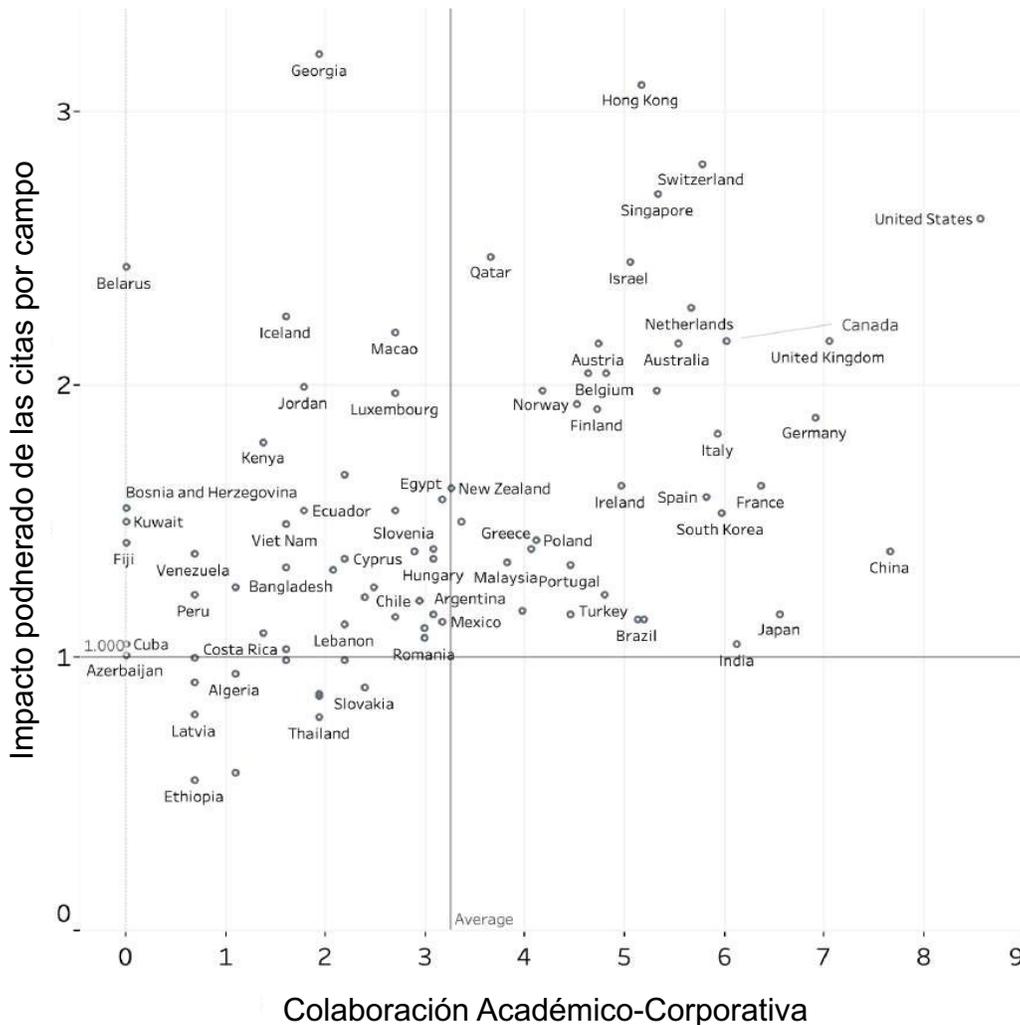


Fig. 1.5b.



"En contradicción con las suposiciones comunes, el trabajo conjunto con corporaciones es beneficioso para el impacto académico de las universidades".

Maria de Kleijn, Vicepresidente Sénior de Servicios Analíticos, Elsevier



Artículos de IA en arXiv

En los últimos años, los investigadores de la IA han desarrollado el hábito de publicar artículos de preimpresión en arXiv, un repositorio en línea de preimpresiones electrónicas (con frecuencia antes de ser arbitrados). La gráfica que viene a continuación muestra el número de artículos de IA en arXiv por cada subcategoría principal (Figura 1.6).

El número de artículos de IA en arXiv está aumentando en general, así como también en varias subcategorías, reflejando un crecimiento más amplio en la publicación de artículos de preimpresión por parte de los investigadores de IA. Entre 2010 y 2019, el número total de artículos sobre IA en arXiv se incrementó más de veinte veces. Las publicaciones en la subcategoría de Computación y Lenguaje en arXiv han crecido casi sesenta veces desde 2010.

En términos de volumen, la mayor subcategoría de IA desde 2014 en arXiv es Visión Artificial y Reconocimiento de Patrones, pero el Aprendizaje Automático se ha convertido en la mayor subcategoría de artículos de IA en 2019. Además de mostrar un creciente interés en la Visión Artificial y el Aprendizaje Automático (y sus aplicaciones prácticas en general), este gráfico también indica el crecimiento en otras áreas de aplicación de la IA, tales como la Robótica, que se ha multiplicado por más de treinta entre 2010 y 2019.

Número de artículos sobre IA en arXiv, 2010-2019

Fuente: arXiv, 2019.

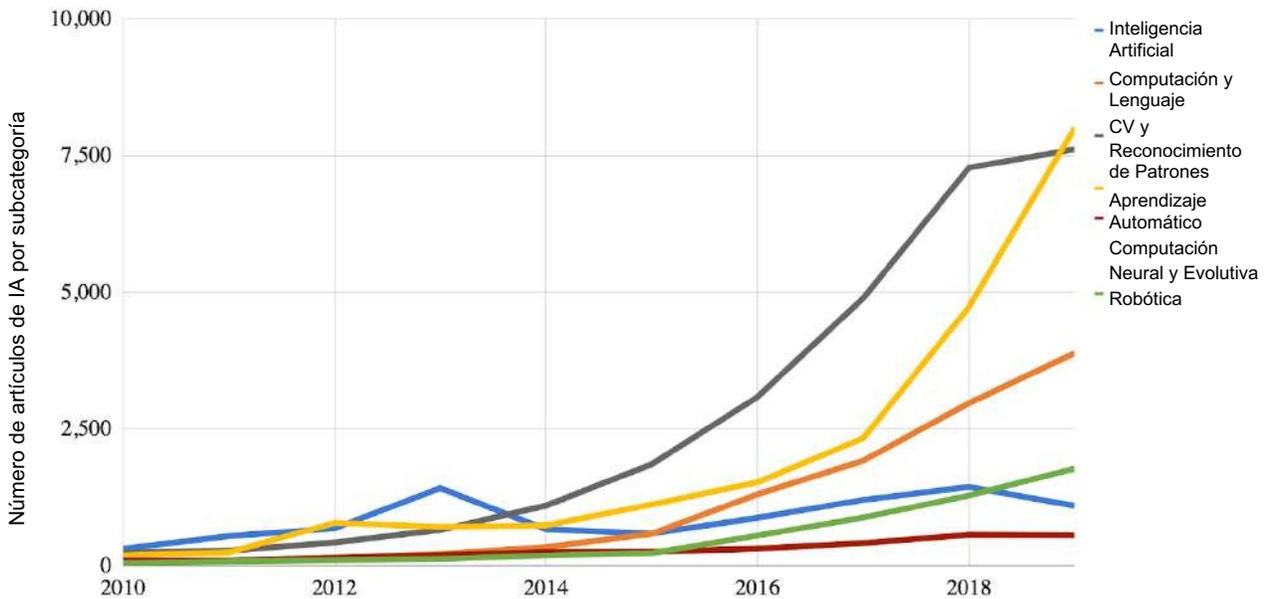


Fig. 1.6.



Artículos de Aprendizaje Profundo en arXiv

El Aprendizaje Automático (ML, por sus siglas en inglés) es una de las áreas de investigación más activas en la IA. Dentro del ML, las aproximaciones con Aprendizaje Profundo (DL, por sus siglas en inglés) se han vuelto cada vez más populares en los últimos años. El número de artículos acerca de Aprendizaje Profundo (DL), publicados en arXiv ha aumentado en diferentes regiones. El primer gráfico (Figura 1.7a) muestra que Norteamérica tiene el mayor volumen de artículos publicados de DL en 2018, seguida de Europa.

El volumen de artículos de DL en Asia Oriental alcanzó el mismo nivel que el de Europa en 2018.

En las gráficas que vienen a continuación se muestra la clasificación de los países con el mayor volumen de artículos de DL (Fig. 1.7b) junto con la tasa de artículos per cápita respectiva (Fig.1.7c). Singapur, Suiza, Australia, Israel, Holanda y Luxemburgo tienen una tasa de artículos publicados en arXiv per cápita relativamente alta.

Número de Documentos de Aprendizaje Profundo en arXiv

Fuente: arXiv, NESTA, 2019.

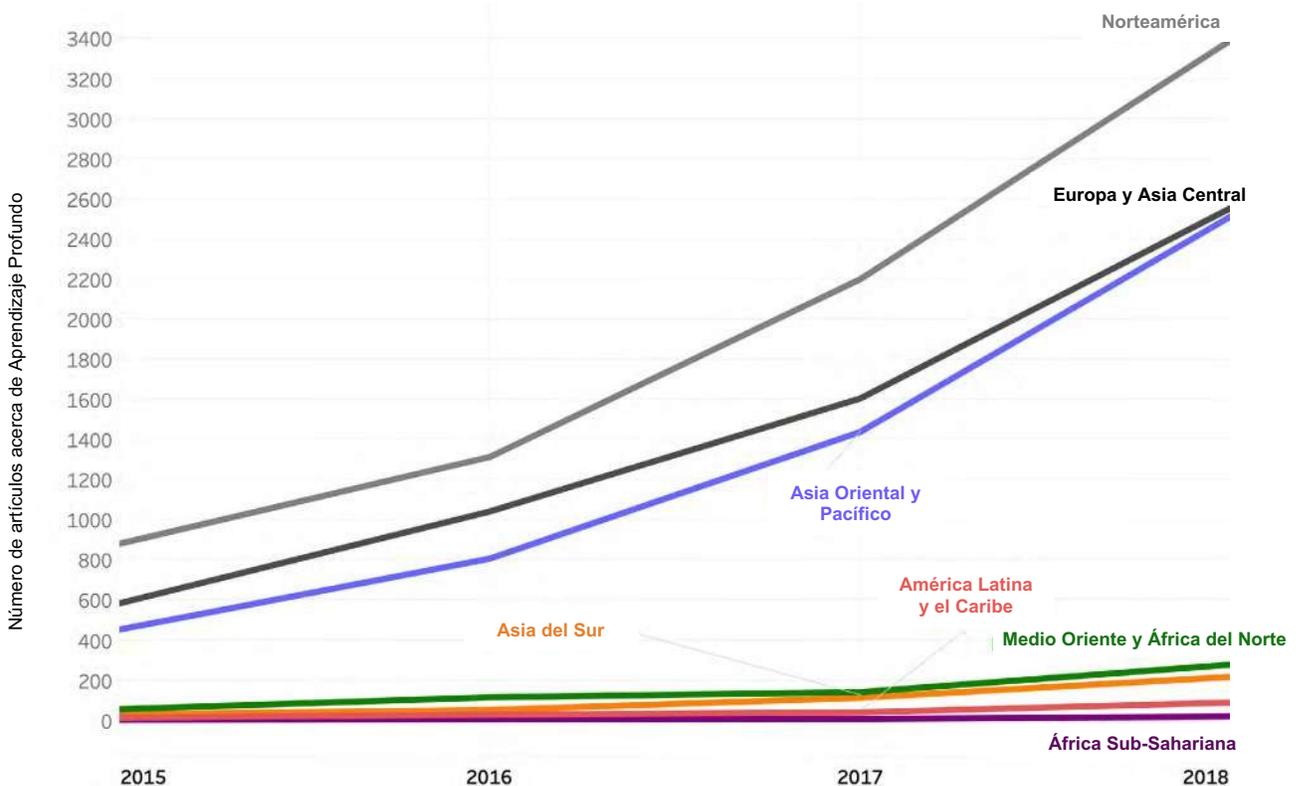


Fig. 1.7a.

Notas sobre las Regiones del Mundo:

En las siguientes secciones, el análisis bibliométrico de los países puede corresponder a los códigos de región del Banco Mundial cuando se indique explícitamente. Las regiones incluyen: Asia Oriental y el Pacífico, Europa y Asia Central, América Latina y el Caribe, Medio Oriente y África del Norte, América del Norte, Asia Meridional y África Subsahariana. El término "Asia Oriental" puede referirse a Asia Oriental y el Pacífico y "Europa" a Europa y Asia Central. Los códigos de país y el API están disponibles.

Singapur, Suiza, Australia, Israel, Holanda y Luxemburgo tienen documentos sobre el aprendizaje profundo, per cápita, relativamente altos publicados en arXiv.



Artículos de Aprendizaje Profundo en arXiv

Clasificación de los Países con base en el Número Total de Artículos de Aprendizaje Profundo en arXiv, 2015-18

Fuentes: arXiv, NESTA, 2019.

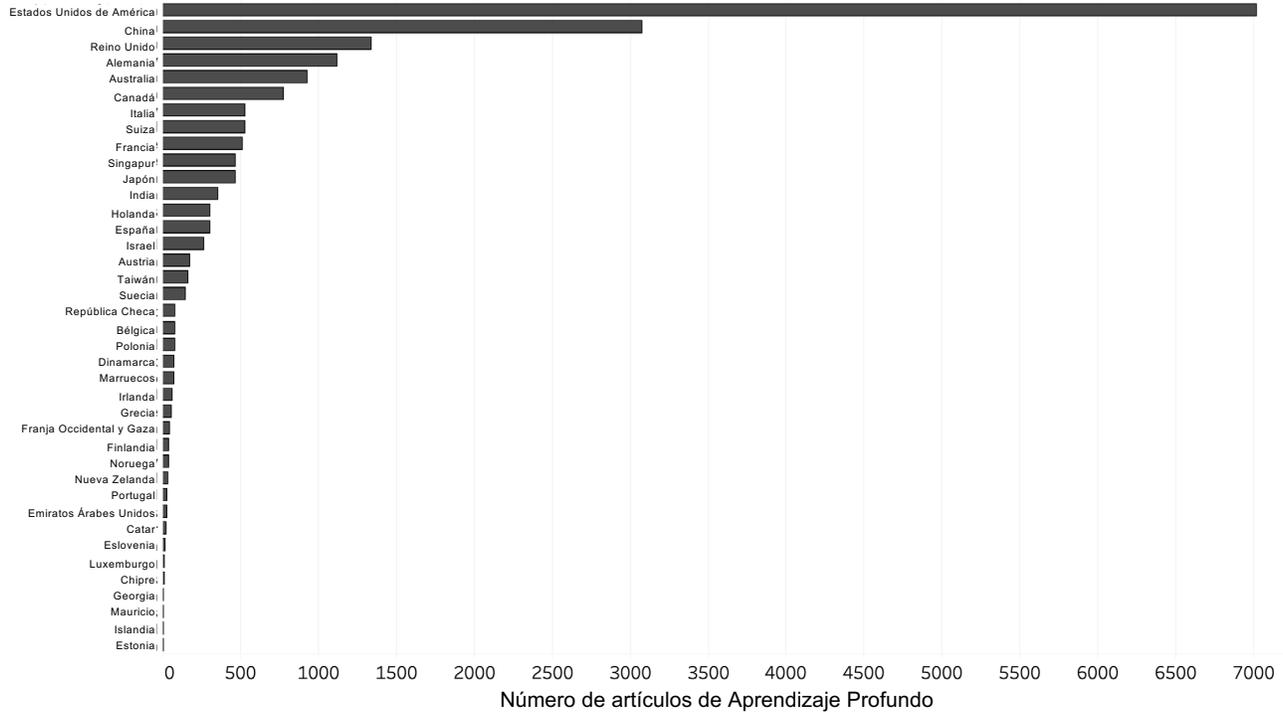


Fig. 1.7b.

Clasificación de los Países con base en el Número de Artículos de Aprendizaje Profundo per cápita en arXiv, 2015-18

Fuentes: arXiv, NESTA, 2019.

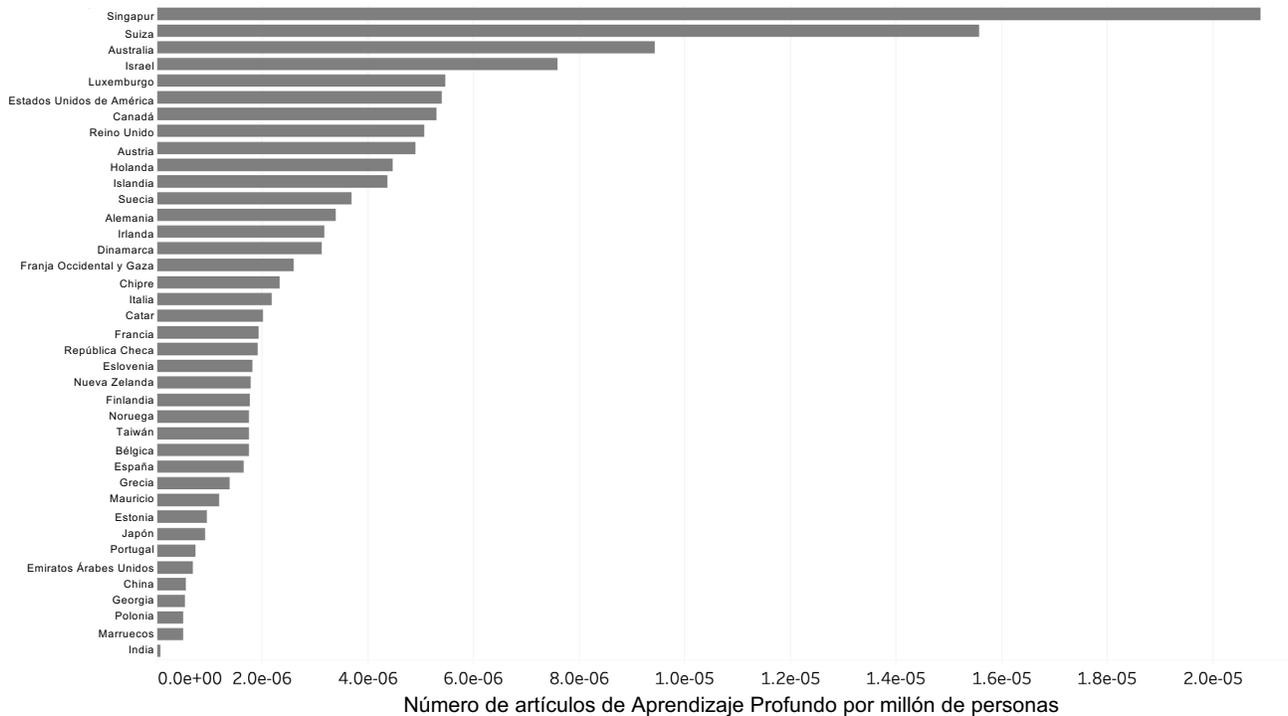


Fig. 1.7c.



Artículos publicados: Publicaciones de IA en Revistas

La gráfica que viene a continuación (Figura 1.8a) muestra la proporción de artículos de revistas de IA en *Microsoft Academic Graph* (MAG) clasificada de acuerdo a las diferentes regiones del mundo, entre 1990 y 2018. El 37% de los artículos publicados en las revistas se atribuyen a Asia Oriental y el Pacífico (en adelante, Asia Oriental), el 24% a Europa y Asia Central (en adelante, Europa) y el 22% a América del Norte en 2018. La cuota de Asia del Sur en las publicaciones de IA en las revistas a nivel mundial ha aumentado constantemente hasta casi el 8% en 2018.

La gráfica que viene a continuación (Figura 1.8b) muestra el número total de publicaciones en revistas y la media de publicaciones en revistas por millón de personas entre 2015 y 2018. China tuvo el mayor volumen de artículos de IA, seguida de los EE.UU., India, Reino Unido y Alemania. Asia Oriental es la región con el mayor volumen de artículos de revistas de IA en el MAG.

Distribución de publicaciones de revistas de IA en el mundo (%), 1990-2018

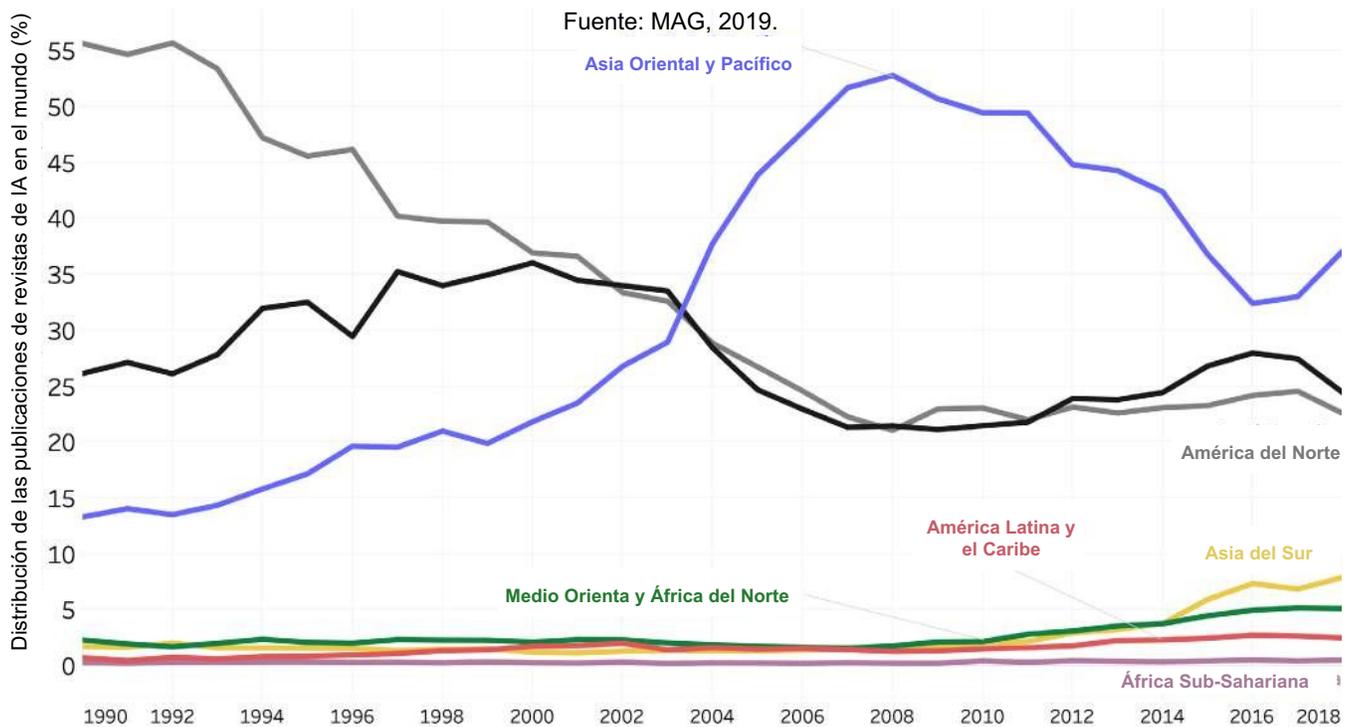


Fig. 1.8a.

Artículos publicados: Publicaciones de IA en Revistas

Volumen total y media anual per cápita de Publicaciones de IA en Revistas, 2015-2018

Fuente: MAG, 2019.

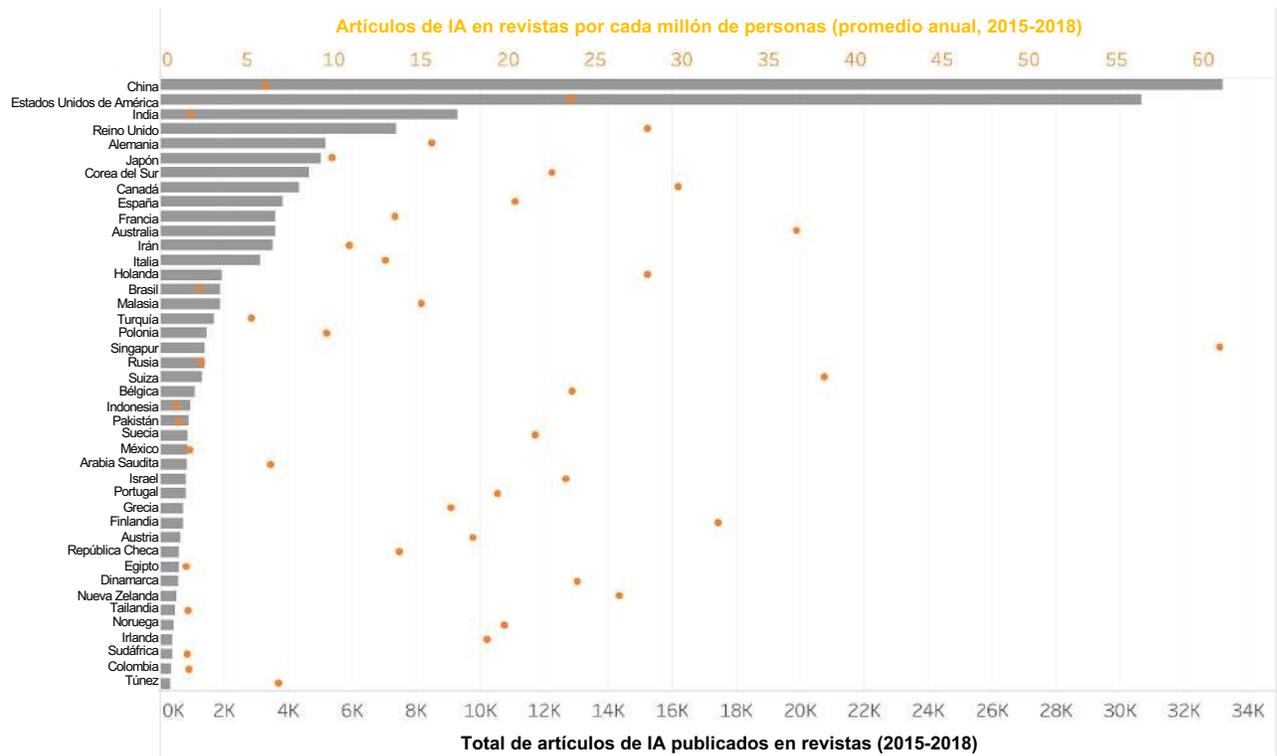


Fig. 1.8b.

En 2018, China tuvo el volumen más alto de artículos de IA en revistas, seguida de EE.UU., India, Reino Unido y Alemania.



Documentos publicados: Citas de IA en las revistas

Las citas de IA en las revistas dan un indicio del impacto de la Investigación y Desarrollo en IA. Se presenta la proporción de citas acerca de IA en todos los artículos de revistas de acuerdo a los datos proporcionados por MAG (véase el Recuadro 1.1). Los artículos norteamericanos fueron los más citados por los autores de Asia Oriental, en más de 220.000 ocasiones, seguidos por los autores europeos en más de 191.000 ocasiones. Las gráficas interactivas están disponibles [en la web. Artículo sobre Metodología Un Siglo de Ciencia: Globalización de las Colaboraciones, Citas e Innovaciones Científicas.](#)

Las citas de IA que hacen referencia a artículos de revistas de Asia Oriental representan más del 32% de las citas en el mundo; seguidas por Europa que representa más del 31%, y de América del Norte con más del 27% de las citas de IA en las revistas publicadas a nivel mundial (Figura 1.9).

Recuadro 1.1

- Entre 2014 y 2018, el 17% de las citas realizadas en Asia Oriental fueron autocitas; el 15% en Europa y el 9% en América del Norte.
- En las regiones, el 8% de las citas mundiales provienen de artículos de revistas de Asia Oriental haciendo referencia a artículos de revistas norteamericanas y el 7% a artículos norteamericanos.
- El 7% de las citas mundiales se generan en artículos de revistas de Asia Oriental que hacen referencia a artículos europeos.
La proporción de artículos de revistas europeas y norteamericanas que citaron revistas de Asia Oriental fue del 5% del total mundial, cada una.

Nota: El porcentaje de citas de revistas a países desconocidos es del 19.1%. La autocitación en estas secciones se refiere a la citación de una región a la misma, no a la interpretación más convencional de autocitas realizadas por un autor a sí mismo.

Citas de revistas de IA atribuidas a la región (% de citas de revistas mundiales), 2014-18

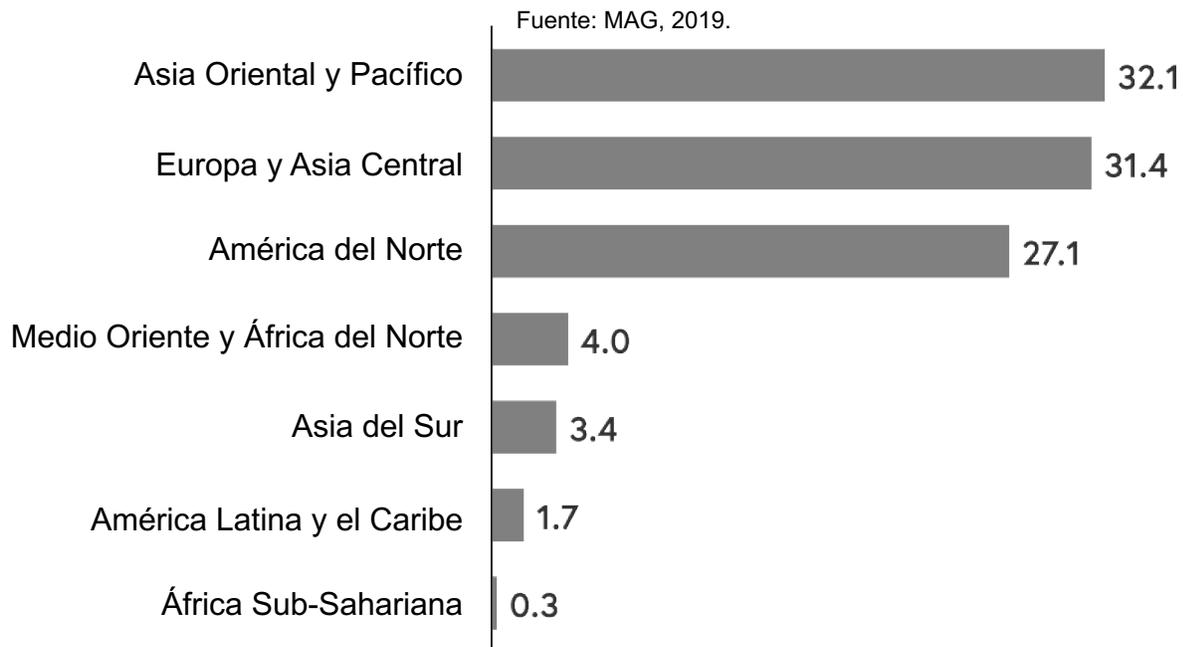


Fig. 1.9.

Nota: El porcentaje de citas conferencias a países desconocidos es del 19,1%.

Las citas de revistas de IA a artículos de revistas de Asia Oriental representan más del 32% de las citas mundiales; seguidas de Europa que representa más del 31%, y América del Norte más del 27%



Artículos publicados: Publicaciones de IA en Conferencias

La gráfica que se muestra a continuación (Figura 1.10a) muestra la proporción de los artículos acerca de IA publicados en conferencias, distribuidos en las diferentes regiones del mundo, entre 1990 y 2018, de acuerdo a MAG. En 2018, el 33% de los artículos acerca de IA publicados en conferencias se atribuyen a Asia Oriental, el 27% a América del Norte y el 26% a Europa. La cuota correspondiente a Asia del Sur en la publicación de artículos acerca de IA en conferencias, ha aumentado constantemente hasta alcanzar una participación cercana al 6% en 2018.

La siguiente gráfica (Figura 1.10b) muestra el número total de publicaciones acerca de IA en conferencias y el número de publicaciones acerca de IA en conferencias por millón de personas entre 2015 y 2018. Los Estados Unidos, seguidos por China, India, Japón y Alemania, tuvieron el mayor volumen de publicaciones de IA en conferencias a nivel mundial.

Distribución Porcentual por Regiones de las Publicaciones de IA en Conferencias (%), 1990-2018

Fuente: MAG, 2019.

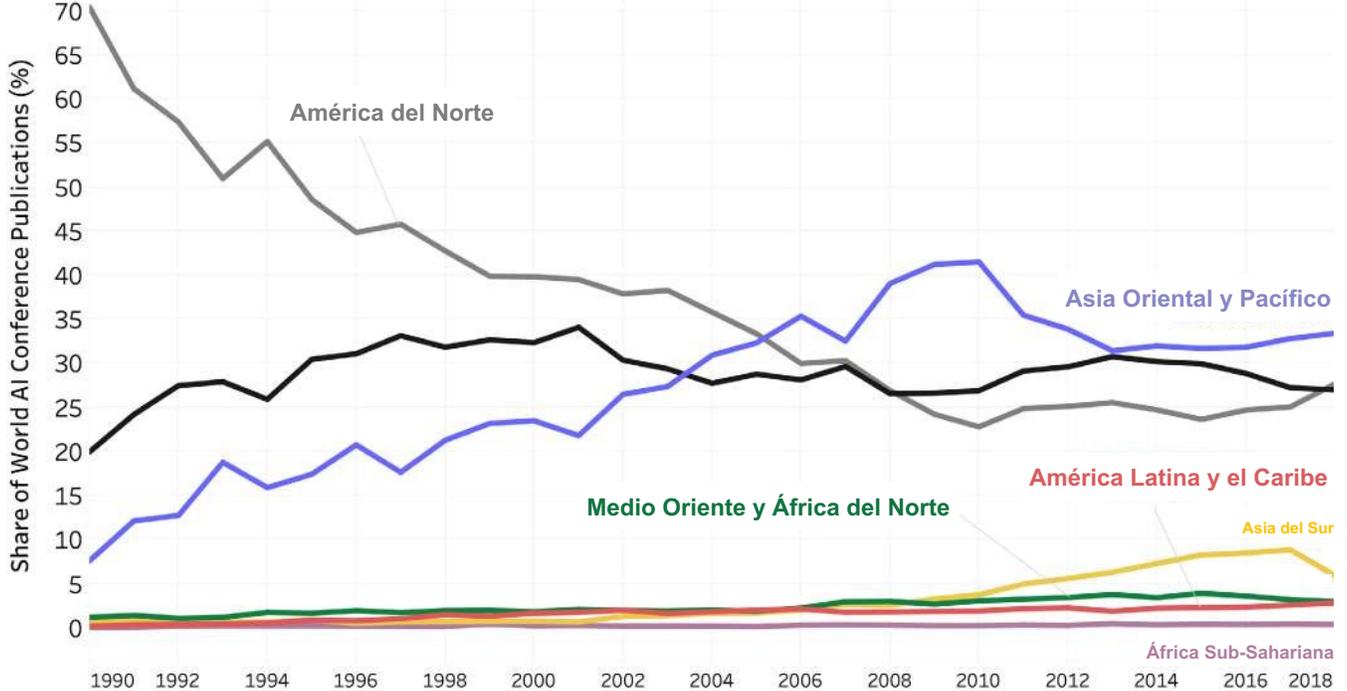


Fig. 1.10a.



Artículos publicados: Publicaciones de IA en Conferencias

Volumen Total y Media Anual per cápita de Publicaciones de IA en Conferencias, 2015-2018

Fuente: MAG, 2019.

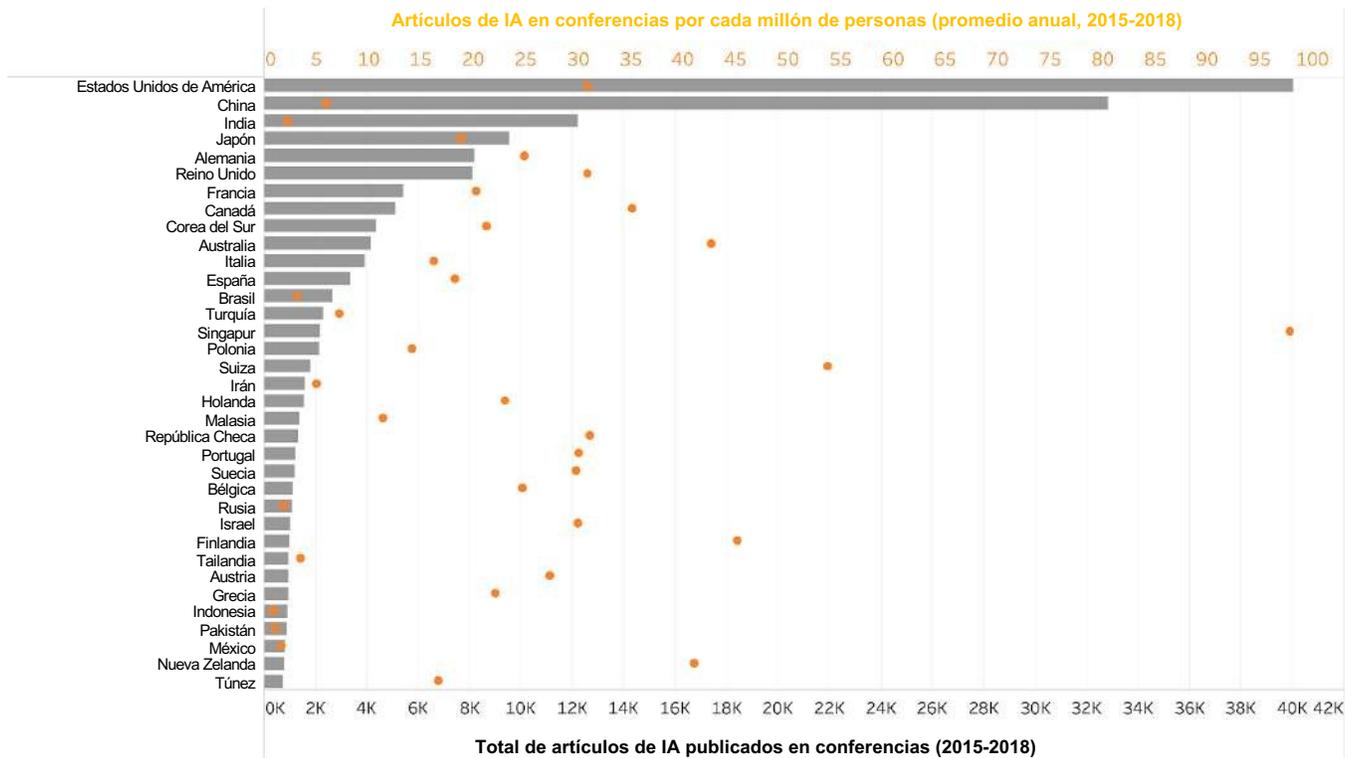


Fig. 1.10b.



Artículos publicados: Citas de Conferencias de IA

Más del 40% de las citas de artículos publicados en conferencias, a nivel mundial, se atribuyen a América del Norte (autocitas - 17%, Asia Oriental - 13%, Europa - 10%). Respecto al total de las citas de publicaciones de conferencias en el mundo, la autocitación en Europa representó el 13% y en Asia Oriental el 11%. En el cuadro 1.2. se muestran los aspectos más resaltantes del comportamiento de las citas de artículos de conferencias y las gráficas interactivas se encuentran disponibles [en la web](#).

Casi el 43% de las citas de conferencias mundiales en los documentos de IA se atribuyen a documentos de conferencias norteamericanas. La proporción de citas de conferencias mundiales en los documentos de las conferencias de IA a los documentos europeos fue de más del 28%, y a los documentos del Este de Asia fue más del 22% de la actividad de citas de conferencias mundiales de IA (Figura 1.11).

Recuadro 1.2.

- Las citas de los documentos de conferencias europeas por parte de América del Norte y Asia Oriental representaron el 7% y el 6% respectivamente de las citas de conferencias mundiales.
- Las citas de las ponencias de Asia Oriental de América del Norte y Europa representaron el 6% y el 4% respectivamente de las citas de las conferencias mundiales.

Nota: El porcentaje de citaciones de conferencias a países desconocidos es del 12,7%. La autocitación en estas secciones se refiere a la citación de una región a la misma, no a la interpretación más convencional de autor-citas-autocitas.

Citas de Conferencias atribuidas por Región (% del total mundial de citas), 2014-2018

Fuente: MAG, 2019.

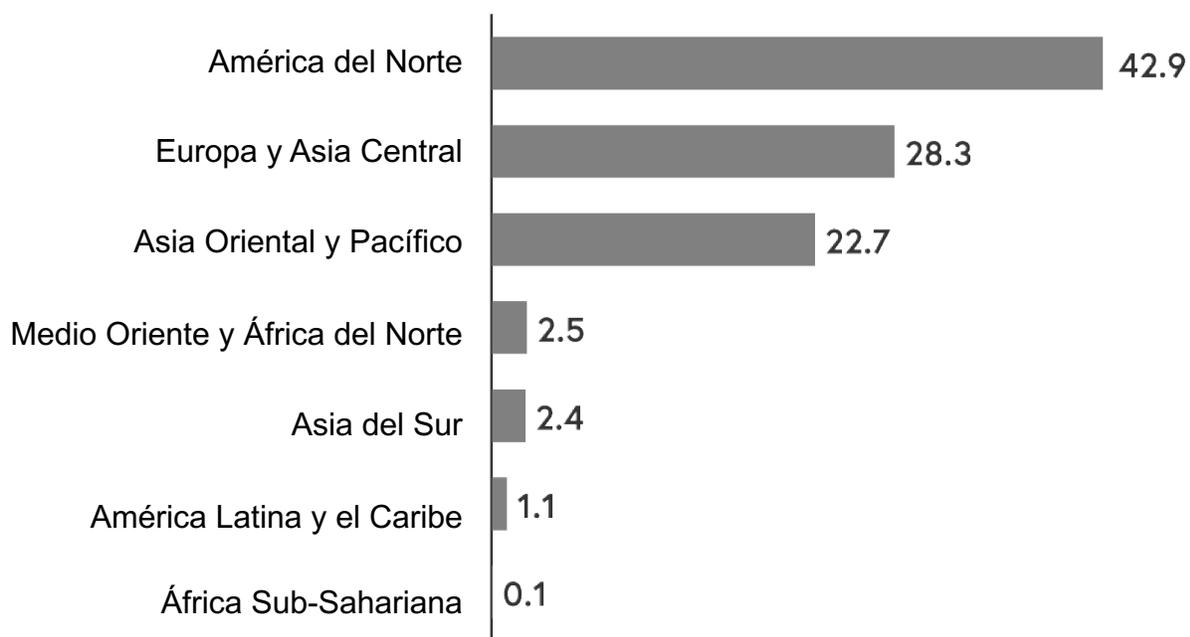


Fig. 1.11.

Nota: El porcentaje de citas conferencias a países desconocidos es del 12,7%.

Más del 40% de las citas de los documentos de la conferencia mundial de IA se atribuyen a América del Norte (autocitas regionales - 17%, de Asia Oriental - 13%, de Europa - 10% de las citas mundiales).



Patentes de IA

Las patentes publicadas en el campo de la IA proporcionan una medida de la actividad en la industria y su impacto potencial en los productos. La gráfica que aparece a continuación (Figura 1.12a) muestra la distribución de las patentes de IA por regiones del mundo entre 1990 y 2018, de acuerdo a MAG. Más del 51% de las patentes de IA publicadas en el mundo se atribuyen a América del Norte, mientras que la proporción de Europa y Asia Central se reduce al 23%, un porcentaje cercano al logrado por la región de Asia Oriental y el Pacífico.

La siguiente gráfica (Figura 1.12b) muestra el número total de patentes de IA y la media de las publicaciones de patentes de IA per cápita entre 2015 y 2018. Los EE.UU. publicaron el triple de patentes de IA del país que les sigue en la clasificación, que es Japón. Más del 94% de las patentes de IA se presentan en países de ingresos altos, y la participación de países de ingresos medios-altos se eleva al 4% en 2018.

Distribución Porcentual de Patentes Publicadas de IA en el mundo (%), 1990-2018

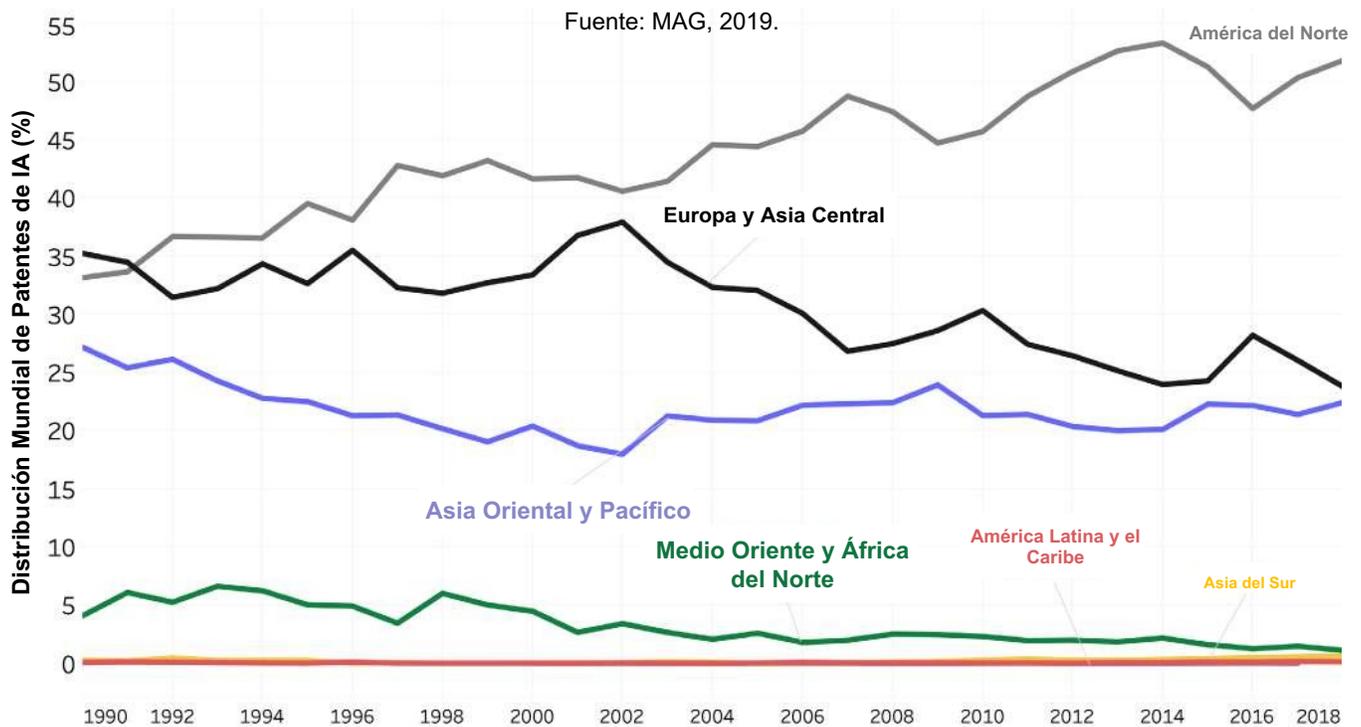


Fig. 1.12a.



Patentes de IA

Volumen Total y Media Anual per cápita de Patentes de IA Publicadas Total, 2015-2018

Fuente: MAG, 2019.

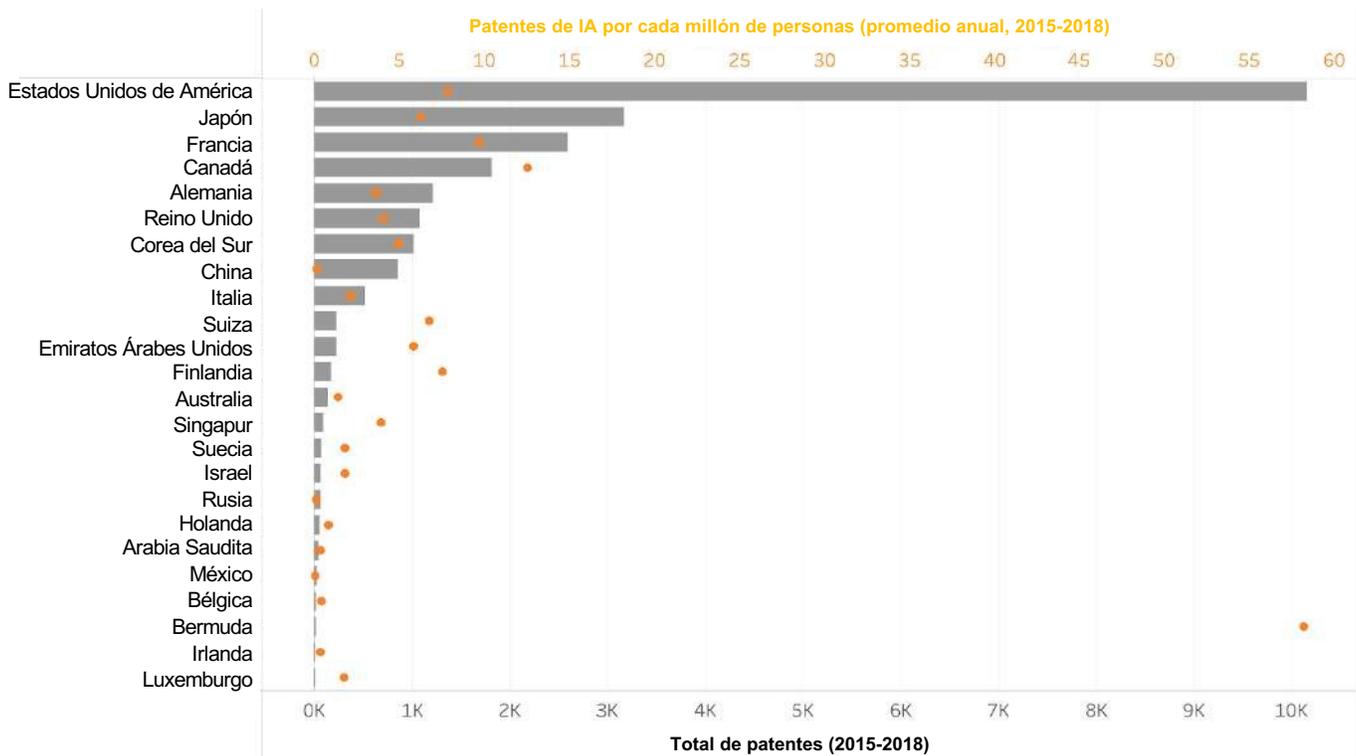


Fig. 1.12b.

Más del 94% de las patentes de IA se publican en los países con altos ingresos, y la participación de los países con ingresos medios se elevó al 4% en 2018.



Citas de Patentes de IA

En el recuadro que viene a continuación (Cuadro 1.3) se presentan los puntos clave respecto a las citas de patentes de IA. Los conocimientos sobre las citas de las patentes son reveladores. La mayoría del flujo de patentes de IA en el mundo depende de América del Norte. Las gráficas interactivas están disponibles [en la web](#).

Las citas de las patentes de IA de Norteamérica representaron más del 60% de la actividad de citas de patentes en el mundo; seguidas por Asia Oriental con más del 22% y Europa con más del 17% de las citas de patentes de IA (Figura 1.13).

Recuadro 1.3.

- Más del 60% de la actividad de citas de patentes de IA está relacionada con América del Norte, con casi el 45% (de las citas de patentes de IA en el mundo) de autocitas, el 9% de las patentes de Asia Oriental y el 7% de las patentes europeas.
- Las patentes norteamericanas citaron las patentes europeas y de Asia Oriental unas 6.000 veces entre 2015 y 2018, con las regiones individuales representando el 6-7% de cada una de las citas de patentes mundiales.

Nota: El porcentaje de citas de patentes a países desconocidos es del 37,2%.

Citas de patentes de IA atribuidas a la región (% de citas de revistas mundiales), 2014-18

Fuente: MAG, 2019.

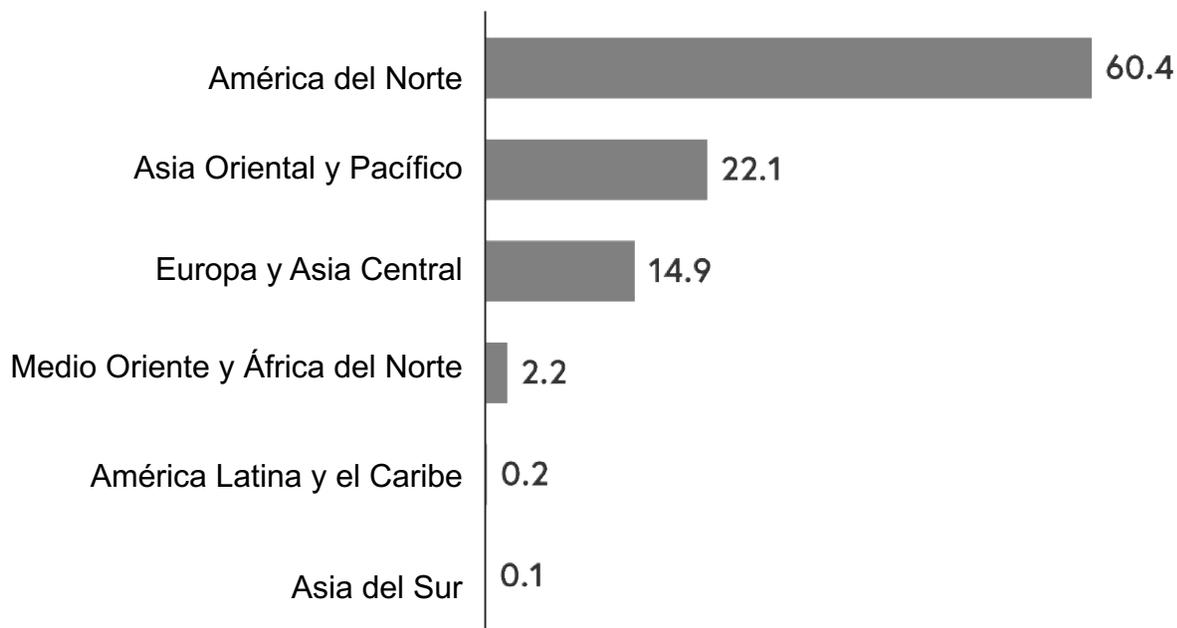


Fig. 1.13.

Nota: El porcentaje de citas de patentes a países desconocidos es del 37,2%.

América del Norte representa más del 60% de la actividad de citas de patentes de IA a nivel mundial entre 2014 y 2018.



Estrellas en GitHub

GitHub es un sitio web donde los desarrolladores cargan, comentan y descargan código de software. Las estrellas indican que una persona ha expresado su interés en una pieza de código y/o un proyecto específico en GitHub, de manera similar a como los "Me gusta" pueden evidenciar la popularidad de una publicación determinada en los servicios de medios sociales, tales como Twitter y Facebook. Por lo tanto, las estrellas de GitHub proporcionan una medida estimada de la popularidad de varias plataformas de IA. Las gráficas que vienen a continuación muestran el número de veces que varios paquetes de software de IA y ML han sido calificados con una estrella en GitHub (Figura 1.14a y 1.14b).

Una tendencia notable es la aparición de plataformas respaldadas por empresas, como es el caso de TensorFlow (que fue desarrollado principalmente por Google) y PyTorch (que fue desarrollado principalmente por Facebook). Aunque la popularidad de Keras parece disminuir, cabe destacar que ha sido integrado posteriormente en TensorFlow, por lo que su popularidad está integrada parcialmente en dicha métrica. Dos plataformas no industriales, scikit-learn y Caffe, siguen mostrando una creciente popularidad, pero sus tendencias de crecimiento lucen inferiores a las que muestran las plataformas corporativas.

Acumulado de estrellas en GitHub por biblioteca de IA (2015-2019)

Fuente: GitHub, 2019.

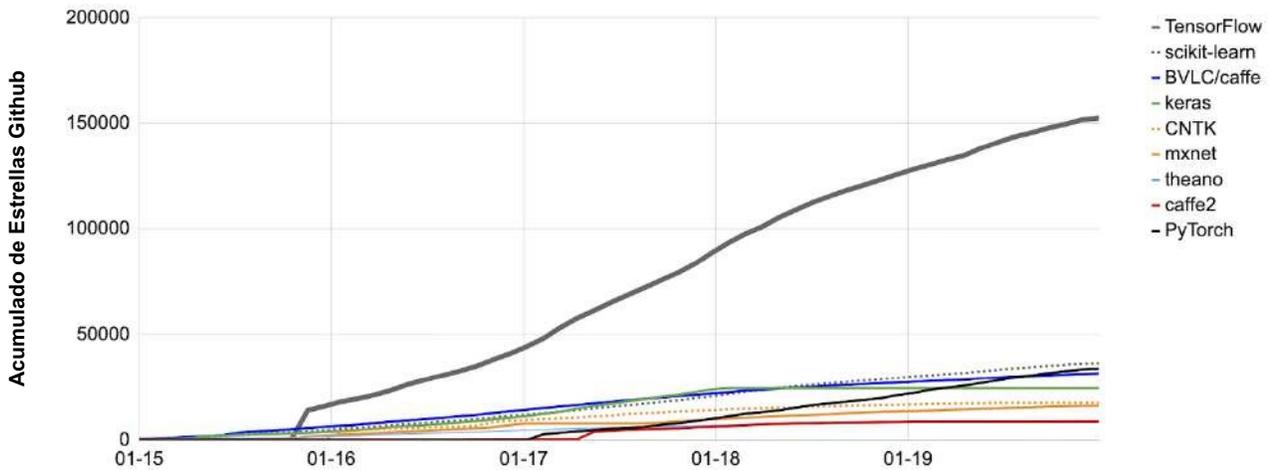


Fig. 1.14a.

Acumulado de estrellas en GitHub por biblioteca de IA, sin incluir a TensorFlow (2015-2019)

Fuente: GitHub, 2019.

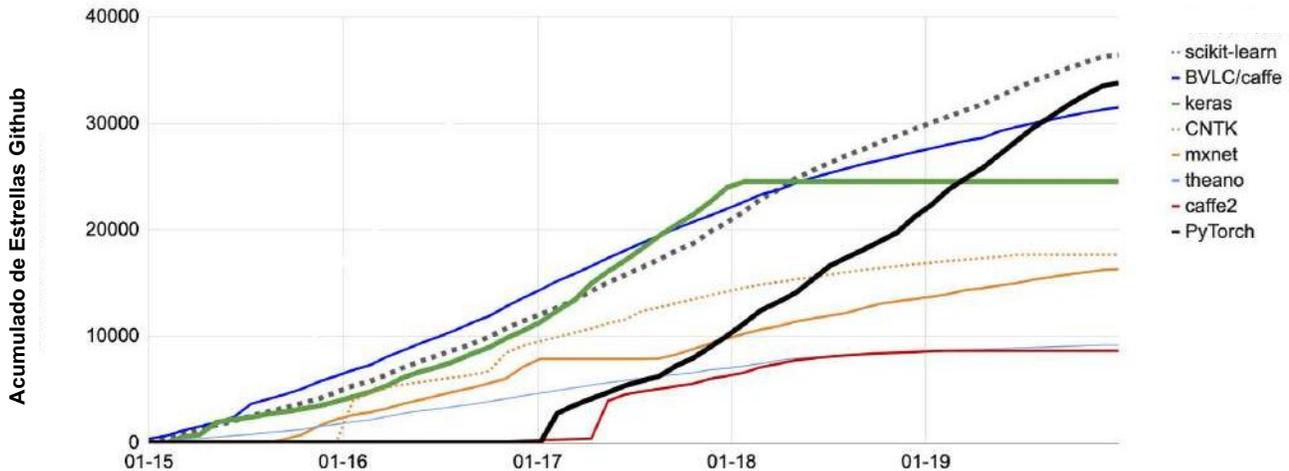


Fig. 1.14b.



Mujeres en el campo de la IA

A nivel internacional existen diferencias significativas respecto a la diversidad de género de los investigadores de IA. La mitad de los autores podrían ser identificados mediante su nombre de pila con un alto grado de confianza (China, uno de los líderes mundiales de la investigación de IA, está excluida de la muestra debido a una menor confianza en la identificación del género de los usuarios a través de su nombre de pila, y será incluida en 2020). Los países con menos de 5.000 publicaciones en arXiv no se consideran en este análisis.

A continuación se presentan las diferencias entre la proporción de autoras en trabajos sobre IA y no IA (se refiere a publicaciones en todos los campos) dentro de estos países (Figura 1.16a). Más del 41% de los trabajos sobre IA en Holanda y más del 39% de los trabajos sobre IA en Dinamarca tuvieron al menos una coautora. En cambio, sólo el 10% y el 16% de los que trabajos que tenían afiliaciones japonesas y singaporenses, respectivamente, tenían una coautora.

Países como Malasia, Dinamarca, Noruega e Israel muestran una mayor participación de las mujeres en la investigación de IA en comparación con los trabajos fuera del ámbito de la IA.

El informe de Mujeres en el campo de la IA de NESTA se puede encontrar [aquí](#). Los datos longitudinales de los países que muestran la proporción de autoras en publicaciones de IA y no IA de NESTA están disponibles [aquí](#), incluyendo los datos de los 30 países con más publicaciones. El cambio en el porcentaje de mujeres autoras en IA se presenta desde 2000 a 2018, mostrando el crecimiento de las publicaciones de IA con autoras de Europa (Figura 1.16b). Varios países tienen a autoras en más del 30% de los trabajos de IA en la arXiv, incluyendo Argentina, Canadá, Irán y varios países europeos (Portugal, España, Francia, Bélgica, Italia, Holanda, Dinamarca, Irlanda, Hungría). En los Estados Unidos, el porcentaje de autoras en IA ha disminuido ligeramente durante este período.

Porcentaje de artículos con al menos una autora

Fuente: NESTA, arXiv, 2019.

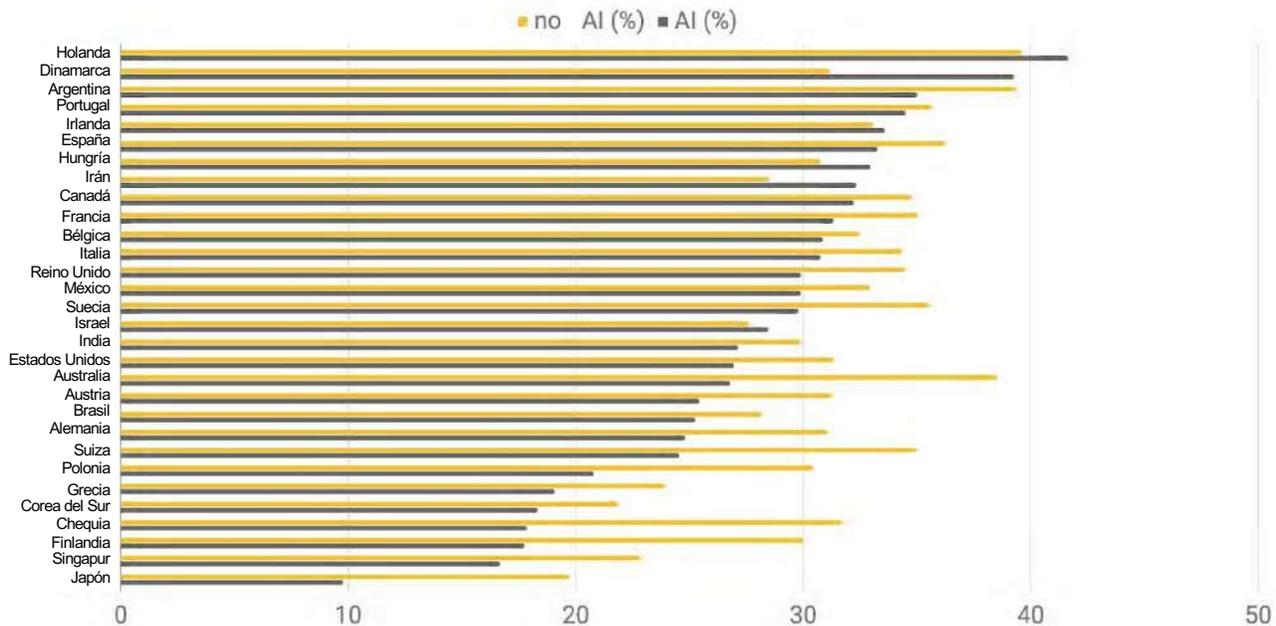


Fig. 1.16a.

"Nuestros hallazgos sugieren que tanto la geografía, como las áreas de investigación influyen de manera importante sobre la participación de las mujeres en las publicaciones de IA. Esto significa que tanto las políticas e instituciones nacionales, como las normas sociales en las comunidades de investigación, tendrán que desempeñar un papel para lograr el aumento de la participación femenina en la investigación de IA" Kostas Stathoulopoulos y Juan Mateos-García, NESTA



Mujeres en el campo de la IA

Crecimiento en autoría femenina de artículos de IA, 2000-2018

Fuente: NESTA, 2019.

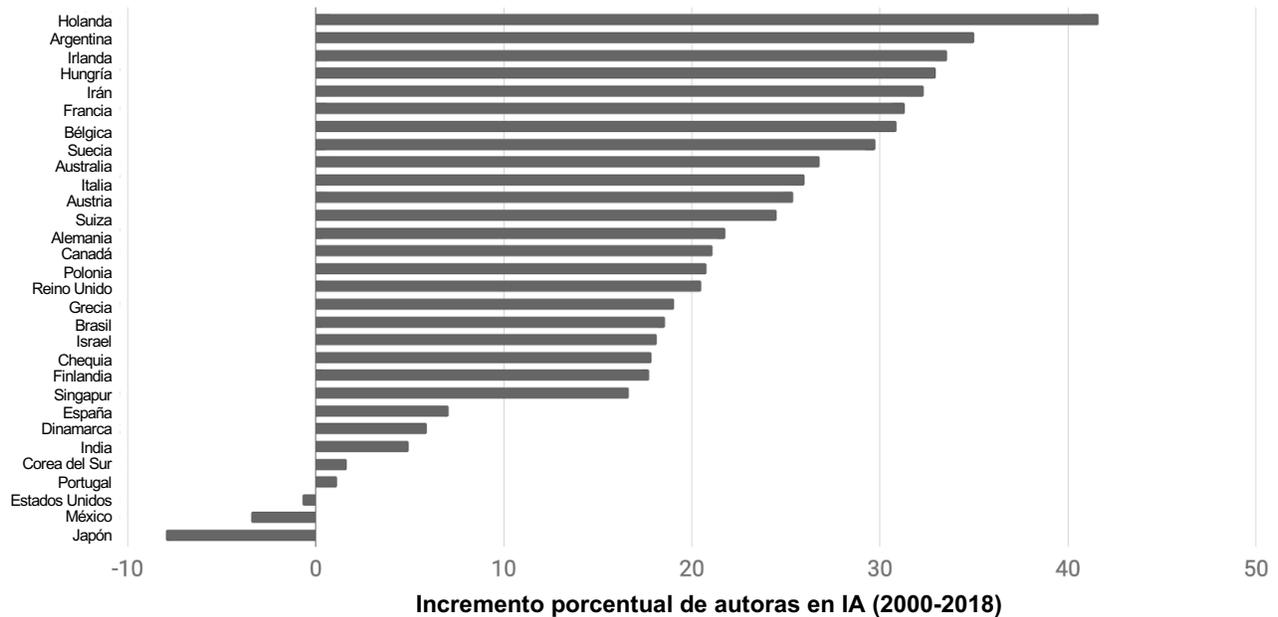


Fig 1.16b.

Muchos países de Europa Occidental, junto a Argentina, Canadá e Irán, muestran una presencia relativamente alta de mujeres en la investigación de la IA.



Preguntas sobre la Medición

Algunas de las preguntas implícitas en los datos de esta sección incluyen:

- ¿Cuál es la mejor manera de ponderar la importancia relativa de los artículos publicados en los servicios de preimpresión, tales como arXiv, frente a las publicaciones tradicionales en revistas arbitradas?
- ¿Qué herramientas están disponibles para ayudarnos a atribuir claramente los artículos a una región específica o a una institución de origen y/o fuente de financiamiento?
- ¿Es posible medir y evaluar el género de los investigadores de la IA sin añadir metadatos específicos a los artículos de preimpresión y los artículos publicados?



Vista Previa del Capítulo

Participación

[Grandes Conferencias de IA](#) 39

[Pequeñas Conferencias de IA](#) 40

[Estadísticas de Artículos de la AAI](#) 41

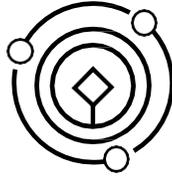
[Organizaciones Pro-Diversidad](#) 43

[Conferencias de Ética en la IA](#) 44

[IA y Derechos Humanos](#) 45

[Preguntas sobre la Medición](#) 46

Capítulo 2: Conferencias



Introducción

Este capítulo presenta datos de diversas fuentes acerca de la asistencia a las conferencias de IA y un resumen de los temas e hitos legislativos alcanzados. En primer lugar, se presenta la asistencia a conferencias de IA grandes y pequeñas. En segundo lugar, se presenta el índice de aceptación por países y áreas temáticas de IA en la conferencia de la AAIA. Se pueden identificar tendencias similares para otras conferencias clave de IA en el futuro. En el tercero, se presenta el crecimiento en la asistencia y participación de organizaciones de diversidad de género, y la mención de la ética en conferencias seleccionadas, resaltando el creciente interés en la intersección de los derechos humanos y la IA.

Cabe señalar que estos datos no incluyen el alcance total de las organizaciones dedicadas a promover la participación de las personas infrarrepresentadas en la IA, que son muchas, y que se tratarán en la edición de 2020. El AI Index sigue recogiendo datos sobre las organizaciones que miden la diversidad racial y étnica en el campo de la IA. Por ejemplo, [Black in IA](#), es un esfuerzo lleno de vitalidad. Otras conferencias que tienen un taller específico o un componente dedicado a los desafíos éticos incluyen la Conferencia de ACM sobre Equidad, Responsabilidad y Transparencia ([ACM FAT*](#)), la Conferencia de Inteligencia Artificial, Ética y Sociedad ([AES](#)) de la AAAI/ACM, FAT/ML en ICML y el [Taller Conjunto de NeurIPS sobre IA para el Bien Social](#).

Grandes Conferencias de IA

Las conferencias expresan con claridad el nivel de entusiasmo respecto a un tema, tanto de la industria como de la academia. Las conferencias de IA han crecido, no sólo en tamaño, sino también en cantidad y prestigio. Las gráficas que vienen a continuación muestran la asistencia a grandes conferencias de IA desde 1984 hasta 2019 (Figura 2.1a), y el aumento de la asistencia a grandes conferencias en relación con 2012 (Figura 2.1b). Se definen como grandes conferencias de IA aquellas con más de tres mil asistentes en 2019. En 2019, NeurIPS 2019 contó con

13.500 personas, CVPR con unas 9.227 personas, ICML con unas 6.400 personas, e IJCAI-19 con 3.015 personas. NeurIPS (formalmente NIPS), CVPR e ICML siguen siendo las conferencias de IA con mayor asistencia. La NeurIPS y el ICML están creciendo con mayor rapidez, con una asistencia ocho veces mayor que en 2012.

Asistencia a grandes conferencias (1984-2019)

Fuente: Datos proporcionados por las Conferencias.

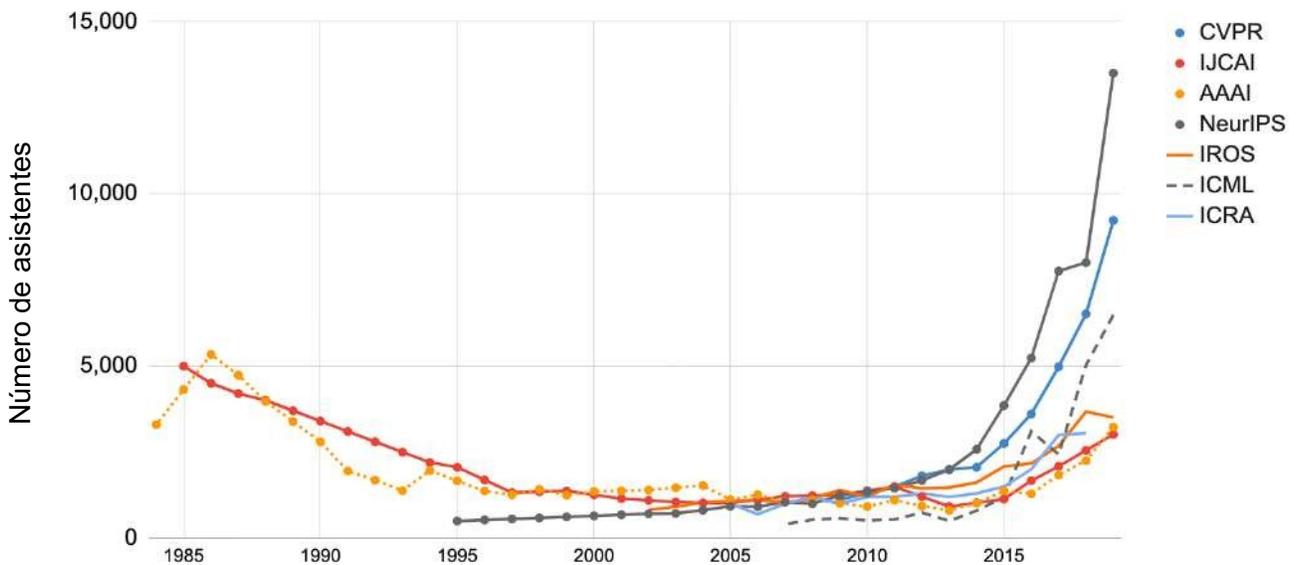


Fig. 2.1a

Nota: La IJCAI tuvo lugar cada dos años hasta 2014. Los años que faltan entre 1984 y 2014 se interpolan como la media entre las dos fechas conocidas de asistencia a la conferencia, con el fin de proporcionar una visión comparativa entre las conferencias.

Crecimiento en la asistencia a las grandes conferencias con respecto a 2012

Fuente: Datos proporcionados por las Conferencias.

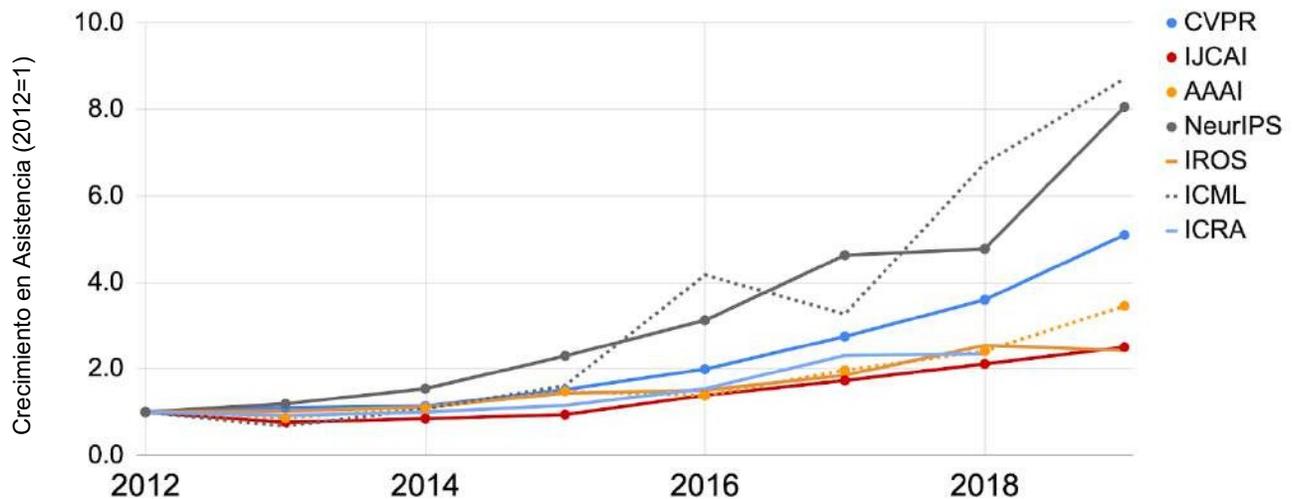


Fig. 2.1b

Pequeñas Conferencias

Las gráficas que vienen a continuación muestran la asistencia a pequeñas conferencias de IA (Figura 2.2a), y el crecimiento de la asistencia a pequeñas conferencias de IA con relación a 2014 (Figura 2.2b). Las pequeñas conferencias de IA se definen como aquellas con menos de tres mil asistentes en 2019. La asistencia de la ICLR en el 2019 equivale a más de 15 veces la obtenida en el 2014.

Este aumento es probablemente el resultado de un mayor énfasis en el aprendizaje profundo y por refuerzo dentro de la IA en la actualidad. Cabe destacar que la KR tiene lugar cada dos años, por lo que no hubo KR en el 2019. A partir de 2020, la KR será un evento anual.

Asistencia a pequeñas conferencias (2000-2019)

Fuente: Datos proporcionados por las Conferencias.

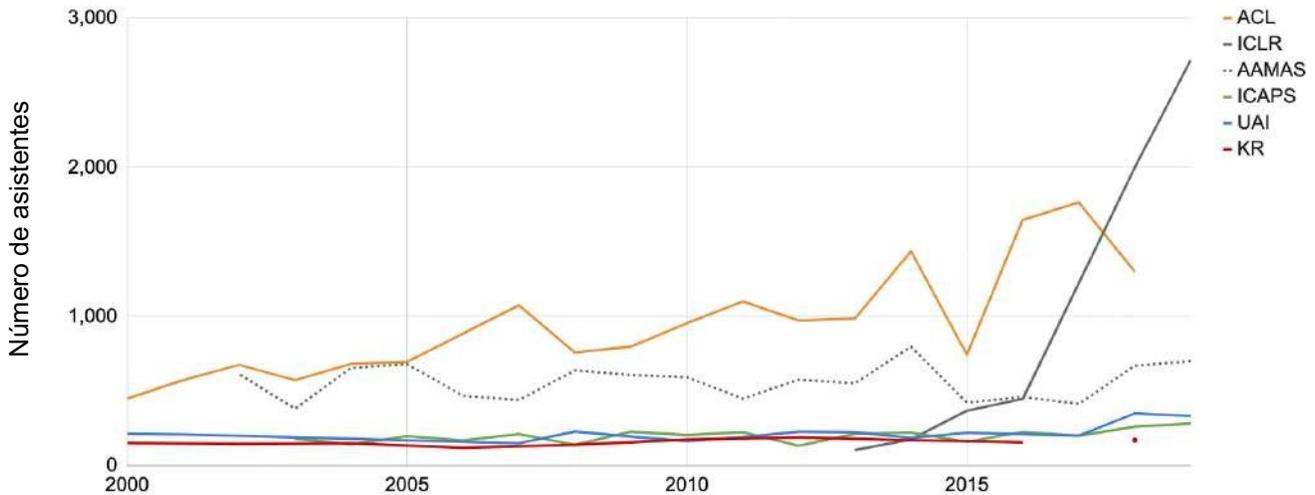


Figura 2.2a

Crecimiento en la asistencia a las pequeñas conferencias (2014-2019)

Fuente: Datos proporcionados por las Conferencias.

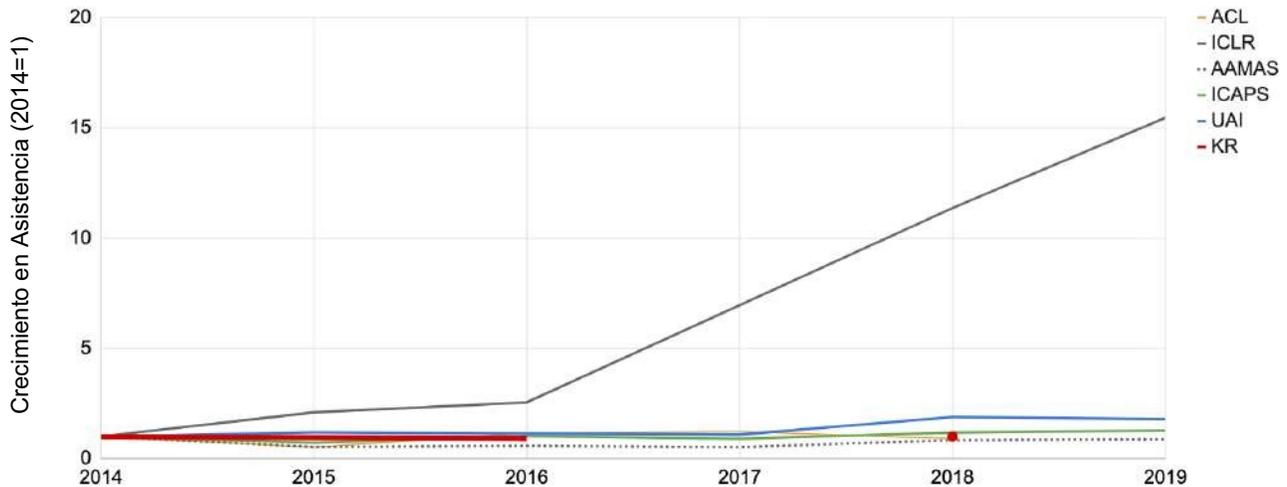


Figura 2.2b



Estadísticas de los Artículos de la AAAI

Las estadísticas de los trabajos que se presentan en la AAAI – es una de las conferencias de mayor trayectoria en el campo de la IA y que proporciona una amplia cobertura de los temas relacionados con la IA. La gráfica que viene a continuación (Figura 2.3a) muestra el número de artículos enviados y aceptados para la conferencia de la Asociación para el Avance de la Inteligencia Artificial (AAAI, por sus siglas en inglés) del 2019, por país.

Sólo se presentan los países con más de 10 trabajos aceptados. China fue el país con mayor número de artículos enviados y aceptados. Más del 68% de las presentaciones tuvieron a un estudiante como primer autor. Israel tuvo el mayor índice de aceptación (24%), seguido de Alemania (23%), Canadá (22%), Estados Unidos y Singapur (ambos 20%).

El siguiente gráfico (Figura 2.3b) muestra el número de artículos enviados y aceptados por áreas temáticas. El Aprendizaje Automático, la PLN y la Visión Artificial siguen siendo las tres áreas temáticas principales. El envío de artículos aumentó con respecto al año anterior para las siguientes tres áreas temáticas principalmente: Razonamiento bajo incertidumbre (194%), Aplicaciones (176%) y Humanos e Inteligencia Artificial (161%). El envío de artículos presentó una mayor disminución en las siguientes tres áreas temáticas: Sistemas Cognitivos (-56%), Sostenibilidad Computacional (-34%) y Computación Humana y Crowdsourcing (+0.9%). La tasa de aceptación fue más alta para la Teoría de Juegos y Paradigmas Económicos (32,3%), seguida de la Búsqueda Heurística (27,5%) y Sistemas Cognitivos (27,2%).

Estadísticas de los artículos de AAAI por país, 2019

Fuente: AAAI, 2019.

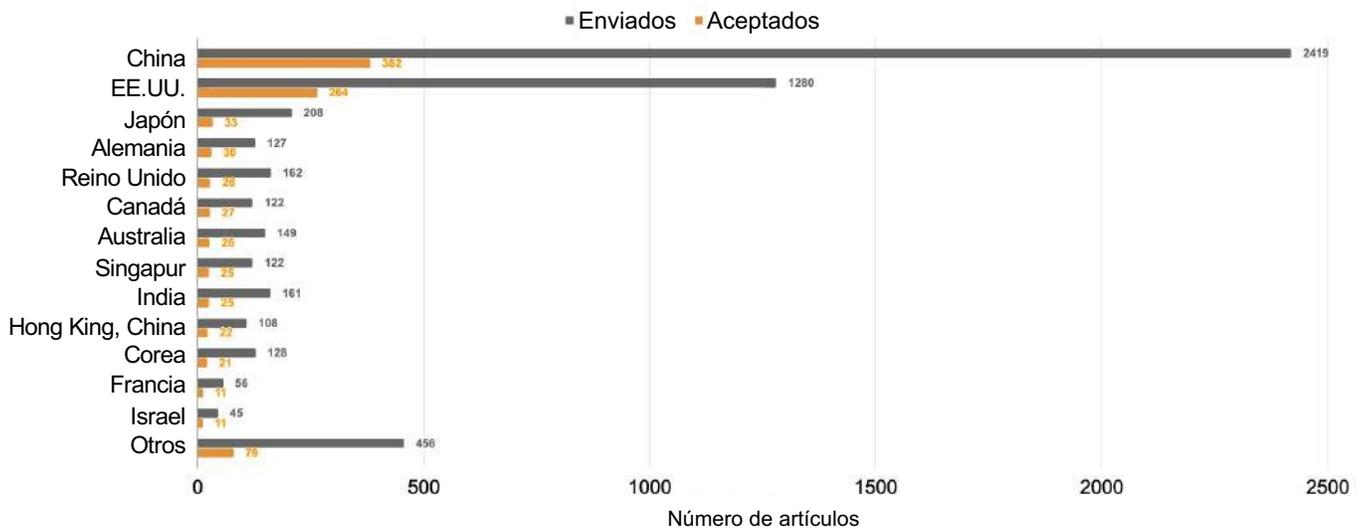


Fig. 2.3a.

Más del 68% de los artículos enviados tenían a un estudiante como primer autor. Israel tuvo la mayor aceptación (24%), seguido de Alemania (23%), Canadá (22%), los EE.UU. y Singapur (ambos 20%).

³En el futuro, el Índice IA busca realizar análisis detallados de múltiples conferencias.



Estadísticas de los Artículos de la AAAI

Estadísticas de los artículos de AAAI por área de investigación, 2019

Fuente: AAAI, 2019.

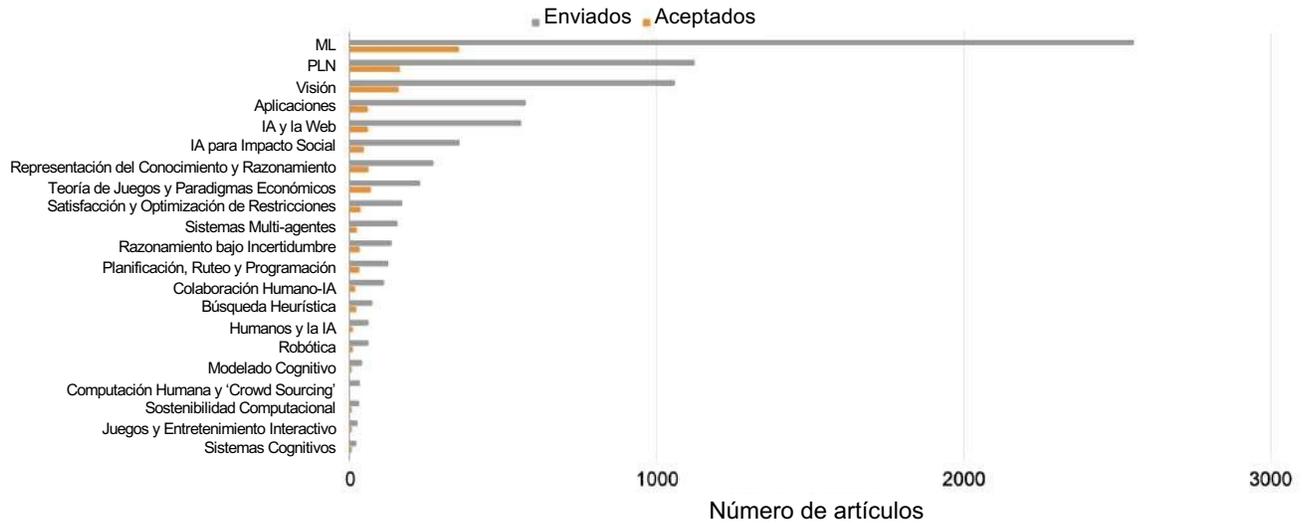


Fig. 2.3b.



Organizaciones Pro-Diversidad

Las gráficas (Figuras 2.4a y 2.4b) muestran el número de inscripciones para el taller anual organizado por “[Women in Machine Learning](#)” (WiML), una organización dedicada a apoyar a las mujeres en el aprendizaje automático, y el número de ex-alumnos de [AI4All](#), una iniciativa educativa de IA diseñada para aumentar la diversidad y la inclusión en la IA. Tanto el taller WiML como AI4All aumentaron la inscripción al programa en los últimos años.⁴ El taller WiML cuenta con un

738% más de participantes que en 2014 y AI4ALL tiene un 2000% más de ex alumnos que en 2015. Estos aumentos reflejan un esfuerzo continuo por incluir a las mujeres y a los grupos infrarrepresentados en el campo de la IA.

Registro en el WiML (2006-2019)

Fuente: WiML, 2019.

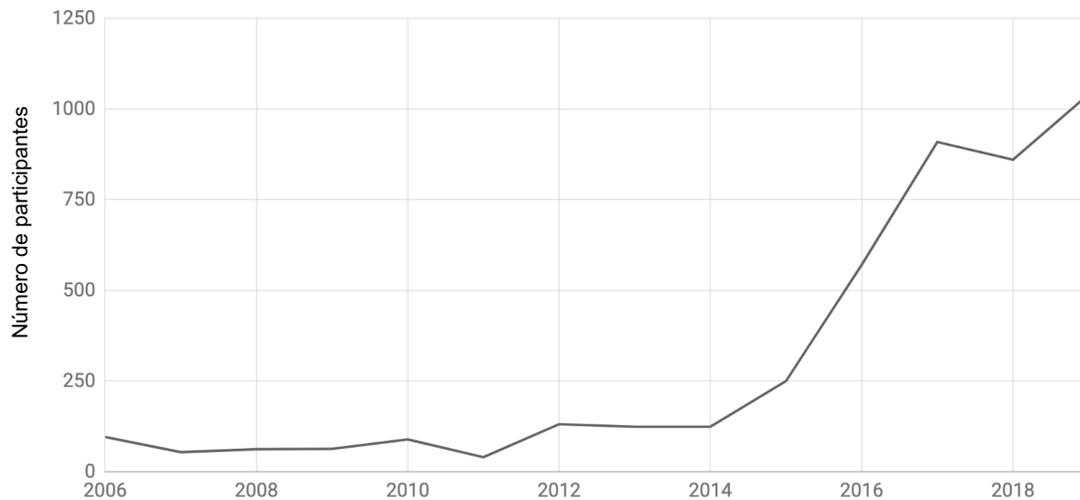


Fig. 2.4a.

Nota: La inscripción en el taller de WiML se infló ligeramente en 2017 debido a que el taller de 2 días, en lugar del formato de 1 día utilizado en años anteriores.

Egresados de AI4ALL y sus programas (2015-2019)

Fuente: AI4ALL

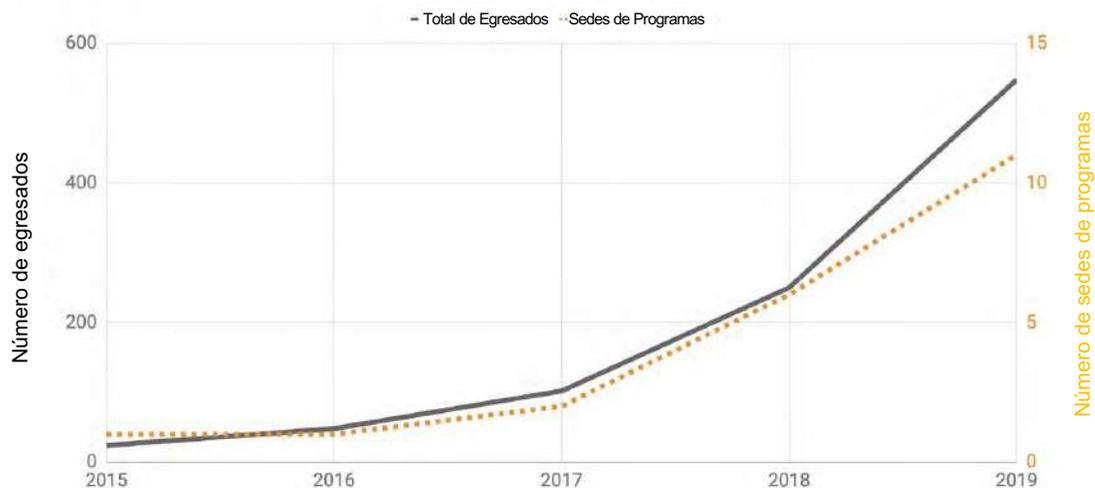


Fig. 2.4b.

⁴En octubre de 2019 AI4ALL lanzó un nuevo programa llamado [AI4ALL Open Learning](#). A través del programa, los maestros y las organizaciones de interés social pueden tener acceso a un currículo de IA gratuito y basado en proyectos, dirigido a los estudiantes de secundaria – los estudiantes y los facilitadores no requieren de ninguna experiencia en ciencias de la computación o IA. Este programa tiene como meta llegar a más de 750 estudiantes de secundaria, a finales de 2019, a través de los socios educativos de AI4ALL y otros estudiantes que utilizan la plataforma.



La ética en las conferencias de IA

Para medir la presencia de la ética en las discusiones de IA, se buscaron términos relacionados en los títulos de los artículos de las conferencias y revistas de IA, aprendizaje automático y de robótica más importantes. Las siguientes estadísticas fueron calculadas sobre un conjunto de datos de un total de 110.108 artículos, que abarcan 59.352 conferencias y 50.756 resultados correspondientes a revistas. El número total de artículos con palabras clave relacionadas con la ética es una pequeña fracción del total de artículos, pero está aumentando rápidamente (Figura 2.5a). El porcentaje para cada categoría (clásica / tendencia / ética) se basa en la proporción de artículos cuyo título (o resumen, en el caso de las cifras de la AAAI y la NIPS) contiene

por lo menos una palabra clave que coincide con la suya (Figura 2.5b). Los porcentajes no suman necesariamente el 100% (es decir, clásico / tendencia / ética no son mutuamente excluyentes). Hay documentos que pueden estar incluidos en las tres categorías.

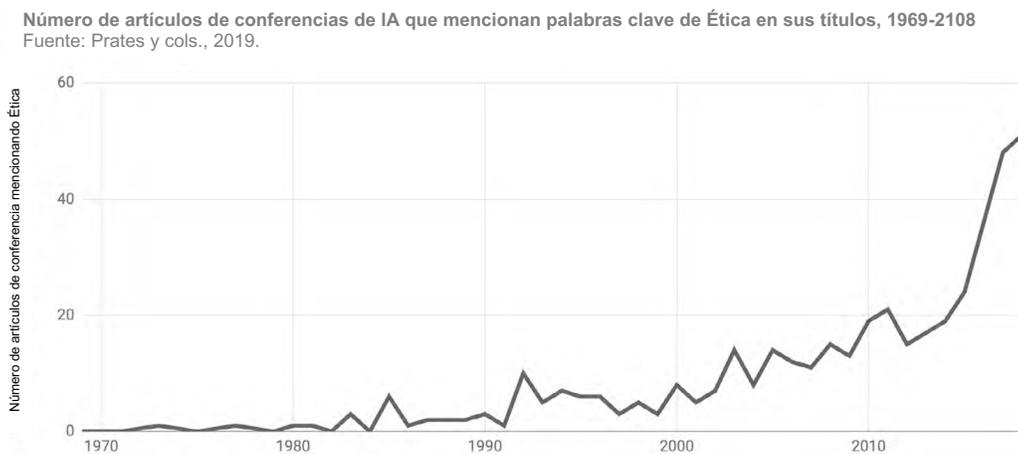


Fig. 2.5a.



Fig. 2.5b.

"Dadas las implicaciones que tienen la IA y el Aprendizaje Automático para la fuerza laboral y la sociedad en su conjunto, el propósito principal de este trabajo fue medir la atención prestada a la ética en las principales conferencias de IA, el Aprendizaje Automático y la Robótica mediante un enfoque basado en el corpus de investigación. Los hallazgos sugieren que, aunque la ética es una tendencia en crecimiento entre los investigadores de IA, todavía se ve eclipsada sustancialmente por otros temas técnicos en las conferencias emblemáticas del campo". Marcelo Prates, Pedro Avelar y Luis Lamb. Universidad Federal de Río Grande do Sul, Porto Alegre, Brasil



Los derechos humanos y la IA

[RightsCon](#) es una de las cumbres anuales más grandes del mundo especializada en el tema de los derechos humanos en la era digital. En el eje izquierdo se presenta la asistencia a la RightsCon desde 2011 (Figura 2.6) y en el eje derecho se muestra el número de sesiones de IA, en el mismo periodo. En el año 2017 la inteligencia artificial apareció por primera vez como un tema independiente en el programa de la cumbre (véase La gráfica que viene a continuación para la cantidad de sesiones y su cuota en porcentaje dentro del programa de la cumbre entre 2017 y 2019). Con el tiempo, el enfoque del análisis ético de la inteligencia artificial se ha ampliado desde su inicio en la explicabilidad de los algoritmos y los enfoques de IA basados en los derechos humanos, para incluir conversaciones sobre el sesgo algorítmico y la discriminación; la privacidad y los derechos sobre los datos; y el papel de la IA en el contexto del gobierno y las elecciones, la censura y la moderación de contenidos, el comercio y el trabajo. Todas las sesiones específicas acerca de y relacionadas con la inteligencia artificial están disponibles [aquí](#) y para el 2019, [aquí](#).

Resultados relevantes relacionados con la IA en Toronto (2018) y Túnez (2019)

RightsCon Toronto (2018) la [Declaración de Toronto: Protección de los derechos a la igualdad y a la no discriminación en los sistemas de aprendizaje automático](#) fue lanzada por Access Now y Amnistía Internacional.

RightsCon Toronto (2018) Integrate.ai, una empresa de inteligencia artificial, lanzó el primer borrador de su monografía sobre ["El uso responsable de la IA en las empresas de consumo"](#), que proporcionaba un marco para que las organizaciones pongan en práctica la ética, la privacidad y la seguridad en la aplicación del Aprendizaje Automático y la IA.

RightsCon Túnez (2019) introdujo un nuevo formato de sesión -Resuelve mi problema- definido para solucionar problemas específicos donde se intersectan los derechos humanos y la tecnología.

RightsCon Túnez (2019) publicó los [aprendizajes compartidos por la comunidad de RightsCon](#), brindando orientación acerca de todos los temas tratados, incluyendo una declaración específica sobre la inteligencia artificial.

Asistencia y Número de Sesiones de IA en la RightsCon

Fuente: RightsCon., 2019.

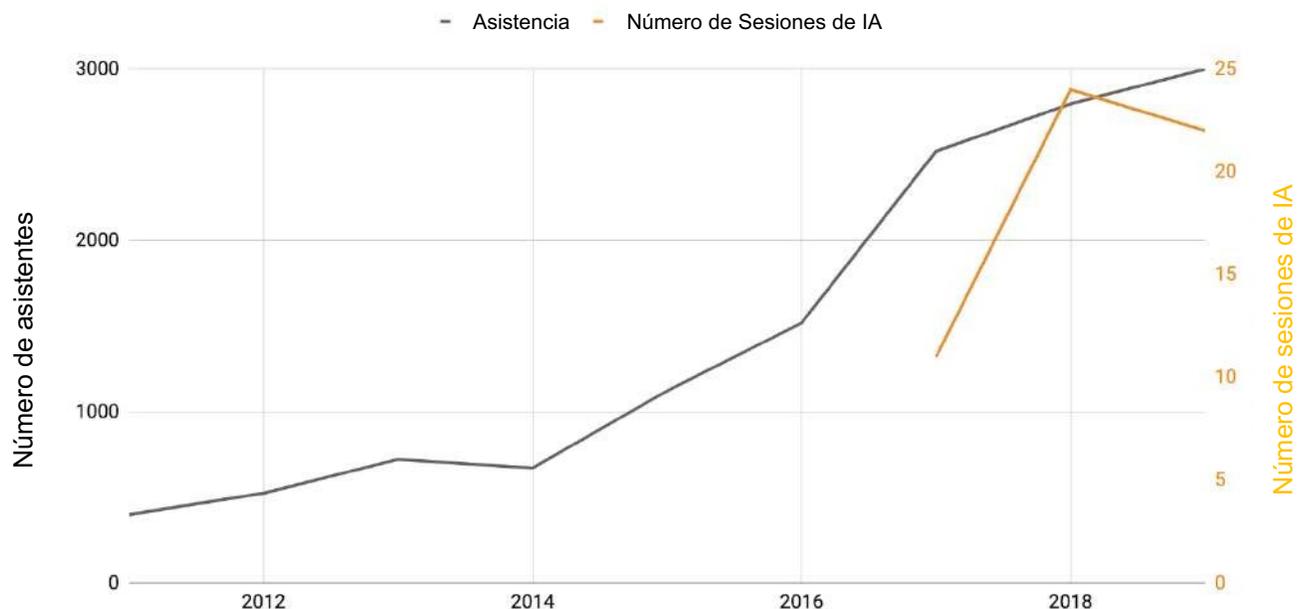


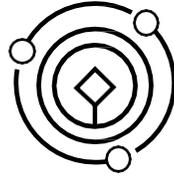
Fig. 2.6.

+Nota del Traductor: los títulos de los documentos, declaraciones y actividades se traducen para facilitar la lectura, pero el enlace se dirige a la fuente original en inglés utilizada por los autores del Informe.



Preguntas sobre la Medición

- ¿Cómo se puede facilitar la comparación de envíos de artículos a diferentes conferencias mediante el trabajo conjunto; por ejemplo, cómo podríamos comparar un aumento en el envío de artículos a AAAI con énfasis en la ética con un aumento semejante en CVPR?
- ¿Cómo se puede obtener un mejor seguimiento de la representación de las minorías dentro del campo de la IA en general mediante su participación en las conferencias?



Vista Previa del Capítulo

Visión Artificial

Imágenes

[Clasificación de Imágenes](#) 48

[Generación de Imágenes](#) 51

[Segmentación Semántica](#) 52

Video

[Reconocimiento de Actividades en Vídeos](#) 53

Lenguaje Visual

[Respuestas a Preguntas con Apoyo Visual \(VQA\)](#) 55

Lenguaje

[GLUE](#) 56

[SuperGLUE](#) 57

[SQuAD](#) 59

[Razonamiento](#) 60

[Traducción Automática Comercial](#) 62

[Desafío Omniglot](#) 64

[Capacidad de Cómputo](#) 65

[Hitos de Rendimiento Comparativo con Humanos](#) 67

[Preguntas sobre la Medición](#) 70

Capítulo 3: Rendimiento Técnico



Introducción

El capítulo acerca del rendimiento técnico analiza el avance técnico en la ejecución de las tareas mediante Visión Artificial (Imágenes, Videos e Imagen junto a Palabras), Lenguaje

Natural, potenciales limitaciones (Desafío Omniglot), y tendencias en las capacidades de cómputo.

Clasificación de imágenes: ImageNet

[ImageNet](#) es un conjunto de datos públicos de imágenes, con más de 14 millones de imágenes, creado por Fei-Fei Li y sus colaboradores en 2009, para atender el problema de la escasez de datos disponibles para el entrenamiento de la Visión Artificial. Tanto el conjunto de datos como su propia competencia anual ([ImageNet Large Scale Visual Recognition Challenge](#), o ILSVRC), han sido catalizadores de importancia para el desarrollo de la Visión Artificial durante los últimos 10 años. Mediante [una presentación de Krizhevsky y cols., en 2012 en la ILSVRC](#) resurgió el interés en las redes neuronales convolucionales y el aprendizaje profundo.

La base de datos está organizada de acuerdo con la jerarquía de [WordNet](#), con imágenes que representan tanto conceptos de nivel superior ("animal") como de nivel inferior ("gato"). La clasificación de imágenes es una tarea clave de la Visión Artificial que se estudia a través de este conjunto de datos, donde un algoritmo debe inferir si alguna de las 1000 categorías de objetos de interés se encuentra en la imagen.

La gráfica que viene a continuación muestra las puntuaciones que miden la precisión en la clasificación de imágenes en el conjunto de datos de ImageNet a lo largo del tiempo, que puede verse como un proxy para

un mayor progreso del aprendizaje supervisado para el reconocimiento de imágenes.

Se está haciendo un seguimiento del rendimiento de ImageNet mediante las puntuaciones obtenidas a través del conjunto de datos de validación de ImageNet, de acuerdo a los artículos publicados desde 2012. La gráfica (Figura 3.1) muestra el rendimiento de los modelos de mejor rendimiento de ImageNet entrenados únicamente con los datos utilizados en la Competencia ImageNet (puntos grises). El primer método que [superó el rendimiento humano](#) se publicó en 2015, y el desafío de ImageNet se suspendió en 2017. El conjunto de datos continúa siendo un punto de referencia importante para los nuevos modelos de Visión Artificial, y se siguen comunicando mejoras graduales. Tres de los métodos exitosos, que se han publicado más recientemente sobre esta tarea, utilizaron datos adicionales para el entrenamiento - se incluyen como un gráfico separado en este gráfico (puntos naranjas).

Clasificación de Imágenes: ImageNet

Fuente: Encuesta del AI Index y PapersWithCode, 2019.



Fig. 3.1.

⁵ Nota: el rendimiento humano que se representa acá se refiere a una sola persona que analiza las imágenes. No es representativo del "rendimiento humano" para una población grande.



Clasificación de la imagen: Tiempo y coste del entrenamiento de ImageNet

Tiempo de entrenamiento en las nubes de uso público

Los métodos de clasificación de imágenes de última generación se basan en gran medida en técnicas de aprendizaje automático supervisado. Medir el tiempo que toma entrenar un modelo y los costes asociados es importante, porque es una medida de la madurez de la infraestructura de desarrollo de IA, reflejando los avances en software y hardware.

La gráfica (Figura 3.2a) a continuación muestra el tiempo requerido para entrenar un modelo de clasificación de imágenes con una precisión del 93% o mayor en los corpus de ImageNet cuando se utiliza una infraestructura de nube de uso público. Estos datos proceden de la base de datos del proyecto "DAWNBench" de Stanford"; los datos reflejan

el tiempo que le toma a los actores bien dotados en el campo de la IA para entrenar los sistemas de clasificación de imágenes. Las mejoras aquí dan una indicación de la rapidez con la que los desarrolladores de la IA pueden volver a entrenar a las redes para que tengan en cuenta los nuevos datos - una capacidad crítica cuando se busca desarrollar servicios, sistemas y productos que puedan ser actualizados con nuevos datos en respuesta a los cambios del mundo. En un año y medio, el tiempo necesario para entrenar una red, en la infraestructura de la nube para el reconocimiento supervisado de imágenes, ha disminuido de unas tres horas en octubre de 2017 a unos 88 segundos en julio de 2019. Los datos sobre el tiempo de entrenamiento de ImageNet en instancias de nubes privadas muestran una tendencia similar.

Tiempo de entrenamiento de ImageNet (Octubre 2017-Noviembre 2019)

Fuente: Stanford DAWN Project, 2019.

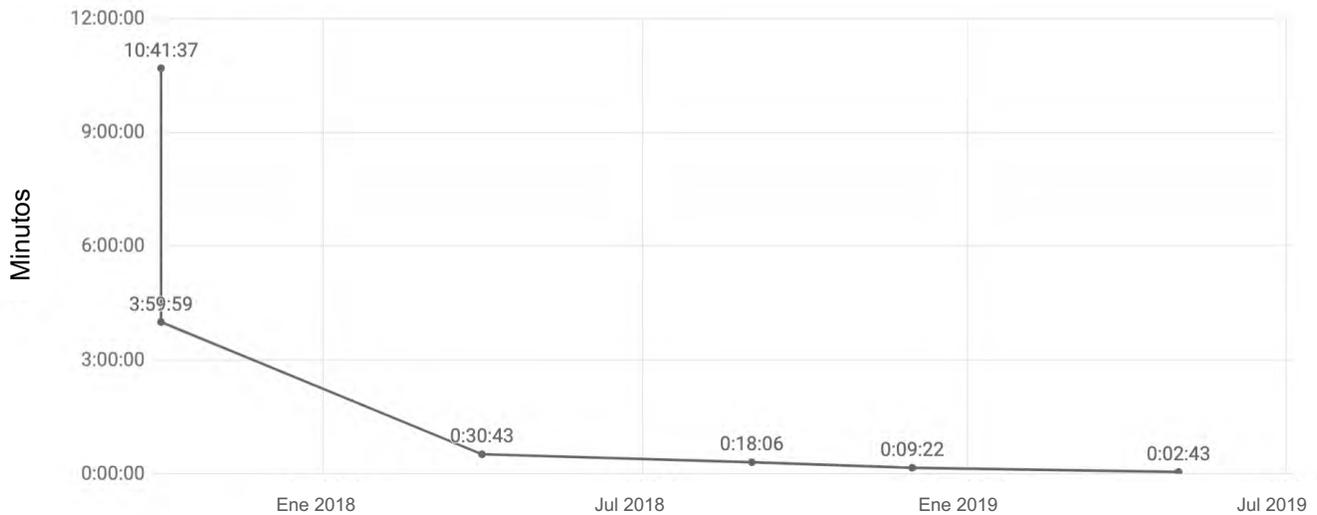


Fig. 3.2a.

Nota: [DAWNBench](#) migrará a [MLperf](#). La última estimación (no mostrada) de ML Perf es de Julio de 2019 a 1 minuto y 28 segundos, considerando una comparación entre el primero y el quinto puntuación más alto, mostrados en La gráfica anterior.

En un año y medio, el tiempo necesario para entrenar una red en la infraestructura de la nube ha disminuido de unas tres horas en octubre de 2017 a unos 88 segundos en julio de 2019.



Clasificación de la imagen: Tiempo y coste del entrenamiento de ImageNet

El siguiente gráfico muestra el coste del entrenamiento de ImageNet, medido a través del coste de las instancias de la nube de uso público para entrenar un modelo de clasificación de imágenes con una precisión del 93% o mayor en ImageNet (Figura 3.2b). El primer punto de referencia fue un modelo de ResNet que requirió más de 13 días de capacitación para alcanzar una precisión ligeramente superior al 93%, lo que supuso un coste de más de 2.323 \$ en octubre de 2017 (ver [presentaciones de DAWNbench](#)).

El menor coste registrado, [en el último punto de referencia](#) disponible en Stanford DAWNbench, fue un modelo de ResNet ejecutado en un clúster GCP con TPU en la nube que también alcanzó una precisión ligeramente superior al 93%, con un coste ligeramente superior a 12 dólares en septiembre de 2018.

Coste de entrenamiento de ImageNet

Fuente: Stanford DAWN Project, 2019.

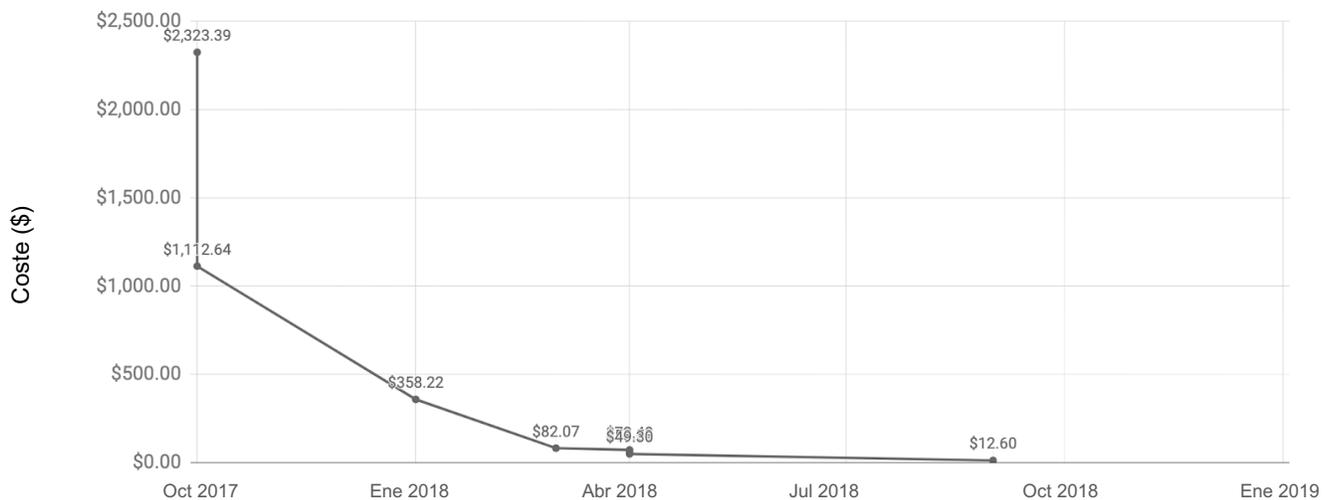


Fig. 3.2b.



Generación de imágenes: CIFAR-10

La generación de imágenes ha captado la atención de los artistas, tanto del público en general como de los legisladores. La generación de imágenes (síntesis) se basa en modelos de IA que generan una imagen de salida que tiene como objetivo aproximarse (no necesariamente replicar) a la distribución de datos sobre la que el modelo fue entrenado. El progreso en la generación de imágenes puede ser tomado como una aproximación a la evolución de la capacidad de los modelos de IA para generar contenido en una variedad de dominios, que van desde las imágenes hasta el video y el texto. Sin embargo, evaluar el progreso en este caso es difícil, ya que más allá de un cierto nivel de realismo, la calidad de una imagen es subjetiva. En lugar de estudios cualitativos a gran escala, los investigadores han comenzado a utilizar una métrica llamada FID, que calcula la distancia entre los vectores de las características; utilizando [el modelo](#)

[de imagen Inception v3](#), las activaciones se calculan en imágenes reales y generadas, luego se calcula la distancia entre estas activaciones, lo que da una sensación de similitud entre estos dos grupos de imágenes. Cuando se evalúa la FID, una puntuación más baja tiende a correlacionarse con imágenes que mapean mejor su distribución de datos subyacente y, por lo tanto, es una aproximación a la calidad de la imagen. (Figura 3.3).⁶ También se informa de la puntuación inicial.

Generación de Imágenes: CIFAR-10 (puntuación FID)

Fuente: Paperswithcode, 2019.

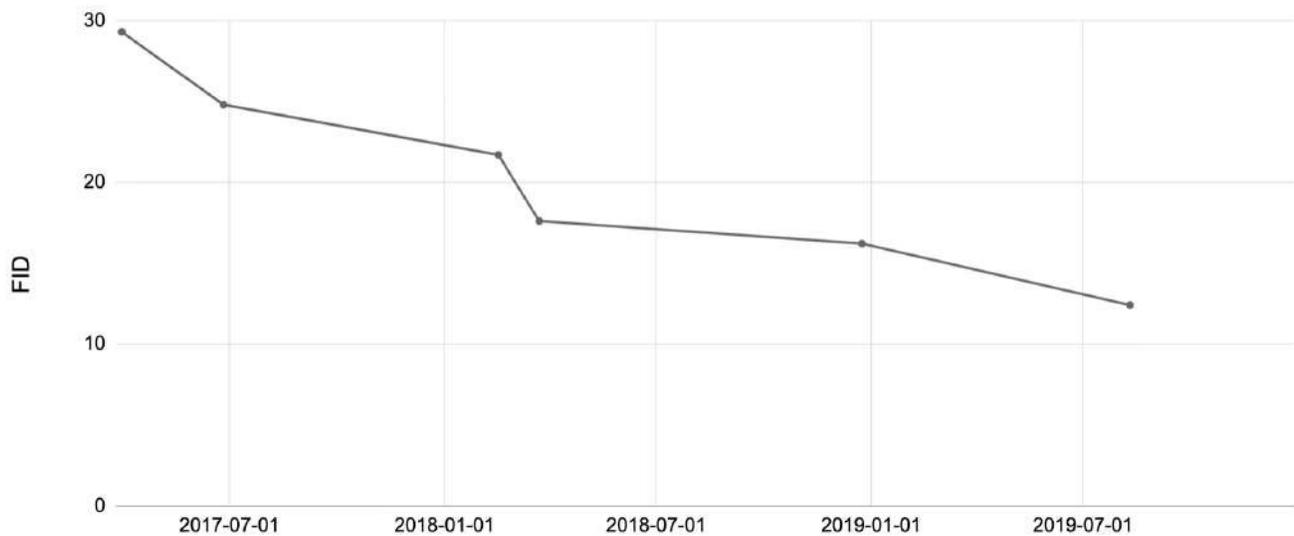


Fig. 3.3.

¹La puntuación inicial consiste en un intento por eliminar la subjetividad de la evaluación humana de las imágenes, que utiliza un modelo de red neuronal de aprendizaje profundo entrenado con anterioridad, para la clasificación de imágenes generadas.



Segmentación Semántica

Mientras que la clasificación de imágenes puede producir una lista de objetos en la imagen, muchas aplicaciones requieren un conocimiento más detallado del contenido de la imagen. Por ejemplo, un robot o un coche autónomo pueden requerir la detección de los límites exactos junto a las categorías de los objetos, para todos los píxeles de la imagen. Esto corresponde a la tarea de segmentación semántica, donde el algoritmo debe dividir la imagen en regiones y clasificar cada región en una de las categorías de interés, produciendo un mapa del contenido de la imagen, al nivel de los píxeles.

El progreso en la segmentación semántica es una contribución al progreso en los sistemas de Visión Artificial del mundo real, como los que se están desarrollando para los coches autónomos. El progreso se mide en este dominio usando como métrica la media de la intersección sobre unión (IoU) en dos conjuntos de datos: [Paisajes urbanos](#) (Figura 3.4). Algunos sistemas fueron entrenados con datos adicionales.

Segmentación Semántica: CityScapes

Fuente: Encuesta del AI Index y Paperswithcode, 2019.



Fig. 3.4.

Nota: Los puntos naranjas identifican las pruebas realizadas con datos de entrenamiento adicionales.



ActivityNet

Además del análisis de imágenes, los algoritmos para la comprensión y el análisis de los vídeos son un foco importante en la comunidad de investigación de la Visión Artificial. En particular, los algoritmos que pueden reconocer las acciones y actividades humanas a partir de los vídeos permitirían muchas aplicaciones importantes. En el [ActivityNet Challenge](#) se analizan más a fondo los avances en el reconocimiento de actividades en los vídeos.

Una tarea clave del desafío de ActivityNet es la de la localización de las actividades en un intervalo. En esta tarea, los algoritmos reciben largas secuencias de vídeo que representan más de una actividad, y cada actividad se realiza en una parte del intervalo del vídeo completo. A continuación, los algoritmos se evalúan en función de la precisión con la que pueden identificar el momento en el que ocurre cada actividad dentro del vídeo, así como de la precisión con la

que pueden clasificar dicho intervalo dentro de la categoría de actividad correcta.

ActivityNet ha compilado varios atributos para la tarea de localización de las actividades en un intervalo de tiempo en el ActivityNet Challenge durante las últimas cuatro rondas. A continuación se presenta un análisis detallado y las tendencias de esta tarea (por ejemplo, ¿cómo ha mejorado el rendimiento de las clases individuales de actividades a lo largo de los años (Figura 3.5a)? ¿Cuáles son las clases más difíciles y las más fáciles ahora (Figura 3.5b y 3.5c)? ¿Cuáles son las clases que han mejorado menos a lo largo de los años (figura 3.5d)? Las estadísticas de ActivityNet están disponibles [aquí](#).

Localización de Actividades en un intervalo de tiempo en ActivityNet (Competencia): Mejor Rendimiento de un Modelo por año
Fuente: ActivityNet, 2019.

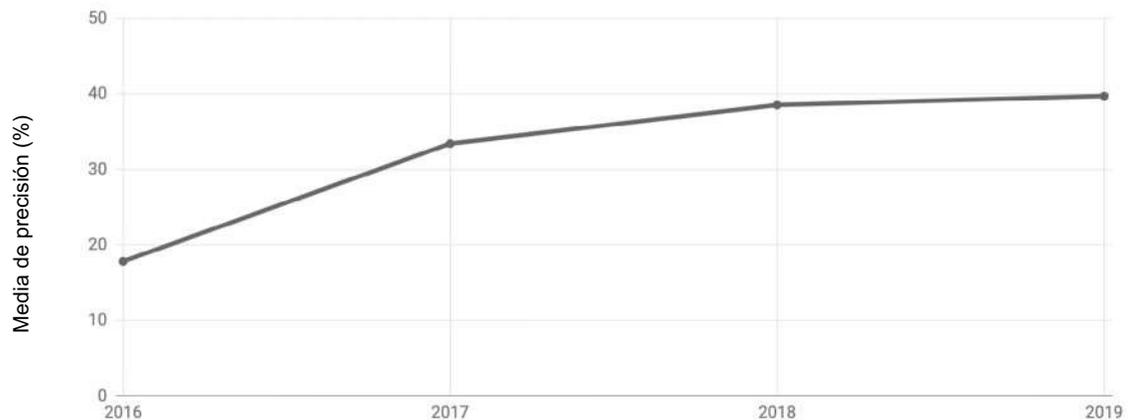


Fig. 3.5a.

Actividades más fáciles (Modelo 2019)
Fuente: ActivityNet, 2019.

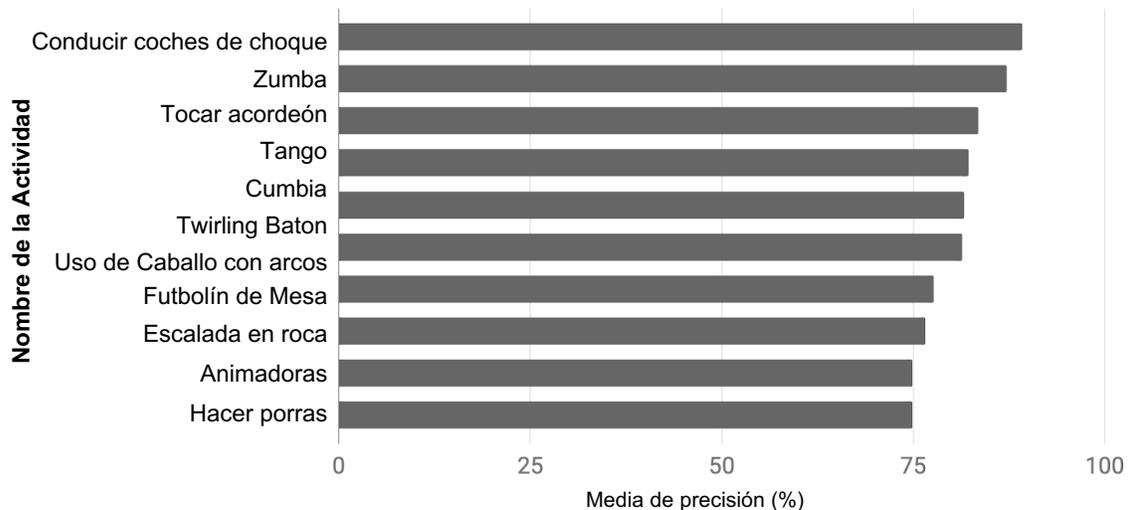


Fig. 3.5b.



Reconocimiento de Actividades en Videos

Actividades más difíciles (Modelo 2019)
 Fuente: ActivityNet, 2019.

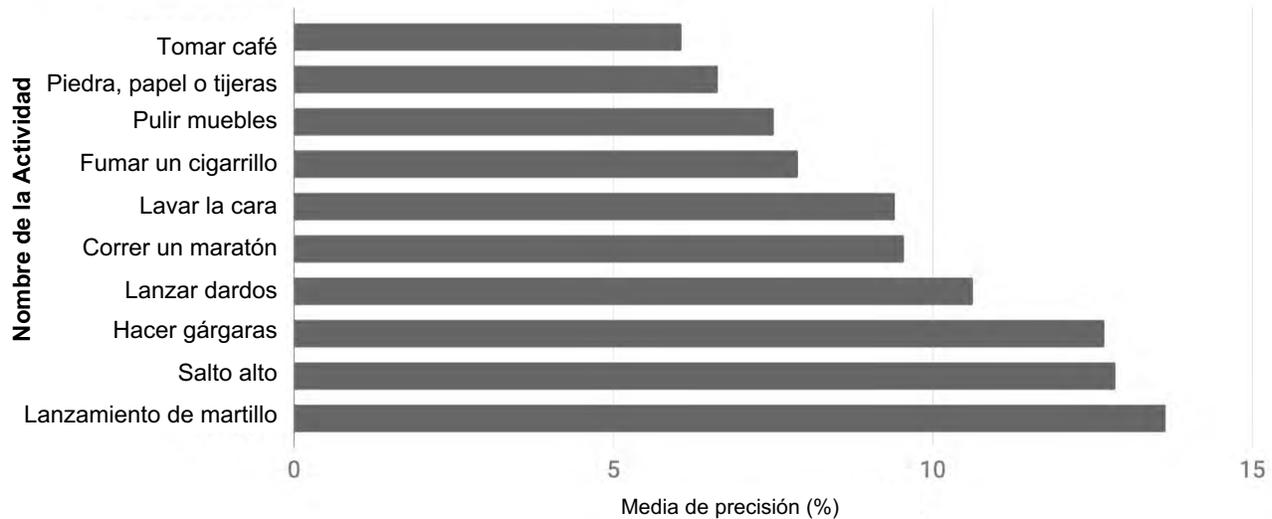


Fig. 3.5c.

Actividades que han mejorado menos durante los últimos 4 años
 Fuente: ActivityNet, 2019.

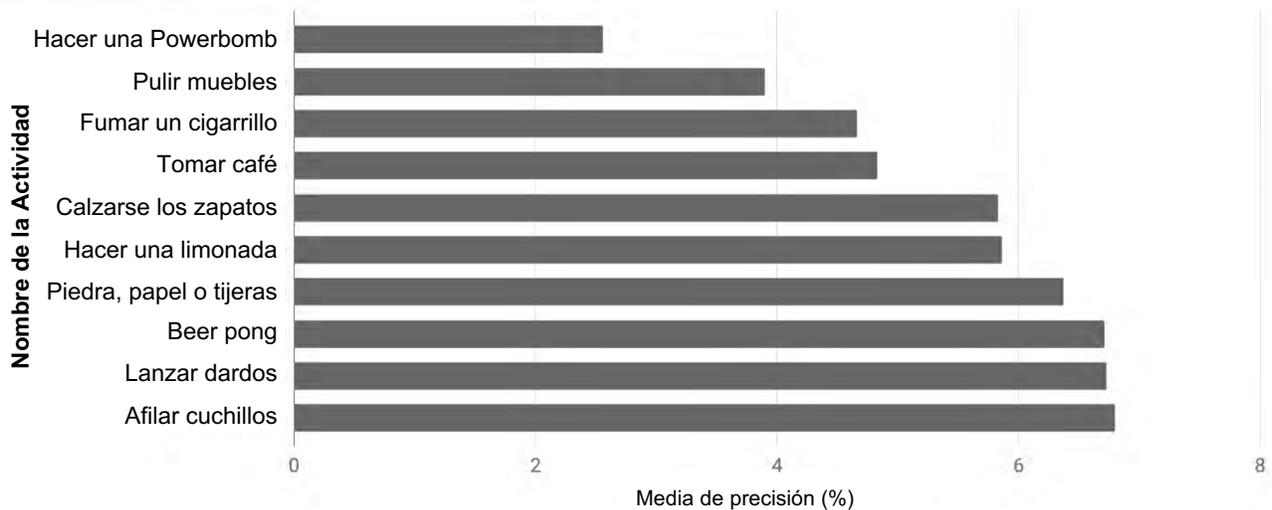


Fig. 3.5d.

"La aparición de conjuntos de datos a gran escala como ActivityNet y Kinetics ha dotado de valiosos datos y puntos de referencia a los investigadores, lo cual ha permitido entrenar y desarrollar algoritmos innovadores que amplían las fronteras de la comprensión de la actividad automática. Ahora estos algoritmos pueden reconocer con precisión cientos de actividades humanas complejas, tales como jugar a los bolos o la navegación, en tiempo real. Sin embargo, después de organizar el Desafío Internacional de Reconocimiento de Actividad (ActivityNet) durante los últimos cuatro años, observamos que se necesita más investigación para desarrollar métodos capaces de discernir actividades de forma fiable, que impliquen movimientos de grano fino y/o patrones sutiles en señales de movimiento, objetos e interacciones entre humanos y objetos. Mirando hacia el futuro, prevemos que la próxima generación de algoritmos será una que acentúe el aprendizaje sin la necesidad de esfuerzos excesivamente grandes para la curaduría manual de datos. En este escenario, los puntos de referencia y las competiciones seguirán siendo una piedra angular para medir el progreso en este dominio de autoaprendizaje".
 Bernard Ghanem, Profesor Asistente de Ingeniería Eléctrica Universidad Rey Abdullah de Ciencia y Tecnología



Respuestas a preguntas con apoyo visual (VQA)

El desafío VQA incorpora tanto la Visión Artificial como la comprensión del lenguaje natural. El desafío VQA pone a prueba lo bien que los ordenadores pueden razonar acerca de estas dos distribuciones de datos distintas, conjuntamente. El desafío VQA utiliza un conjunto de datos que contiene preguntas abiertas sobre el contenido de las imágenes. Para responder con éxito a estas preguntas se requiere una comprensión de la visión, el lenguaje y el conocimiento del sentido común. En 2019, la precisión general creció en +2.85% a 75.28% (Figura 3.6). El desafío de

la VQA 2019 contó con 41 equipos que representaban a más de 34 instituciones y 11 países. El lector puede consultar el sitio [web del desafío VQA](#) para obtener más detalles.

¿Puede superar el desafío de la VQA?

Para tener una idea del desafío, puede probar las demostraciones en línea de la VQA en <https://vqa.cloud-cv.org/>. Cargue una imagen, hágale una pregunta al modelo y vea lo que hace.

Desafío de Respuesta a Preguntas Visuales (VQA)

Fuente: VQA Challenge, 2019.

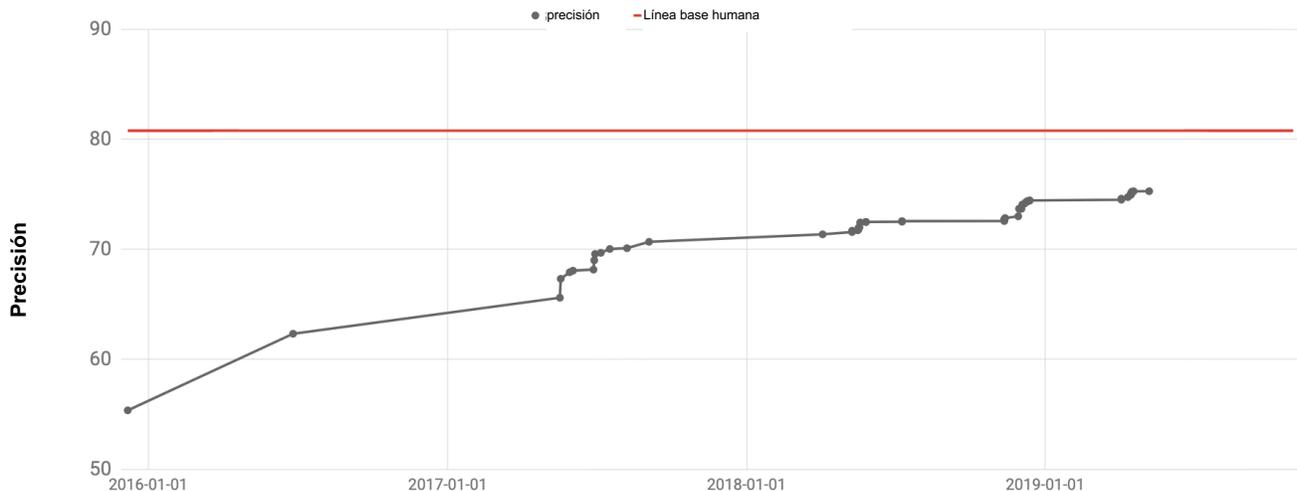


Fig. 3.6.

Nota: El rendimiento humano se mide haciendo que los humanos respondan a las preguntas de las imágenes y evaluando sus respuestas utilizando las mismas métricas y las mismas preguntas que utilizamos para evaluar a las máquinas.

El desacuerdo interhumano, las respuestas parafraseadas, los errores de ortografía, etc., contribuyen a que el rendimiento humano sea (bastante inferior) al 100%.

¿Qué explica el progreso en este campo? "No ha habido ninguna bala de plata. El progreso ha sido la consecuencia de la investigación exploratoria abierta y las iteraciones coherentes realizadas por los investigadores dentro de la comunidad - la comunidad de la visión y el lenguaje, la comunidad de la visión y la comunidad del lenguaje. Como comunidad hemos identificado técnicas eficaces de fusión multimodal, representaciones de imágenes más apropiadas para tareas que se vinculan con el lenguaje, arquitecturas de redes neuronales convolucionales para mejorar la percepción y mecanismos de preformación para el aprendizaje de representaciones del lenguaje que pueden ser transferidas a otras tareas".

Devi Parikh. Georgia Tech | Facebook IA Research (FAIR)



GLUE

Ser capaz de analizar el texto es una capacidad crucial y multipropósito de la IA. En los últimos años, el progreso en el procesamiento del lenguaje natural y la comprensión del mismo ha hecho que la comunidad de la IA desarrolle nuevas y más duras pruebas para las capacidades de la IA. En el ámbito de los idiomas, un buen ejemplo es GLUE, el punto de referencia de la Evaluación General de Comprensión del Lenguaje. GLUE evalúa sistemas individuales de IA en nueve tareas distintas, con el fin de medir el rendimiento general del procesamiento de textos de los sistemas de IA. GLUE consiste en nueve subtarefas: dos sobre frases sencillas (que miden la aceptabilidad y el sentimiento lingüístico), tres sobre similitud y paráfrasis y cuatro sobre inferencia de lenguaje

natural, incluyendo el Desafío del Esquema de Winograd. Como ilustración del ritmo de progreso en esta área, aunque el estudio comparativo no se publicó hasta mayo de 2018, el rendimiento de los sistemas presentados superó el rendimiento humano no experto en junio de 2019. El rendimiento ha seguido mejorando en 2019 (Figura 3.7) con modelos como RoBERTa de Facebook y T5 de Google.

Punto de Referencia de Rendimiento GLUE

Fuente: Tablero de Líderes GLUE, 2019.

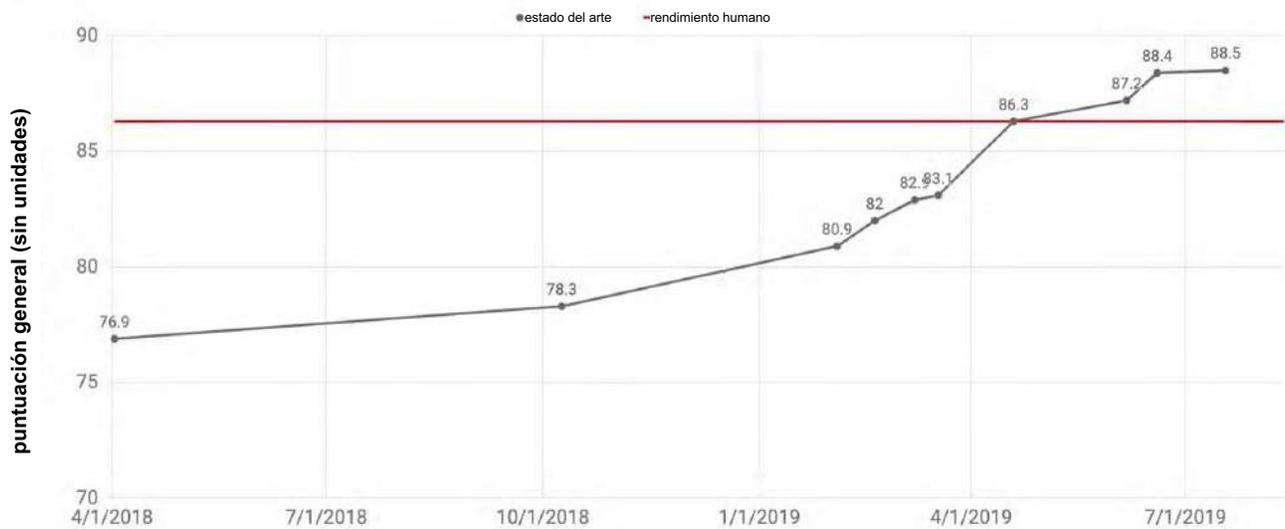


Fig. 3.7.



SuperGLUE

Los avances en los sistemas de IA orientados al lenguaje han sido tan impresionantes que los creadores del benchmark GLUE necesitaban definir un benchmark nuevo y más desafiante para poder probar rendimientos después de que algunos sistemas superaran el nivel humano con GLUE. SuperGLUE contiene un nuevo conjunto de tareas de comprensión del lenguaje más diversas y difíciles, recursos mejorados y una nueva tabla pública de clasificación.

A los cinco meses de su lanzamiento en mayo de 2019, el [modelo T5](#) publicado por Google casi llegó a obtener cotas humanas de 89,9 con una puntuación de 88,9 (Figura 3.8). Esto se logró utilizando una plataforma de texto a texto agnóstico para tareas, empleando una arquitectura de codificador a decodificador. El modelo fue entrenado previamente en una mezcla de tareas de NLP y afinado en SuperGLUE.

Punto de Referencia de los Humanos SuperGLUE y SuperGLUE

Fuente: Tablero de Líderes SuperGLUE, 2019.

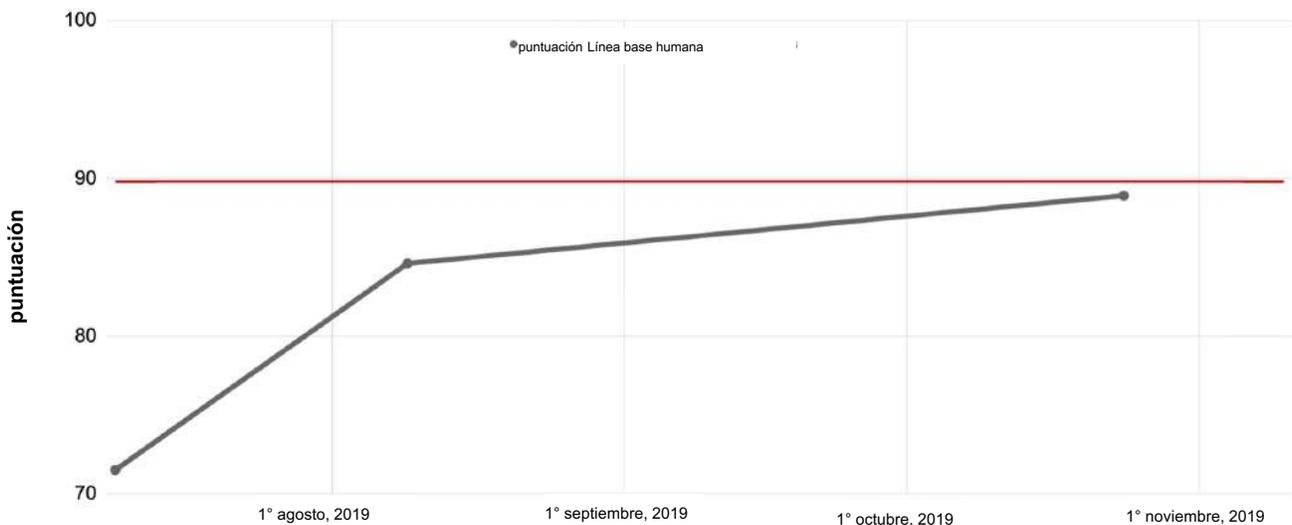


Fig. 3.8.

Notas: El punto de referencia de los humanos fue estimado contratando trabajadores a través de la plataforma Mechanical Turk de Amazon para analizar una muestra de cada conjunto de pruebas a estimar. Más detalles pueden ser encontrados [aquí](#).

Desde su lanzamiento en mayo de 2019, el equipo T5 de Google casi ha alcanzado el nivel humano con una puntuación de 88,9 en cinco meses en SuperGLUE. Dicho punto de referencia humano es de 89,8.



GLUE y superGLUE

¿Qué significa el progreso en la comprensión del lenguaje natural?

¿Qué significa el progreso en la comprensión del lenguaje natural?

¿Cuál es la mejor manera de interpretar el rápido progreso en el lenguaje natural y qué medidas como el GLUE y el SUPER-GLUE nos pueden decir sobre el progreso en este campo? Un profesor asistente de la Universidad de Nueva York, Sam Bowman, cuyo grupo ha desarrollado ofertas de GLUE y SuperGLUE:

"Ahora sabemos cómo resolver la abrumadora mayoría de los conjuntos de datos de referencia de clasificación de textos a nivel de oración o párrafo que hemos sido capaces de encontrar hasta la fecha. GLUE y SuperGLUE lo demuestran muy bien, y se pueden ver tendencias similares en todo el campo de la PLN. No creo que hayamos estado antes en una posición ni siquiera remotamente como esta: Estamos resolviendo tareas difíciles, orientadas a la inteligencia artificial, tan rápido como podemos imaginarlas", dice Sam. "Quiero enfatizar, sin embargo, que aún no hemos resuelto satisfactoriamente la comprensión del lenguaje de ninguna manera".

Mientras que el GLUE y el SUPERGLUE pueden indicar progreso en el campo, es importante recordar que los modelos exitosos podrían estar explotando patrones estadísticos en sus conjuntos de datos subyacentes, es probable que muestren sesgos perjudiciales, y cuando demuestran un desempeño mejor que el humano, pueden estar haciendo esto de manera desigual, mostrando buen rendimiento en algunas tareas y razonamiento defectuoso o inhumano en otras.

"Esto nos deja en una posición extraña", dice Bowman. "Especialmente para estas tareas de clasificación, vemos claras debilidades con los métodos actuales, pero todavía no tenemos formas claras y justas de cuantificarlas. Estoy viendo lo que parece un nuevo interés en los métodos de recopilación de datos y en las métricas de evaluación, y creo que es sano centrarnos en eso".

Expectativas humanas para el punto de referencia SuperGLUE

El Índice IA se ha asociado con [Metaculus](#), una iniciativa de pronóstico de multitudes, para obtener del público en general "predicciones de multitudes" para el informe del 2019. La pregunta se hizo pública el 9 de agosto del 2019 y se cerrará el 30 de diciembre del 2019. Los encuestados no predicen "sí" o "no", sino el porcentaje de probabilidad. En el momento de escribir esto, había 127 predicciones humanas. A los usuarios de Metaculus se les hizo la siguiente pregunta:

Para mayo de 2020, ¿un modelo de un solo idioma obtendrá una puntuación media igual o superior al 90% en Super-GLUE?

Los resultados: La mediana de las respuestas de los encuestados es un 90% de probabilidad de que un solo modelo obtenga una puntuación media igual o superior al 90% en SuperGLUE.



SQuAD

Una forma de destacar el reciente progreso en el procesamiento del lenguaje natural es examinar el rendimiento en el desafío del conjunto de datos de respuestas a preguntas de Stanford (SQuAD, por sus siglas en inglés). SQuAD es un conjunto de datos de comprensión de lectura, que consiste en preguntas planteadas por los trabajadores en un conjunto de artículos de Wikipedia. La respuesta a cada pregunta se encuentra en un segmento de texto correspondiente a un pasaje de lectura, aunque también hay preguntas sin una respuesta definida. SQuAD1.1 es el conjunto de datos de SQuAD y contiene más de 100.000 pares de preguntas y respuestas en más de 500 artículos. SQuAD2.0 combina las 100.000 preguntas de SQuAD1.1 con más de 50.000 preguntas sin respuesta definida, redactadas de forma contradictoria por humanos para que parezcan similares a las preguntas con respuesta. Para hacerlo bien en SQuAD2.0, los sistemas no sólo deben responder a las preguntas cuando sea posible, sino que también deben determinar cuándo no hay respuesta en el párrafo analizado y abstenerse de responder. SQuAD2.0 fue desarrollado en parte debido al sorprendente y rápido

rendimiento de las entradas en el benchmark original de SQuAD. La [Tabla de Clasificación de SQuAD](#) y los [datos](#) respectivos están disponibles. La puntuación de F1 para SQuAD1.1 pasó de 67 en agosto de 2016 a 95 en mayo de 2019 (Figura 3.9). El progreso en SQuAD2.0 ha sido aún más rápido. La puntuación de la F1 pasó de 62 en mayo de 2018 a 90 en junio de 2019. CodaLab alberga otras [competiciones de PLN activas](#).

El tiempo utilizado para entrenar el modelo de control de calidad a una puntuación de 75 en la F1 o superior en [SQuAD 1.0](#) pasó de más de 7 horas en octubre de 2017 a menos de 19 minutos en marzo de 2019 (Figura 3.13b). El coste de entrenar un modelo de control de calidad, para las instancias públicas de la nube se ha reducido de 8 dólares a 57 centavos de dólar en diciembre de 2018, y el tiempo de inferencia se redujo de 638 milisegundos a 7 milisegundos.

SQuAD 1.1 y SQuAD 2.0 – puntuación F1

Fuente: Hojas de trabajo CodaLab, 2019.

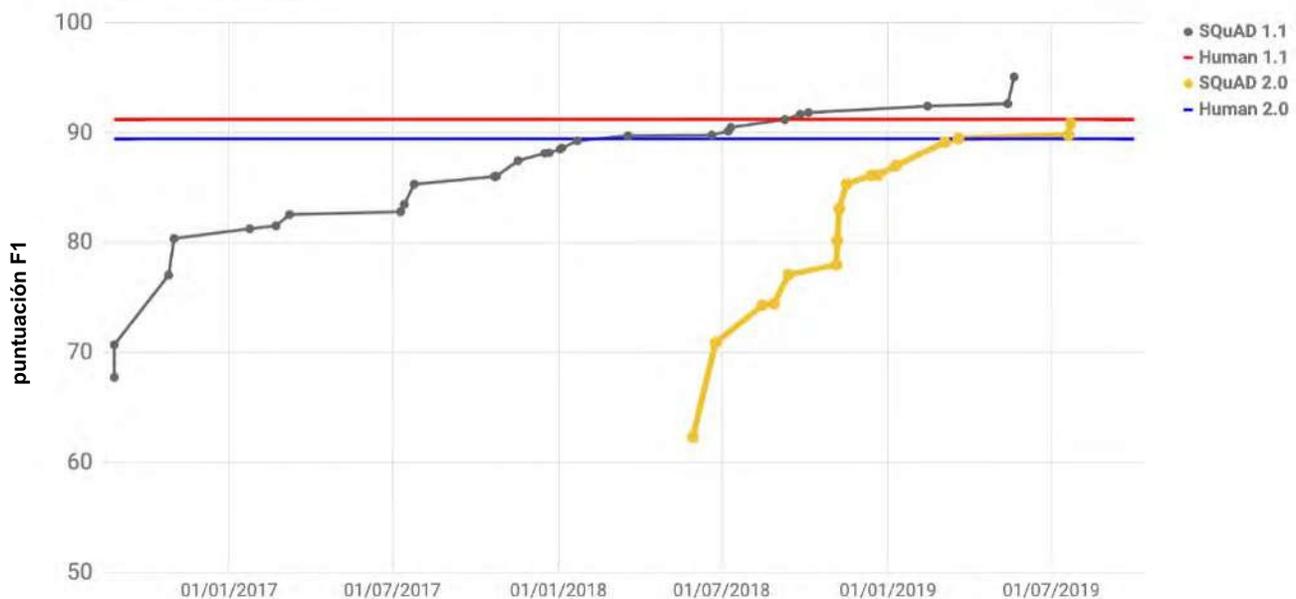


Fig. 3.9.

El puntuación de F1 para SQuAD1.1 pasó de 67 en agosto de 2016 a 95 en mayo de 2019. El progreso en SQuAD2.0 ha sido aún más rápido. La puntuación de la F1 pasó de 62 en mayo de 2018 a 90 en junio de 2019.



Razonamiento

El [Instituto Allen para la Inteligencia Artificial \(AI2\)](#) tiene varias iniciativas para la medición de las capacidades en constante desarrollo de los sistemas de IA y es el hogar de varias iniciativas de investigación de IA, incluyendo los proyectos AllenPLN, Aristo y Mosaic. Varias [Tablas de Clasificación de AI2](#) están disponibles públicamente para tareas de PLN y de razonamiento de sentido común. A continuación se presentan las mejoras de rendimiento en tareas seleccionadas.

Reto de Razonamiento AI2 (ARC)

Publicado en abril de 2018, el conjunto de datos del ARC contiene 7.787 preguntas de nivel de grado escolar, genuinas, de ciencias y de opción múltiple. Las preguntas contienen sólo texto, preguntas de exámenes en idioma inglés que abarcan varios niveles escolares. Cada pregunta tiene una estructura de opción múltiple (con típicamente cuatro opciones de respuesta). Las preguntas están acompañadas por el ARC Corpus, una colección de 14 millones de oraciones desordenadas relacionadas con la ciencia, incluyendo el conocimiento relevante del ARC. No se garantiza que las respuestas a las preguntas se puedan encontrar en el corpus. El corpus ARC

está dividido en un Conjunto Desafiante (2.590 preguntas) y un Conjunto Fácil (5.197 preguntas). El Conjunto Desafiante sólo contiene las preguntas que fueron respondidas incorrectamente, tanto por un algoritmo basado en la recuperación como por un algoritmo de co-ocurrencia de palabras.

ARC Easy

El primer gráfico del AI2 muestra el progreso del conjunto de datos ARC-Easy, 5.197 preguntas que pueden ser respondidas por algoritmos de recuperación o de co-ocurrencia. Se pueden encontrar más detalles sobre esta tarea en el Apéndice. Ha habido 20 envíos a la tabla de clasificación de ARC-Easy, con el puntuación más alto en 85.4% de precisión en el conjunto de pruebas, actualizado al 27 de septiembre de 2019 (Figura 3.10).

Instituto Allen para la Inteligencia Artificial: Desafío ARC EASY

Fuente: Tablero de Líderes AI2

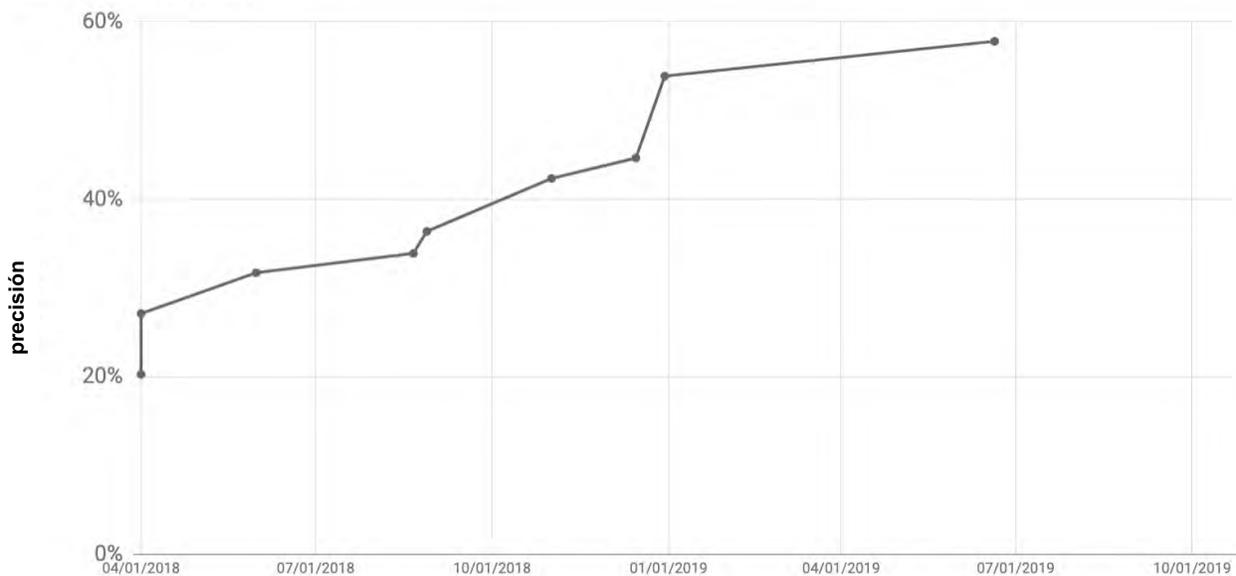


Fig. 3.10.



Razonamiento

Conjunto de Datos del Desafío del ARC

La siguiente gráfica muestra el rendimiento a lo largo del tiempo con el Conjunto de Datos del Desafío del ARC. Ha habido 26 presentaciones a la tabla de clasificación del Conjunto Desafiante del ARC, con una puntuación máxima del 67,7%, actualizada por última vez el 27 de septiembre de 2019 (Figura 3.11).

Instituto Allen para la Inteligencia Artificial: Desafío ARC de Razonamiento

Fuente: Tablero de Líderes AI2

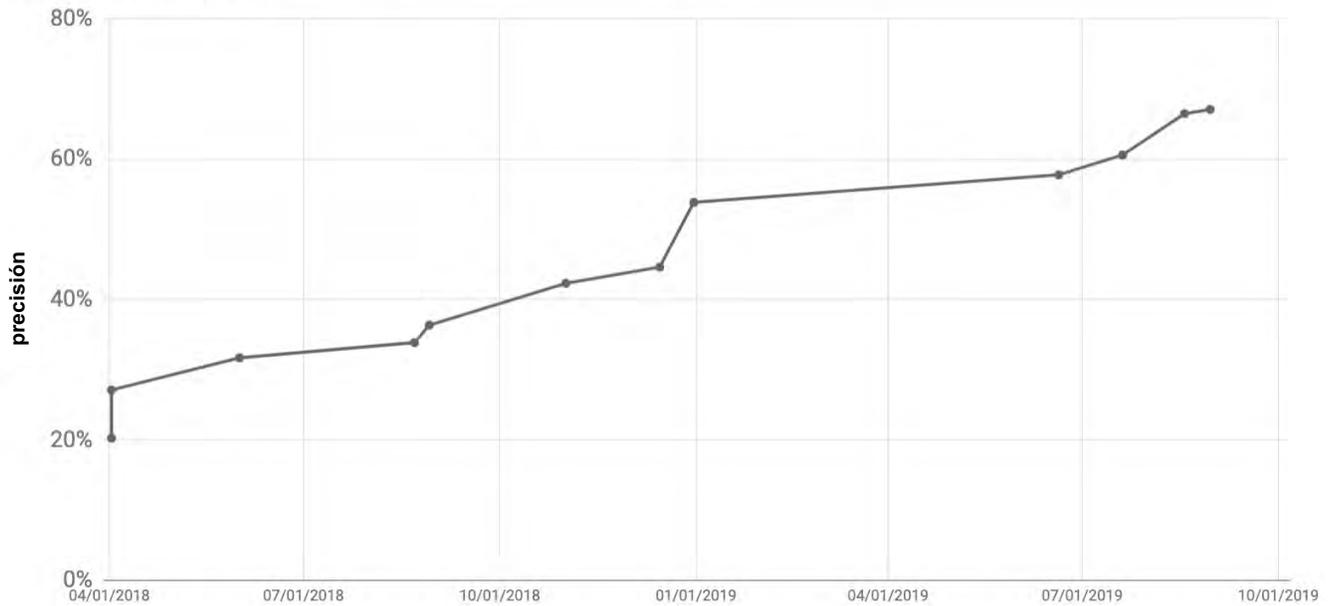


Fig. 3.11.



Traducción Automática (MT) Comercial

La traducción es una de las capacidades que se aplican con mayor facilidad mediante los sistemas contemporáneos de IA orientados al lenguaje. Por lo tanto, examinar el número y el rendimiento de los sistemas de traducción implementados comercialmente, nos da una idea de la rapidez con la que la tecnología migra de la investigación a la producción, y de cuál es su impacto en este caso.

De acuerdo a [Intento](#), una Startup dedicada a la evaluación de modelos de IA de MT de terceros a través de API sencillas, el número de sistemas de MT disponibles comercialmente con modelos preformativos y APIs públicas ha crecido rápidamente, de 8 en 2017 a más de 24 en 2019 (Figura 3.12a). Cada vez más, los sistemas de MT proporcionan una gama completa de opciones de personalización: modelos genéricos pre-entrenados, adaptación automática a un dominio especializado para construir modelos, mejores motores con datos propios, y soporte personalizado de terminología.

El crecimiento de la MT Comercial está impulsado por motores de traducción sobresalientes gracias a sus combinaciones de idiomas aplicados a los negocios y a dominios geográficos específicos (Alemania, Japón, Corea y China). Desde principios de 2018, el aumento de los sistemas de MT Comercial se debe a dos factores: (1) los proveedores existentes de MT locales y personalizados están comenzando a ofrecer modelos pre-entrenados disponibles en la nube y (2) la barrera tecnológica para los sistemas de traducción está disminuyendo, como producto de una mayor disponibilidad de plataformas de Traducción Automática Neuronal (NMT) de código abierto.

Número de sistemas de traducción automática *online*

Fuente: Intento, 2019

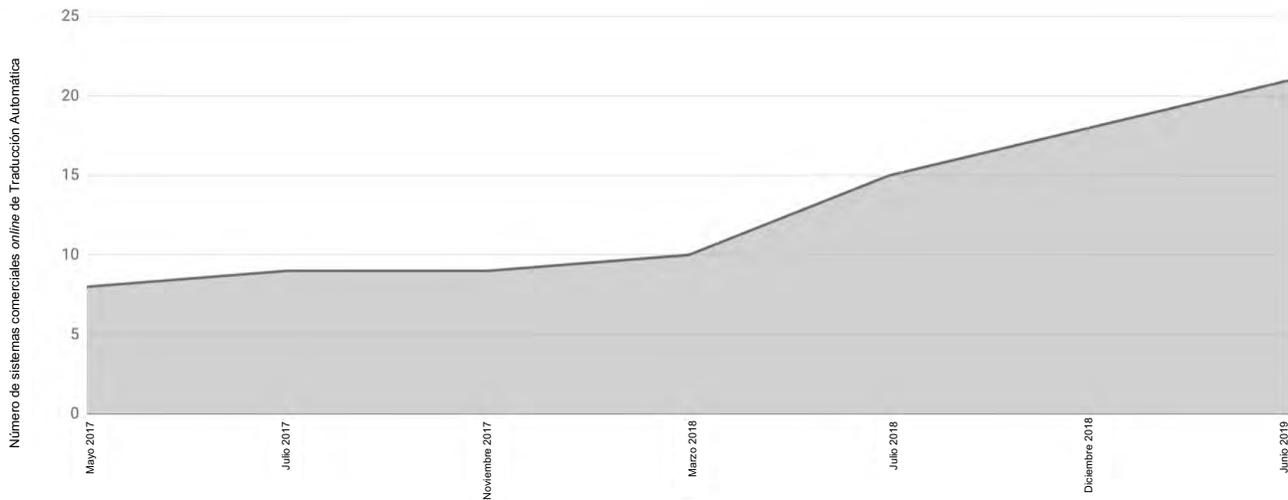


Fig. 3.12a.



Traducción Automática (MT) Comercial

La calidad de la MT Comercial se evalúa mediante la métrica hLEPOR, que compara las diferencias con respecto a una traducción humana. Las puntuaciones hLEPOR de 0,7 representan una calidad cercana al nivel humano, con apenas un par de errores por frase. El puntuación de rendimiento hLEPOR para los sistemas *online*, en diferentes pares de idiomas, se presenta a continuación (Figura 3.12b). Para que el análisis sea conmensurable, la presentación es sólo contiene pares de idiomas que incluyen el inglés. Se basa en la clasificación del mejor sistema de MT *online* para 48 pares de idiomas probados. El portugués-inglés y el inglés-portugués son las combinaciones con la puntuación más alta de hLEPOR, seguidos del inglés al alemán y del italiano al inglés. El siguiente cuadro muestra la clasificación de los pares de idiomas, con base en la mejora de la puntuación hLEPOR entre mayo de 2017 y junio de 2019 (figura 3.12c).

La traducción del chino al inglés fue la que mejoró más rápidamente, seguida del inglés al alemán y del ruso al inglés. El rendimiento de los modelos de línea base varía ampliamente entre los diferentes pares de idiomas, donde el factor que influye más es la popularidad del par de idiomas, el cual incide sobre el tamaño de la inversión que se destina a la adquisición y almacenamiento de los datos. Además, la tecnología de traducción de próxima generación (como Transformer) se está extendiendo primero a los pares de idiomas más populares, mientras que los pares de idiomas poco comunes pueden seguir empleando modelos de traducción automática basada en frases (PBMT).

Clasificación del rendimiento del inglés a una lengua extranjera y de una lengua extranjera al inglés por pares de idiomas, junio 2019
 Fuente: Intento, 2019.

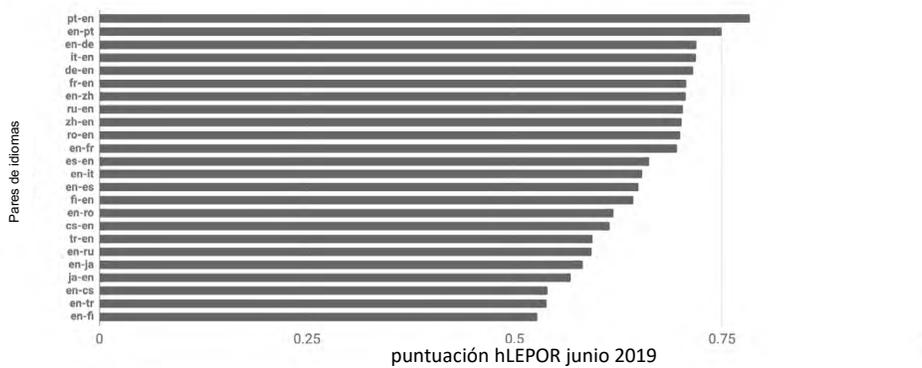


Fig. 3.12b.

Clasificación de la mejora del puntuación hLEPOR por pares de idiomas, Noviembre 2017-Junio 2019
 Fuente: Intento, 2019.

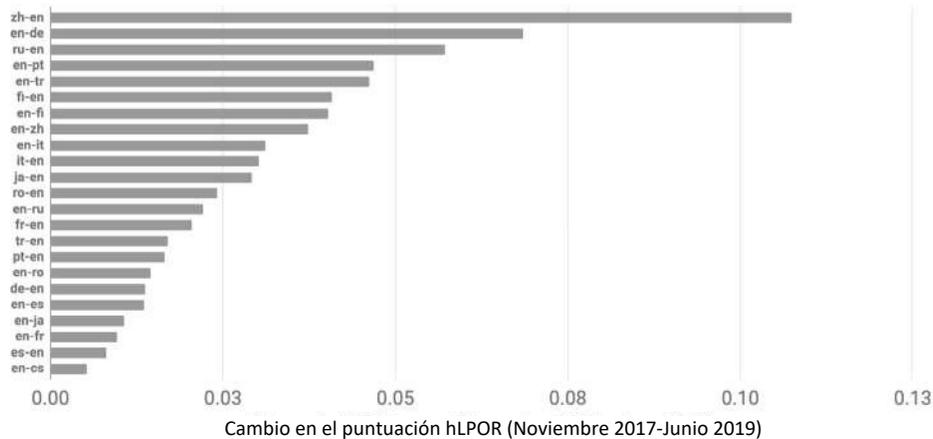


Fig. 3.12c.

"El aumento de la preocupación por la confidencialidad de los datos obstaculiza su adquisición para desarrollar modelos para campos específicos de aplicación. Como resultado, vemos que los proveedores de MT se esfuerzan mucho en la construcción de herramientas para la adaptación de dominios dirigidos a los propietarios de los datos. Estas son las tecnologías de tipo AutoML, de adaptación a la terminología y la capacidad de mejorar los modelos mediante la retroalimentación de los usuarios finales. Esperamos que estos sean los principales impulsores de la tecnología a corto plazo". Konstantin Savenkov, Director General de Intento, Inc.



Desafío Omniglot

Se ha dado un progreso notable durante los últimos tres años en la ejecución de la tarea de clasificación mediante un único intento; sin embargo, el progreso en las otras cuatro tareas de aprendizaje de conceptos ha sido menor en el Desafío Omniglot. El Desafío Omniglot requiere la ejecución de muchas tareas con un solo modelo, incluyendo la clasificación, el análisis sintáctico, la generación de nuevos ejemplares y la generación de conceptos totalmente nuevos.

El enfoque de Aprendizaje de Bayesiano (BPL) tiene un mejor rendimiento que el de redes neuronales, en el desafío original de clasificación en un único intento, a pesar de las mejoras de las capacidades de los modelos de redes neuronales (Figura 3.13).

Desafío Omniglot, original dentro del alfabeto

Fuente: Lake y cols., 2019.

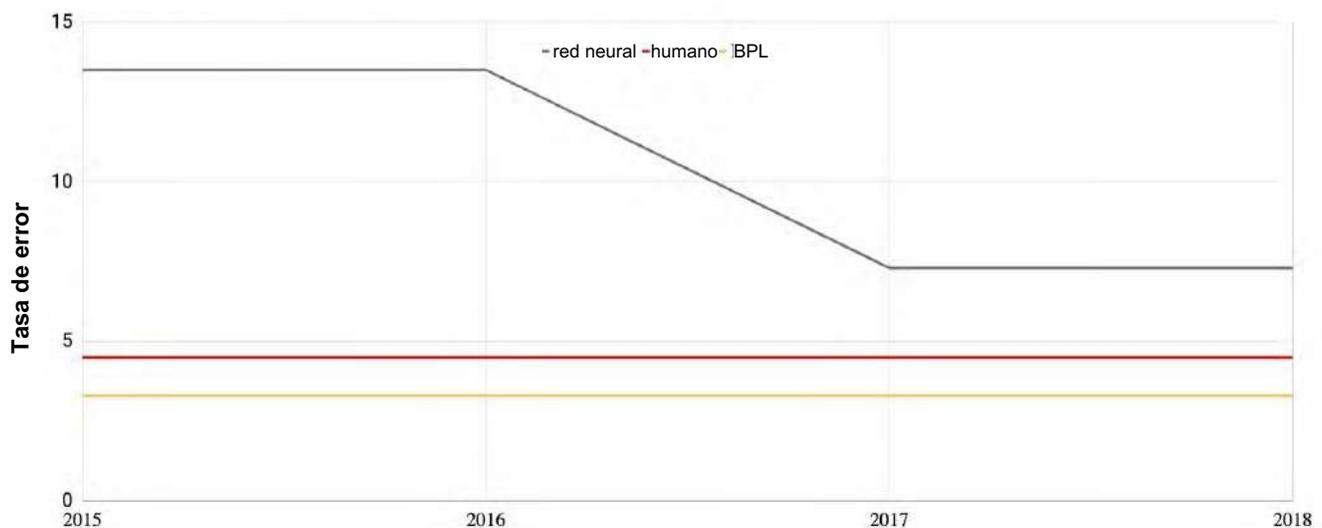


Fig. 3.16.

[El desafío de Omniglot: un informe del progreso durante los últimos 3 años](#)

[Aprendizaje del concepto a nivel humano mediante la inducción de programas probabilísticos](#)

"Lograr el aprendizaje de conceptos al nivel humano requerirá el aprendizaje de representaciones más ricas con menos datos, y reconfigurar estas representaciones para abordar nuevas tareas", dice Brenden Lake, profesor adjunto de la Universidad de Nueva York y autor del informe de Omniglot sobre sus desafíos y progresos. Lake dice además que "no existe una tabla de clasificación oficial para Omniglot y, de hecho, es difícil definir una tabla de clasificación apropiada para todo el desafío. El progreso en la construcción de máquinas capaces de aprender conceptos más humanamente no se puede reducir a un número o a una tarea. Más bien, como se indica en el informe de progreso, es necesario desarrollar modelos con una amplia capacidad para realizar tareas diferentes utilizando su representación conceptual".



Capacidad de Cómputo

La cantidad de cálculos utilizados en los mayores recorridos de entrenamiento de IA se ha duplicado cada 3,4 meses desde 2012 (aumento neto de 300.000x). El eje "Y" de la gráfica muestra la cantidad total de cálculos, en petaflops/s-días, utilizados para entrenar los resultados seleccionados (Figura 3.14a y 3.14b). Un petaflop/s-días consiste en ejecutar 1015 operaciones de la red neuronal por segundo, durante un día, o un total de unas 1020 operaciones. El eje "X" es la fecha de publicación. El tiempo de duplicación para la recta de mejor ajuste es de 3,4 meses. Basándose en el análisis de los cálculos utilizados en los principales resultados de IA de las últimas décadas, OpenAI identifica una ruptura estructural con dos épocas de IA:

1) **Antes de 2012** - los resultados de la IA se comportaron de forma similar a la Ley de Moore, doblando la capacidad de cómputo cada dos años (Figura 3.14a).

2) **Después de 2012** - el cómputo se ha estado duplicando cada 3,4 meses (Figura 3.14b). Desde 2012, esta métrica ha crecido más de 300.000 veces (un período de duplicación cada dos años produciría un aumento de apenas 7 veces).

Se utilizaron dos metodologías para generar estos datos. Cuando se disponía de información, se contaba directamente el número de FLOP (sumas y multiplicaciones) en la arquitectura descrita, por cada ejemplo de entrenamiento, y se multiplicaba por el número total de pases hacia adelante y hacia atrás durante la formación. Cuando no se disponía de suficiente información para contar directamente los FLOP, se utilizaba el tiempo de entrenamiento en la GPU y el número total de GPU para inferir una eficiencia de utilización (normalmente 0,33). Los detalles técnicos de los cálculos pueden consultarse en el blog de [OpenAI](#).

IA y Capacidad de Cómputo (escala logarítmica), 1959-2019

Fuente: Compilado por OpenAI, 2019.



Fig. 3.14a.



Capacidad de Cómputo

IA y Cómputo (Escala logarítmica)

Fuente: Compilado por OpenAI, 2019.

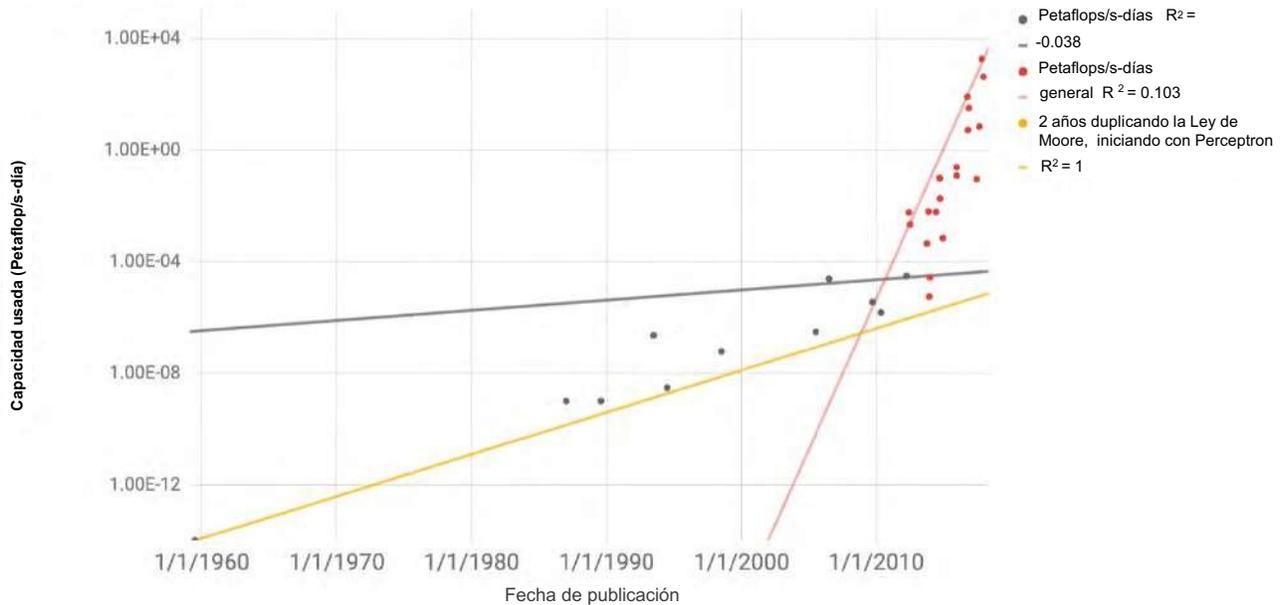


Fig. 3.14b.

Antes de 2012, los resultados de la IA seguían de cerca la Ley de Moore, con la duplicación de su capacidad de cómputo cada dos años. Después de 2012, esta capacidad se ha duplicado cada 3,4 meses.



Cotas de Rendimiento a Nivel Humano

El informe inaugural del AI Index en 2017 incluía una línea temporal donde la IA alcanzaba o superaba el rendimiento humano. La lista describía los logros en el juego, los diagnósticos médicos precisos y otras tareas humanas generales, pero sofisticadas, que la IA realizaba comparativamente a un nivel humano o sobrehumano. Este año, se añaden dos nuevos logros a esa lista. Es importante no excederse en la interpretación de estos resultados. Las tareas a continuación son altamente específicas, y los logros, aunque impresionantes, no dicen nada sobre la capacidad de generalización de los sistemas para otras tareas.

1980

Othello

En los años 80 Kai-Fu Lee y Sanjoy Mahajan desarrollaron [BILL](#), un sistema de aprendizaje bayesiano diseñado para jugar Othello, el juego de mesa. En 1989, el programa ganó el torneo nacional de jugadores de computadora de los Estados Unidos, y venció al jugador estadounidense de mayor rango, Brian Rose, 56 a 8. En 1997, un programa llamado Logistello ganó todas las partidas de una serie de seis juegos contra el actual campeón mundial de Othello.

1995

Damas

En 1952, Arthur Samuels desarrolló una serie de programas que jugaban a las damas y que mejoraron a través del autojuego. Sin embargo, no fue hasta 1995 que un programa de juego de damas, [Chinook](#), venció al campeón mundial.

1997

Ajedrez

Algunos científicos informáticos en los años 50 predijeron que una computadora derrotaría al campeón de ajedrez humano en 1967, pero no fue hasta 1997 que el sistema de [IBM, DeepBlue](#), venció al campeón de ajedrez Gary Kasparov. Hoy, los programas de ajedrez que funcionan en teléfonos inteligentes pueden jugar al nivel de gran maestro.

2011

Jeopardy!

En 2011, el sistema de computadora Watson de IBM compitió en el popular concurso Jeopardy! contra los ex ganadores Brad Rutter y Ken Jennings. Watson ganó el primer premio de \$1 millón.

2015

Juegos de Atari

En 2015, un equipo de Google DeepMind utilizó un sistema de aprendizaje por refuerzo para aprender a jugar 49 juegos de Atari. El sistema fue capaz de lograr un rendimiento a nivel humano en la mayoría de los juegos (por ejemplo, Breakout), aunque algunos están todavía significativamente fuera de su alcance (por ejemplo, La Venganza de Moctezuma).

2016

Clasificación de Objetos en ImageNet

El índice de error de etiquetado automático de [ImageNet](#) disminuyó del 28% en 2010 a menos del 3% en 2016. El rendimiento humano es de alrededor del 5%.

2016

Go

En marzo de 2016, el sistema AlphaGo desarrollado por el equipo de Google DeepMind venció a [Lee Sedol](#), uno de los mejores jugadores de Go del mundo, por 4 a 1. DeepMind lanzó posteriormente [AlphaGo Master](#), que venció a Ke Jie, el jugador mejor clasificado, en marzo de 2017. En octubre de 2017, un artículo de Nature detalló una versión nueva, [AlphaGo Zero](#), que derrotó al sistema original AlphaGo 100-0.



2017

Clasificación del Cáncer de Piel

En un artículo de 2017 en [Nature](#), Esteva y cols., describen un sistema de IA entrenado un conjunto de datos de 129.450 imágenes clínicas de 2.032 enfermedades diferentes y comparan su rendimiento en el diagnóstico con el de 21 dermatólogos certificados. Como resultado, encontraron que el sistema de IA es capaz de clasificar el cáncer de piel a un nivel de competencia comparable al de los dermatólogos.

2017

Reconocimiento de Voz en el Panel de Control

En 2017, [Microsoft](#) e [IBM](#) lograron un rendimiento cercano a la "paridad humana" en el reconocimiento de la voz, dentro de los área de Paneles de Control.

2017

Póquer

En enero de 2017, un programa de la CMU llamado [Libratus](#) derrotó a cuatro jugadores humanos en un torneo de 120,000 juegos de dos jugadores, sin límite de "Texas Hold'em". En febrero de 2017, un programa de la Universidad de Alberta llamado DeepStack jugó con un grupo de 11 jugadores profesionales más de 3,000 juegos cada uno. [DeepStack](#) ganó suficientes juegos de póquer para demostrar que es significativamente superior a los jugadores profesionales.

2017

La Sra. Pac-Man

[Maluuba](#), un equipo de aprendizaje profundo adquirido por Microsoft, creó un sistema de IA que aprendió cómo alcanzar el valor máximo de puntos del juego de 999.900 en el Atari 2600.

2018

Traducción del Chino al Inglés

Un sistema de traducción automática de [Microsoft](#) logró una calidad y precisión al nivel de un humano al traducir noticias del chino al inglés. La prueba se realizó en newstest2017, un conjunto de datos que se utiliza habitualmente en los concursos de traducción automática.

2018

Captura la Bandera

Un agente de DeepMind alcanzó un rendimiento al nivel de un humano en una versión modificada de "Quake III Arena [Capture the Flag](#)" (un popular videojuego 3D multijugador en primera persona). Los agentes mostraron comportamientos similares a los de los humanos, como navegar, seguir y defender. Los agentes entrenados superaron la tasa de victorias de los mejores jugadores humanos como compañeros de equipo y oponentes, venciendo a varios sistemas de última generación existentes.

2018

DOTA 2

[OpenAI Five](#), el equipo de cinco redes neuronales de OpenAI, derrotó a los equipos humanos amateurs en [Dota 2](#) (con [restricciones](#)). OpenAI Five se formó jugando el equivalente a 180 años de juegos contra sí mismo cada día, aprendiendo a través del autojuego. (OpenAI Five no es todavía sobrehumano, ya que no ha logrado vencer a un equipo humano profesional))



2018

Calificación del Cáncer de Próstata

Google desarrolló un [sistema de aprendizaje profundo](#) que puede lograr una precisión general del 70% al calificar el cáncer de próstata en las muestras de prostatectomía. La exactitud promedio lograda por los patólogos generales certificados en los Estados Unidos dentro del estudio fue de 61%. Además, el sistema fue más preciso que 8 de los 10 patólogos generales de alto rendimiento, que calificaron las muestras en el conjunto de validación.

2018

Alphafold

Deepmind desarrolló [Alphafold](#) el cual utiliza una gran cantidad de datos de secuencias geométricas para predecir la estructura tridimensional de una proteína, con un nivel de precisión sin precedentes.

2019

Alphastar

DeepMind desarrolló [Alphastar](#) para vencer a un jugador profesional de primer nivel en [Starcraft II](#).

2019

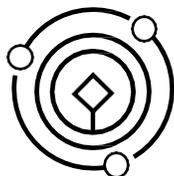
Detectar la retinopatía diabética (RD) con la precisión de un especialista

Un [estudio](#) reciente muestra una de las mayores validaciones clínicas que ha recibido un algoritmo de aprendizaje profundo, con una precisión significativamente mayor que la de los especialistas. La compensación por la reducción de la tasa de falsos negativos es ligeramente superior a la tasa de falsos positivos con el enfoque de aprendizaje profundo.



Preguntas sobre la Medición

- En los últimos años, hemos visto que los enfoques basados en el aprendizaje automático demuestran un rendimiento cada vez mejor en tareas tan diversas como el reconocimiento de imágenes, la generación de imágenes y la comprensión del lenguaje natural. Dado que muchas de estas técnicas son intensivas en datos o en cálculo, se necesitan métricas que midan la *eficiencia* de los sistemas de IA, así como sus capacidades en bruto.
- Pasando de la evaluación de las capacidades de la IA para realizar una sola tarea a la evaluación de múltiples tareas, ¿cómo se debería ponderar la importancia de las diversas subtareas para evaluar el progreso general?
- ¿Cómo se pueden medir las tareas en las que *no se está progresando*? Existen muchas medidas de progreso en la IA porque los desarrolladores pueden construir sistemas que pueden resolver (parcialmente) la tarea - ¿cómo se pueden evaluar las áreas que son un reto para los sistemas contemporáneos?



Vista Previa del Capítulo

4.1 Empleos

Contratación Global	73
Distribución Sectorial	75
Incorporación de competencias	77
Inclusión	80
Comportamiento Regional	81
Áreas Metropolitanas y Ciudades de los EE.UU.	84
Preguntas sobre la Medición	87

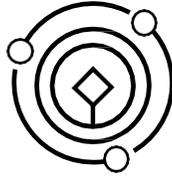
4.2 Inversión y Startup

Niveles de Inversión	88
Principales Aplicaciones	91
Inversión Corporativa	
Fusiones, Adquisiciones e IPO	94
Actividad Pública: EE.UU.	
Presupuesto del Departamento de Defensa	95
Gastos en Contratos del Gobierno de los EE.UU.	97
Preguntas sobre la Medición	98

4.3 Actividad Corporativa

Adopción en la Industria	99
Instalaciones Robóticas	103
Preguntas sobre la Medición	105

Capítulo 4: Economía



Introducción

Este capítulo está dividido en tres secciones: Empleos, Inversión y Actividad Corporativa.

La primera sección sobre Empleos de IA muestra datos relacionados con los empleos, la contratación y los niveles de las competencias en IA en todo el mundo, así como en las diferentes regiones de los Estados Unidos. Incluye el índice de contratación de IA en todos los países, la demanda sectorial de empleos de IA y la incorporación de la IA en las habilidades por países, sectores y género.

La sección concluye con las tendencias tanto en la incorporación⁺ de las habilidades como en la demanda de laboral de vacantes de IA, desde una perspectiva regional dentro de los Estados Unidos. Los datos sobre la contratación de profesionales de IA, la incorporación de habilidades por género y por sector se extraen de La gráfica Económica de LinkedIn. La información sobre los anuncios de vacantes en IA *online* para los EE.UU., por estados y áreas metropolitanas se basa en datos de Burning Glass Technologies. De acuerdo con nuestras fuentes, ha habido un rápido incremento en la contratación para todas las categorías de trabajos de IA en los últimos tres años, pero siguen siendo una pequeña parte del total de los empleos.

La segunda sección sobre Inversión presenta las tendencias de inversión en Startups en el mundo, por países y sectores. Los datos proceden de CAPIQ, Crunchbase y Quid. A continuación, se presentan las tendencias de la Inversión Corporativa, que incluye la actividad de inversión en IA a nivel mundial por tipos de inversión: inversión privada en Startups, Fusiones y Adquisiciones (M&A), Oferta Pública Inicial (IPO), e inversiones en participaciones minoritarias. Por último, se presentan las tendencias de la inversión pública de EE.UU. con base en los datos de BloombergGOV.

La tercera sección sobre Actividad Corporativa incluye datos sobre la adopción de las capacidades de IA en la industria, a partir de la Encuesta Global de IA de McKinsey. Esta sección también presenta las tendencias globales de las instalaciones de robots en todos los países, a partir de los datos recogidos por la Federación Internacional de Robótica (IFR).

⁺Nota del Traductor: en el original en inglés se hace referencia a la “penetración” (penetration) de las competencias. Para fines de la traducción del Informe, se ha preferido la palabra “incorporación” para hacer referencia a una mayor presencia de dichas competencias, en los ámbitos correspondientes.



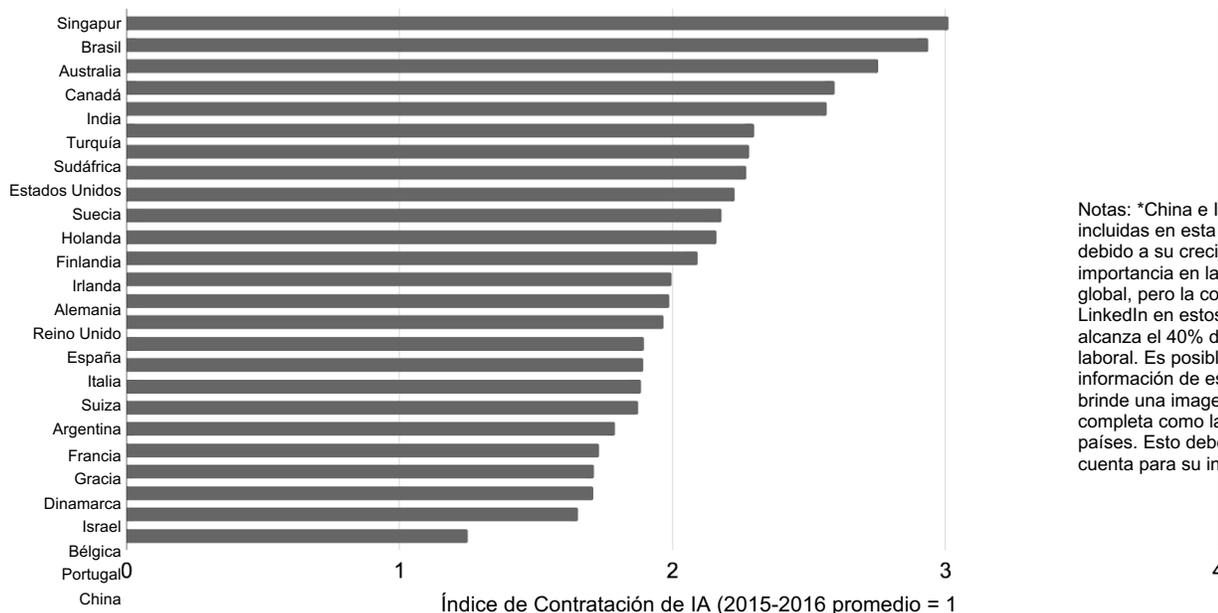
Contratación Global

¿Qué países están experimentando el crecimiento más rápido en la contratación de profesionales de la IA? La tasa de contratación ha aumentado en todos los países de la muestra, especialmente en varios de los mercados emergentes, no sólo en las economías avanzadas.⁷ La tabla que se muestra a continuación presenta el Índice de Contratación de IA, que se calcula como el porcentaje de miembros de LinkedIn con alguna habilidad de IA en su perfil y un nuevo empleador en el mismo, durante el año en el que comenzó el nuevo trabajo (Figura 4.1.1). El índice de contratación de IA se normaliza para los diferentes países dividiéndolo entre el número total de miembros de LinkedIn en cada país. La tasa de crecimiento se indexa contra el promedio de contratación anual entre 2015 y 2016; por ejemplo, un índice de 3 para

Singapur en 2019 indica que la tasa de contratación de IA es 3 veces más alta en 2019 que el promedio entre 2015 y 2016. La gráfica muestra que los países con el mayor crecimiento en la contratación de IA en LinkedIn incluyen a Singapur, Brasil, Australia, Canadá e India.⁸ El rápido crecimiento en la contratación de IA también es confirmado por los datos de los anuncios de empleo de Burning Glass que muestra que la proporción de empleos de IA (% del total de empleos anunciados *online*) creció de 0.1% en 2012 a 1.7% en 2019 para Singapur. De manera similar, en los Estados Unidos la proporción de empleos de IA creció de 0,3% en 2012 a 0,8% con relación al total de empleos publicados en 2019. En la siguiente sección se muestra el creciente papel de los empleos de IA en los EE.UU., por grupos de IA y luego por sectores económicos.

Índice de Contratación de IA por país (2019)

Fuente: LinkedIn, 2019.



Notas: *China e India fueron incluidas en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía global, pero la cobertura de LinkedIn en estos países no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países. Esto debe tomarse en cuenta para su interpretación.

Fig. 4.1.1.

"En este momento, la conversación sobre el impacto de la IA en los empleos individuales, y en la economía en general, está dominada por comentarios exagerados y alarmistas. Es necesario basar estas discusiones en hechos y mediciones, y se espera que este informe contribuya a un debate más reflexivo y realista sobre las tendencias que podrían tener un gran impacto en las próximas décadas". Guy Berger, Economista Principal de LinkedIn, 2019

⁷ Se aplicaron dos filtros para los países para incluirlos: 1) los países deben tener suficiente cobertura de la mano de obra según nuestras fuentes de datos (aproximadamente >40%) y 2) deben tener al menos 10 talentos de IA en un cualquier mes. Los países y regiones con una representación significativa de su fuerza laboral en LinkedIn, incluidos en este análisis son: Estados Unidos, Holanda, Irlanda, Dinamarca, Australia, Reino Unido, Luxemburgo, Canadá, Singapur, Bélgica, Nueva Zelanda, Noruega, Suecia, Emiratos Árabes Unidos, Francia, Portugal, Suiza, Chile, España, Italia, Hong Kong (RAE), Finlandia, Israel, Costa Rica y Brasil. China e India fueron incluidas en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía global, pero la cobertura de LinkedIn en estos países no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países y, por ende, debe tomarse en cuenta para su interpretación. En términos más generales, la tasa de contratación de LinkedIn hace un seguimiento de las contrataciones o de los cambios de empleo en LinkedIn; esta medida tiene un sólido historial en los EE.UU. que hace un seguimiento de los datos del gobierno sobre las ofertas de empleo (JOLTS) y las solicitudes de pedido de los bienes de capital básicos (Gráfico económico de LinkedIn, 2019)

⁸ Cabe señalar que el análisis depende de la representatividad de los usuarios de LinkedIn en todos los países.



Demanda de mano de obra de EE.UU. por categoría de empleos

¿La demanda de mano de obra de IA está ganando importancia respecto al total de los empleos publicados en la Internet en los EE.UU.?
 ¿Qué tipo de trabajos de IA ha tenido el crecimiento más rápido de los anuncios de trabajo *online* en los EE.UU.? Los diferentes grupos de ofertas de trabajo de IA de los EE.UU. se presentan por mes (Figura 4.1.2). Estos son grupos de habilidades mutuamente excluyentes e independientes para los trabajos de IA. Los empleos de Aprendizaje Automático aumentaron del 0,07% respecto al total de

empleos publicados en los EE.UU. en 2010 a más del 0,51% en octubre de 2019. Otras categorías importantes de empleos incluyen la Inteligencia Artificial (0,28%), las redes neuronales (0,13%), la PLN (0,12%), la Robótica (0,11%) y el Reconocimiento de Imágenes Visuales (0,10%).

Distribución de las Ofertas de Empleo *Online* mensual, EE.UU., 2010-2019

Fuente: BurningGlass, 2019.

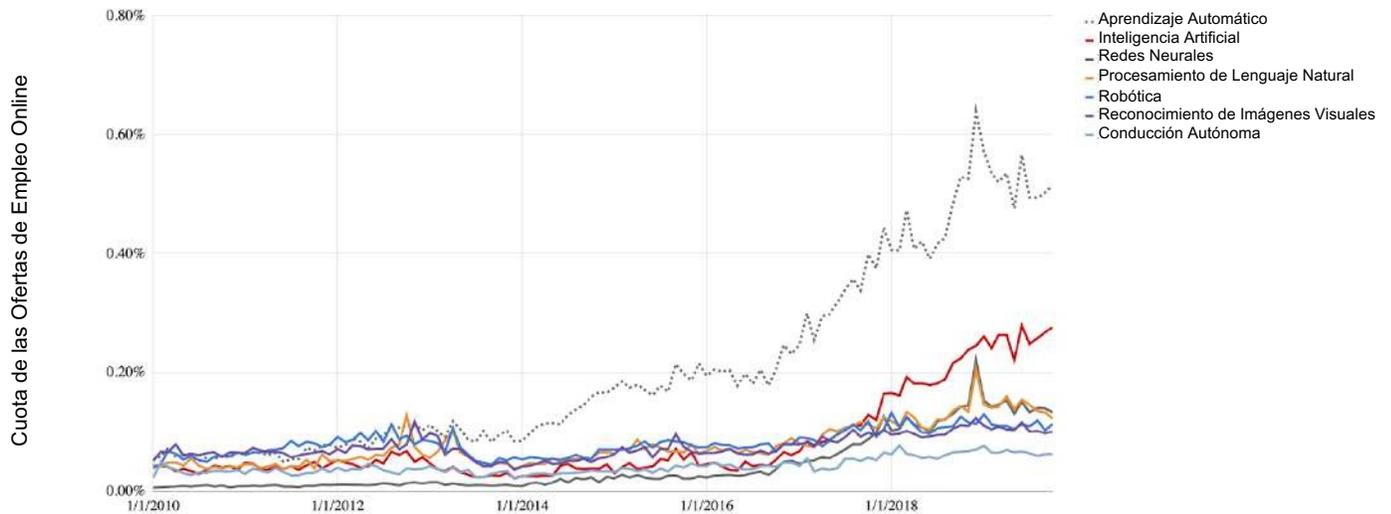


Fig. 4.1.2.

Los empleos de aprendizaje automático aumentaron del 0,07% en 2010 a más del 0,51% en octubre de 2019, con respecto al total de empleos publicados en los EE.UU., seguidos de los empleos de inteligencia artificial (0,28%), redes neuronales (0,13%), PLN (0,12%), robótica (0,11%) y reconocimiento de imágenes visuales (0,10%).



Demanda de Mano de Obra en EE.UU. por Sector

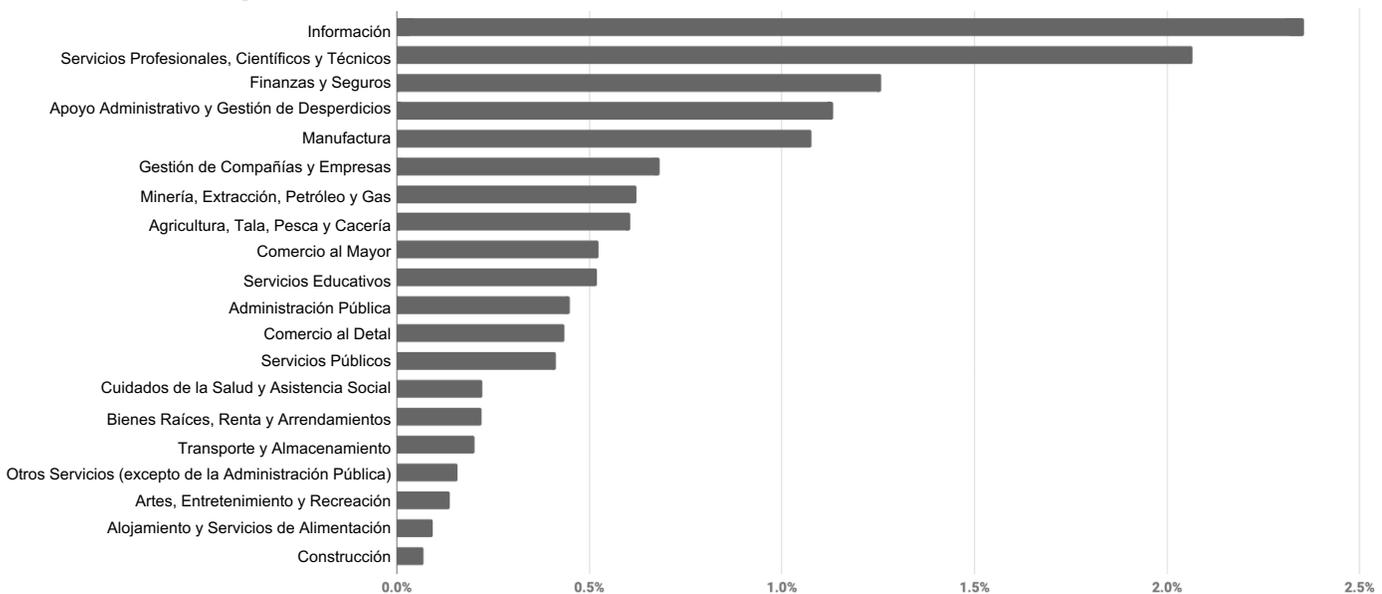
¿Qué sectores del mercado laboral estadounidense están experimentando una mayor difusión de la IA a través de la demanda de empleos? Entre los sectores, tecnología, servicios y manufactura muestran el mayor aumento en la demanda de competencias en IA. Los siguientes gráficos muestran el número de empleos de IA como un porcentaje de los empleos publicados por sectores en los EE.UU. El primero proporciona la clasificación de las industrias con mayor demanda (porcentaje de empleos anunciados) en 2019 (Figura 4.1.3); mientras que el segundo gráfico proporciona una vista de series temporales para los sectores individuales (Figura 4.1.4).

IA publicados (2,3% del total de empleos publicados), seguidos por los Servicios Profesionales, Científicos y Técnicos (más del 2%), Finanzas y Seguros (1,3%), Manufactura (1,1%) y Gestión de empresas (0,7%). La demanda de trabajos de IA ha aumentado en todos los sectores económicos. La proporción de empleos de IA en los sectores de la información, profesional, científico y técnico, finanzas y seguros, administración y gestión de residuos ha aumentado en más de un punto porcentual (en términos de porcentaje del total de empleos publicados). Por otra parte, el sector de los servicios tradicionales, que incluye la construcción, las artes, la administración pública, la atención de la salud y la asistencia social, muestra una demanda relativamente menor de empleos de IA.

Los sectores de servicios tecnológicos como el de la información tienen la mayor proporción de empleos de

Distribución de las ofertas de empleo en IA publicadas (% del total) por sector en los EE.UU., 2019

Fuente: BurningGlass, 2019



IA como una Cuota del Total de los Empleos dentro de cada Industria

Fig. 4.1.3.

Demanda de Mano de Obra en EE.UU. por Sector

Distribución de los empleos de IA publicados (% del total) por industria, 2010-2019

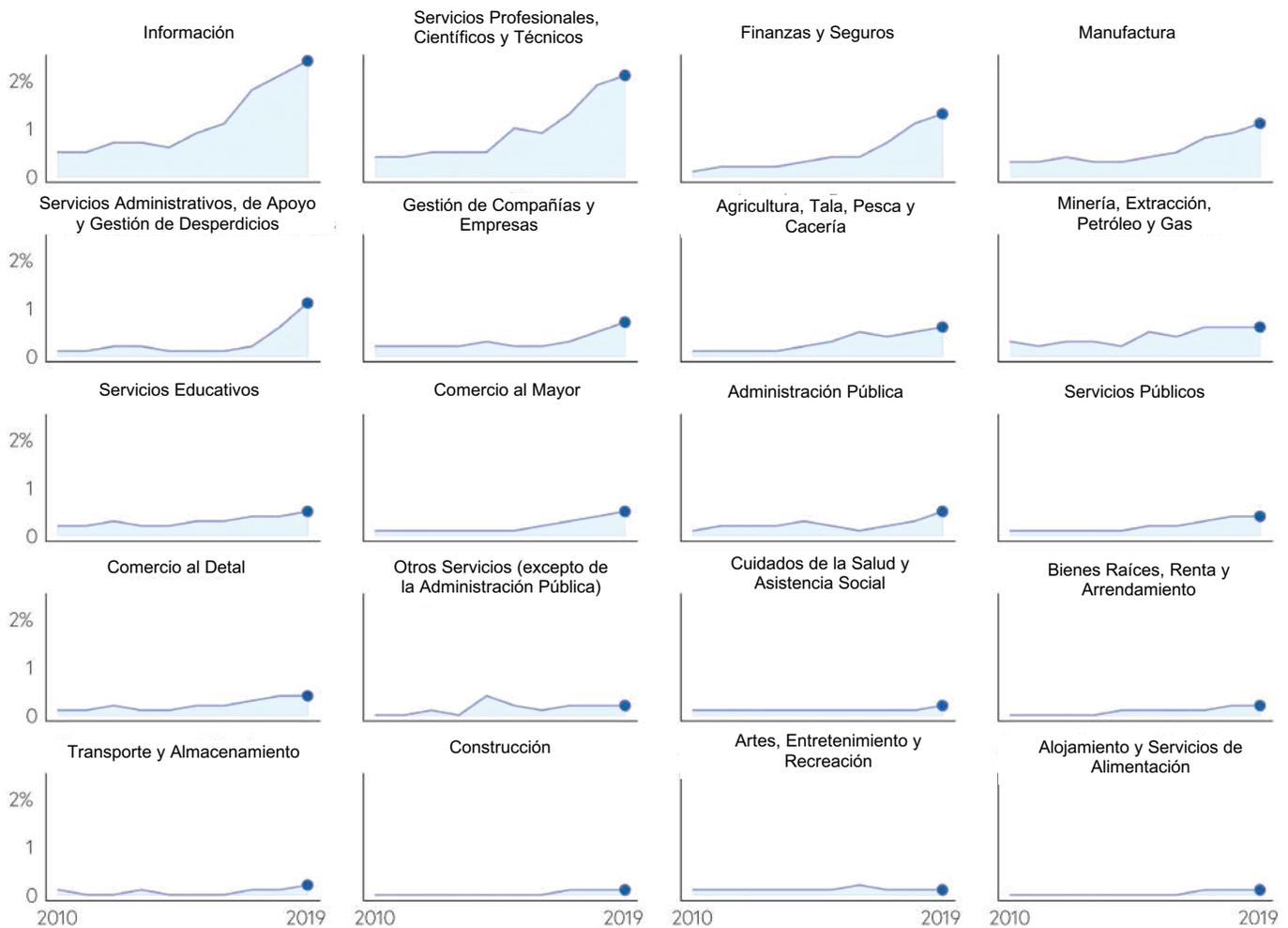


Fig. 4.1.4.

Fuente: BurningGlass, 2019

La demanda de trabajo de AI está creciendo en importancia, especialmente en los sectores de servicios de alta tecnología y manufactura.



Incorporación Global de Competencias

Incorporación Global de Competencias en IA

Utilizando los datos de LinkedIn, la incorporación de las competencias en IA en un país se define como la proporción media de competencias en IA dentro de las 50 principales habilidades de una ocupación, considerando todas las ocupaciones de ese país. Esta métrica también puede ser calculada a nivel de sectores productivos nacionales.

Dado que los países tienen diferentes conjuntos de ocupaciones, esta tasa de incorporación puede que no sea directamente comensurable entre los países. Para permitir comparaciones entre países, la Incorporación Relativa de las competencias en IA se define como la relación entre la incorporación de las competencias en IA en un país y la incorporación media de las competencias en IA transversal a todos los países de la muestra, considerando sólo las ocupaciones superpuestas entre el país y la muestra.

Los datos de las habilidades se extraen de los perfiles de los miembros de los profesionales en la plataforma LinkedIn. Específicamente, los datos se obtienen de las habilidades enumeradas en el perfil de un miembro, los puestos que ocupan y los lugares donde trabajan.

LinkedIn ha clasificado y estandarizado las más de 35.000 habilidades únicas de su plataforma estándar en un conjunto de grupos de habilidades que utilizan espacios de incrustación no lineales. Estas categorías son introducidas por humanos y posteriormente aplicadas a coincidencias de las habilidades en los perfiles, en toda la plataforma. Las habilidades están vinculadas de acuerdo a su distancia relativa, en una “dimensión espacial de habilidades”. Las competencias con una relación cercana están etiquetadas con una categoría común definida por profesionales.

Las habilidades que coinciden menos se clasifican en categorías separadas. Las incrustaciones de las habilidades neuronales son suministradas por el equipo de ingeniería de LinkedIn.

Para calcular esta métrica, LinkedIn primero calcula un peso para cada competencia, de acuerdo a la prevalencia de la misma en un segmento particular, tal como una geografía, sector y/u ocupación particular, y la compara con otros segmentos del mercado laboral. En primer lugar, se incluyen en el análisis todos los miembros que tienen la ocupación durante el período relevante. Luego se asigna una medida de frecuencia para contar el número de veces que los miembros listan la habilidad bajo la sección de "habilidades" de su perfil en LinkedIn. Tenga en cuenta que las habilidades sólo se incluyen en el análisis si se añadieron específicamente durante el período en el que el individuo ha ocupado ese puesto. Las habilidades que se añaden 10 miembros o menos durante el período establecido se eliminan para reducir el "ruido" en los datos de las habilidades. Las habilidades sólo se capturan si son relevantes para el rol y permiten una comparación entre los perfiles a lo largo del tiempo. Finalmente, cada combinación de ocupación y habilidad se pondera siguiendo un modelo de frecuencia inversa de documentos (TF-IDF): las habilidades que son genéricas y que aparecen en múltiples ocupaciones se ponderan con un peso menor. El resultado es una lista de las competencias más representativas de esa ocupación en ese sector y país. Véase también: [Data Science in the New Economy Report \(Foro Económico Mundial, Julio 2019\)](#).



Incorporación de Competencias

¿Qué países han obtenido una mayor incorporación de las competencias en IA? La medición de la tasa de incorporación relativa de las competencias en IA se basa en un método que compara la proporción de competencias en IA de cada país con una media global o un punto de referencia, con base en el mismo conjunto de ocupaciones. Para un país, la incorporación relativa de un grupo de competencias es la relación entre el índice de incorporación de ese grupo en ese país y el índice de incorporación global promedio.

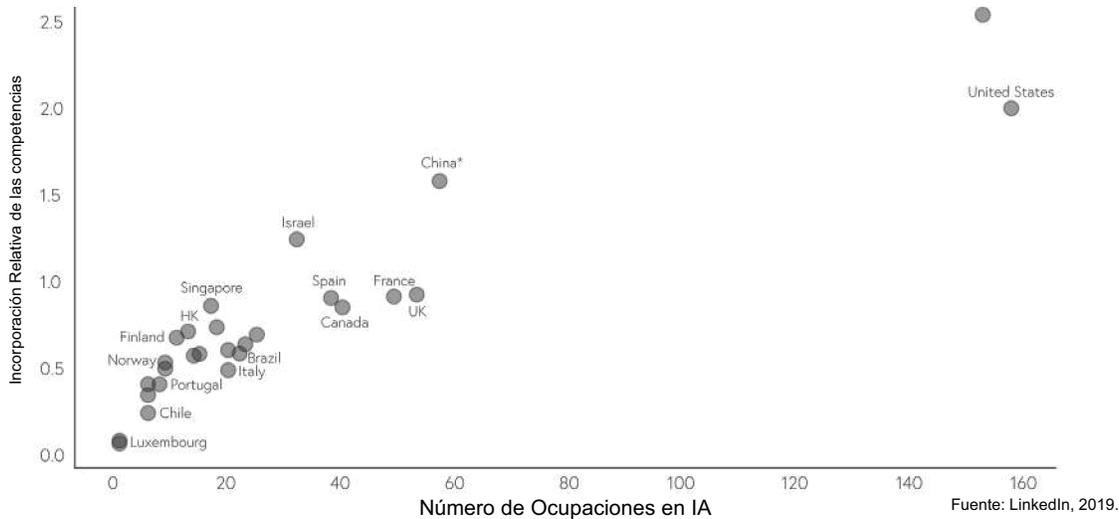
Un ejemplo interesante es la India, donde la incorporación media de las competencias en materia de IA es 2,6 veces el promedio mundial, en el mismo conjunto de ocupaciones, en determinados sectores. Es interesante observar que se espera que la India añada más de 10 millones de jóvenes a la fuerza laboral cada año durante la próxima década ([Economic Times, 2018](#)).

Esta productividad de talento laboral plantea una pregunta interesante de cómo la India utilizará su ventaja demográfica para capacitar, producir y exportar productos y servicios sofisticados de IA para lograr un crecimiento y desarrollo inclusivos.

Los resultados que se presentan a continuación corresponden a una muestra de países con suficiente cobertura (Figura 4.1.5).⁹ Una ocupación en LinkedIn es una entre 15.000 categorías de trabajo aproximadamente, las cuales son añadidas por los miembros de red. Los miembros también han añadido 35.000 tipos de habilidades a sus perfiles.

El eje horizontal de la gráfica representa el número de ocupaciones únicas en un país que contienen alguna habilidad de IA en sus 50 habilidades principales, según lo informado por los miembros de LinkedIn. Esta no es una métrica per cápita. Los resultados representan las adiciones de habilidades agrupadas entre 2015 y 2018.

Comparación Nacional de la Incorporación de competencias y Número de Ocupaciones Únicas en IA



Notas: *China e India se incluyeron en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía mundial, pero la cobertura de LinkedIn en estos países no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países y, por ende, debe tomarse en cuenta para su interpretación. El número de ocupaciones de IA únicas se refiere al número de títulos de trabajo únicos con alta intensidad de habilidades.

Fig. 4.1.5.

"Si bien el impacto de la IA en las economías se ha concentrado principalmente en las economías desarrolladas que se encuentran en la vanguardia tecnológica, también es importante señalar su impacto en las economías en desarrollo. En China y la India, las dos economías en desarrollo más grandes, estamos viendo un aumento similar en la prevalencia de las competencias en IA". Guy Berger, Economista Principal de LinkedIn, 2019

⁹ Los países y regiones con una representación significativa de su fuerza de trabajo en LinkedIn (aproximadamente >40%) incluidos en este análisis son Estados Unidos, Holanda, Irlanda, Dinamarca, Australia, Reino Unido, Luxemburgo, Canadá, Singapur, Bélgica, Nueva Zelanda, Noruega, Suecia, Emiratos Árabes Unidos, Francia, Portugal, Suiza, Chile, España, Italia, Hong Kong, Finlandia, Israel, Costa Rica, Brasil. China e India se incluyen en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía mundial, pero la cobertura de LinkedIn en estos países no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países y, por ende, debe tomarse en cuenta para su interpretación.



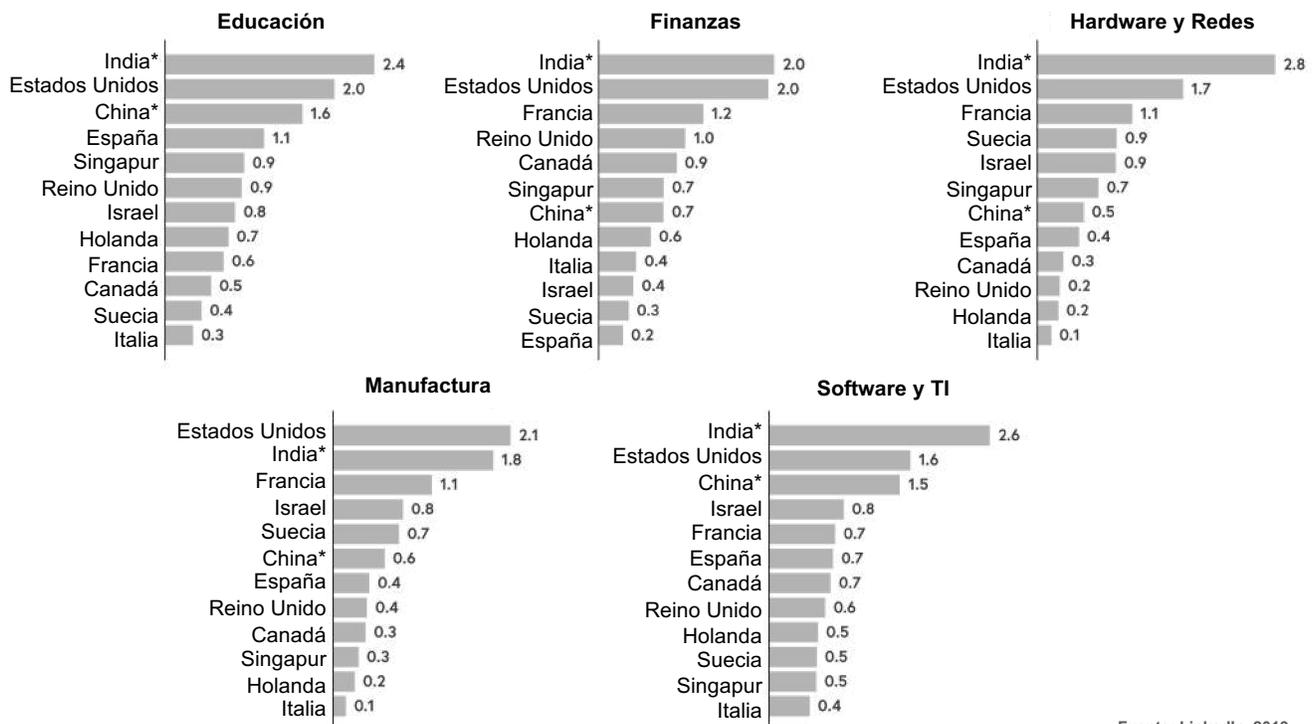
Incorporación de Competencias

Con el fin de proporcionar un análisis más profundo de la incorporación de las competencias en IA en todos los sectores y países, se elige una muestra de los cinco sectores con mayor incorporación de habilidades de IA a nivel mundial: Software y Servicios de TI, Hardware y Redes, Educación, Finanzas y Manufactura (Figura 4.1.6). India, los EE.UU., Francia, China e Israel se encuentran frecuentemente entre los países con mayor incorporación de competencias en IA en todos los países. Los EE.UU. se encuentran entre los 5 primeros países en cuanto a incorporación de habilidades en la IA en todos los sectores. Como se ha señalado anteriormente, la gran reserva de mano de obra de la India y sus habilidades de TI traen esperanzas con un

optimismo cauteloso, porque la IA podría convertirse en un motor para la diversidad ocupacional, el empleo y el crecimiento. China sólo aparece entre los cinco primeros puestos del ranking en cuanto a la incorporación de las competencias relacionadas con la educación. Otros focos de especialización que vale la pena destacar son Noruega e Israel en habilidades de IA en Software y TI; Noruega, Francia y Suecia en Hardware y Redes; Francia, Israel y Suecia en hardware y redes así como en fabricación; España y Suiza en educación; y el Reino Unido y Canadá en finanzas.

Genómica Global de competencias en IA: Clasificación relativa de especialización de la IA por sectores y países, 2018

Clasificación Sectorial de la Incorporación de las competencias en IA, por país



Fuente: LinkedIn, 2019

Fig. 4.1.6.

*China e India se incluyeron en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía mundial, pero la cobertura de LinkedIn en estos países no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países y, por ende, debe tomarse en cuenta para su interpretación.

¿Cómo utilizará la India su ventaja demográfica para formar, producir y exportar productos y servicios sofisticados de inteligencia artificial para el crecimiento y el desarrollo inclusivos?

Inclusión: Incorporación Global de Competencias por Género

¿Qué países exhiben una diferencia relativamente alta de competencias de IA entre géneros? El siguiente cuadro presenta la clasificación de los países de acuerdo a la incorporación de las competencias de IA en mujeres y hombres trabajadores (Figura 4.1.7). Cabe destacar dos tendencias. Primero, los hombres tienden a reportar habilidades de IA en más ocupaciones que las mujeres, en todos los países de la muestra. Segundo, mientras que los países con alta incorporación de habilidades de IA para los hombres, tienen más probabilidades de mostrar una alta incorporación de habilidades de IA para las mujeres también, este patrón no es universal. Algunos países europeos -incluyendo Holanda, Suiza y Francia- tienen una clasificación

significativamente más alta cuando consideran sólo a las mujeres que cuando consideran a los hombres. En un mayor nivel de detalle, los resultados indican que la ocupación promedio de las mujeres en la India exhibe más de 2.6 veces el promedio global de incorporación de habilidades de IA, mientras que la ocupación promedio de los hombres en la India es 2.7 veces el promedio global de incorporación de habilidades de IA. En términos de competencia en IA reportada para las mujeres, la India es seguida por los EE.UU. (1, 5), Holanda (1), Suiza (0,94) y Francia (0,90). Por ejemplo, la India tiene 55 ocupaciones en las que las mujeres reportan habilidades de inteligencia artificial, mientras que los hombres reportan habilidades de inteligencia artificial en 127 ocupaciones entre 2015 y 2018.

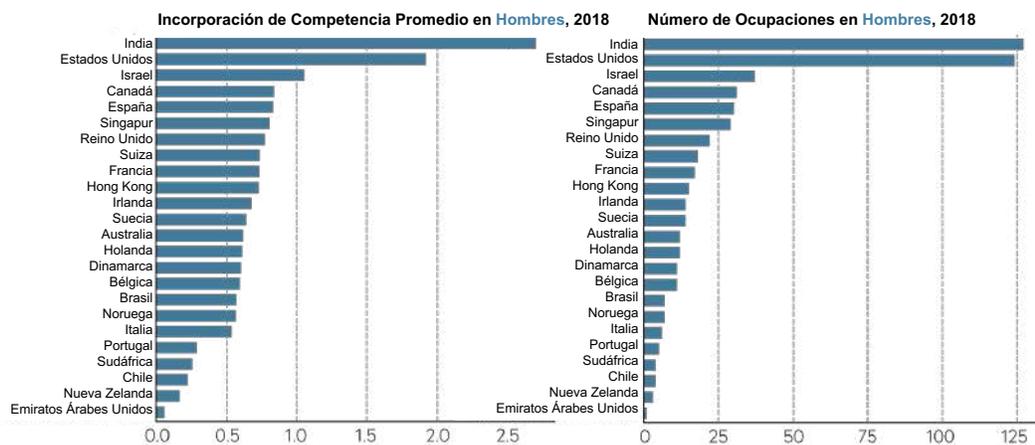


Fig. 4.1.7a.

Fuente: LinkedIn, 2019

La India fue incluida en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía global, pero la cobertura de LinkedIn no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países y, por ende, debe tomarse en cuenta para su interpretación. El número de ocupaciones de IA únicas se refiere a la cantidad de títulos de trabajo únicos con una intensidad significativa de habilidades.

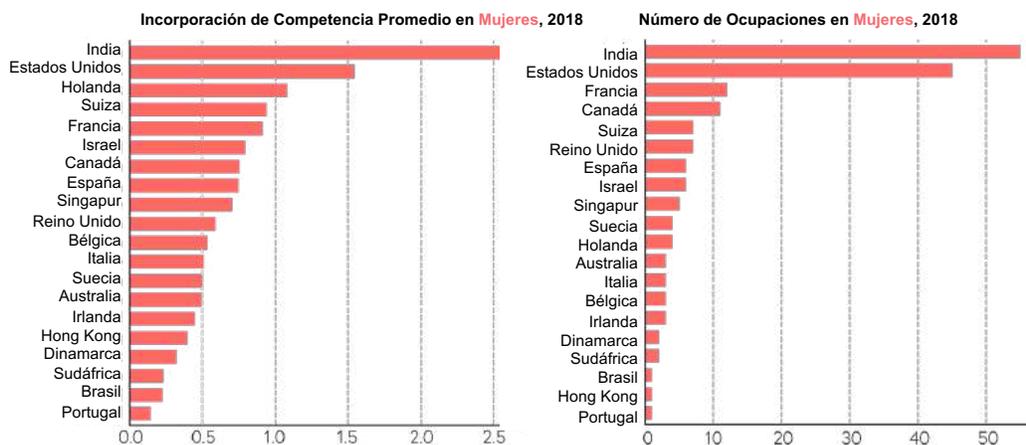


Fig. 4.1.7b.

Fuente: LinkedIn, 2019

*La India fue incluida en esta muestra debido a su creciente importancia en la economía global, pero la cobertura de LinkedIn no alcanza el 40% de la fuerza laboral. Es posible que la información de estos países no brinde una imagen tan completa como la de otros países y, por ende, debe tomarse en cuenta para su interpretación. El número de ocupaciones de IA únicas se refiere a la cantidad de títulos de trabajo únicos con una intensidad significativa de habilidades.

"Al igual que muchas otras tecnologías prometedoras, pero no del todo maduras, la reserva de talentos de la IA está creciendo a un ritmo extremadamente rápido. Y el ritmo al que se está contratando a estas personas está creciendo aún más rápido. Como nunca antes, esto pone de manifiesto la necesidad de intervenciones tanto del sector público como del privado que garanticen la capacitación de suficientes trabajadores para satisfacer la creciente demanda de habilidades de IA". Guy Berger, Economista Principal de LinkedIn, 2019.

¹⁰ "Mujer" y "hombre", "mujeres" y "hombres" son los términos utilizados en el conjunto de datos. Las muestras en este análisis consideran un filtro de datos adicional: tener datos de género en al menos el 66% de los miembros de LinkedIn. Nótese que China no cumple con este umbral y por lo tanto está excluida.



La demanda regional de mano de obra y la incorporación de las competencias en los EE.UU.

Se examina la demanda regional de mano de obra de IA y la incorporación de competencias en los estados de los EE.UU., seguidos por las áreas metropolitanas y las ciudades.

El primer gráfico muestra la importancia (relativa) de la demanda laboral de IA como la proporción de vacantes de IA publicadas en el eje “Y” y el tamaño (absoluto) de la demanda laboral de IA, medido como el total de vacantes de IA publicadas entre 2018 y septiembre de 2019 (Figura 4.1.8).

Los resultados muestran que el estado de Washington tiene la mayor demanda laboral relativa de IA con casi 1.4 % del total de vacantes publicadas. Washington es seguido por California con 1.3%, Massachusetts con 1.3%, Nueva York con 1.2%, el Distrito de Columbia (DC) con 1.1%, y Virginia con 1%. En resumen, hay 5 estados además de Washington

DC., donde más del 1% de vacantes publicadas son empleos de IA, mientras que en la mayoría de los estados se encuentran entre el 0,2 y el 1% del total general. En términos absolutos, California tiene el mayor número vacantes publicadas para empleos de IA. Más de 93,000 trabajos de IA fueron publicados en California desde 2018. Esto es tres veces el volumen del siguiente estado, Nueva York, con 30.000 empleos de IA publicados. Texas fue el siguiente con más de 24.000 vacantes publicadas, seguido de Massachusetts con más de 19.000, Washington con más de 18.000 y Virginia con más de 15.000. La métrica de la demanda laboral de IA a nivel estatal está disponible [aquí](#).

Importancia relativa de los empleos de IA y tamaño absoluto de la demanda laboral de IA, 2018-19

Fuente: Burning Glass, 2019.

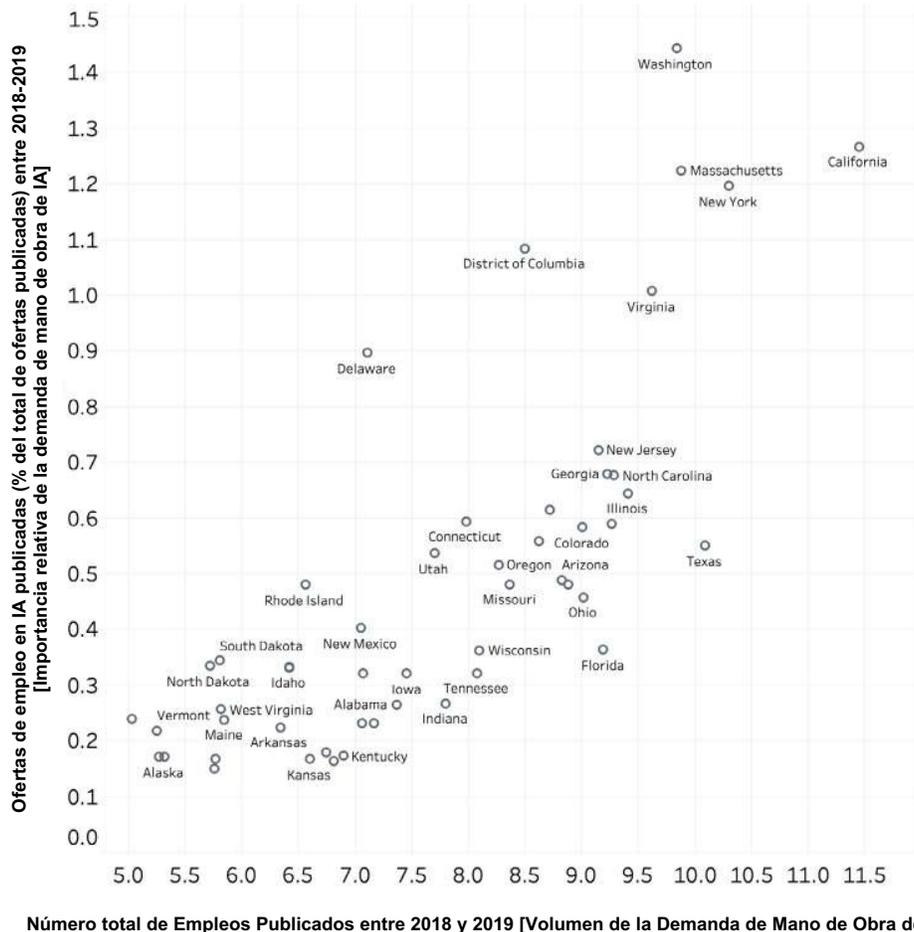


Fig. 4.1.8.

Nota: La gráfica muestra la suma de ofertas de empleo de IA en 2018 , que incluye datos hasta septiembre de 2019.



Comportamiento Regional en los EE.UU.

¿Existe una convergencia en la demanda de mano de obra especializada en IA y su crecimiento regional dentro de los Estados Unidos durante la última década? La respuesta es mixta. En términos de la demanda absoluta del mercado laboral de trabajos relacionados con la IA, la evidencia apunta hacia una convergencia incondicional, es decir, los estados que tenían una baja demanda hace 10 años, en 2010 fueron testigos de un crecimiento relativamente más rápido de los puestos de trabajo relacionados con la IA que los estados más grandes. Sin embargo, las pruebas también apuntan a una divergencia incondicional en la demanda relativa del mercado laboral de la IA. La divergencia incondicional en la demanda laboral relativa de IA a nivel estatal de los EE.UU. muestra que la importancia relativa (o el tamaño relativo de las ofertas de trabajo de IA) ha crecido más rápidamente en los estados donde la IA tuvo prevalencia desde el principio. Por ejemplo, estados como Washington, California, Massachusetts, Virginia, Nueva York, Maryland o DC fueron testigos de un aumento en la participación en el empleo total de más de 0,2% desde 2010. El mapa regional de EE.UU. muestra el crecimiento anual

promedio de los empleos de IA entre 2010-19 (Figura 4.1.9a) y la incorporación relativa de las habilidades de IA, respectivamente (Figura 4.1.9b). Con la convergencia en el crecimiento absoluto de los puestos de trabajo de IA, las condiciones iniciales son importantes. Los estados como Wyoming, que comienzan con una base muy pequeña, experimentan un crecimiento más rápido en la publicación de vacantes para empleos de IA de más del 70%, seguidos por Dakota del Norte con más del 65%, Nevada con más del 50%, Rhode Island y Montana con más del 45% de crecimiento anual promedio entre 2010 y 2019. Sin embargo, en términos de incorporación de habilidades de IA, sólo los estados como California, Nueva York y Texas parecen tener una mayor incorporación relativa de competencias de IA.

Crecimiento regional anual promedio en puestos de trabajo de IA en EE.UU., 2010-19

Fuente: Burning Glass, 2019.

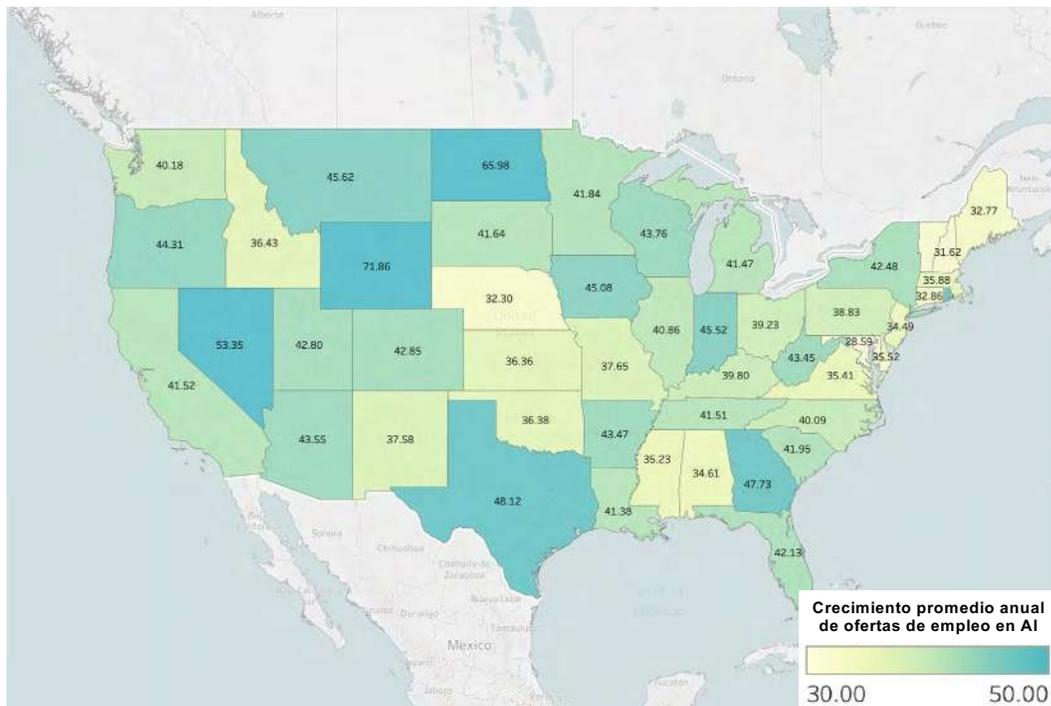


Figura 4.1.9a

Nota: El color representa la media del crecimiento anual de los empleos de IA, de acuerdo a la diferencia entre la suma de los empleos de IA publicados entre 2018 y septiembre de 2019 y el total de ofertas de empleos de IA publicados entre 2010-13, dividido entre la diferencia del intervalo de tiempo.

Los estados que tenían una baja demanda del mercado laboral hace 10 años, en 2010, también fueron testigos de un rápido crecimiento en los anuncios de ofertas de empleo de IA en los grandes estados.



Comportamiento Regional dentro de los EE.UU.

Incorporación de competencias dentro de los EE.UU. por estado, 2018

Fuente: LinkedIn Economic Graph, 2019.

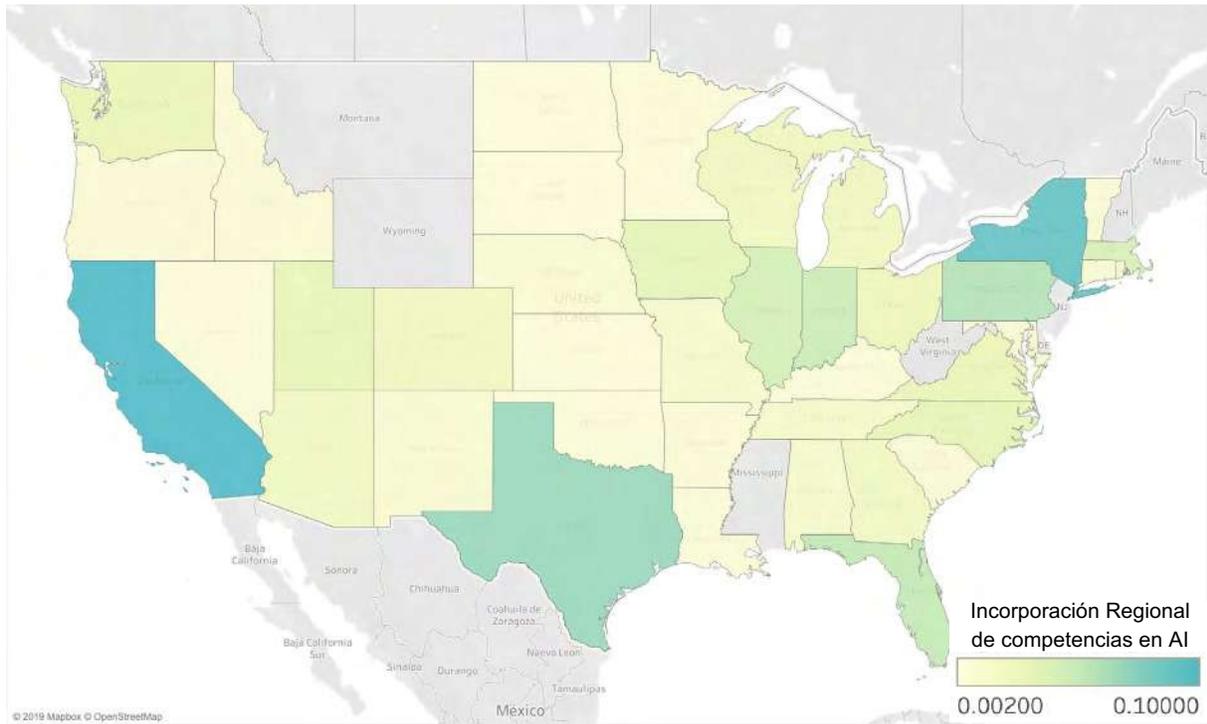


Fig. 4.1.9b.



Demanda de mano de obra e incorporación de competencias de IA en las Áreas Metropolitanas y Ciudades de los Estados Unidos

¿Cuál es el Comportamiento Regional más marcado en la demanda de mano de obra de IA en los Estados Unidos? La demanda se concentra principalmente en los epicentros tecnológicos, o se está dispersando por todo el país? A continuación se presenta el mapa de los Estados Unidos para las Áreas Metropolitanas (Figura 4.1.10). El tamaño de la burbuja representa la demanda absoluta de mano de obra, es decir, el número total de ofertas de empleo de IA publicadas. El tamaño de la burbuja más grande representa un total de 20.000 ofertas de empleos de IA publicadas en un Área Metropolitana. El esquema de colores representa la importancia relativa de la demanda

de mano de obra, con el tono de azul representando cualquier Área Metropolitana con más de 1% de participación en los empleos de IA. Los lectores deben tener en cuenta que el tamaño de la muestra de las Áreas Metropolitanas más pequeñas no es confiable para un sector pequeño como el de la IA; por lo tanto, no se muestran estos datos. Además de los detalles sobre los datos y la metodología, los lectores también pueden observar la evolución de los empleos de la IA y el impacto económico en las diferentes regiones.

Comportamiento Regional de la demanda de mano de obra en IA en los EE.UU.

Fuente: Burning Glass, 2019

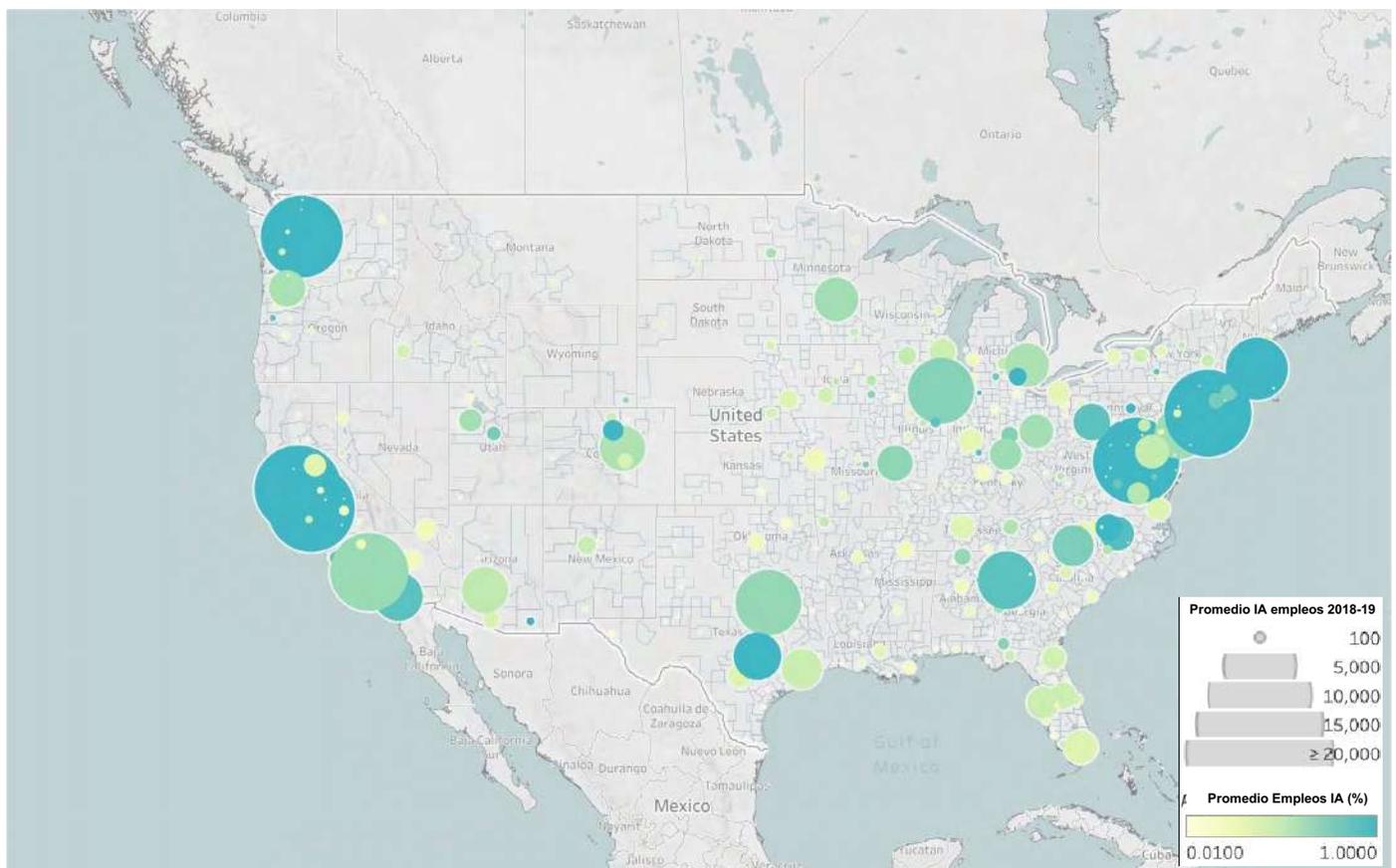


Fig. 4.1.10.

Nota: Alaska y Hawaii no se muestran por la brevedad de la presentación.



Demanda de mano de obra e incorporación de competencias de IA en las Áreas Metropolitanas y Ciudades de los Estados Unidos

¿Existe una convergencia en la publicación de empleos de IA en las áreas metropolitanas de los Estados Unidos? La gráfica a continuación muestra la media del crecimiento anual de ofertas de empleos de IA como una proporción de los empleos de TI entre 2010 y 2019 para casi 400 Áreas Metropolitanas en el eje vertical y el total de empleos de IA publicados en 2010 en el eje horizontal (Figura 4.1.11). Los resultados también son mixtos, pero no hay convergencia entre las Áreas Metropolitanas para el número total de empleos de IA publicados y una divergencia incondicional en la demanda laboral relativa de IA.

La gráfica se divide en cuatro cuadrantes. El cuadrante superior derecho representa las áreas que tenían una alta demanda de empleos de IA y que han experimentado un rápido crecimiento en la última década. El cuadrante superior izquierdo representa las áreas que son centros emergentes de la demanda de trabajo de IA. El cuadrante inferior izquierdo tenía una reserva relativamente baja de empleos en el sector de la IA hace diez años y se ha reducido aún más desde entonces, mientras que el cuadrante inferior derecho tenía una reserva relativamente alta de empleos en el sector de la IA en el pasado pero una demanda de este sector en retroceso desde entonces.

En términos absolutos, muchas áreas emergentes tienen un alto crecimiento de la demanda de trabajo en IA. Columbus, Ohio; Knoxville, Tennessee; Jacksonville y Gainesville, Florida y Beckley, West Virginia experimentaron el crecimiento absoluto más rápido en la publicación de empleos de IA, comenzando desde una base muy pequeña. La proximidad al Oak Ridge National Lab (ORNL) puede haber influido en su crecimiento. El ORNL y el Departamento de Energía (DOE) están incrementando significativamente sus actividades de IA y aumentando su fuerza laboral en este campo. Este crecimiento también podría contribuir con los negocios locales que trabajen con ORNL, o en áreas relacionadas. Dado que ORNL es un empleador importante en un área metropolitana relativamente pequeña, su crecimiento en IA sería estadísticamente significativo para las oportunidades de la fuerza laboral en dicha área. Como nota al margen, anecdóticamente, en el pasado se ha mencionado que Oak Ridge tiene una de las concentraciones más altas de doctores en el país, de nuevo porque la ciudad es pequeña y ORNL es grande. Las otras áreas con un crecimiento reciente en la demanda de trabajo de IA incluyen Asheville, Carolina del Norte; Pittsburg, Pensilvania; Ann Arbor, Michigan; Fargo, Dakota del Norte; Virginia Beach/Norfolk, Virginia y Carolina del Norte.

No hay una convergencia clara: Muchas ciudades pequeñas con una baja presencia inicial de ofertas de empleos en el sector de la IA experimentaron un rápido crecimiento de la demanda de mano de obra (2010-19).

Fuente: Burning Glass, 2019

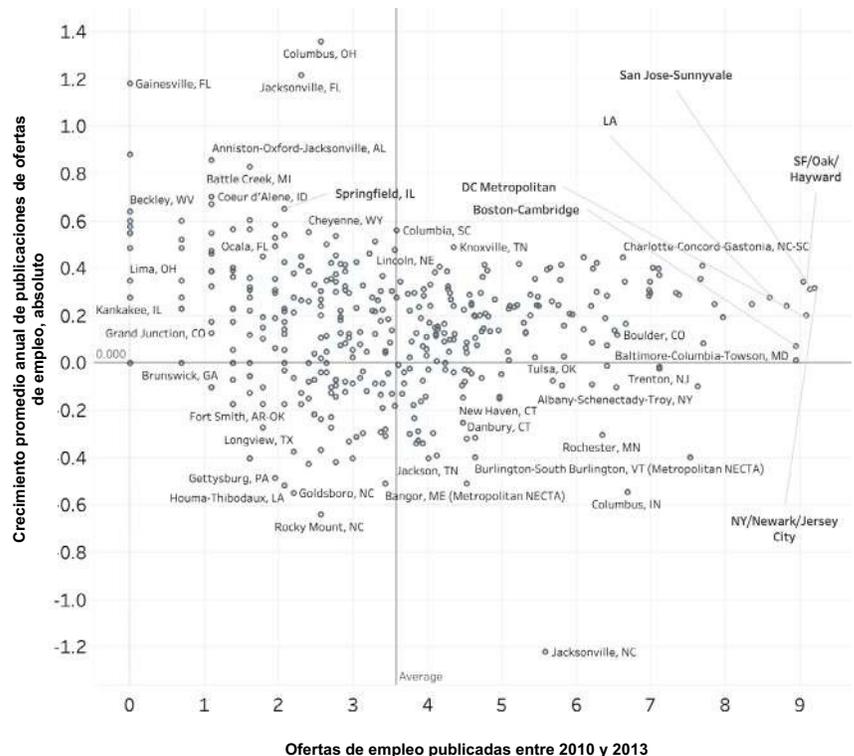


Fig. 4.1.11.

"El crecimiento de la demanda de trabajo de la IA en ciudades y regiones más pequeñas de los Estados Unidos ilustra el tremendo potencial de la IA para generar nuevos tipos de trabajo en nuestra nación. Las políticas para la educación y el entrenamiento de la fuerza laboral de la IA, incluyendo la Iniciativa Americana de la IA del Presidente y el Consejo Nacional del Trabajador Americano, asegurarán que los trabajadores de los Estados Unidos sean capaces de aprovechar al máximo las oportunidades de la IA". Lynne Parker, Subdirectora de Tecnología de EE.UU.



Demanda de mano de obra e incorporación de competencias de IA en las Áreas Metropolitanas y Ciudades de los Estados Unidos

El cuadro 4.1.1 muestra la clasificación de la incorporación de las competencias de IA para las regiones de EE.UU. con base en los datos de LinkedIn. Bryan College Station en Texas tiene la mayor incorporación relativa de competencias de IA en el país, seguido por el área de la bahía de San Francisco, Lafayette, Indiana, Binghamton, Nueva York, y Urbana-Champaign, Illinois. Esta evidencia apunta a una mayor diversidad de habilidades ocupacionales en los centros

que han tenido un crecimiento más reciente, además de Silicon Valley y la ciudad de Nueva York. El crecimiento de la incorporación de las competencias de IA es más rápido en las áreas que tenían una alta incorporación de competencias desde el principio de acuerdo a los datos, aunque el intervalo de tiempo considerado se limita a tres años.

Clasificación de Incorporación de Competencias en IA en las ciudades de EE.UU. en 2018

Fuente: LinkedIn, 2019.

Ciudad	Posición	Ciudad	Posición
Bryan-College Station, TX	1	Santa Bárbara, CA	14
Bahía de San Francisco, CA	2	Springfield, MA	15
Lafayette, IN	3	Madison, WI	16
Binghamton, NY	4	Raleigh -Durham, NC	17
Urbana-Champaign, IL	5	State College, PA	18
Pittsburgh, PA	6	Austin, TX	19
Gainesville, FL	7	Provo, UT	20
Seattle, WA	8		
Rochester, NY	9		
San Diego, CA	10		
Boston, MA	11		
Des Moines, IA	12		
Bloomington, IN	13		

Tabla 4.1.1.



"Históricamente, la tecnología puede ser un vehículo para aumentar la desigualdad. Las intervenciones políticas y sociales pueden mitigar o empeorar esas tendencias, por lo que es fundamental tener acceso a datos exhaustivos sobre los empleos, las aptitudes y las tendencias de la inteligencia artificial. Estos conocimientos nos ayudan a evitar las intervenciones precarias y a invertir en aquellas que contribuyen a una mayor equidad en la distribución de los enormes beneficios que podría generar la próxima ola de innovaciones tecnológicas". Guy Berger, Economista Principal de LinkedIn, 2019



Preguntas sobre la Medición

- Las estadísticas tradicionales y las encuestas sobre la fuerza laboral no incluyen aún la IA y las ocupaciones relacionadas. Por lo tanto, las plataformas de empleos *online* funcionan como indicadores sustitutivos para evaluar la evolución y el crecimiento de los indicadores del mercado laboral de IA y demuestran, en gran medida, indicadores de la demanda en el mercado laboral. ¿Cómo se pueden recopilar datos más directos sobre la fuerza laboral de IA?
- Con respecto a los datos y la metodología, un punto clave para la organización es una topología estándar de competencias en IA y palabras clave para medir las métricas de trabajo de IA. Actualmente las diferentes plataformas de empleos *online* utilizan diferentes procesos para manejar los datos y pueden tener un sesgo de autoselección en diferentes países o contextos regionales. ¿Podrían las plataformas definir estándares para etiquetar los empleos de IA para facilitar su estudio?
- Los datos sobre empleos de IA entre países y dentro de los países no están disponibles de manera consistente. Se requerirá una mayor y mejor recolección de datos para hacer seguimiento de manera consistente a su evolución.



Global

A nivel mundial, la inversión en empresas de IA continúa en constante ascenso. De un total de 1.300 millones de dólares recaudados en 2010 a más de 40.400 millones de dólares sólo en 2018 (con 37.400 millones de dólares en 2019 al 4 de noviembre), la financiación ha aumentado con una tasa de crecimiento anual promedio de más del 48% entre 2010 y 2018 (Figura 4.2.1a). Consideramos sólo las empresas de IA que recibieron más de 400.000 dólares de inversión. El número de empresas de IA

que reciben financiamiento también está aumentando, con más de 3000 empresas de IA que reciben financiamiento en 2018 (Figura 4.2.1b). Entre 2014 y 2019 (hasta el 4 de noviembre), se han realizado un total de 15.798 inversiones (superiores a 400.000 dólares) en empresas de IA a nivel mundial, con un tamaño promedio de inversión de aproximadamente 8,6 millones de dólares.

Inversión Total Privada en IA (en miles de millones de US\$ nominales)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019

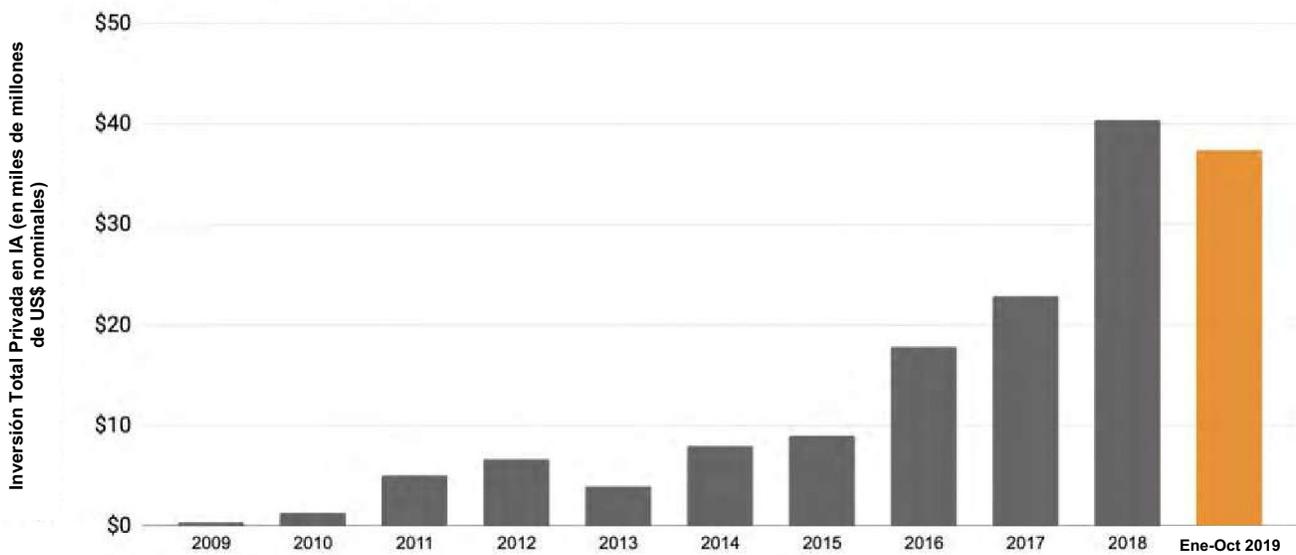


Fig. 4.2.1a.

Número total de compañías financiadas en el mundo (2014-2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019

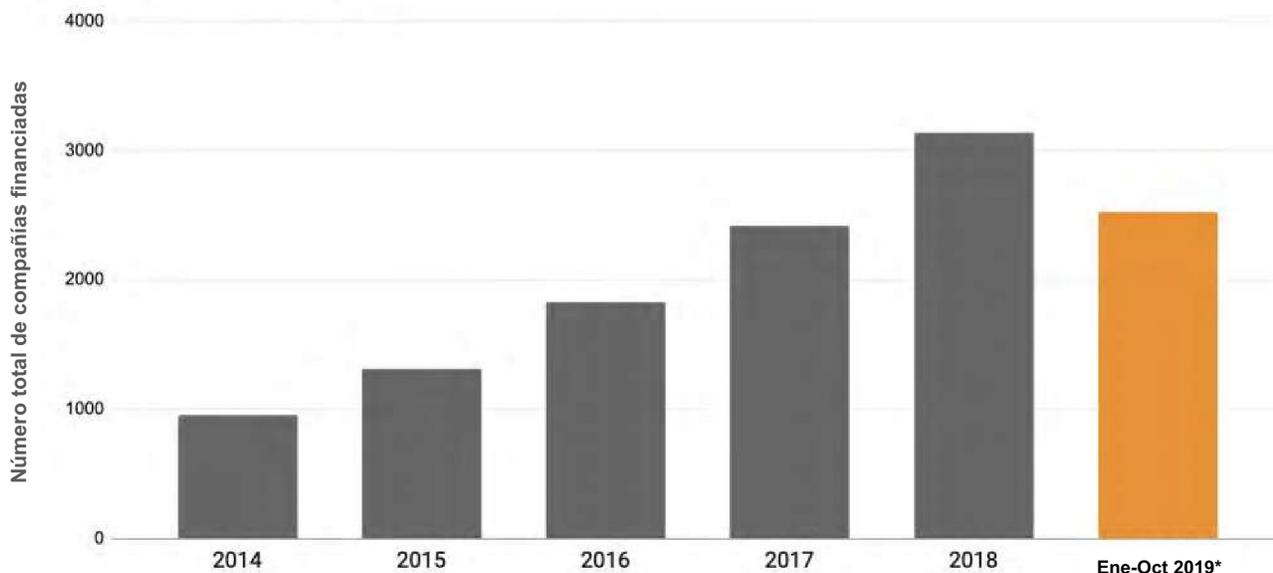


Fig. 4.2.1b.



País

Los Estados Unidos siguen siendo los líderes en cuanto a la cantidad de nuevas empresas financiadas y, en general, han estado constantemente en la vanguardia en la financiación de la IA. Sin embargo, unas pocas empresas chinas seleccionadas recibieron niveles de inversión excepcionalmente altos en 2018, lo que llevó al país a acercarse a la paridad con los Estados Unidos (Figura 4.2.2). Los datos detallados de las series de tiempo subyacentes se pueden encontrar [aquí](#).

¿Qué países están surgiendo como centros de IA?

Cuando se ajustan en términos per cápita (para reflejar el número de Startups o de inversiones en función del tamaño del país), Israel es el que más ha invertido durante el último año, seguido de Singapur e Islandia (Figura 4.2.3). Durante ese período, Israel y Singapur también tuvieron el mayor número de Startups financiadas, seguidos de lejos por Islandia, Suiza y Canadá.

Las dos gráficas anteriores proporcionan datos de economías seleccionadas. También puede consultar datos de series de tiempo subyacentes [aquí](#).

Inversión total privada en IA (miles de millones de US\$ actuales) suma desde enero de 2018 a octubre de 2019

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

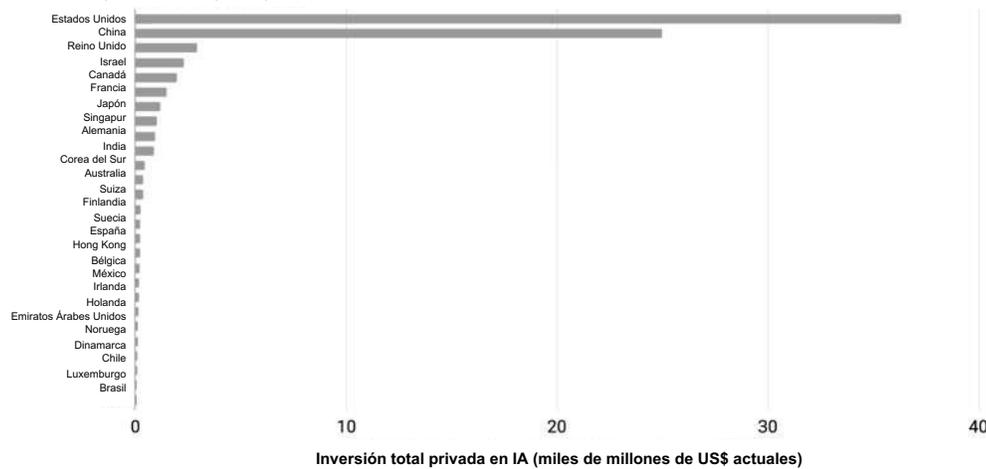


Fig. 4.2.2.

Inversión privada en IA per cápita (\$ por persona), 2018

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

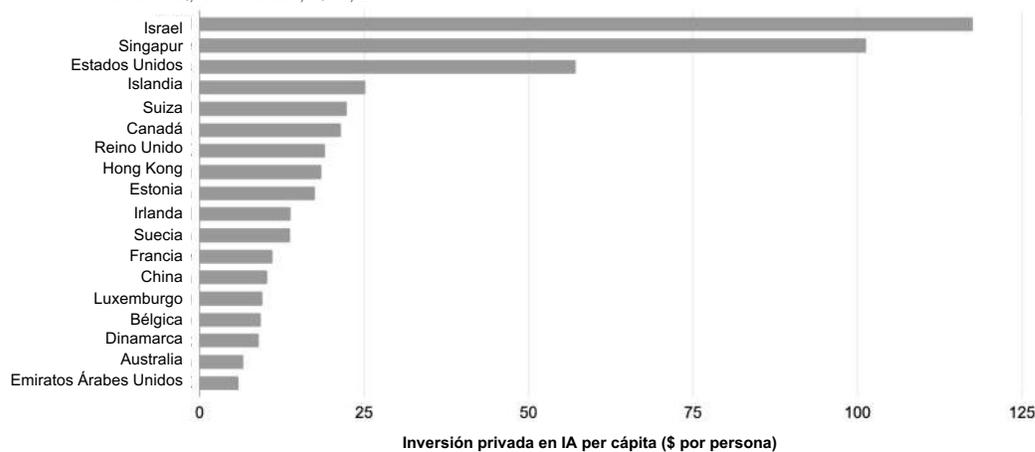


Fig. 4.2.3.

Nota: Las economías insulares como las Islas Caimán, las Islas Vírgenes Británicas y Gibraltar han sido excluidas de la muestra.

EE.UU., Europa y China obtienen la mayor parte de la inversión privada mundial en IA, mientras que Israel, Singapur e Islandia invierten sustancialmente en términos per cápita.



País

¿Cuáles son los sectores de mayor tamaño y de crecimiento más acelerado para la inversión en IA? El primer gráfico a continuación (Figura 4.2.4) muestra que los Vehículos Autónomos (AV) recibieron la mayor parte de la inversión global durante el último año con 7.700 millones de dólares (9,9 % del total), seguidos por Fármacos, Cáncer y Terapia (4.700 millones de dólares, más del 6,1%), Reconocimiento Facial (4.700 millones de dólares, 6,0%), Contenido de Video (3.600 millones de dólares, 4,5%), y Detección de Fraude y Finanzas (3.100 millones de dólares, 3,9%).

¿Qué sectores están creciendo más rápidamente a nivel mundial? En La gráfica siguiente (Figura 4.2.5), la

automatización de procesos de robots fue la que creció más rápidamente (más de 1.000 millones de dólares en 2018), seguida de la gestión de la cadena de suministro (más de 500 millones de dólares en 2018) y la automatización industrial (más de 500 millones de dólares en 2018). Otros sectores como el de los chips semiconductores, el reconocimiento facial, el inmobiliario, la informática cuántica , y de operaciones comerciales con criptoactivos también han gozado de un crecimiento sustancial de la inversión privada global.

Porcentaje de la Inversión Privada Mundial en IA, Clúster de Startups (2018-2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

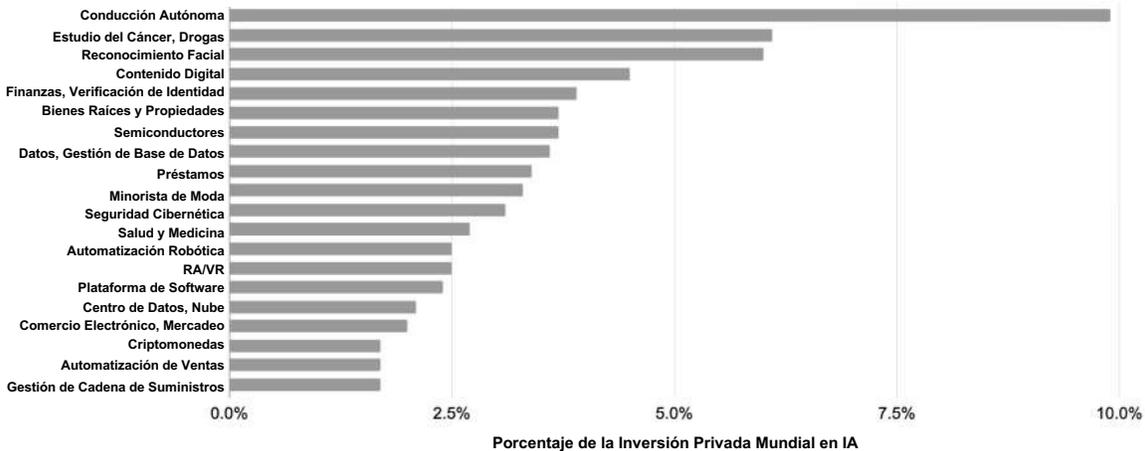


Fig. 4.2.4.

Nota: La gráfica muestra la suma del total de las inversiones privadas en IA entre enero de 2018 y octubre de 2019.

Crecimiento de la Inversión Privada Mundial en IA, (2015-2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

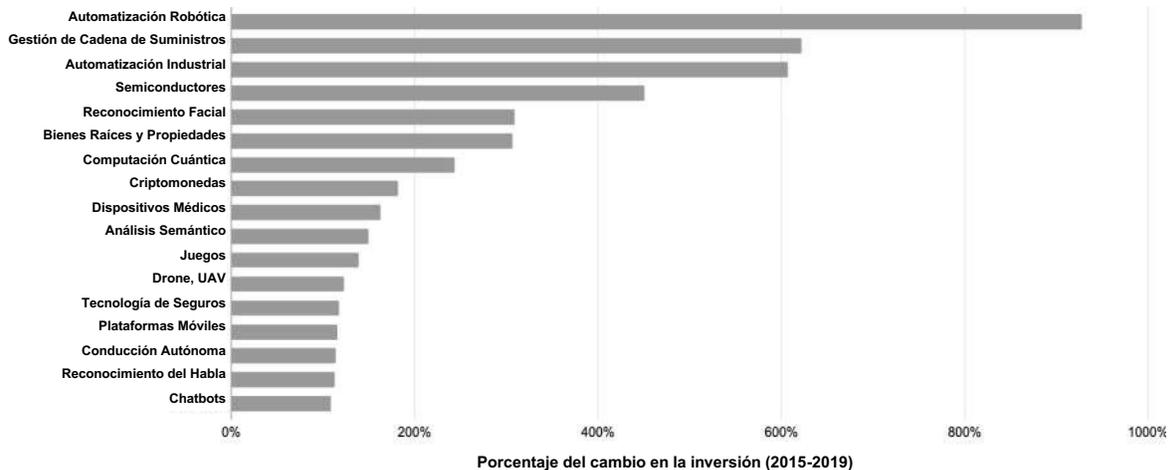


Fig. 4.2.5.

Nota: El crecimiento muestra la tasa de crecimiento por suma entre el 2015-2018 y el 2018-2019



Dado su rango diverso de aplicaciones: inmobiliarias, de juegos, financieras, de salud, y de seguridad, solo para nombrar algunas, la IA parece estar convirtiéndose en una tecnología de propósito general (GPT, por sus siglas en inglés). Se ha extendido la creencia en la adopción de las tecnologías de IA como forma de impulsar la innovación en todos los sectores y generar beneficios importantes de bienestar social y productividad para todos los países. Algo es cierto: ya sea directa o indirectamente, los sistemas de IA juegan un papel clave en los negocios y darán forma a la economía global en un futuro previsible. Se están desarrollando nuevos productos y procesos en una amplia gama de industrias: cadenas de suministro, automatización de procesos robóticos, reconocimiento de voz, automatización de ventas, contabilidad, seguridad y muchas más. Utilizando el Quid, se

identificaron 36 sectores que están utilizando tecnologías de IA actualmente.

A nivel mundial, se identificaron 4.403 empresas relacionadas con la IA que recibieron inversiones durante el año pasado. De los 36 sectores distintos, las áreas de mayor enfoque fueron Herramientas de Datos (5,5% de todas las empresas); Tecnología para la Moda y el sector Minorista (4,7%); Automatización Industrial, Petróleo y Gas (4,3%); FinTech (4,2%); y Analíticas Textuales (4,2%). Durante ese período de tiempo, estas Startups recibieron un total de 55.700 MM de dólares en inversión privada, o aproximadamente 12,6 MM de dólares por empresa.

Startups de IA globales que han recibido financiación durante el último año (julio 2018-julio 2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

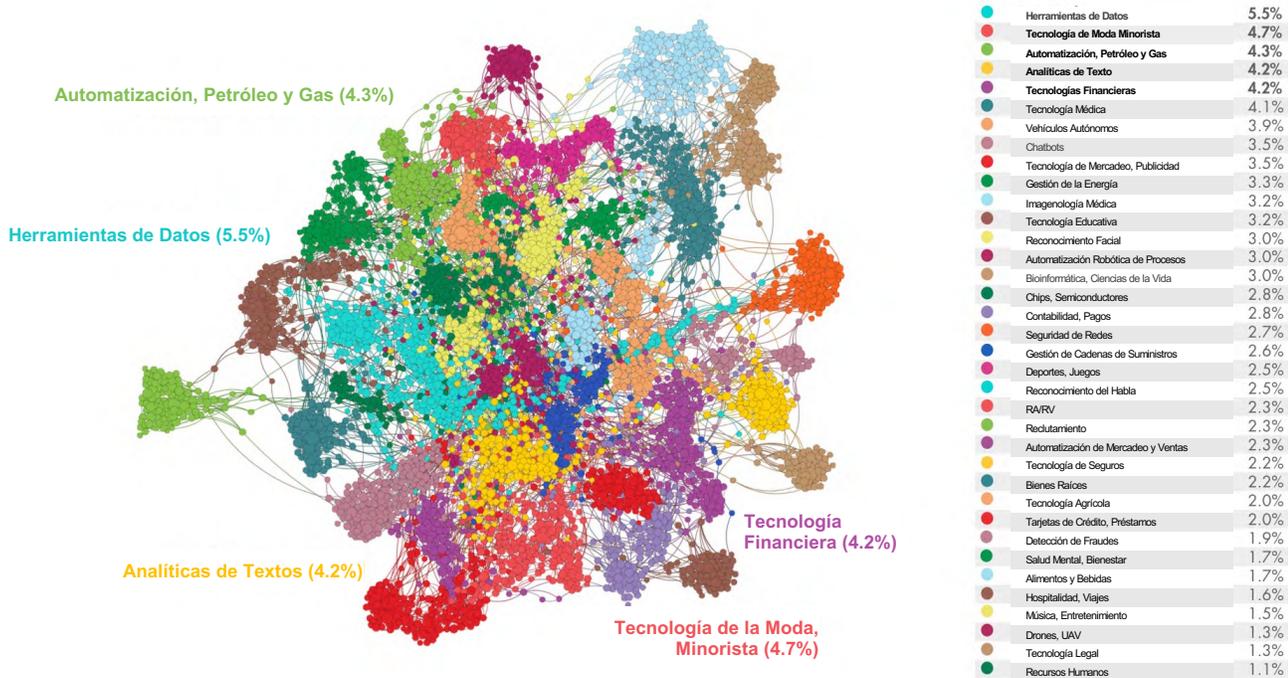


Fig. 4.2.6a.

Red que muestra 4.403 startups globales de IA que recibieron inversión entre julio de 2018 y julio de 2019. Coloreado por sector, destacando los cinco primeros.

La IA parece estar transformándose en una tecnología de propósito general. Se cree que la adopción de tecnologías de IA es un factor que impulsa la innovación en todos los sectores y que podría generar importantes beneficios de bienestar social y productividad para todos los países.



Principales Aplicaciones: Regional

¿Cómo difieren las principales aplicaciones entre países y regiones? Los siguientes gráficos superponen datos específicos de países o regiones en el mapa de la red global, para destacar las diferencias clave en el volumen y la variación de las nuevas empresas para los EE.UU, la UE, China e India. Visto más abajo los EE.UU y la UE tienen el rango más diverso de startups -cada uno con alguna representación en los 36 sectores- aunque los Estados Unidos tienen aproximadamente un 70% más de compañías por volumen. En los Estados Unidos, se identificaron 1.749 empresas de nueva creación que recibieron financiación en los 36 sectores, entre las que se incluyen las principales áreas de interés: **Herramientas de Datos** (8,1% de todas las empresas); **Tecnología Médica** (5,3%); **Tecnología para la Moda y el sector Minorista** (4,7%); **Analíticas Textuales** (4,7%), y **Chatbots** (3,9%). La mayoría de estas categorías siguieron las tendencias globales; incluso Tecnología Médica y Chatbots se clasificaron en los puestos N°6 y N°8 globales.

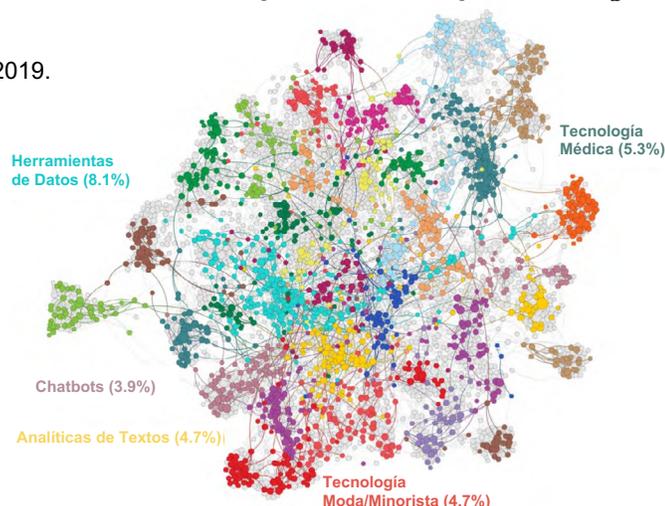
Durante el último año, estas nuevas empresas financiadas recibieron 19.8 mil millones de dólares de inversión, o un promedio de 11.3 millones de dólares por cada emprendimiento, un poco más bajo que el promedio mundial. Al igual que en Estados Unidos, cada uno de los 36 sectores de IA globales tiene representación en Europa, sólo que a menor escala. Durante el último año se identificaron 993 Startups que recibieron financiación en los 29 países de Europa. Tecnología para la Moda y el sector Minorista (5,7% de todas las compañías) ocuparon el primer lugar, seguidas por Tecnología Médica (4,4%), Analíticas Textuales (4,4%), y algunos recién llegados a la lista: Mercadeo y Publicidad (4,3%) y Vehículos Autónomos (4%).

Durante este periodo de un año, las Startups en Europa recibieron una menor parte del pastel de la inversión: un total de 4.600 millones de dólares con una media de 4,7 millones por empresa.

Startups de IA en Estados Unidos: Empresas que han recibido algún tipo de financiación durante el último año, por área de aplicación (julio 2018-julio 2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

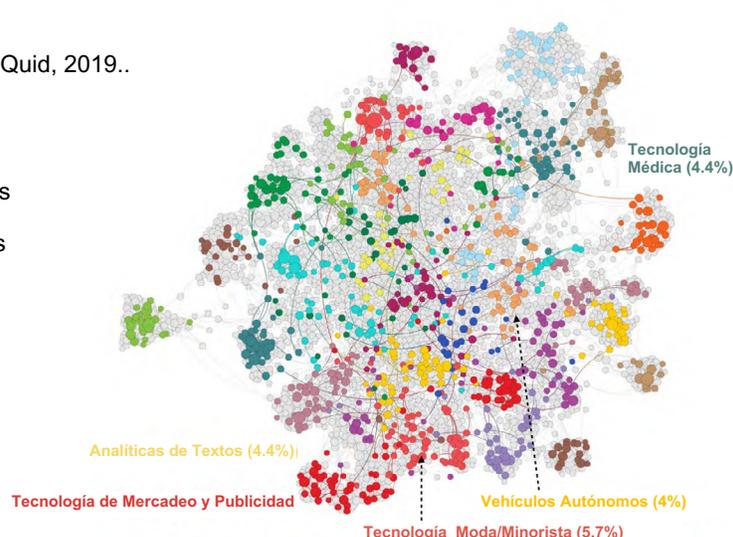
Fig. 4.2.6a.
 Nota: En la red se representan 1.749 empresas de IA en los Estados Unidos que recibieron inversión entre julio de 2018 y julio de 2019. Las cinco principales áreas de aplicación aparecen etiquetadas en el color respectivo.



Iniciativas de IA en la Unión Europea: Startups que han recibido algún tipo de financiación en el último año, por área de aplicación (julio 2018-julio 2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019..

Fig. 4.2.6b.
 Notas: En la red se representan 993 empresas de IA en Europa que recibieron inversión entre julio de 2018 y julio de 2019. Las cinco principales áreas de aplicación aparecen etiquetadas en el color respectivo.





Principales Aplicaciones: Regional

Las Startups de IA en China recibieron tasas de inversión mucho más altas durante este período de tiempo que sus contrapartes occidentales. Los 486 Startups financiados en el país recibieron la impresionante cantidad de 16.600 millones de dólares de inversión, o 34,1 millones de dólares por Startup (un 201% más que sus pares en Estados Unidos y un 296% más que la media mundial).

Aunque en menor número, las Startups chinas tuvieron representación en 35 de los 36 sectores de IA identificados a nivel mundial. A diferencia de otros países, Automatización/Petróleo y Gas (12%) capturó el foco de la actividad de IA, seguido por Reconocimiento Facial (8,8%); Educación Técnica (8%); Vehículos Autónomos (6,4%); y Salud Mental/Bienestar (5%).

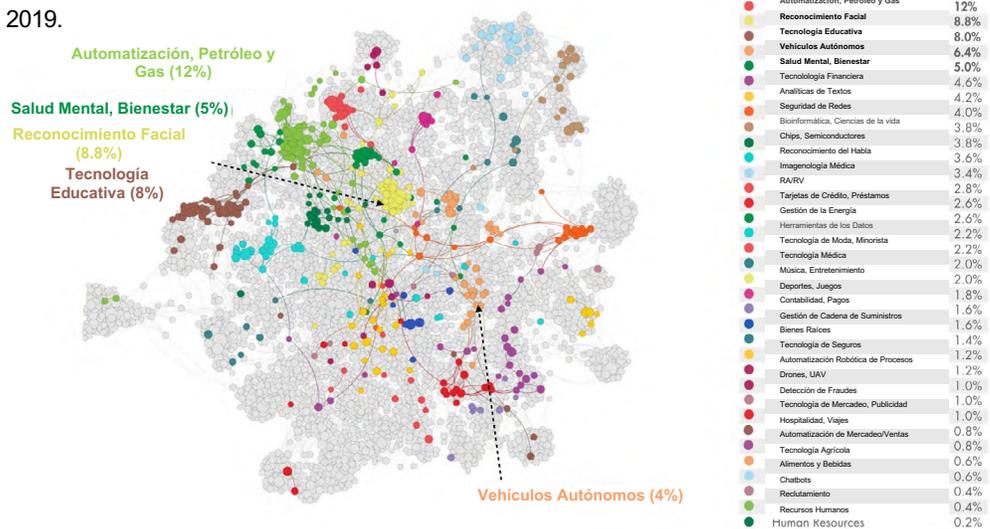
India se quedó muy por detrás de los EE.UU., la UE y China en lo que se refiere a la financiación de empresas e inversiones. Sólo 139 Startups recibieron financiación durante el último año, incluyendo las áreas de enfoque clave: Automatización de Procesos Robóticos (6,3%); Tarjetas de Crédito/Préstamos (5,6%); Chatbots (4,9%); Tecnología Educativa (4,9%); y Hostelería/Viajes (4,9%). Aunque escasas, las nuevas empresas indias fueron bastante diversas en número, igualando a China y muy cerca de los EE.UU. y la UE, con 35 de las 36 áreas de enfoque representadas. Estos Startups recibieron 360,1 millones de dólares de inversión privada, o un promedio de 2,6 millones de dólares por empresa, mucho menos que en los Estados Unidos, Europa o China.

Startups de IA en China: Empresas que han recibido algún tipo de financiación durante el último año, por área de aplicación (julio 2018-julio 2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

Fig. 4.2.6c.

Notas: En la red se representan 486 empresas de IA en China que recibieron inversión entre julio de 2018 y julio de 2019. Las cinco principales áreas de aplicación aparecen etiquetadas en el color respectivo.

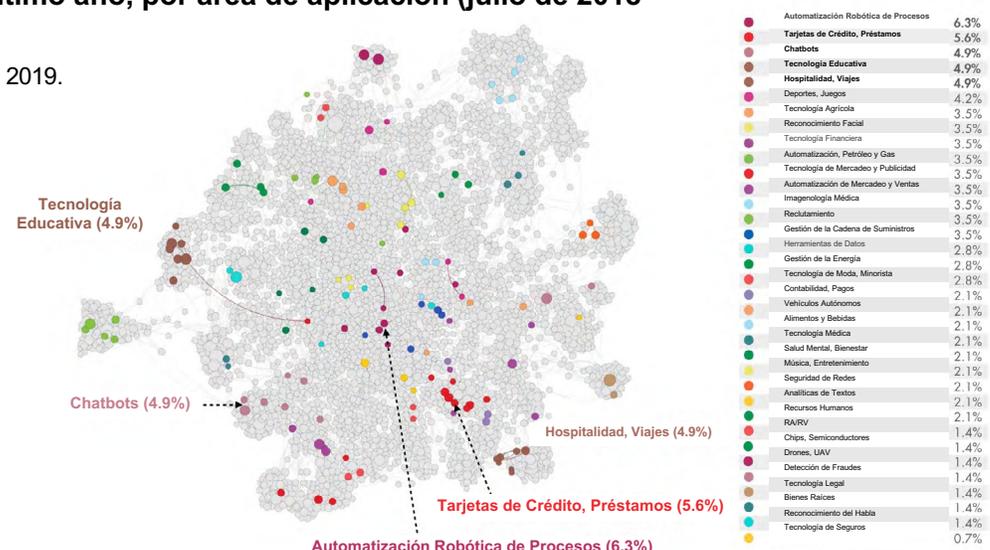


Iniciativas de IA en la India: Empresas que han recibido algún tipo de financiación durante el último año, por área de aplicación (julio de 2018-julio de 2019)

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

Fig. 4.2.6d.

Notas: En la red se representan 143 empresas de IA en la India que recibieron inversiones entre julio de 2018 y julio de 2019. Las cinco principales áreas de aplicación aparecen etiquetadas en el color respectivo.





Fusiones, adquisiciones y Ofertas Públicas Iniciales (IPO)

Existe un interés creciente por comprender las tendencias más profundas de las inversiones en IA. ¿Son las fusiones y adquisiciones, las participaciones minoritarias y las ofertas públicas tan grandes como la inversión privada? La gráfica a continuación (Figura 4.2.7) muestra el volumen de los diferentes tipos de actividad de inversión a lo largo del tiempo. La inversión privada, impulsada por capitales de riesgo, representó cerca de la mitad del total de las inversiones en IA en 2019, y que las fusiones, adquisiciones y las IPO se

llevaron la mayor parte de la mitad restante. Sin embargo, la inversión privada representó el 92% de la cantidad de transacciones, con las fusiones y adquisiciones representando un poco más del 4%. Las participaciones minoritarias y las Ofertas Públicas Iniciales (IPOs) combinadas representaron el 3%. Cabe destacar que la salida a bolsa de Alibaba en 2014 representa una parte importante del volumen de inversión de ese tipo.

Inversión Global en IA, Fusiones y/o Adquisiciones, Participación Minoritaria, Inversión Privada y Oferta Pública

Fuente: CAPIQ, Crunchbase, Quid, 2019.

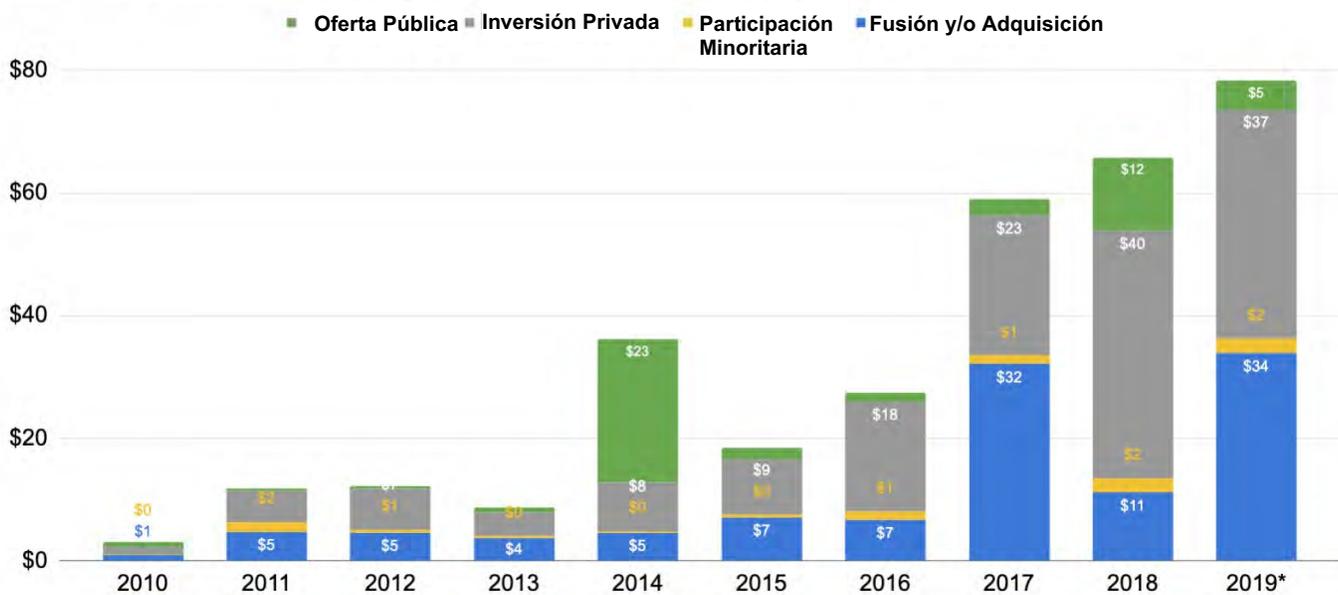


Fig. 4.2.7.

Nota: el eje "Y" está en miles de millones de US\$. * Los datos de 2019 son hasta octubre de 2019. El pico en la Oferta Pública de Acciones de 2014 refleja la IPO de Alibaba.

Las Fusiones y Adquisiciones en IA y la inversión corporativa en IA son vehículos igualmente importantes para la financiación de productos y servicios en IA.



Inversión pública

Esta sección considera la inversión pública en IA para los EE.UU. solamente. Es difícil obtener métricas de la inversión pública que sean confiables y commensurables entre los países, ya que no son estándares. Los datos del gobierno de Bloomberg muestran estimaciones aproximadas de los cálculos presupuestarios del Departamento de Defensa y del gasto público en los contratos de todas las agencias del gobierno de los EE.UU. Considerando las agencias civiles federales y las estimaciones presupuestarias del Departamento de Defensa, se proyecta que el gobierno federal de los EE.UU. invertirá 4.980 millones de dólares en Investigación y Desarrollo de la IA en el año fiscal 2020.

Presupuestos de las Agencias Civiles Federales

En febrero de 2019, la Casa Blanca emitió una orden ejecutiva que instruía a las agencias del gobierno de EE.UU. para que calcularan el total de su inversión en Inteligencia Artificial y el gasto de Inteligencia Artificial de referencia anual, por primera vez. En septiembre de 2019, el Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología anunció que las Agencias Civiles Federales (no pertenecientes al Departamento de Defensa) esperaban invertir 973 millones de dólares en IA, según un informe que complementaba la Solicitud de Presupuesto Fiscal 2020 del Presidente. La Fundación Nacional de Ciencia [es el mayor financiador civil de la IA, con un](#) presupuesto de 488 millones de dólares para la Investigación y Desarrollo de la IA en el año fiscal 2020, seguida de los Institutos Nacionales de Salud (203 millones de dólares), el Departamento de Energía (163 millones de dólares) y la Administración de Alimentos y Medicamentos (39 millones de dólares). Las cifras oficiales sobre la Investigación y Desarrollo en la IA del Departamento de Defensa fueron excluidas del informe por razones de seguridad nacional.

Presupuesto del Departamento de Defensa (DoD)

Se proyecta que el Departamento de Defensa invierta otros \$4.000 millones en investigación y desarrollo de IA en el año fiscal 2020, según un análisis independiente del gobierno por parte de Bloomberg (Figura 4.2.8a). Un análisis de la solicitud presupuestaria del Pentágono para Investigación, Desarrollo, Prueba y Evaluación (RDT&E) para el año fiscal 2020 arrojó 346 partidas presupuestarias únicas que hacían referencia a palabras clave relacionadas con la IA en sus títulos o descripciones. La Agencia de Proyectos de Investigación Avanzada de Defensa (DARPA) por sí sola invertirá 506 millones de dólares en el año fiscal 2020, mientras que el departamento asignará 221 millones de dólares al Equipo Funcional de Guerra Algorítmica, mejor conocido como "Proyecto Maven". La piedra angular del programa de IA del Pentágono, el Centro Conjunto de IA (JAIC), recibirá 209 millones de dólares.

Al observar más de cerca el presupuesto de Investigación, Desarrollo, Prueba y Evaluación del Departamento de Defensa, las gráficas a continuación muestran los presupuestos desglosados por tipo de gasto, de acuerdo a los programas y las agencias respectivas. La Investigación Aplicada recibirá el mayor volumen de financiamiento (\$908 millones), seguida de \$821 millones para el Desarrollo de Componentes Avanzados de Rápido Crecimiento y Prototipos (ACD&P), y \$398 para el Desarrollo de Sistemas Operativos (OSD) (Figura 4.2.8b). El rápido crecimiento en estas áreas indica que el enfoque del Pentágono es la ampliación y prueba de prototipos de IA, además de la investigación básica y aplicada.

Las principales entidades de financiación de la IA dentro del Departamento de Defensa son la Oficina del Secretario de Defensa (1.300 millones de dólares), que preside la extensa empresa de Investigación e Ingeniería (R&E) del departamento, la DARPA (506 millones de dólares) y los servicios militares, que en conjunto invertirán 1.570 millones de dólares (Figura 4.2.8c).

Presupuesto Fiscal del Departamento de Defensa (DoD) para la Investigación, Desarrollo, Pruebas y Evaluaciones, específico para la Inteligencia Artificial

Fuente: Bloomberg GOV, 2019.

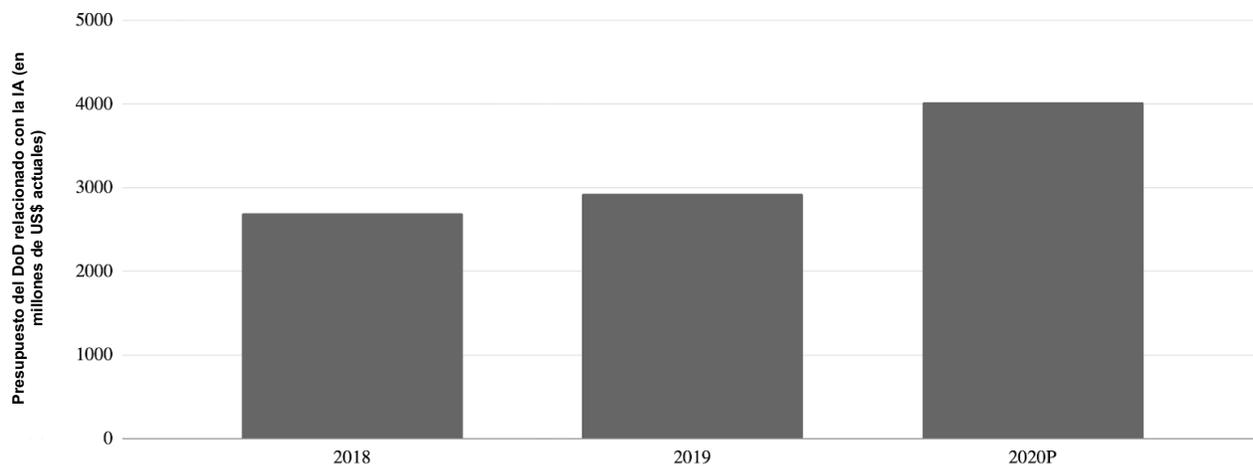


Fig. 4.2.8a.



Inversión Pública

Presupuesto del Departamento de Defensa de los EE.UU. (DoD) relacionado con IA (en millones de US\$ actuales)

Fuente: BloombergGOV, 2019.

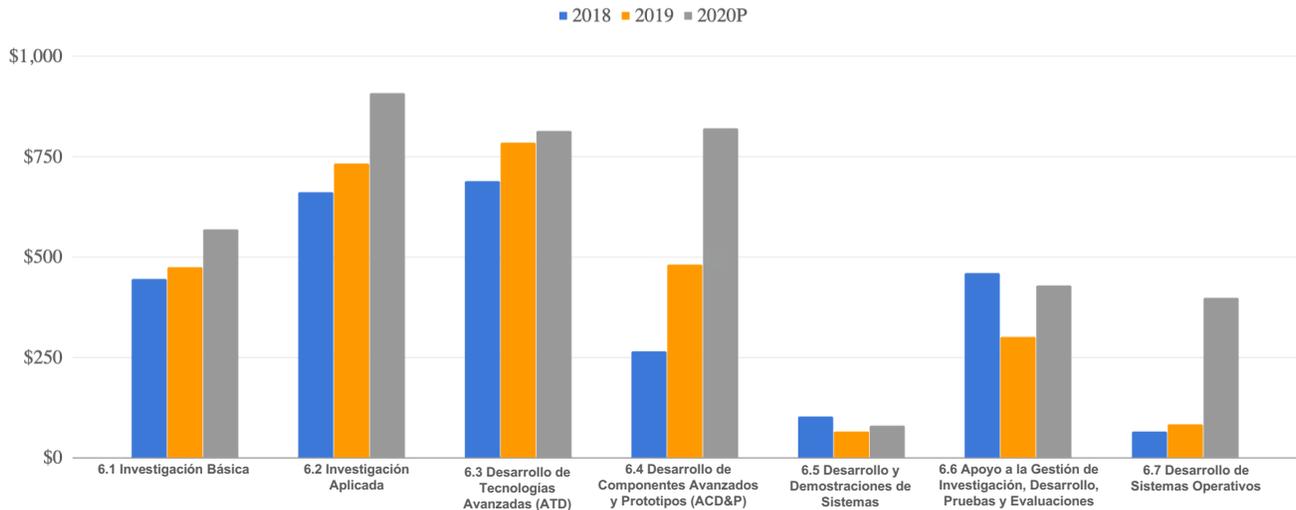


Fig. 4.2.8b.

Estimados del Financiamiento de las Agencias del 'DoD' por el Gobierno de los EE.UU.

Fuente: BloombergGOV, 2019.

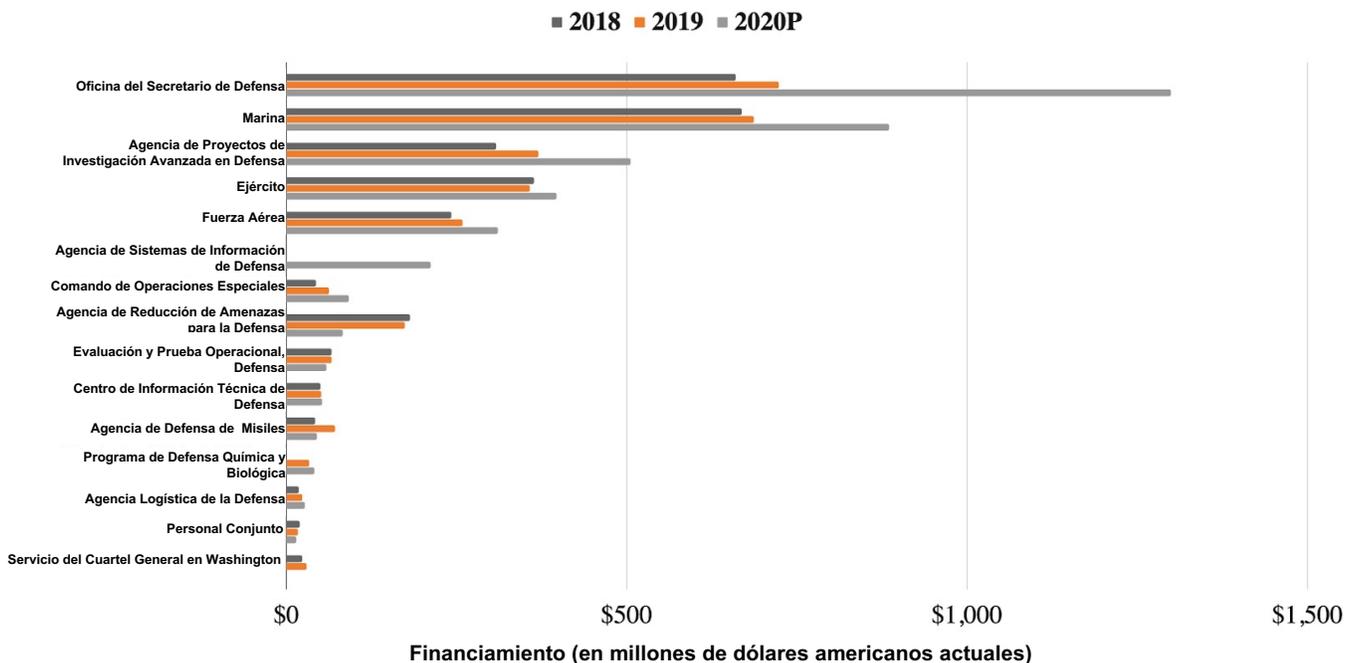


Fig. 4.2.8c.



Gastos en contratos del gobierno de los EE.UU.

Otro método de evaluación de la inversión pública es el estudio de los datos concernientes a los contratos gubernamentales. Los datos (Figura 4.2.9a y 4.2.9b) que se presentan a continuación corresponden a los gastos del gobierno en proyectos de IA desde el año fiscal 2000 hasta el presente, según lo definido por Bloomberg. Bloomberg construyó su modelo usando datos de gasto reportados por las agencias al [Sistema de Datos de Adquisiciones Federales de Próxima Generación \(FPDS-NG\)](#). Para capturar el gasto en IA, Bloomberg primero identificó todas las transacciones asociadas con gastos en proyectos de Investigación y Desarrollo y Tecnologías de Información (Niveles de Gestión de Categorías GSA 1 y 17), y luego identificó aquellas que coincidían con un conjunto de más de 100 palabras clave relacionadas con la IA (por ejemplo, inteligencia artificial, aprendizaje automático y red neuronal, entre otras). En el año fiscal 2018, el último año del que se disponen datos

completos de contratación, las agencias federales gastaron un total de 728 millones de dólares en contratos relacionados con la IA, lo que representa un aumento de casi el 70% con respecto a los 429 millones de dólares que las agencias gastaron en el año fiscal 2017. Desde el año fiscal 2000, el Pentágono ha sido responsable de la mayor parte del gasto en Inteligencia Artificial de todas las agencias federales (1.850 millones de dólares), seguido por la NASA (1.050 millones de dólares) y los departamentos del Tesoro (267 millones de dólares) y de Salud y Servicios Humanos (245 millones de dólares).

Gastos en contratos de IA, Gobierno de los EE.UU., 2000-2019
 Fuente: BloombergGOV, 2019.

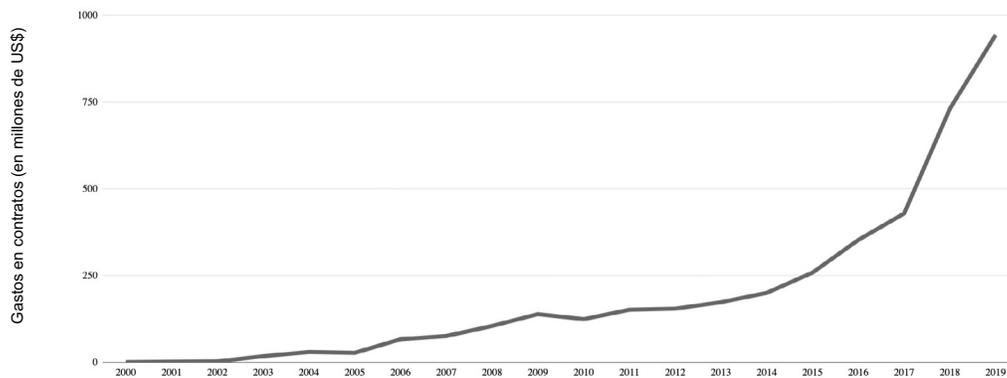


Figura 4.2.9a.

Contabilidad de los Gastos en Contratos de todos los organismos del gobierno de los EE.UU.

Fuente: BloombergGOV con base en el análisis de contratos de más de 200 agencias gubernamentales

Gastos en contratos (en millones de US\$), 2000-2019 (suma)
 Fuente: BloombergGOV, 2019.

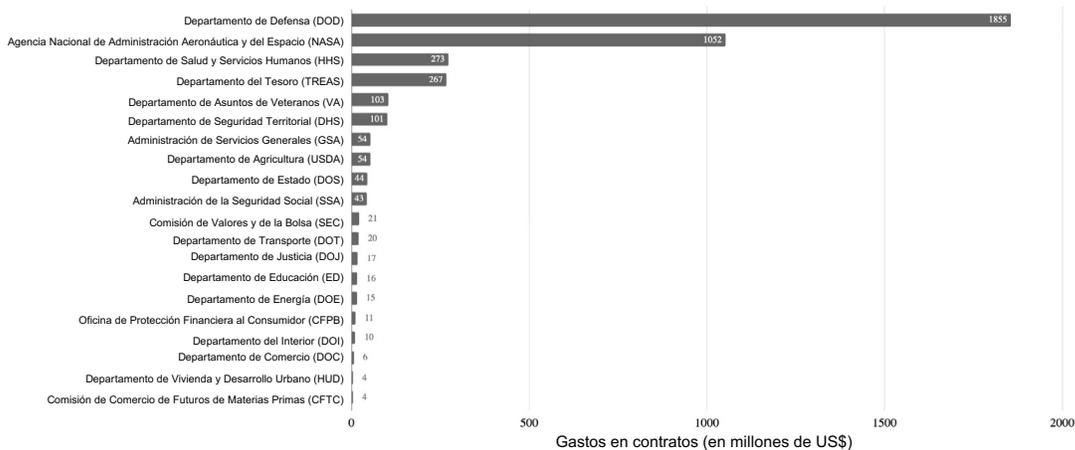


Figura 4.2.9b.



Preguntas sobre la Medición

- No existe un consenso sobre el estándar para denominar las actividades de inversión relacionadas con la IA. Por ejemplo, las Startups que podrían ser productoras de nuevas tecnologías de IA, o consumidoras de IA, u otras que no están realmente involucradas en la IA. Podría ser interesante tener un mecanismo estándar para denominar las inversiones de capital riesgo en IA, así como para las actividades de inversión corporativa.
- Las mediciones económicas estándar pueden aplicarse a los nuevos datos; sin embargo, la contabilización de la IA en la contabilidad nacional o en la balanza de pagos es una discusión importante para los organismos nacionales de estadística. No existen normas de medición y contabilidad para la inversión pública o el gasto en inteligencia artificial.
- Dado que la IA es una tecnología que puede ser producida, transmitida y consumida traspasando fronteras, la obtención de datos más profundos para descubrir el creciente comercio internacional de IA será un asunto importante para la medición y las decisiones sobre las políticas públicas.
- Los datos sobre la inversión pública no están disponibles de manera consistente en todos los países. Los datos que aquí se presentan reflejan las inversiones públicas en los Estados Unidos . Si bien se dispone de algunos datos sobre los anuncios que han hecho algunos gobiernos, no está tan claro cuánto se ha invertido realmente . Será importante continuar el seguimiento de dichas inversiones públicas.



Adopción en la Industria

Las gráficas de las siguientes páginas muestran el resultado de una encuesta de McKinsey a 2.360 empresas. Los resultados completos de esta encuesta, que incluyen información sobre cómo las empresas de alto rendimiento han adoptado la IA, las capacidades necesarias para desplegar la IA en todo el negocio y los resultados financieros que ha traído la adopción de la IA para las empresas, se publicaron en la "[Encuesta Global de IA: La IA demuestra su valor, pero pocos logran desplegarlo](#)", de *McKinsey & Company*^{*}.

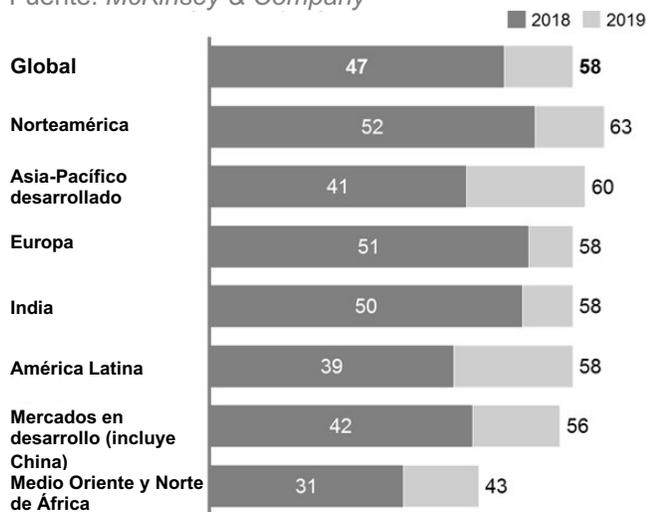
La adopción de la IA por parte de las organizaciones está aumentando en el ámbito global.

Los resultados sugieren que un número creciente de organizaciones están adoptando la IA a nivel mundial. El 58 por ciento de los encuestados reportan que sus compañías están usando IA en al menos una función o

unidad de negocio, en comparación con el 47 por ciento en 2018 (Figura 4.3.1a). La adopción luce con una distribución regional más equitativa que en 2018, con casi seis de cada diez encuestados que reportan que sus organizaciones han incorporado la IA, en la mayoría de las regiones. En este sentido, los encuestados en los países desarrollados de Asia y el Pacífico reportan el mayor crecimiento desde 2018, con un aumento del 19 puntos porcentuales en las empresas que incorporan el IA en al menos una función o unidad de negocio. La adopción de la IA en las empresas también ha aumentado. El treinta por ciento de los encuestados informan que la IA está integrada en múltiples áreas de su negocio, en comparación con el 21 por ciento en 2018 (Fig. 4.3.1b).

Capacidades de IA incorporadas en al menos un área funcional o unidad de negocio (2018-2019)

Fuente: *McKinsey & Company*

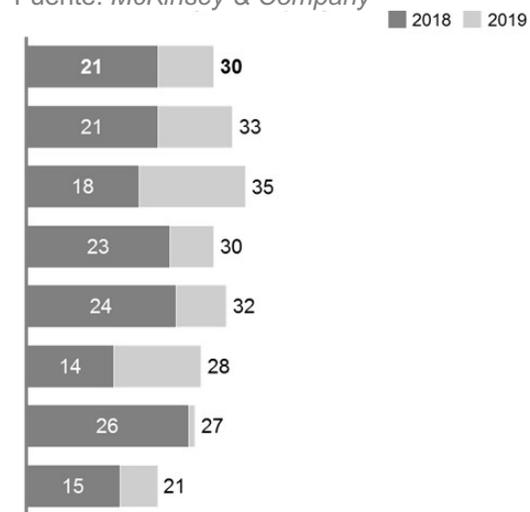


Porcentaje de encuestados

Fig. 4.3.1a.

Capacidades de IA incorporadas en varias áreas funcionales o unidades de negocios (2018-2019)

Fuente: *McKinsey & Company*



Porcentaje de encuestados

Fig. 4.3.1b.



Adopción en la Industria

Las organizaciones adoptan la IA en las funciones de negocio que generan mayor valor en su industria.

Siguiendo la tendencia de 2018, es muy probable que las empresas adopten la IA en funciones que proporcionen un valor central en su industria (Figura 4.3.2).

Por ejemplo, los encuestados en la industria de la automoción son los que más probablemente reportarán la adopción de la IA en la manufactura, y aquellos que trabajan en servicios financieros son más propensos

que otros a decir que sus compañías han adoptado la IA en funciones de riesgo. Las empresas de telecomunicaciones son las que más a menudo adoptan la IA en las operaciones de servicios, mientras que las empresas de la industria farmacéutica tienden a aplicar la IA en el desarrollo de productos y la fabricación. Los encuestados en el sector de los bienes de consumo, viajes, logística y venta minorista son los que más probablemente informarán sobre la adopción de la IA en la gestión de la cadena de suministro.

Adopción de la IA por industria y área funcional (2019)

Fuente: McKinsey & Company

	Operaciones de Servicio	Desarrollo de productos/servicios	Mercadeo y ventas	Manufactura	Gcia. Cadena de Suministros	Riesgo
Todas las industrias	42	35	27	19	18	17
Automotriz	26	43	13	53	18	9
Servicios profesionales	36	31	29	10	17	12
Productos empaquetados	28	12	28	32	29	11
Energía y gas natural	49	42	17	21	19	12
Servicios financieros	55	25	43	2	12	42
Salud	50	31	19	10	12	10
Alta tecnología	49	55	37	12	14	14
Infraestructura	26	43	11	30	13	6
Farmacéutica	19	41	16	41	11	3
Sector público	39	36	5	4	15	12
Minorista	47	33	36	14	34	14
Telecomunicaciones	74	48	28	21	27	30
Viajes y logística	52	20	17	7	31	5

Porcentaje de encuestados

Fig. 4.3.2.



Adopción en la Industria

Las capacidades de IA que adoptan las organizaciones difieren significativamente según la industria

En todas las industrias, los encuestados son los que más probablemente identificarán la automatización de procesos robóticos, la Visión Artificial y el Aprendizaje Automático como capacidades incorporadas en los procesos de negocios estándar de su empresa (Figura 4 .3.3). Sin embargo, las capacidades adoptadas varían sustancialmente según la industria.

Por ejemplo, las capacidades de lenguaje natural -incluyendo tanto la comprensión como la generación de texto oral y escrito en lenguaje natural- se adoptan con mayor frecuencia en industrias con grandes volúmenes de datos de clientes u operativos en forma de texto, incluyendo alta tecnología, telecomunicaciones, venta al por menor, servicios financieros y atención sanitaria. Por el contrario, la robótica física se adopta con mayor frecuencia en industrias en las que la producción o el transporte de bienes físicos desempeñan un papel importante en la cadena de suministro, incluyendo la automoción, bienes de consumo envasados y productos farmacéuticos.

Capacidades de IA incorporadas en los procesos de negocio estándar (2019)

Fuente: *McKinsey & Company*

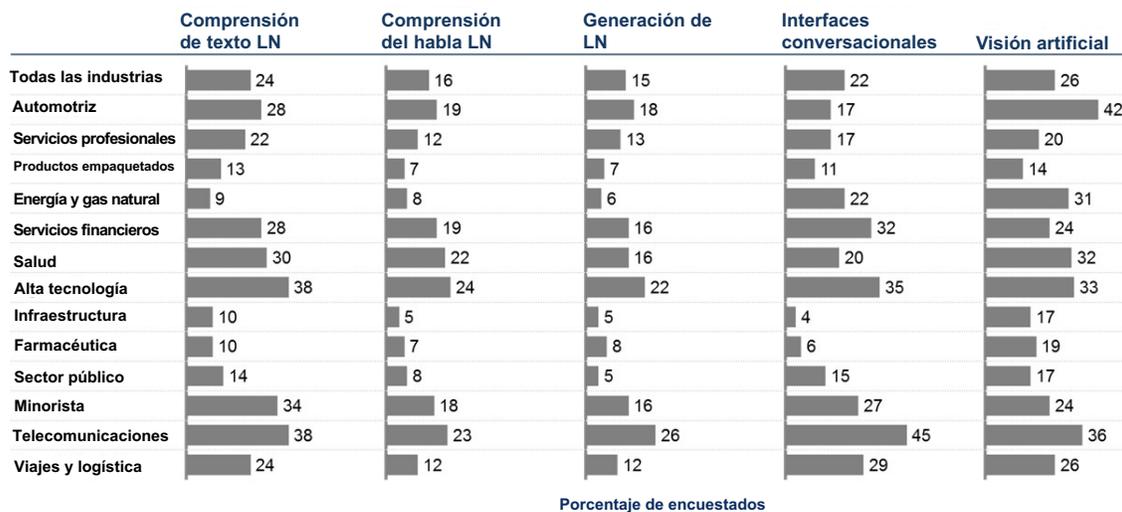


Fig. 4.3.3a.

Capacidades de IA incorporadas en los procesos de negocio estándar (2019)

Fuente: *McKinsey & Company*

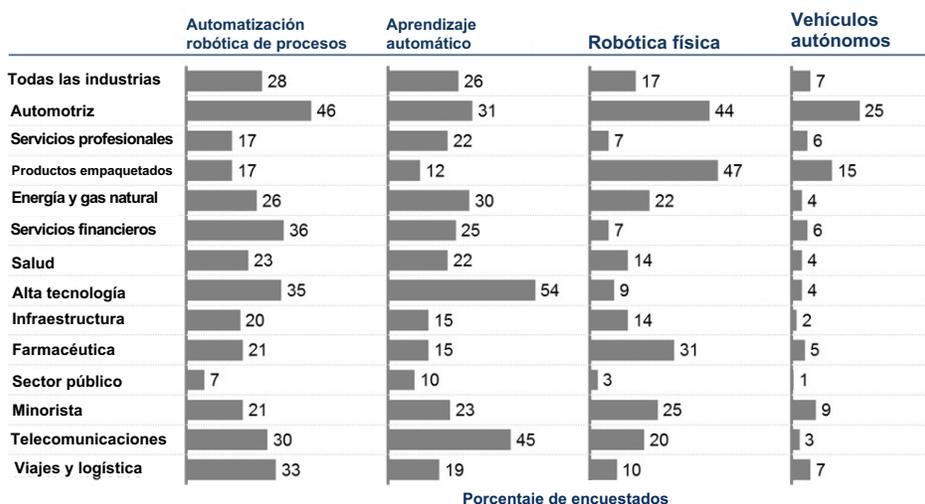


Fig. 4.3.3b.



Adopción en la Industria

Muchas empresas que aplican la IA informan que no han tomado medidas para mitigar los riesgos

El estudio de McKinsey preguntó a los encuestados acerca de diez de los riesgos más reconocidos en relación con la IA, incluyendo las regulaciones normativas, la equidad y la justicia, la ciberseguridad y la privacidad personal e individual.

La ciberseguridad es el riesgo que los encuestados afirman con más frecuencia que sus empresas están mitigando, de acuerdo al 48 por ciento de los encuestados de las empresas que han adoptado la IA.

El 35 por ciento afirma que sus organizaciones están tomando medidas para mitigar los riesgos asociados con el cumplimiento de la normativa, y tres de cada diez dicen lo mismo sobre la privacidad personal e individual. A pesar del creciente reconocimiento de la importancia de abordar las consideraciones éticas para el uso de la IA, sólo el 19 por ciento de los encuestados afirma que sus organizaciones están tomando medidas para mitigar los riesgos asociados con la explicabilidad de sus algoritmos, y el 13 por ciento están mitigando los riesgos para la equidad y la justicia, como el sesgo en los algoritmos y la discriminación (Figura 4.3.4).

Pasos que están dando las organizaciones para mitigar los riesgos de la IA (2019)

Fuente: *McKinsey & Company*

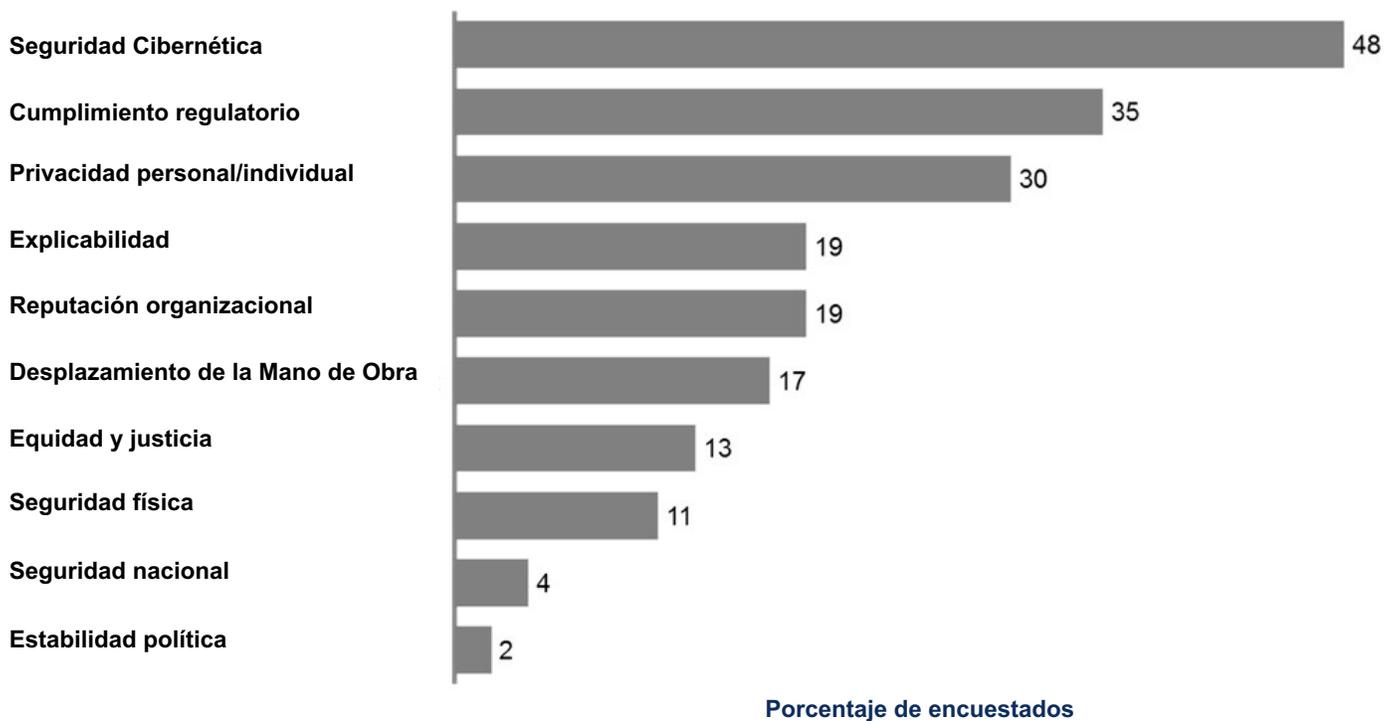


Fig. 4.3.4.

Nota: No se muestran los encuestados que respondieron "no sabe / no aplica".



de Robots

Instalaciones de Robots

Los gráficos siguientes muestran las instalaciones anuales de unidades de robots industriales en el mundo (Figura 4.3.5). En 2018, las instalaciones mundiales de robots aumentaron en un 6% hasta alcanzar las 422.271 unidades, por un valor de 16.500 millones de dólares (sin software ni periféricos).

[La Federación Internacional de Robótica \(IFR\)](#) calculó el inventario operativo de robots en 2.439.543 unidades (+15%). La Automoción sigue siendo la industria con mayor número de clientes, con un 30 %

del total de las instalaciones, por encima de la eléctrica/electrónica (25%), metalúrgica y maquinaria (10%), plásticos y productos químicos (5%) y alimentos y bebidas (3%).¹¹ Como se mencionó en el Informe anterior del AI Index, las cifras no proporcionan ningún indicador sobre cuántos de los sistemas utilizan realmente algún tipo de IA, aunque brindan una medición de la infraestructura instalada susceptible de adoptar nuevas tecnologías de IA.

Instalaciones anuales de robots industriales ('000 de unidades), 2012-2018

Fuente: Federación Internacional de Robótica (IFR), 2019

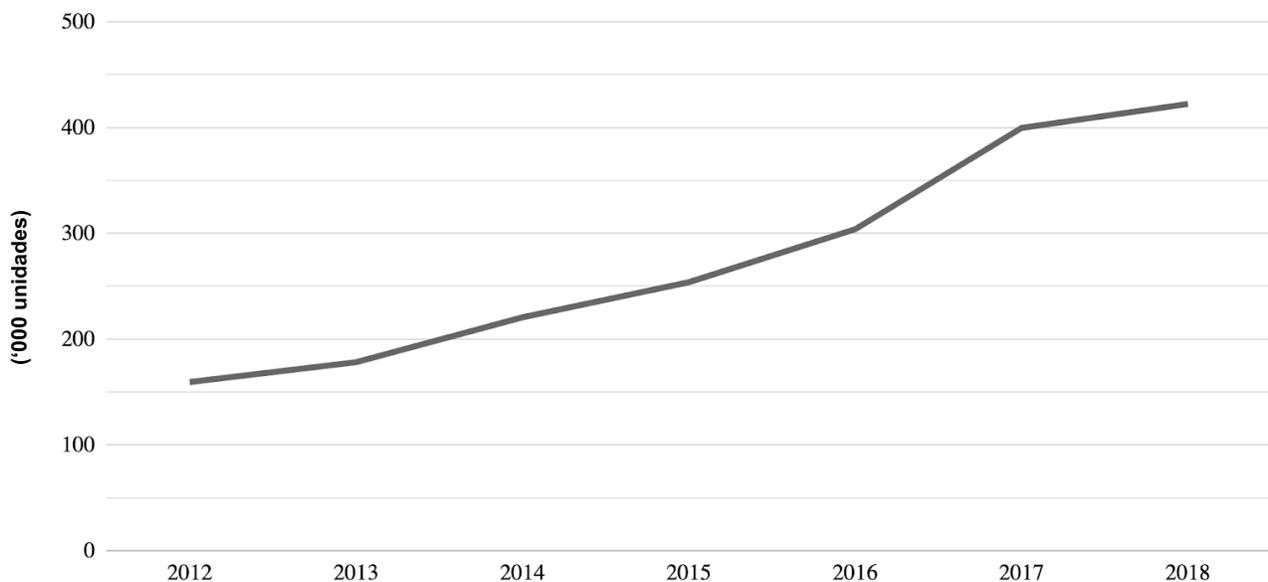


Fig. 4.3.5.

Las instalaciones de robots, en el ámbito global, superaron las 400,000 unidades en 2018.

¹¹ Tenga en cuenta que no hay información sobre la industria de los clientes para casi el 20% de los robots.



Instalaciones de Robots

Los cinco principales mercados para los robots industriales son China, Japón, Estados Unidos, la República de Corea y Alemania (Figura 4.3.6). Estos países representan el 74% de las instalaciones mundiales de robots. Desde 2013, China es el mayor mercado de robots industriales del mundo, con una cuota del 36% del total de instalaciones en 2018, con 154.032 unidades. Esta cifra es un 1% inferior a la

de 2017 (156.176 unidades), pero sigue siendo más del doble del número de robots instalados en Europa y América juntas (130.772 unidades). Las principales industrias que utilizan robots en China son la Electrónica, la Automoción y la Metalúrgica, y las principales áreas de aplicación de los robots industriales son la manipulación y la soldadura. Los robots de colaboración siguen siendo una pequeña parte en comparación con los robots industriales tradicionales (Figura 4.3.7).

Instalaciones anuales de robots industriales ('000 de unidades), 2018

Fuente: World Robotics, 2019

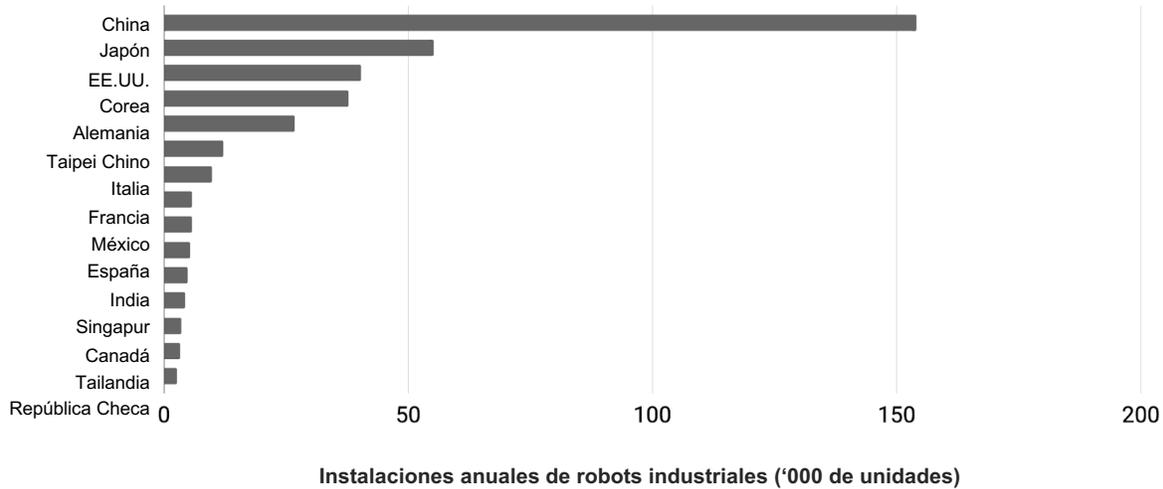


Fig. 4.3.6.

Robots Industriales Colaborativos y Tradicionales

Fuente: Federación Internacional de Robótica (IFR), 2019

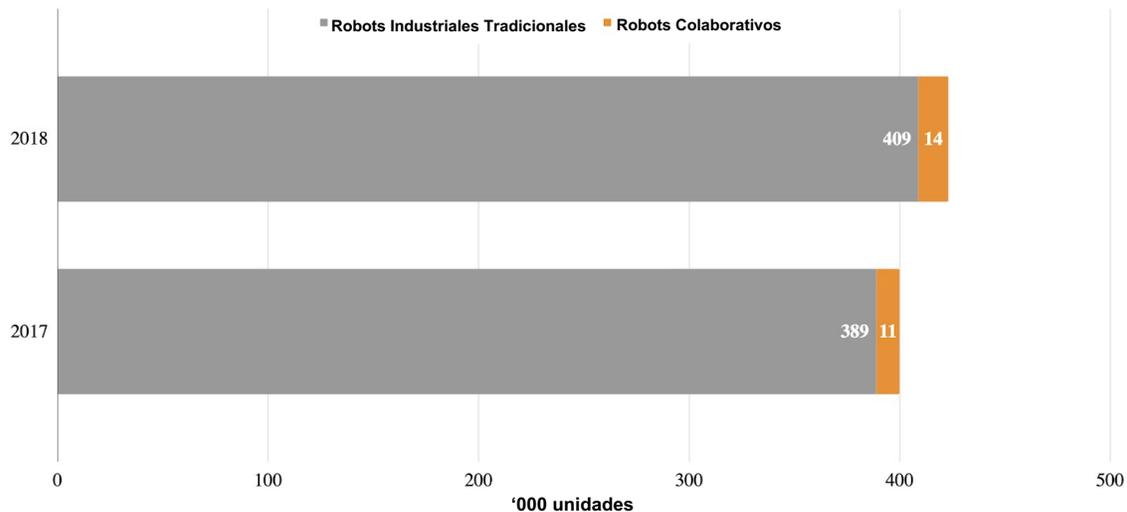


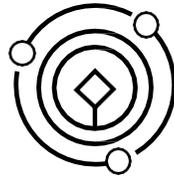
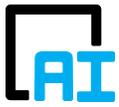
Fig. 4.3.7.

El 74% de las instalaciones globales de robots están concentradas en cinco países.



Preguntas sobre la Medición

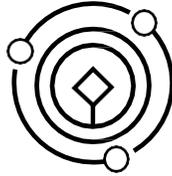
- Obtener datos adicionales de las empresas serían útiles para comprender los impactos de la adopción de IA en el rendimiento empresarial. También sería valioso medir la disponibilidad y concentración de los insumos para las aplicaciones de la IA, incluyendo los datos disponibles para los países o las empresas, la capacidad de cómputo y el talento, para mejorar la comprensión del impacto en la competencia y el poder en el mercado.
- Desde el punto de vista económico, sería inestimable comprender los componentes de la IA de la robótica. Igualmente importantes son los datos estadísticos nacionales e internacionales sobre los flujos comerciales (importaciones y exportaciones) de la robótica industrial frente a la de servicios, como un sector en la fuerza laboral y las empresas. También es necesario comprender la desigualdad de ingresos causada por la automatización mediante la robótica.
- Desde la perspectiva del rendimiento técnico, sería esencial medir el progreso de las tareas específicas de los robots, desde las más elementales hasta las más complejas, de manera estandarizada. Tal como lo observó Rodney Brooks en el Informe 2018 del IA Index, muchas fuentes citan envíos de robots industriales que tienen muy poca (o ninguna) IA en ellos, lo que hace que sea una métrica precaria para el progreso en IA. Podría ser interesante observar los robots que tienen un componente de IA, como los drones (que usan SLAM, y otros algoritmos de IA) distintos de los robots caseros como Roomba, que también tienen un componente de IA. ¿Podríamos identificar los componentes de IA en distintos sistemas robóticos, y las tasas de fracaso asociadas, además de su adopción global?



Vista Previa del Capítulo

Aprendizaje Online	
Coursera	108
Udacity	110
Matriculación Universitaria	
Matriculación en los EE.UU.	111
Matriculación Internacional	113
Especialización de Doctorados en IA	115
Contrataciones de Doctores	
Doctores para la Industria	117
Contrataciones de Profesores	118
Egresos de Profesores	120
Diversidad del Profesorado	
Diversidad en la Matriculación	122
Diversidad de Género	124
Cursos de Ética	125
Preguntas sobre la Medición	126

Capítulo 5: Educación



Introducción

En este capítulo se presentan las tendencias de la educación en materia de IA a partir de diversas fuentes de datos, comenzando primero con los datos mundiales de los cursos de capacitación en materia de Aprendizaje Automático (ML) e Inteligencia Artificial (IA) de Coursera y Udacity. En segundo lugar, se presentan las tendencias de matriculación de los estudiantes universitarios en cursos introductorios de ML e IA para las universidades estadounidenses e internacionales. También se identifican programas de países europeos en la base de datos del Centro Conjunto de Investigación, la Comisión Europea y las tendencias de la especialización en los doctorados en Inteligencia Artificial para América del Norte en la encuesta Taulbee de la CRA. En tercer lugar, se presentan las tendencias en la contratación de doctores en la industria, la contratación de profesores y el egreso de profesores, basándose en la Encuesta Taulbee y en Goffman y Jin (2019). En cuarto lugar, se presentan las tendencias en materia de género y diversidad internacional de los doctores en inteligencia artificial, junto con la diversidad del profesorado en determinados departamentos universitarios. Se incluye aquí una breve discusión sobre los cursos de ética en los programas computacionales.

Es importante señalar que hay muchos otros tipos de diversidad. El AI Index continúa reuniendo más datos sobre minorías infrarrepresentadas, minorías de género y otros grupos para el año 2020.



Coursera

Aprendizaje Online

Cada vez más, la educación de la IA se extiende más allá de la universidad convencional en espacios físicos. El aprendizaje online juega un papel clave en la educación y el desarrollo de las habilidades de la IA en la fuerza laboral de todo el mundo. Surgen muchas preguntas acerca de qué habilidades están obteniendo los estudiantes, dónde y cómo se están satisfaciendo las necesidades.

Coursera

Coursera, la mayor plataforma en línea del mundo para la educación superior, presta servicios a más de 45 millones de estudiantes en todo el mundo, proporcionando acceso a contenidos de alta calidad de las principales universidades y empresas. La plataforma, que incluye más de 3.700 cursos, más de 400 especializaciones y 16 títulos, crea una de las mayores bases de datos de competencias, ya que millones de estudiantes realizan evaluaciones calificadas que van desde exámenes de opción múltiple hasta tareas de programación y proyectos revisados por pares que miden su competencia en las habilidades.

El [Índice Global de competencias de Coursera](#) (GSI, por sus siglas en inglés) se basa en estos ricos datos para hacer una referencia de 60 países y 10 industrias incluyendo Negocios, Tecnología y Ciencia de los Datos para revelar las tendencias del desarrollo de competencias en todo el mundo.

Coursera mide la competencia de los países en IA en general y en las habilidades relacionadas con las matemáticas, el aprendizaje automático, la estadística, la programación estadística y la ingeniería de software. Estas habilidades relacionadas cubren la amplitud de conocimientos necesarios para construir y desplegar tecnologías impulsadas por la IA dentro de las organizaciones y la sociedad:

- Matemáticas:** los antecedentes teóricos necesarios para llevar a cabo y aplicar la investigación de la IA.
- Estadística:** las aptitudes empíricas necesarias para ajustar y medir el impacto de los modelos de IA.

- Aprendizaje Automático:** habilidades necesarias para construir modelos de autoaprendizaje como el aprendizaje profundo y otros modelos supervisados que potencian la mayoría de las aplicaciones de la IA hoy en día

- Programación estadística:** habilidades de programación necesarias para implementar modelos de IA en Python y paquetes relacionados como scikit-learn y pandas

- Ingeniería de software:** habilidades de programación necesarias para diseñar y desplegar aplicaciones potenciadas mediante la IA

A continuación se presenta un mapa de calor mundial que muestra las clasificaciones de competencia de la IA de los 60 países cubiertos por el GSI (Figura 5.1). El mapa muestra la categoría de clasificación del cuartil de cada país denominado como Vanguardista (76%-100%), Competitivo (51%-75%), Emergente (26%-50%), y Rezagado (0%-25%).

Para cada región geográfica principal, también se puede ver la proporción promedio de inscripciones en IA del país y las cinco competencias relacionadas (Figura 5.2). Las tendencias de inscripción muestran que Asia del Sur, seguida de los países de Asia Oriental, tiende a tener una mayor proporción de inscripciones en IA y las competencias relacionadas. Obsérvese que, en términos de tamaño del país, no hay una fuerte correlación entre el número de usuarios de Coursera y el rango de habilidad de un país en la IA. Más bien el rango de habilidad de un país se correlaciona mucho más fuertemente con métricas como el PIB per cápita de un país y el nivel de inversión en educación superior. Vea [este artículo para algunos gráficos](#). Además, las clasificaciones son robustas para ajustar la auto-selección en el uso de Coursera a través de la ponderación del puntuación de propensión.

"Tenemos encima la Cuarta Revolución Industrial, presagiando cambios masivos en la naturaleza del trabajo. Sin un enfoque organizado para el desarrollo de las competencias, las desigualdades se extenderán y sentirán más agudamente por los más pobres y menos educados. Mantener el ritmo de los cambios fundamentales del mercado exigirá inversiones coordinadas en el desarrollo de las competencias, no sólo por parte de los individuos, sino también por parte de las empresas y los gobiernos de todo el mundo". - Emily Glassberg Sands y Vinod Bakthavachalam (Coursera Data Science) Harvard Business Review.

Coursera

Índice de competencias en Inteligencia Artificial

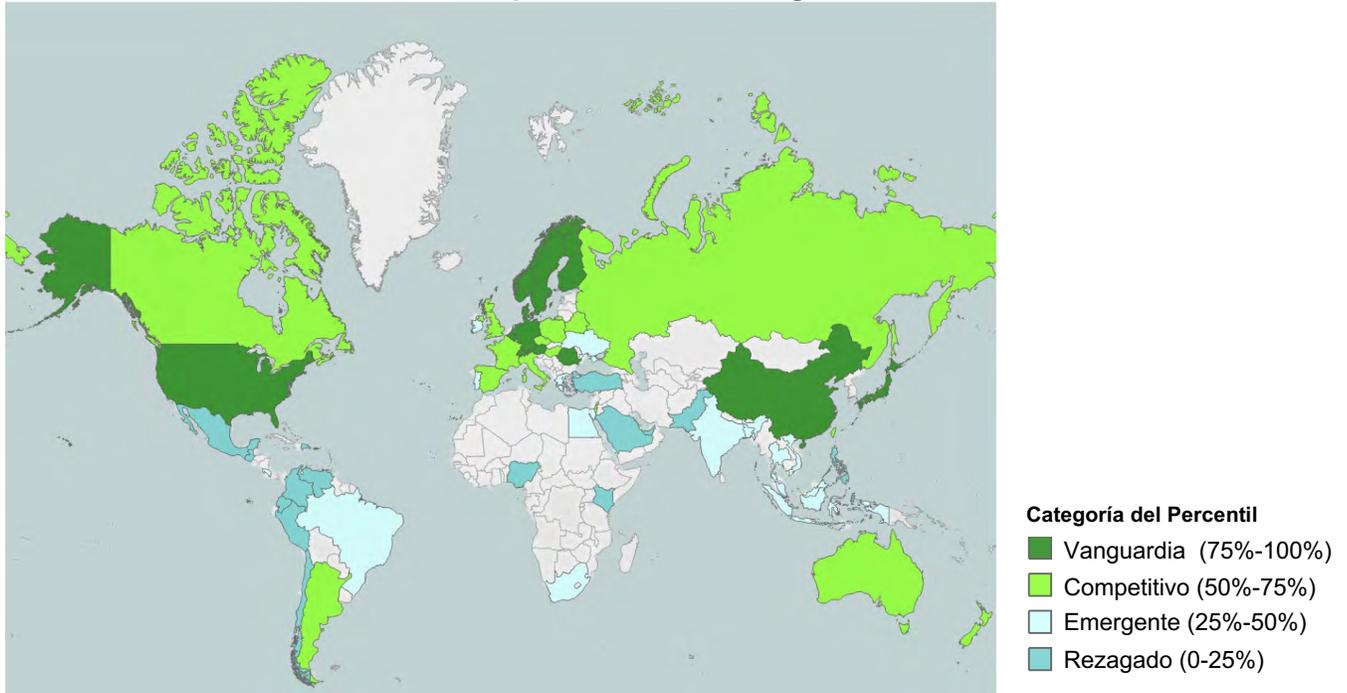


Fig. 5.1.

Distribución del Total de la Matriculación en IA, 2019

Fuente: Coursera GSI, 2019

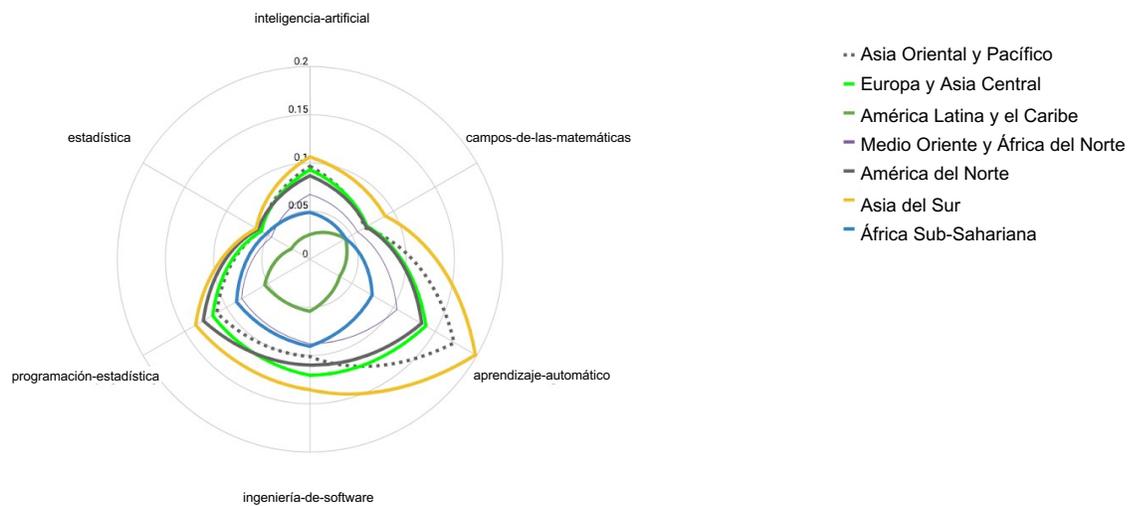


Fig 5.2.



Udacity

La inscripción en diferentes cursos de especialización de IA en Udacity se presenta a continuación (Figura 5.3). La gráfica muestra el total de inscripciones en las diferentes especialidades de IA para los cursos de IA de Udacity. *Introducción a TensorFlow para Aprendizaje Profundo* ha mantenido el mayor número de inscripciones hasta mediados de 2019. Sin embargo, *Introducción al Aprendizaje Automático* ha

acumulado el mayor número de inscripciones a finales de 2019, con más de 125.000 inscripciones globales acumuladas. *Introducción a la IA* está muy cerca, seguido por más temas de ingeniería de sistemas informáticos como *Introducción al Hadoop y MapReduce*.

Inscripciones en cursos de Inteligencia Artificial diferentes

Fuente: Udacity, 2019

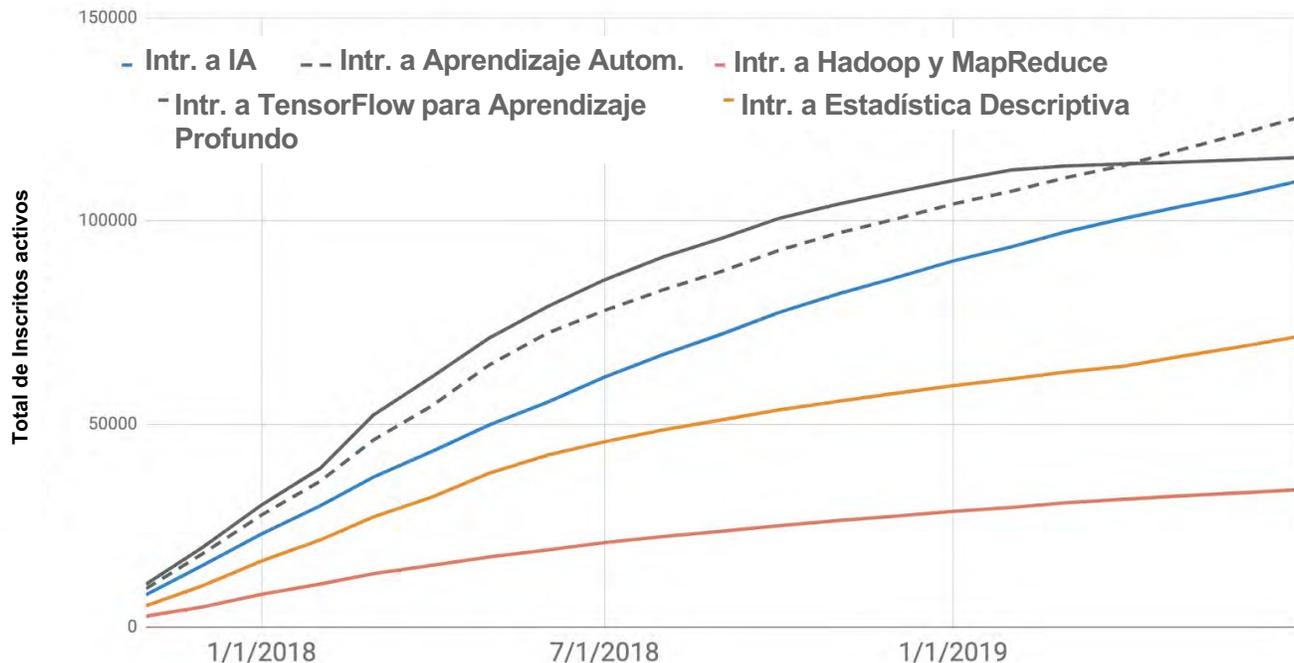


Fig. 5.3.

+Nota del Traductor: Los títulos de los cursos no cuentan con una traducción autorizada por parte de Udacity, los nombres de los cursos se han traducido para facilitar el análisis y la lectura del Informe.



Matriculación en los EE.UU.

En las gráficas que vienen a continuación (figuras 5.4a y 5.4b) se muestra el número de estudiantes matriculados en cursos introductorios de IA y ML en varias universidades de los Estados Unidos. La inscripción en Introducción a la Inteligencia Artificial se quintuplicó entre 2012 y 2018 en la Universidad de Stanford. Las inscripciones en Introducción al Aprendizaje Automático se

multiplicó por 12 entre 2010 y 2018 en la Universidad de Illinois en Urbana-Champaign (Figura 5.4c y Figura 5.4d). Algunas escuelas indicaron que el crecimiento de las inscripciones estaba limitado por la disponibilidad de clases, por lo que estas gráficas pueden sub-representar la demanda real de estos cursos.

Total de Inscritos en Introducción al Aprendizaje Automático

Fuente: Datos proporcionados por las Universidades, 2019

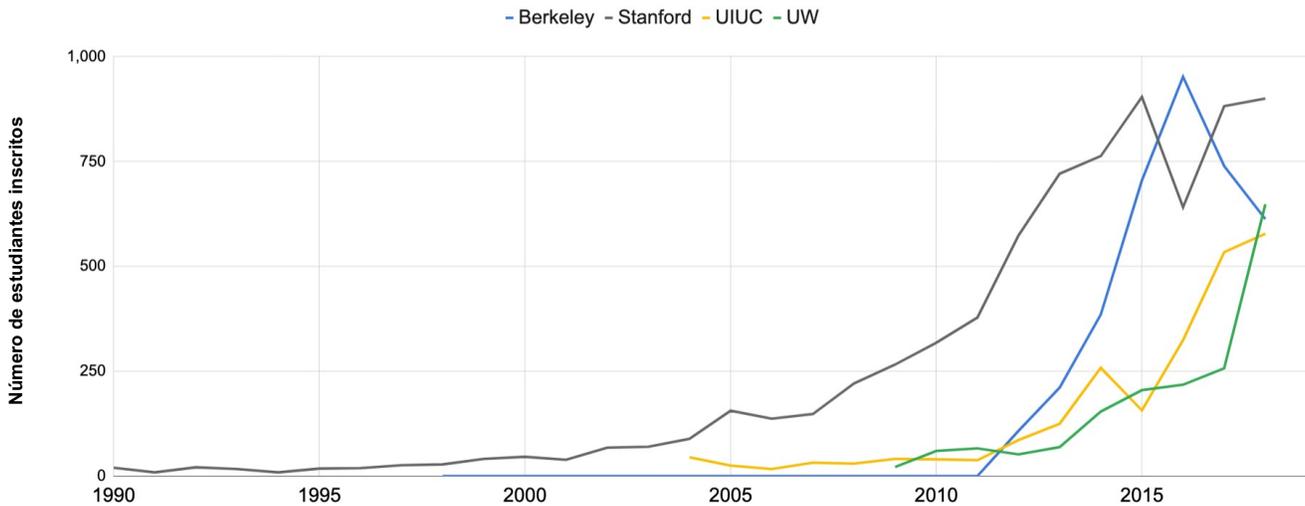


Fig. 5.4a.

Total de Inscritos en Introducción a la Inteligencia Artificial

Fuente: Datos proporcionados por las Universidades, 2019

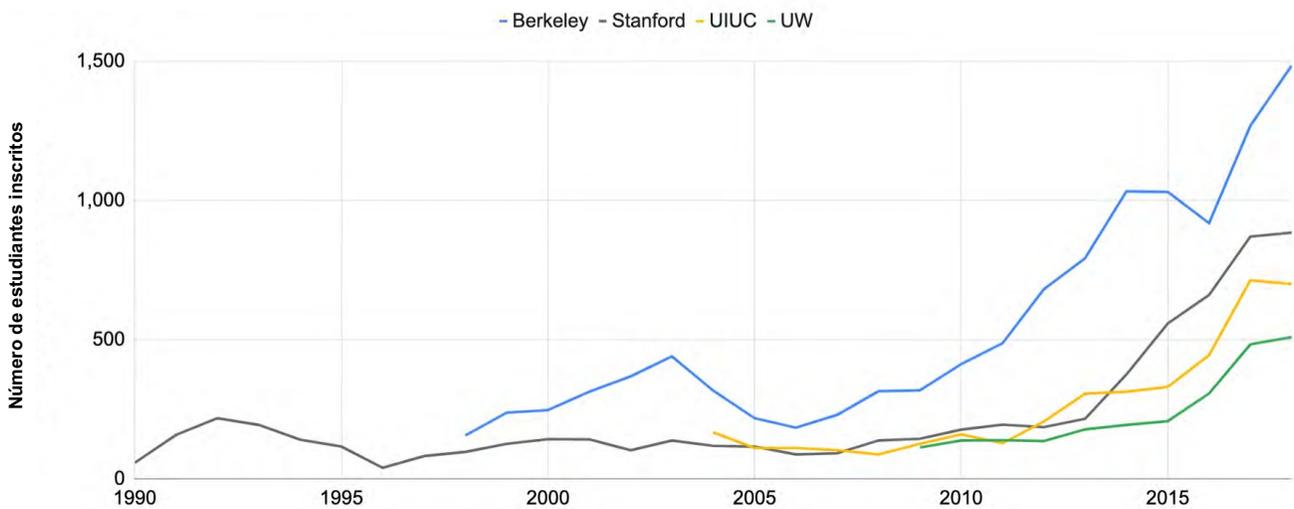


Fig. 5.4b.

Matriculación en los EE.UU.

Crecimiento de la Matriculación en ML (con respecto a 2012)

Fuente: Datos proporcionados por las Universidades, 2019

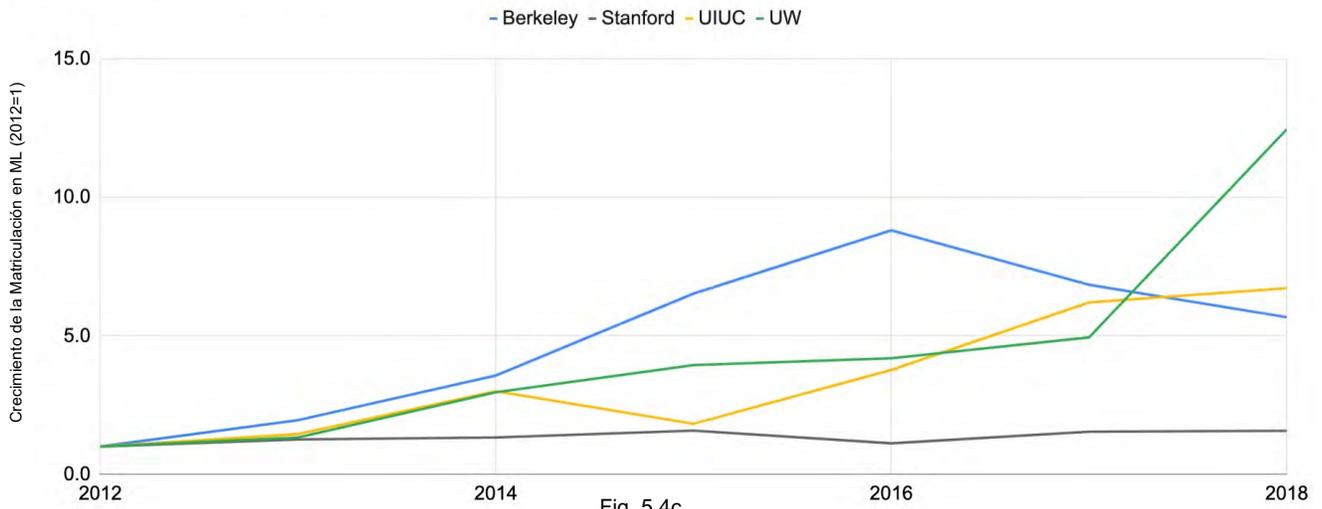


Fig. 5.4c.

Crecimiento de la Matriculación en Introducción a la IA (con respecto a 2010)

Fuente: Datos proporcionados por las Universidades, 2019

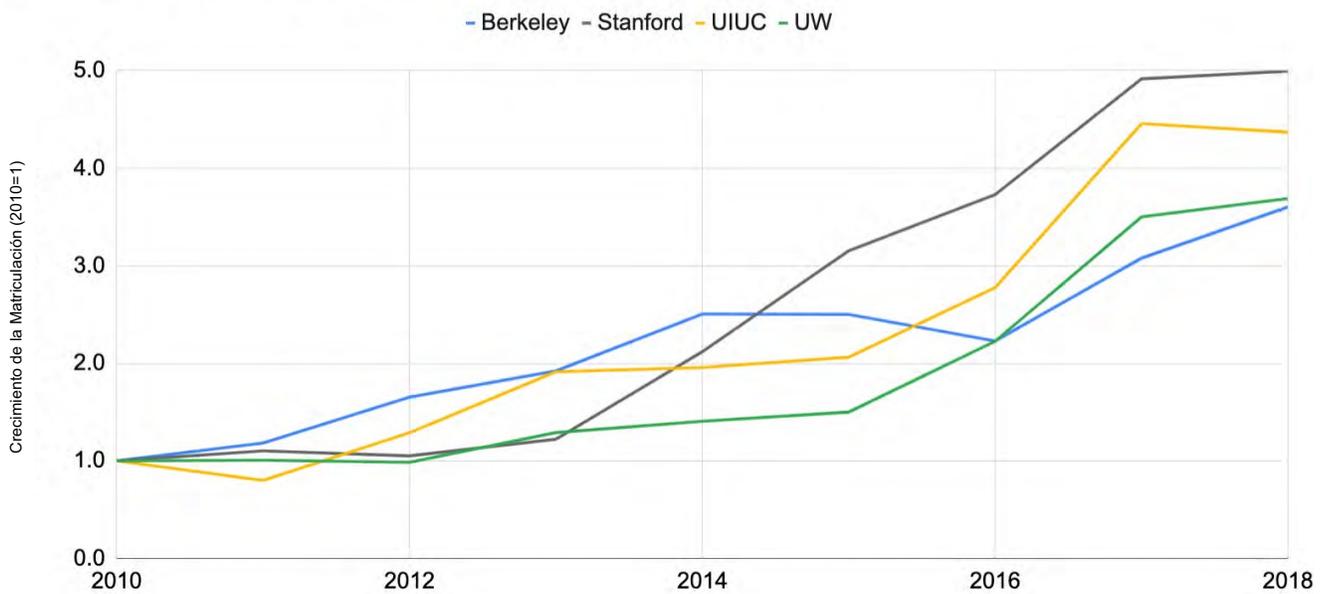


Fig. 5.4d.

Cursos Internacionales

Los siguientes gráficos (Figura 5.5a) muestran el número de inscripciones en los cursos de IA y ML en varias de las principales universidades de informática fuera de los EE.UU. la gráfica muestra el crecimiento relativo de las escuelas internacionales que proporcionaron datos para los años académicos 2010 - 2019. En la muestra dada, la Universidad de Toronto (Canadá) tiene el mayor número de estudiantes

registrados para Introducción a la IA y al ML, seguida de la Escuela Superior de Economía (Rusia), y la Universidad de Tsinghua (China) en 2018. En relación con 2015, la matrícula se ha cuadruplicado en la Universidad de Tsinghua, se ha triplicado en la Universidad de Toronto y se ha duplicado en la Universidad de Melbourne (figura 5.5b).

Matriculación en Cursos de IA y ML

Fuente: Datos proporcionados por las Universidades, 2019

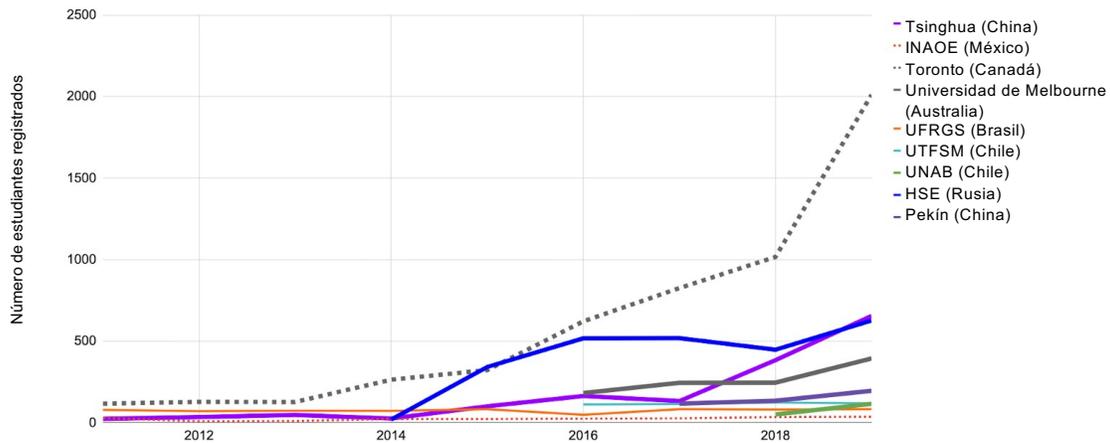


Fig. 5.5a.

Crecimiento en la matriculación de Introducción a IA y ML (con respecto al 2015)

Fuente: Datos proporcionados por las Universidades, 2019

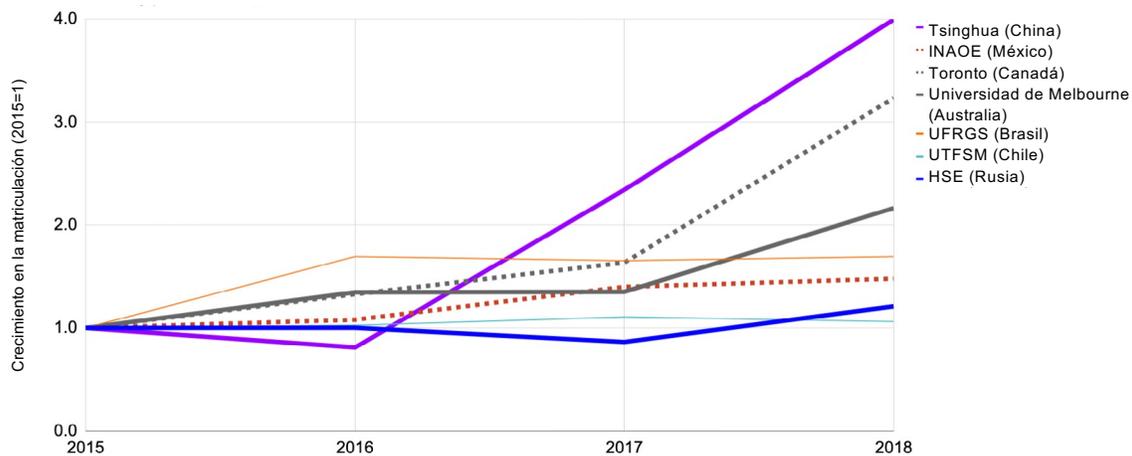


Fig. 5.5b.

En todas las instituciones analizadas, encontramos que el crecimiento de la matrícula en los cursos de IA era relativamente dependiente de la institución y no estaba particularmente influenciado por la geografía. El AI Index espera refinar esta hipótesis en futuros informes.



Tendencias de Europa

Se aplicaron técnicas de minería de textos y de aprendizaje automático a todas las universidades de Europa que tienen un sitio web (según la lista de la iniciativa de Webometrics). Los datos relacionados con los programas de estudio se refieren a los dominios que han sido identificados por el [Centro Conjunto de Investigación \(JRC, por sus siglas en inglés\)](#), y el Servicio de Ciencia y Conocimiento de la Comisión Europea (CE). El esfuerzo de recopilación de datos permitió identificar un término de comparación adecuado al considerar fuentes de terceros, para medir los puntos fuertes y débiles de un sistema de clasificación (semi) automático para el contenido de los programas. Los lectores pueden consultar [la oferta y la demanda de perfiles avanzados en la UE+](#) para obtener información técnica más detallada.

Estos datos (Figura 5.5c) permiten identificar un 2.054 programas que cubren el dominio de la Inteligencia Artificial en diferentes grados. La gran mayoría de la oferta académica de la IA en Europa se imparte a nivel de maestría, ya que la maestría es el grado más alto esperado y generalmente se percibe como el más apropiado para adquirir las habilidades avanzadas necesarias. En la gráfica (figura 5.5d) se observa que hay 197 universidades europeas que ofrecen un total de 406 másteres especializados en inteligencia artificial; 84 de las universidades, o el 43%, ofrecen al menos 2 másteres especializados en inteligencia artificial. Los programas se han clasificado, según el nivel, en licenciaturas y maestrías. Aunque no es exhaustiva, la fuente de datos seleccionada ofrece una perspectiva de las ofertas académicas que se centran en los ámbitos seleccionados en EU28.¹²

Visión General de las Ofertas Académicas en la UE, 2018

Fuente: Comisión Europea, Centro de Investigación Conjunto (JRC), 2019

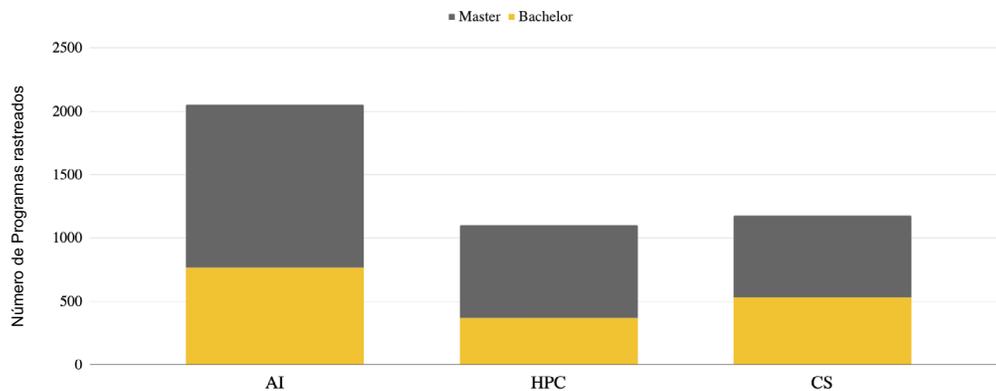


Fig. 5.5c.

Nota: El total de los programas en los dominios seleccionados no corresponde con la suma de los programas en cada dominio debido a que un programa puede corresponder a varios dominios a la vez.

Número de Universidades identificadas por dominio de conocimiento. Estados Miembros de la UE, 2018

Fuente: Comisión Europea, Centro de Investigación Conjunto (JRC), 2019

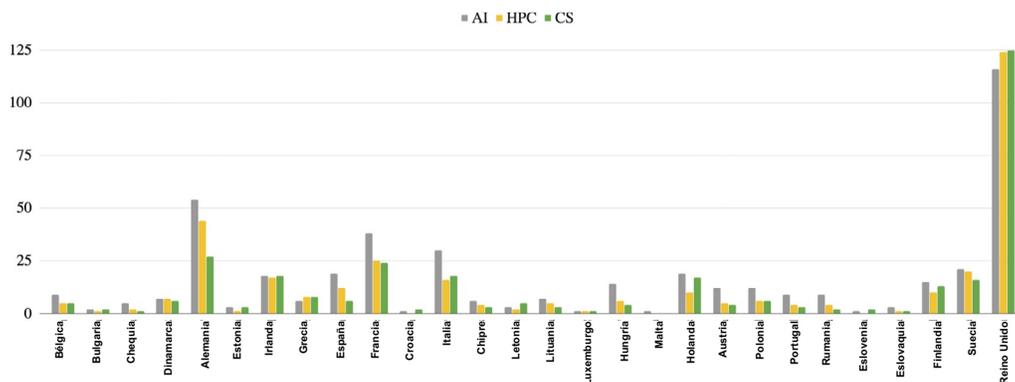


Fig. 5.5b.

¹²El Reino Unido está a la cabeza tanto en el número de empresas como en el de programas ofrecidos por las universidades, ya que alberga un tercio de las empresas de inteligencia artificial y más de la mitad de los programas de inteligencia artificial. En 2016, los países que empleaban el mayor número de especialistas en TIC eran el Reino Unido (1,7 millones de personas), Alemania (1,5 millones), Francia (1,0 millones), Italia (721 mil) y España (632 mil).

*Nota del Traductor: el enlace se dirige a la fuente utilizada en el Informe original en inglés.



Especialización de Doctorado en Inteligencia Artificial

La [Encuesta Taulbee de la Asociación de Investigación en Informática \(CRA, por sus siglas en inglés\)](#) se lleva a cabo anualmente para documentar las tendencias en la matriculación de estudiantes, la producción de títulos, el empleo de los egresados y los salarios del personal docente en las unidades académicas de los Estados Unidos y Canadá que otorgan el doctorado en informática (CS), ingeniería informática (CE) o información (I). Sólo se incluyen los departamentos de doctorado de informática e ingeniería informática. Históricamente, Taulbee ha cubierto de 1/4 a 1/3 del total de receptores de los títulos de pregrado de informática en los EE.UU. La categorización de las áreas de especialidad cambió en 2008 y se aclaró en 2016. De 2004 a 2007, la IA y la robótica se agruparon; desde 2008, la IA ha estado separada; en 2016 la IA también incluyó la ML.

El primer gráfico (figura 5.6a) muestra las especializaciones de los doctores en IA/ML como porcentaje de los egresados del doctorado en informática en los EE.UU. (y el número de doctores egresados en IA/ML). Es más difícil estimar el crecimiento de la especialización de pregrado en AI/ML, pero se conoce que la matrícula de pregrado en informática fue superior a 130.000 en 2018. la gráfica de barras (Figura 5.6b) muestra: a) la proporción de egresados de doctorado en informática en 2018 por áreas de especialización, y b) los cambios en la proporción de cada especialización entre 2010 y 18 años. La IA es la especialización más popular para los egresados de doctorado en informática y sigue siendo la que crece más rápidamente. En 2018, más del 21 por ciento de los egresados de doctorado en computación se especializan en Inteligencia Artificial/Aprendizaje Automático.

Graduados en Inteligencia Artificial/Aprendizaje Automático (% de Graduados del Doctorado en Computación) y Número de Graduados de Doctorado en IA/ML

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

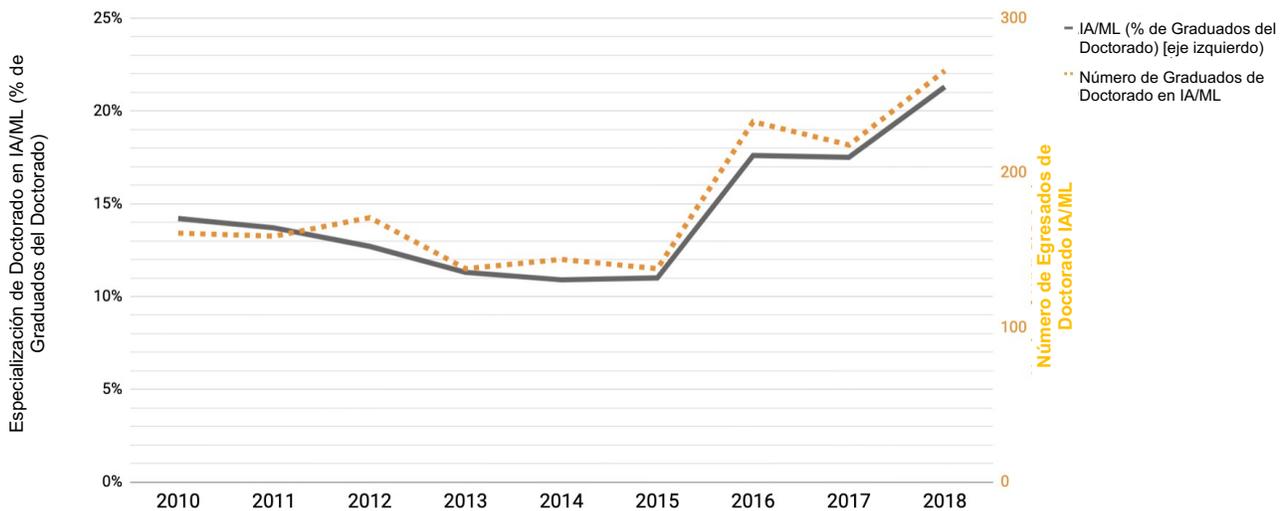


Fig. 5.6a.

La Inteligencia Artificial es el área más popular para la especialización de doctorados en ciencias de la computación. En 2018, más del 21 por ciento de los doctores en computación graduados se especializaron en Inteligencia Artificial/Aprendizaje Automático.

⁹ El número de estudiantes que ingresan a la matrícula de pregrado (~34.000) excede el número de egresados (~27.000) en 2018. El crecimiento del número de estudiantes que comienzan estudios de pregrado en Informática es el más rápido, creciendo 4 veces desde 2006.

Especialización de Doctorado en IA

Porcentaje de Doctores Graduados por área de especialización, 2018

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

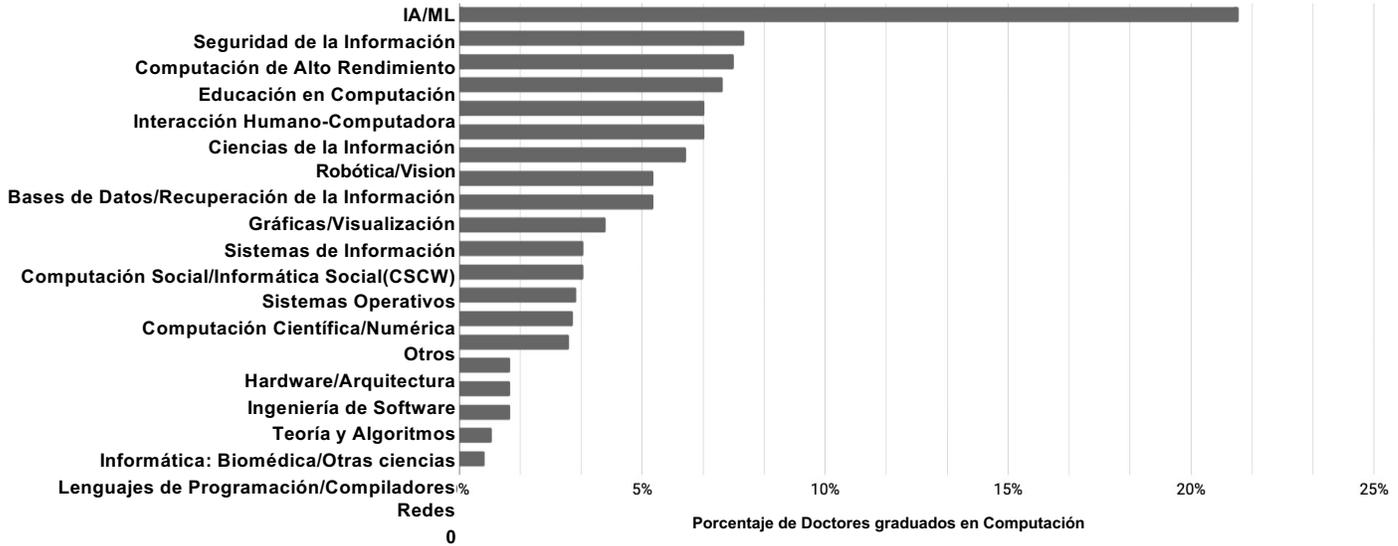


Fig. 5.6b.

Cambios en las áreas de especialización de los Doctorados de Computación, 2010-2018

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

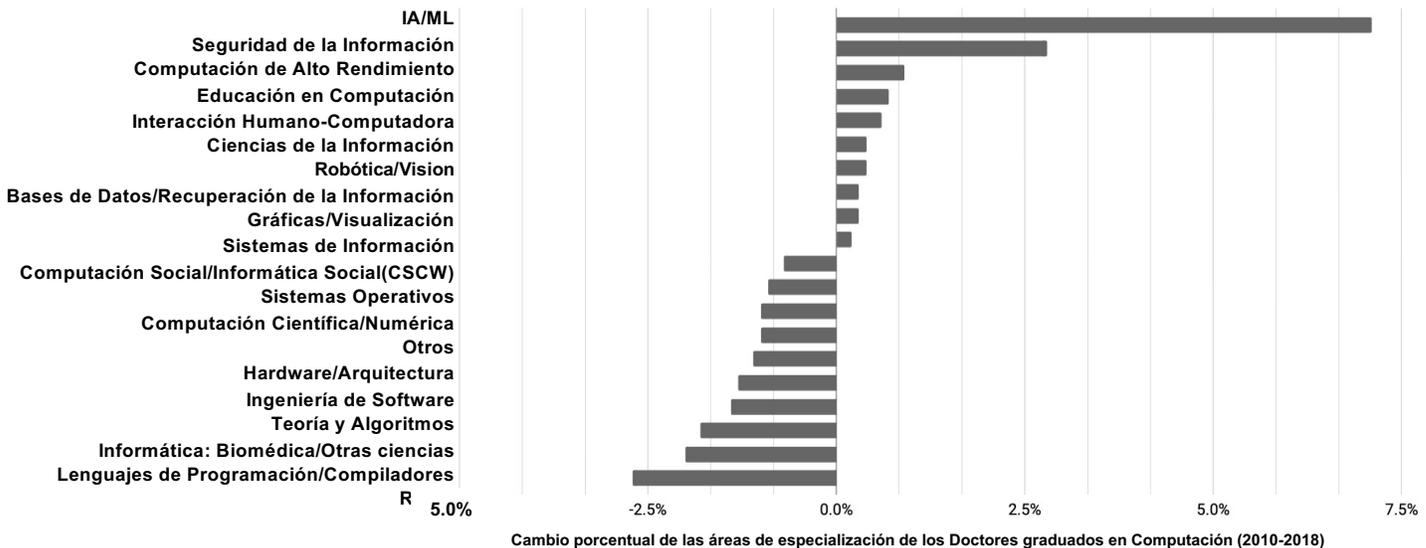


Fig. 5.6c.



Doctores para la industria

Más de 150 nuevos doctores en IA se incorporaron a la industria en 2018, y esta cifra representa un porcentaje de nuevos egresados tres veces mayor que el de 2004 (figuras 5.7a y 5.7b). El porcentaje de doctores en IA que se gradúan y van a la industria aumentó del 21% en 2004 a más del 62% en 2018. Cabe señalar que en muchos campos del mundo académico no se espera que cada estudiante de

doctorado obtenga una posición académica. Por ejemplo, en las ciencias de salud, donde se otorgan más doctorados, sólo el 23% de los doctores tenían un puesto fijo o titular en el mundo académico en 2017 (ver [Science, 2019](#)).

Empleo de Nuevos Doctores en IA (Encuesta Taulbee)

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

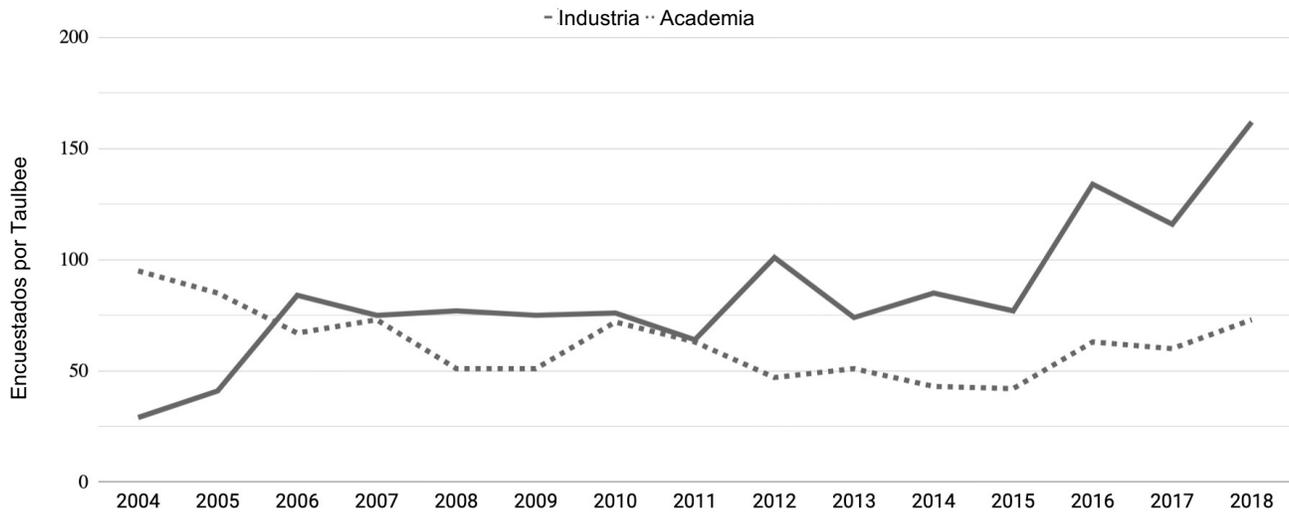


Fig. 5.7a.

Nota: la clasificación de las áreas de especialidad cambió en el 2008 y fue aclarada en 2016. Entre 2004 y 2007, la IA y la Robótica se agrupaban; desde 2008 hasta el presente la IA va por separado; en 2016 se aclaró a los encuestados que la IA incluye el ML.

Porcentaje de Doctores en IA que van a la Industria

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

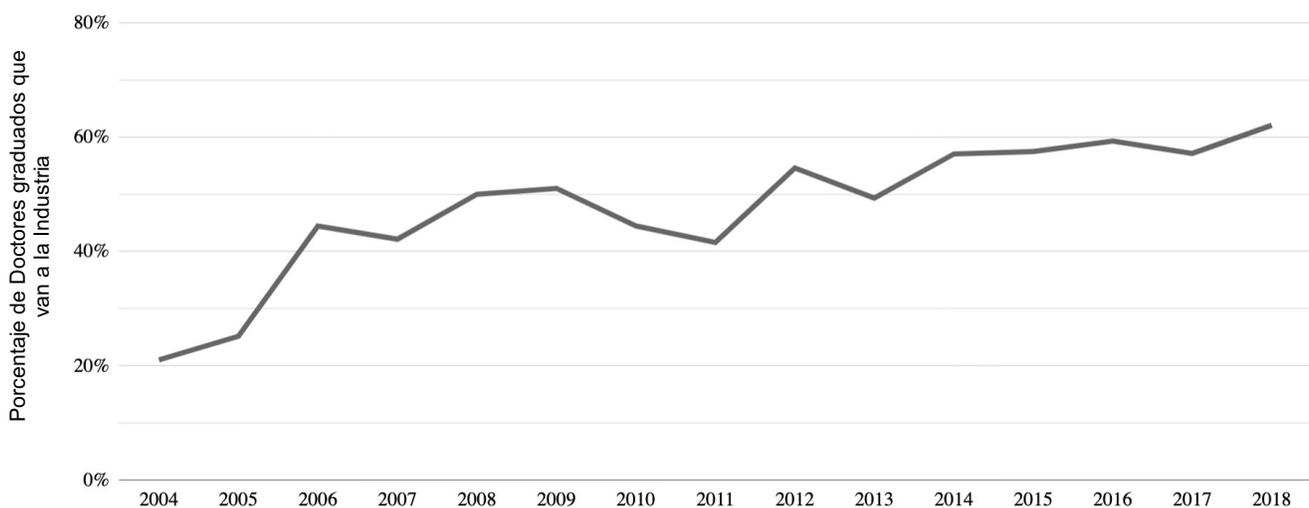


Fig. 5.7b.



Contratación de Profesores

La encuesta Taulbee de 2018 preguntó por primera vez cuántas nuevas contrataciones de profesores tenían los siguientes antecedentes profesionales: nuevos doctores, postdoctorados, industria y otros académicos. El 29% de las nuevas contrataciones de profesores procedían de otra institución académica. Es posible que algunos hayan sido profesores de enseñanza o investigación anteriormente en lugar de profesores titulares, y es probable que haya algún movimiento entre las instituciones. Así pues, el número total de contratados supera al total de los que son realmente nuevos en el mundo académico.¹⁴

El número total de profesores con titularidad en Informática ha ido aumentando constantemente y constituye la mitad del grupo de profesores contratados (figura 5.8a). El porcentaje de nuevas profesoras titulares se ha mantenido constante en gran medida, con un poco más del 21%. El porcentaje de nuevos profesores que son internacionales es menor, alrededor del 18% (figura 5.8b). El último gráfico (figura 5.8c) muestra que, aunque la mayoría de los nuevos doctores de IA hacen un postdoctorado, la proporción que va directamente a las posiciones de mayor nivel está aumentando.

Total de los doctores nuevos en computación que obtienen trabajos de profesorado

Fuente: departamentos reportados, todos los encuestados Taulbee de la CRA, 2019

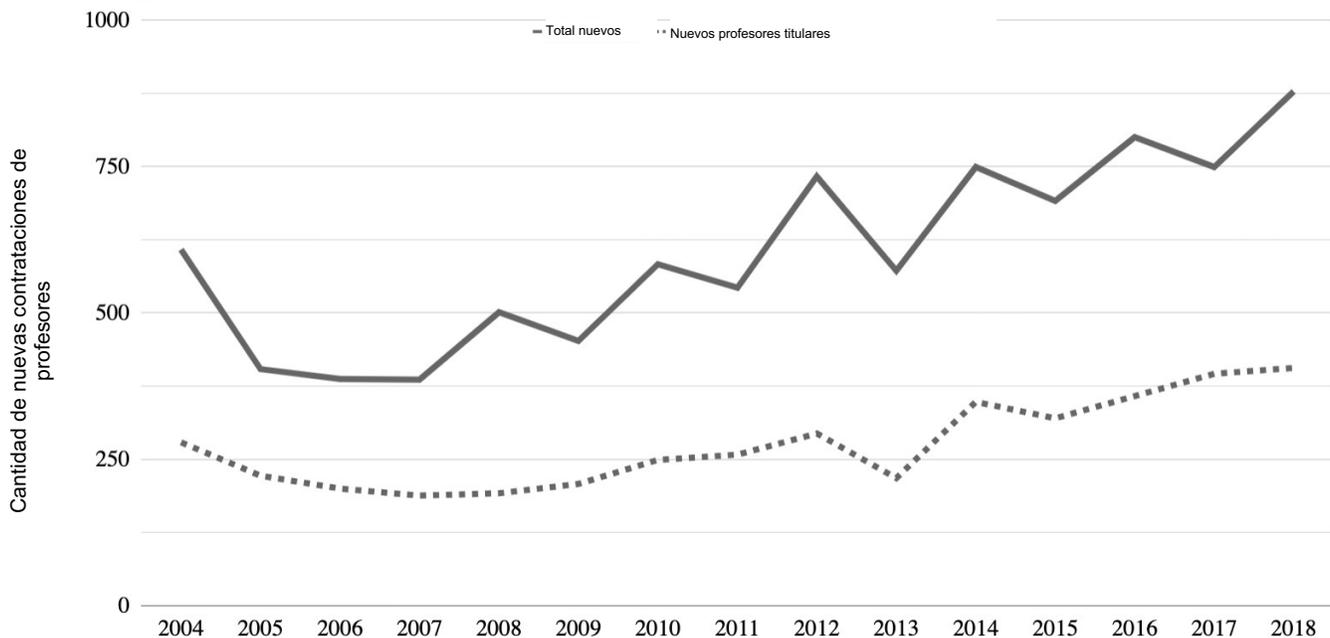


Fig. 5.8a.

¹⁴ Si el profesor Q deja la institución A por la institución B, y A contrata a su sustituto de la institución C, que contrata a un sustituto de la institución D, que contrata a un nuevo doctorado, 4 instituciones informarán de nuevas contrataciones pero sólo hay un aumento total de 1 nuevo miembro en el profesorado.

Contrataciones de Profesores de IA

Nuevas contrataciones de profesores titulares, Porcentaje Femenino e Internacional

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

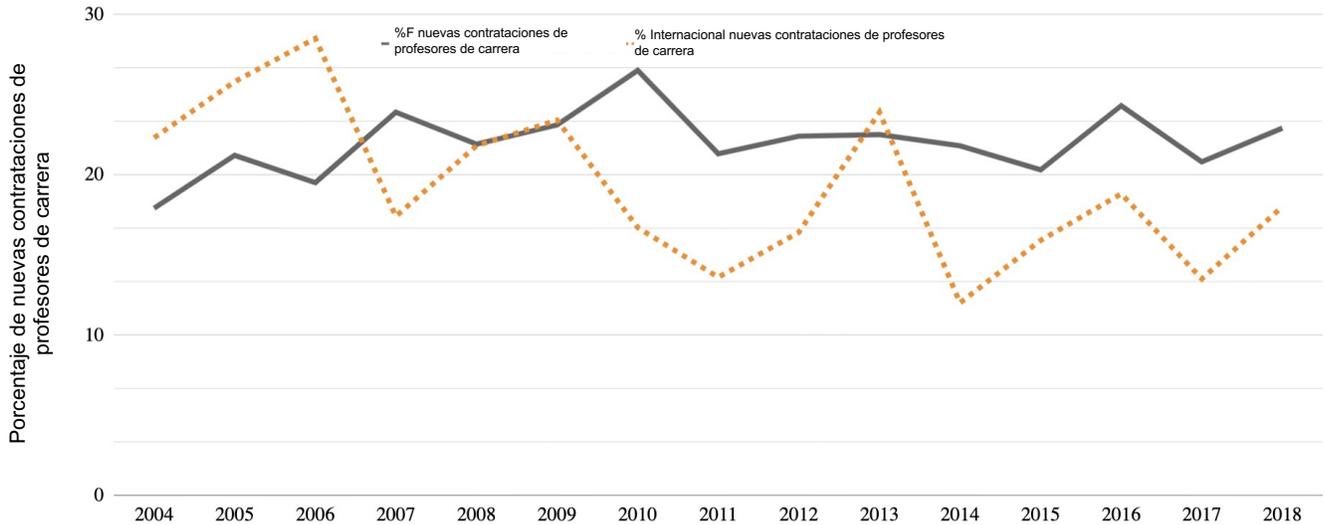


Fig. 5.8b.

Nuevos doctores en IA para la Academia (Postdoctorados, Profesores Investigadores, Doctorandos a Titulares)

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

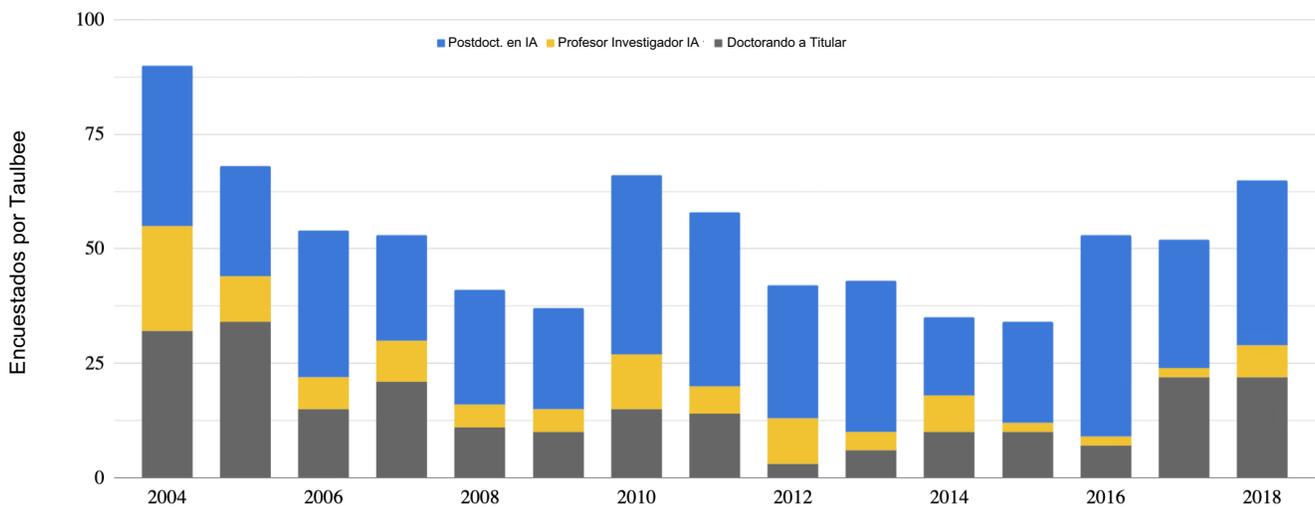


Fig. 5.8c.



Éxodo de Profesores

Goffman y Jin (2019) documentan la fuga de cerebros de la facultad de IA a la industria. Este movimiento afecta tanto al profesorado fijo como al no fijo. La siguiente figura (Figura 5.9b) muestra las 18 universidades norteamericanas con las mayores pérdidas de profesores titulares o fijos relacionados con la IA entre 2004 y 2018. Algunos de ellos dejaron la universidad por completo y otros todavía mantienen sus afiliaciones universitarias mientras trabajan para empresas. Las tres universidades que perdieron más

profesores de IA son la Universidad Carnegie Mellon (CMU), la Universidad de Washington y la Universidad de California, Berkeley. CMU perdió 17 profesores titulares y ningún profesor no titular, y la Universidad de Washington perdió 7 profesores titulares y 4 asistentes. En cuanto a las universidades canadienses de la muestra, la Universidad de Toronto fue la que perdió más profesores de IA con 6 titulares y 3 asistentes.

Número de Egresos de Profesores de IA: titulares y no titulares

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019

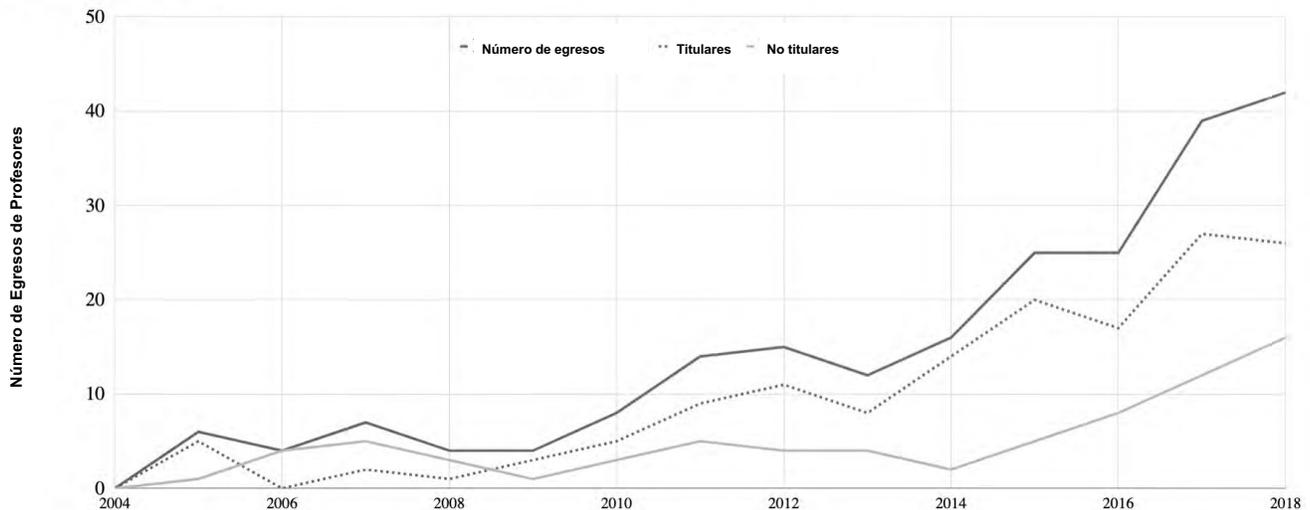


Fig. 5.9a.

“El surgimiento de la IA como una tecnología de propósito general ha resultado en una fuga de cerebros sin precedentes por el egreso de profesores de IA de la academia a la industria. Cuáles son las consecuencias de esta fuga de cerebros es una importante cuestión para las políticas”. Michael Gofman, Profesor Adjunto de Finanzas, Universidad de Rochester

¹⁵ Gofman, M., and Z. Jin, (2019) “Artificial Intelligence, Human Capital, and Innovation”, documento de trabajo de la Universidad de Rochester. Este documento combina datos de LinkedIn, CSRanking.com, CrunchBase, y Google Scholar. Para los profesores de Inteligencia Artificial que se van a un trabajo en la industria se basa en una muestra recogida a mano de LinkedIn. El segundo método es buscar en LinkedIn usando los nombres de los revisores y los miembros del comité del programa de conferencias relacionadas con la IA. Los investigadores también recogen a mano datos sobre el tamaño de la facultad en los departamentos de informática de las 100 mejores universidades en CSRankings.org, que proporciona el número de profesores de CS a tiempo completo, con permanencia en el cargo basándose en los datos de DBLP Entrepreneurs’. La información de los emprendedores se basa en una muestra de la base de datos de CrunchBase. Por último, los datos de citas recogidos a mano de Google Scholar se utilizan como un sustituto de la calidad de la investigación de la facultad de Inteligencia Artificial. Se remite a los lectores, para más detalles técnicos, al documento. El índice más actualizado de fuga de cerebros de la IA puede descargarse en <http://www.aibraindrain.org>



Éxodo de Profesores

El artículo de Gofman y Jin también documenta las tendencias de las empresas de IA fundadas por egresados de universidades norteamericanas. La figura 5.9c muestra las universidades norteamericanas que formaron la mayor cantidad de emprendedores de IA, teniendo en cuenta que hayan obtenido el título de mayor nivel en dichas

universidades entre 2004 y 2018 y que hayan establecido empresas de IA a partir de entonces. La universidad canadiense con más ex alumnos emprendedores en IA es la Universidad de Waterloo, con 21 egresados.

Número de Egresos de Profesores, por Universidad

Fuente: Gofman y Jin, 2019

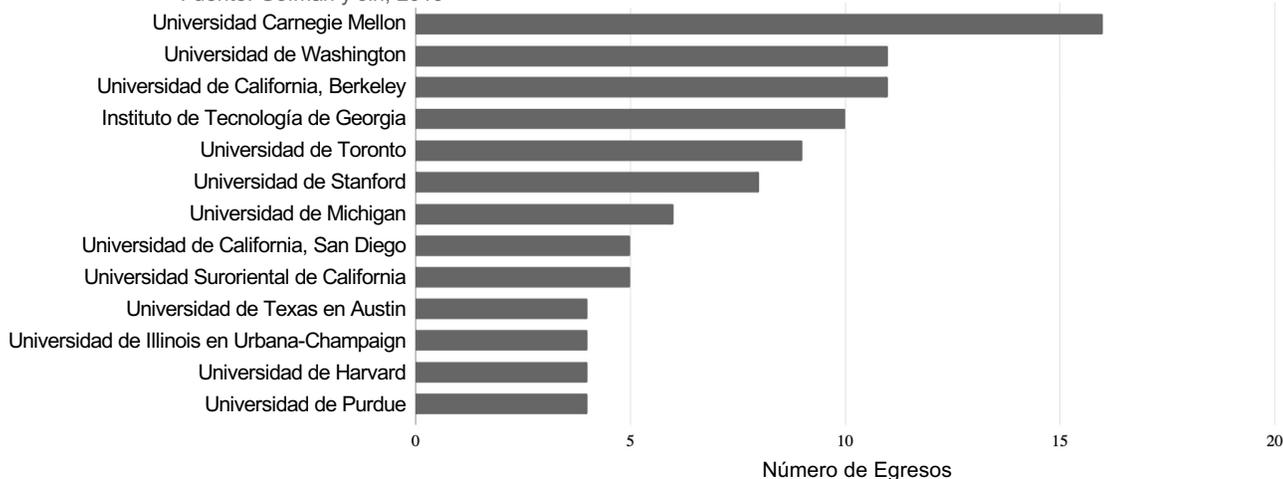


Fig. 5.9b.

Número de Emprendedores en IA por Universidad

Fuente: Gofman y Jin, 2019

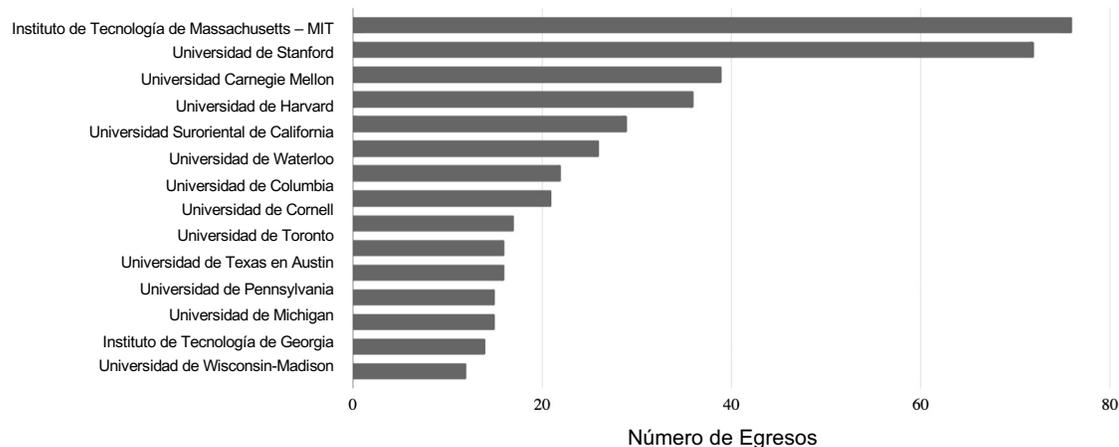


Fig. 5.9c.

"Las nuevas empresas de IA requieren un conocimiento significativamente más específico del dominio que las empresas que no son de IA. La fuga de cerebros de la IA afecta negativamente a la capacidad de los estudiantes para obtener los conocimientos esenciales que necesitan para ser empresarios exitosos de la IA". Zhao Jin, candidato al doctorado en finanzas, Universidad de Rochester

¹⁶Se identifica como un emprendedor de la IA a un profesional del área que haya creado una empresa después de recibir su título académico de mayor nivel. Las Startups de IA se definen como Startups que en su descripción de negocio incluyen uno de los siguientes campos: reconocimiento facial, redes neuronales, procesamiento de imágenes, visión computarizada, web semántica, reconocimiento de voz, aprendizaje automático, procesamiento de lenguaje natural, inteligencia artificial, aprendizaje profundo, conducción autónoma, vehículos autónomos y robótica.



Las mujeres en la IA

La figura 5.10a muestra el porcentaje de mujeres con doctorado en IA en los EE.UU. entre 2010 y 2018, que se ha mantenido estable en torno al 20%. La figura 5.10b muestra que en 2018, el porcentaje

de nuevas contrataciones de mujeres en los campos de la informática es ligeramente superior a la proporción de mujeres que se obtienen un doctorado en inteligencia artificial o en informática.

Porcentaje de nuevos Doctorandos, Femeninos (%)

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019.

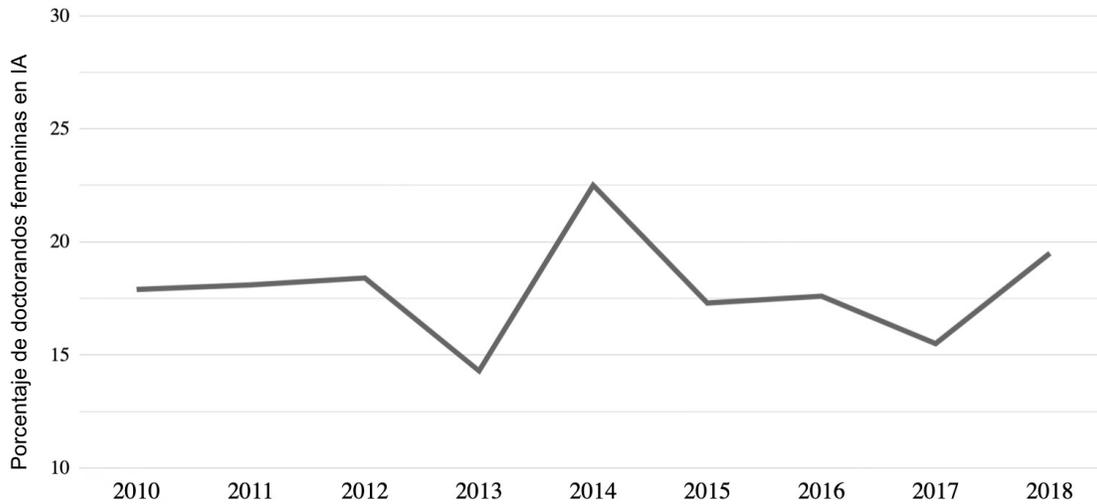


Fig. 5.10a.

Diversidad de Género en CC e IA: Porcentaje Femenino, 2018

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019.

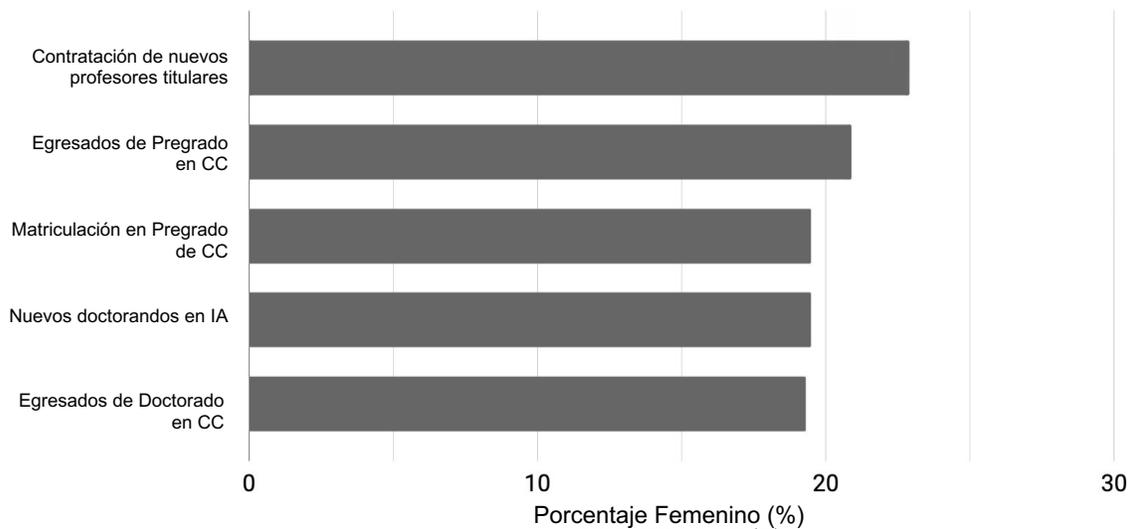


Fig. 5.10b.

Entre 2010 y 2018, el porcentaje de mujeres con doctorado en inteligencia artificial se ha mantenido estable en torno al 20%.

Presencia Académica Internacional

Como se muestra en la figura 5.11a, la proporción de doctores en Inteligencia Artificial, formados en los EE.UU, provenientes del extranjero, ha aumentado de menos del 40% en 2010 a más del 60% en 2018. Esta notable tendencia indica que la producción de doctorados en IA en los Estados Unidos está

impulsada en gran medida por los estudiantes internacionales.

Sólo una pequeña parte de estos egresados va al mundo académico (alrededor del 18%) y una porción aún más pequeña abandona los EE.UU. para buscar trabajo después de graduarse (alrededor del 10%) (Figura 5.11b).

Porcentaje de nuevos Doctorandos, Internacionales (%)

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019.

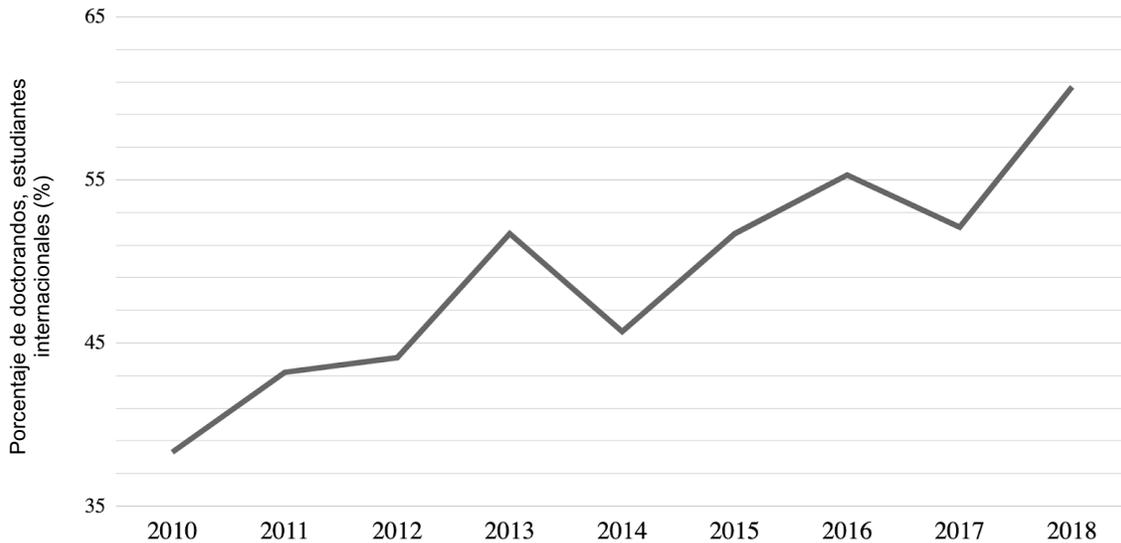


Fig. 5.11a.

Nuevos Doctores en IA se van al extranjero

Fuente: Encuesta Taulbee de la CRA, 2019.

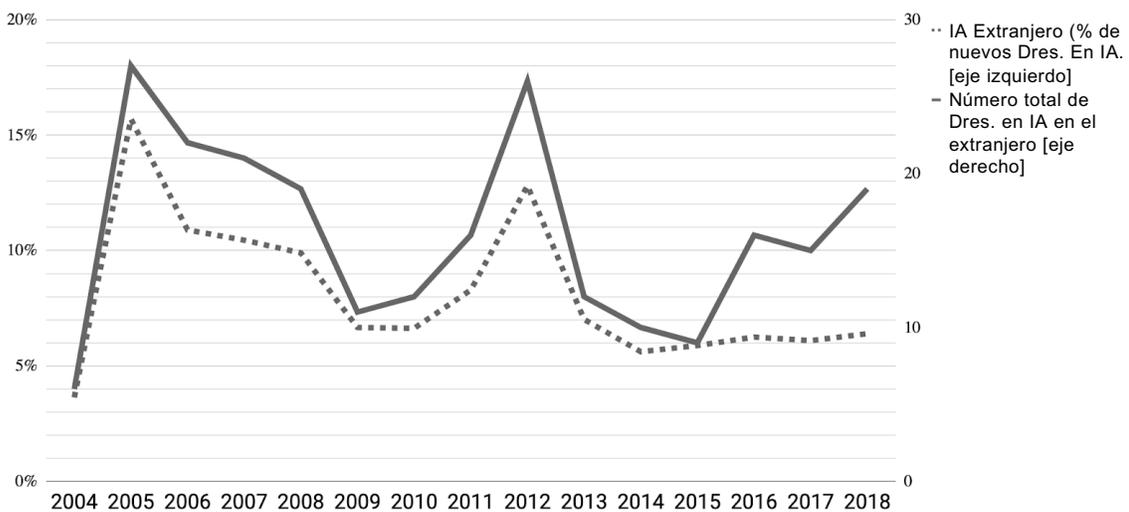


Fig. 5.11b.

Entre 2010 y 2018, el número de doctorandos internacionales ha aumentado de menos del 40% a más del 60%.



Diversidad de género

la gráfica siguiente (Figura 5.12) muestra el desglose por sexo de los profesores de IA de varias universidades líderes en informática en todo el mundo. Los datos se recogieron utilizando las listas de profesores el 21 de septiembre de 2019. Se seleccionaron escuelas con listas de profesores de IA de fácil acceso. Debido al número limitado de escuelas estudiadas, estos resultados son una pequeña visión de un panorama mucho más amplio.

En todas las instituciones educativas examinadas, el género masculino conforma la clara mayoría del profesorado del departamento de Inteligencia Artificial, que representa el 80% de los profesores de Inteligencia Artificial en promedio.

Dentro de las instituciones examinadas, el ETH de Zurich tenía el mayor porcentaje de mujeres en el profesorado de IA, con un 35%, mientras que el IIT de Madrás tenía el porcentaje más bajo con un 7%. No había diferencias perceptibles en la división de género entre las diferentes regiones del mundo, ni una correlación entre la división de género del profesorado y el tamaño del departamento.

Sigue habiendo una falta de datos sobre estadísticas de diversidad en la industria y en el mundo académico.

Desglose por Género de los Profesores, Departamentos de Ciencias de la Computación

Fuente: Sitios web de los Departamentos, 2019.

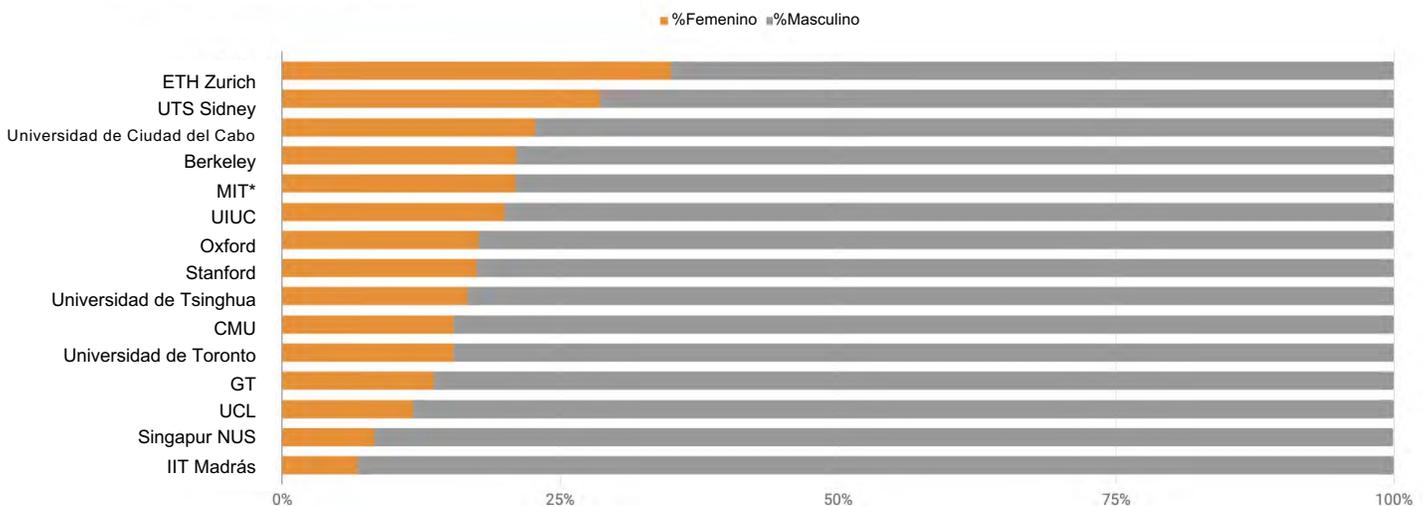


Fig. 5.12.

Un obstáculo importante para mejorar la diversidad es la falta de acceso a los datos sobre estadísticas de la diversidad en la industria y en el mundo académico.

¹⁷"Mujer" y "hombre" son los términos utilizados en los datos. El Índice tiene por objeto incluir opciones más allá de lo binario en las futuras actividades de reunión de datos.



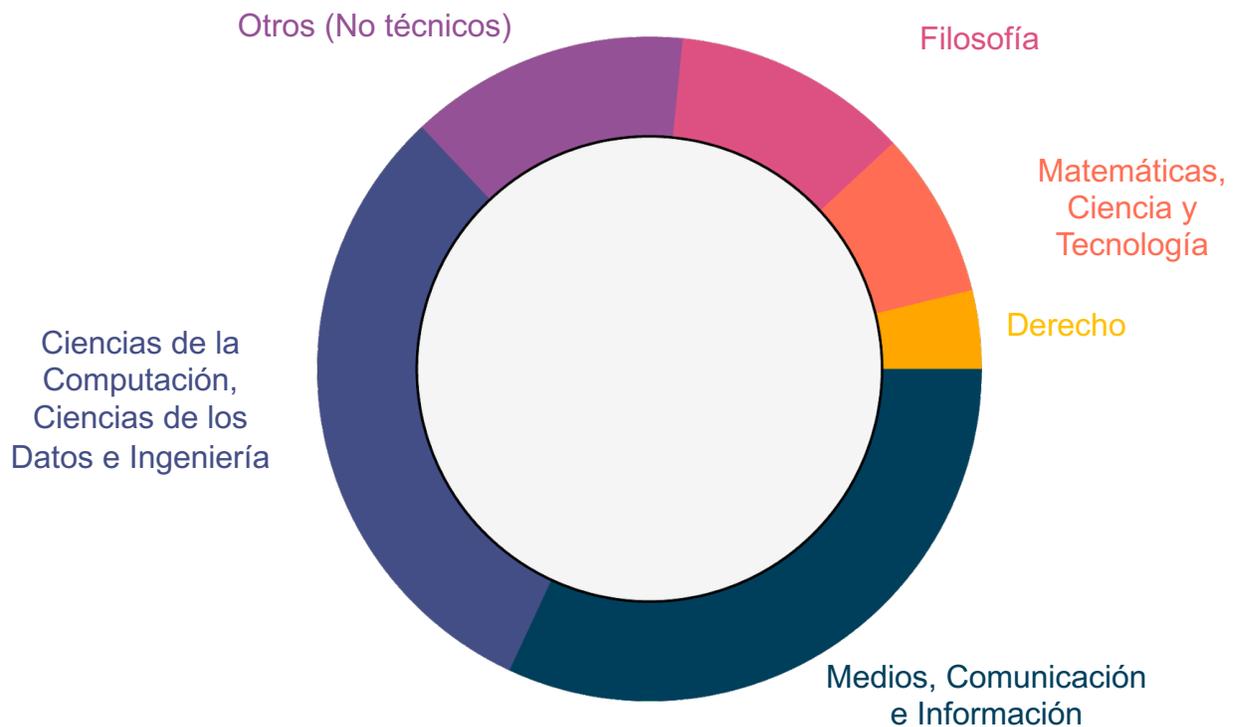
Cursos de Ética

Con el auge de la IA, ha aumentado la urgencia de re-imaginar los enfoques de la enseñanza de la ética dentro de los planes de estudio de la informática. Actualmente, hay dos enfoques: 1) cursos de ética independientes, que son cursos individuales que combinan la ética y la política, y 2) esfuerzos en todo el plan para integrar la ética en los cursos del plan de estudios de ciencias informáticas, como el de Ética Integrada de Harvard y otros esfuerzos para el desafío de la Informática Responsable. Fiesler y otros, 2019, y Grosz y otros, 2019, analizan estos modelos¹⁸⁺ (figuras 5.13).¹⁹⁺

El primer enfoque incluye cursos amplios de "Informática y ética", como el CS181 de Stanford y el CS 195 de Berkeley, que incluyen temas de IA, y cursos más específicos de "IA y ética", como el CS 108 de Harvard y el CS 4732 de Cornell, que suelen examinar los desafíos éticos de varias esferas diferentes de la IA. El segundo enfoque añade módulos de ética a toda la gama de cursos individuales de IA y ML (así como a los cursos de otras esferas de la Informática). Ambos enfoques son importantes y algunas universidades están trabajando para integrar ambos.

Cursos de Ética por Departamento

La muestra incluye 235 cursos de universidades alrededor del mundo.



Fuente: Curriculum de Ética en Tecnología (Casey Fiesler), 2019

Fig. 5.13a.

“Además de alentar la contribución a este creciente espacio de investigación, también esperamos que esta labor pueda servir como un llamado a la acción para alentar y ayudar a los instructores de todos los niveles educativos que estén interesados en incluir la ética como parte de su clase, así como los planes de estudios de computación con el objetivo de aumentar el alcance de la ética a través de los mismos”. Casey Fiesler, Natalie Garrett, Nathan Beard

¿Qué enseñamos cuando enseñamos ética en la tecnología? Un análisis del plan de estudios

¹⁸B.J. Grosz, D.G. Grant, K.A. Vredenburg, J. Behrends, L. Hu, A. Simmons, y J. Waldo, (2019) "Ética Integrada: integrar la ética en general en la enseñanza de las ciencias informáticas". Comunicaciones de la ACM.

¹⁹El conjunto de datos descargado de la hoja de cálculo del Tech Ethics Curriculum tenía 238 cursos listados. En el momento del análisis 235 cursos tenían el departamento listado. Se incluye lo que el instructor (o las adiciones de origen multitudinario) habría considerado apropiado añadir a una lista de "cursos de ética técnica". En este conjunto de datos, los autores no hicieron ningún juicio sobre el carácter del curso más allá de su inclusión en la lista generada colectivamente. Cabe señalar que este análisis no es en absoluto una muestra representativa.

*Nota del Traductor: los nombres de las investigaciones y cursos se colocan en español para facilitar su lectura. Los enlaces se dirigen a la fuente original en inglés.



Preguntas sobre la Medición

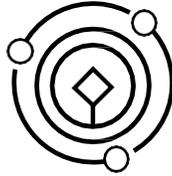
- Se requiere una definición común de las aptitudes para la IA para evaluar los resultados de la educación de manera integral en este campo.
- Asimismo, es necesario realizar una encuesta (ya sea anual o en tiempo real) para estimar con precisión la inscripción en los cursos de IA y la graduación de los programas de licenciatura, maestría y doctorado que sean representativos a nivel nacional y comparables entre países y regiones.
- Los métodos innovadores para extraer los datos de la web de los cursos y programas universitarios también podrían ser un recurso inestimable para el seguimiento del aprendizaje de la IA. Es importante también tener una idea de la generación de la fuerza laboral entrenada en IA, en los EE.UU. y a nivel mundial.



Vista previa del capítulo

6.1. Vehículos Autónomos	
<u>Panorama Global</u>	129
<u>Legislación de los EE.UU para AV</u>	130
<u>El caso de California</u>	131
<u>Seguridad y Fiabilidad</u>	132
<u>Preguntas sobre la Medición</u>	134
6.2. <u>Armas Autónomas</u>	135

Capítulo 6: Sistemas Autónomos



Introducción

La IA es un componente clave de los Sistemas Autónomos. En este capítulo se presentan datos sobre los Sistemas Autónomos divididos en dos secciones: Vehículos autónomos (AV, por sus siglas en inglés) y armas autónomas (AW, por sus siglas en inglés). La sección de AV muestra los países (encuesta web del AI Index) y las ciudades (Bloomberg Philanthropies) que prueban los AV. A esto le sigue la legislación de los EE.UU. sobre AV, de acuerdo a la Conferencia Nacional de Legislación Estatal (NCSL). El caso del Estado de California presenta métricas sobre el total de millas recorridas en AV y el número de empresas que realizan pruebas basadas en los Informes de Desconexión del Departamento de Vehículos Motorizados (DMV). Los resultados de los informes de colisión del DMV también se analizan para presentar métricas de seguridad y fiabilidad relacionadas con los AV. La sección sobre AW presenta los tipos conocidos de de armas autónomas y cuáles países las han utilizado, basándose en los datos de la encuesta a expertos realizada por el Instituto Internacional de Investigación de la Paz de Estocolmo (SIPRI).



Panorama Global

Los vehículos autónomos (AV) son una de las aplicaciones más visibles y potencialmente perturbadoras de la IA. Hay prototipos que se están probando actualmente en todo el mundo. Aunque es difícil presentar una lista completa de los países en los que se están realizando pruebas, los datos de Bloomberg Philanthropy ofrecen una visión del alcance global de los AV más allá de los Estados Unidos. El mapa (Figura 6.1a) a continuación muestra al menos 25 países con ciudades que están probando vehículos autónomos.

Los países nórdicos y Holanda han hecho grandes progresos en el despliegue de estaciones de carga para vehículos eléctricos (EV) y en el uso de AV para la gestión de la cadena de suministro logístico. En cooperación con Alemania y Bélgica, los pelotones de camiones AV irán de Ámsterdam a Amberes y de Rotterdam al valle del Ruhr. De manera similar, Singapur ha designado áreas de prueba en las ciudades principales para los AV (Figura 6.1b).

Mapa Mundial de los Países que están probando VA

Fuente: Búsquedas en línea de naciones probando VA.



Fig. 6.1a.

Ciudades probando vehículos autónomos

Fuente: Bloomberg Philanthropies, 2019.



Fig. 6.1b.

Legislación de los EE.UU. para VA

California fue el primer estado con regulaciones de pruebas de vehículos autónomos. El número de estados que están considerando la legislación de los vehículos autónomos ha ido en aumento (Figura 6.2). Desde 2012, al menos 41 estados y D.C. han considerado la legislación relacionada con los vehículos autónomos.²¹ Diez estados autorizan el

despliegue completo sin operador, incluyendo Nevada, Arizona y Texas, así como muchos estados de la Costa Este. Colorado autorizó el despliegue completo con un operador humano. Muchos estados, como Carolina del Sur, Kentucky y Misisipi, ya regulan los pelotones de camiones autónomos.²²

Leyes Estadales sobre Vehículos Autónomos

Fuente: [Concejo Nacional sobre la Legislación Estatal \(NCSL\)](#), [Asociación de Gobernadores para la Seguridad de las Autopistas \(GHSA\)*](#), 2019.

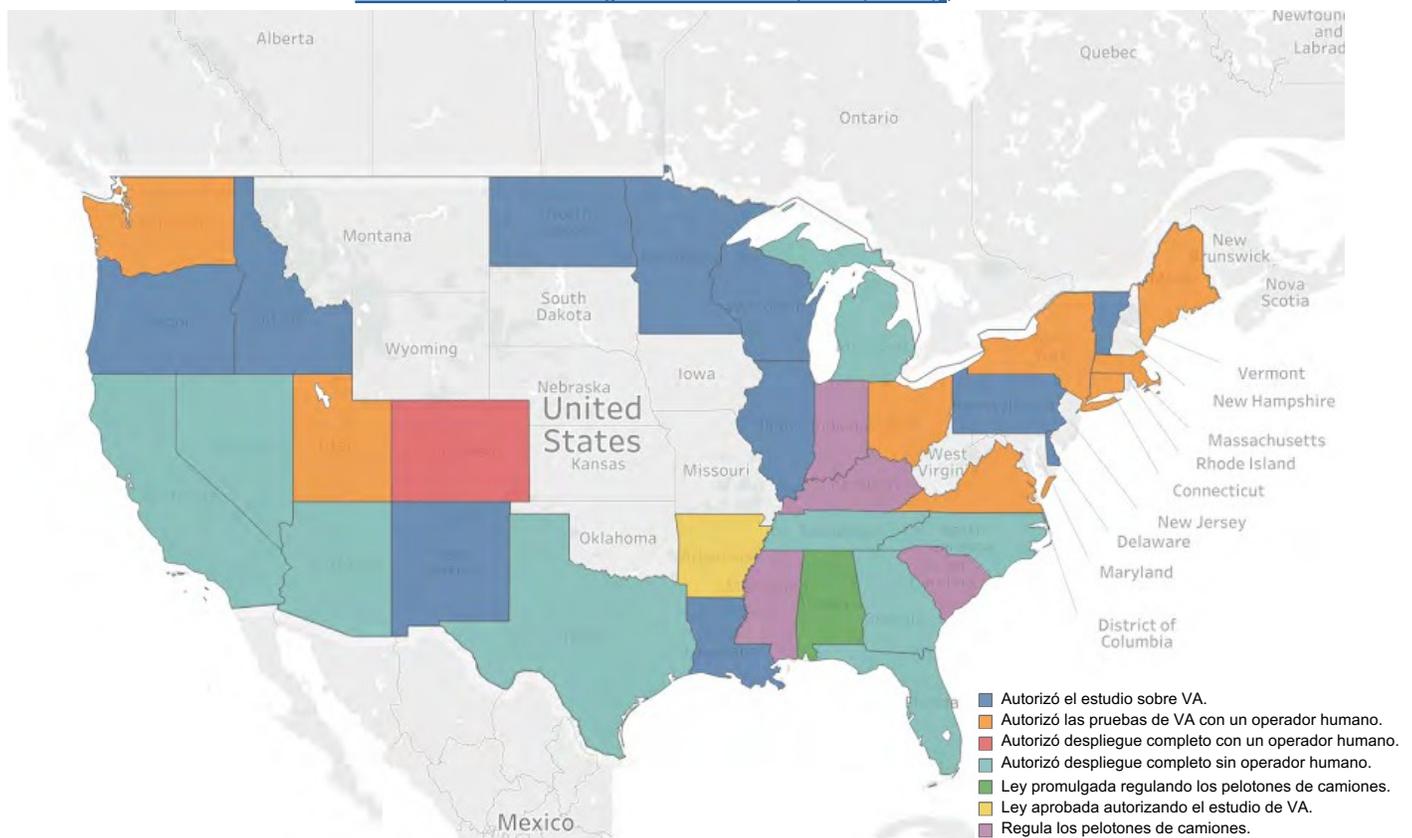


Fig. 6.2.

²¹En 2012: 6 estados; en 2013: 9 estados y D.C.; en 2014 doce estados; en 2015: 16 estados; en 2016: 20 estados; en 2017: 33 estados promulgaron proyectos de ley relacionados con la AV. En 2018: 15 estados promulgaron 18 proyectos de ley relacionados con la AV. En 2017: 33 estados introdujeron legislación. En 2016: 20 estados introdujeron legislación. Dieciséis estados introdujeron legislación en 2015; frente a 12 estados en 2014, nueve estados y D.C. en 2013; y seis estados en 2012. En total, 29 estados han promulgado legislación relacionada con los vehículos autónomos. Los lectores pueden encontrar el [Título 13 del DMV de California; División 1; Capítulo 1; Artículo 3.7 "Pruebas de Vehículos Autónomos"](#) el cual define la capacidad y las operaciones que cumplen con la definición de los niveles 3; 4; o 5 de la Taxonomía de SAE Internacional y las definiciones para los términos relacionados con sistemas de conducción autónoma.

²²El pelotón de camiones es la unión de dos o más camiones en un convoy, utilizando la tecnología de conectividad y los sistemas automatizados de conducción. Estos vehículos mantienen automáticamente una distancia fija y estrecha entre sí cuando se conectan para determinadas partes de un viaje, por ejemplo en las autopistas (ACEA, 2019). Pelotón multimarca (hasta el nivel 2 del SAE) con el conductor todavía listo para intervenir. Para 2023, debería ser posible conducir a través de Europa en autopistas (cruzando así las fronteras nacionales) con pelotones multimarca, sin necesidad de ninguna limitación específica. Posteriormente, se podría considerar la posibilidad de permitir que el conductor de un camión de remolque descansen. Los camiones totalmente autónomos vendrán posteriormente. En septiembre de 2016, la NHTSA emitió "[Política Federal para la seguridad de las pruebas y el despliegue de vehículos automatizados](#)".

*Nota del Traductor: el nombre de las instituciones, leyes y autoridades del gobierno de los EE.UU. se traducen para facilitar la lectura. Si se consultan los enlaces, estos dirigen a las fuentes originales en inglés, utilizadas por los autores del Informe.



El caso del Estado de California

En 2018, el Estado de California autorizó las pruebas de AV a más de 50 compañías y más de 500 unidades, que recorrieron en total más de 2 millones de millas.²³ La figura 6.3 muestra el número de compañías que están realizando pruebas de AV en California (línea azul en el eje izquierdo) y el número total de AV en la carretera (línea roja en el eje derecho). Ambas métricas crecieron a una tasa de crecimiento anual compuesta (2015-18) de alrededor del 90%, multiplicándose por siete desde 2015. El segundo gráfico (Figura 6.4) muestra el total de

kilómetros recorridos y el total de empresas que prueban los vehículos autónomos (AV). Estas cantidades se calculan sumando el número total de kilómetros recorridos por las compañías de AV individuales, como se expresa en los Informes Anuales de Desconexión del DMV. [2018 fue el año de mayor crecimiento en el total de millas cubiertas por los AV, totalizando más de 2 millones de millas](#). El crecimiento anual compuesto (2015-18) del recorrido de AV fue 64%, cuadruplicándose desde 2015.

Número total de compañías de VA y Vehículos realizando pruebas en California
 Fuente: Estadísticas del Departamento de Vehículos Motorizados, 2019

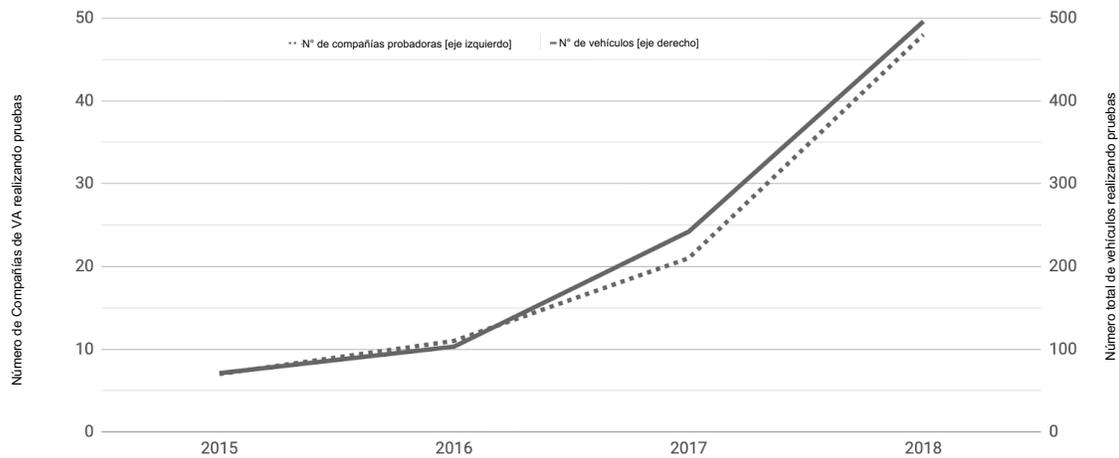


Fig. 6.3.

Número total de millas conducidas por VA en California

Fuente: Análisis del AI Index con base en las Estadísticas del Departamento de Vehículos Motorizados, 2019

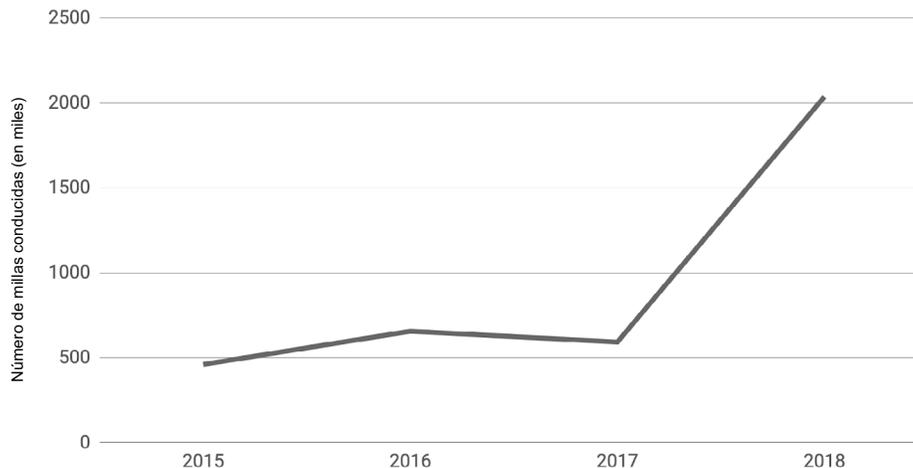


Fig. 6.4.

²³Medida efectiva desde el 16 de septiembre de 2014. Las regulaciones de pruebas de vehículos autónomos en California requieren que un conductor y cada milla autónoma, accidente y desconexión del modo autónomo sea reportado bajo la regulación de California §227.02.



Seguridad y Fiabilidad

Han muerto seis veces más personas en accidentes de tráfico en los EE.UU que a causa de las guerras donde ha participado ([Washington Post, 2019](#)). Se espera que los AV puedan ayudar a reducir las muertes por accidentes de tráfico, tanto en los países avanzados como en los países en desarrollo. La medición más simple y fiable de la seguridad de los AV es la tasa de choques por millón de millas conducidos en modo autónomo (Figura 6.5). En 2018, los AV en California tuvieron 46 choques registrados en modo autónomo en 2018, mientras conducían 2,05 millones de millas* en el modo autónomo. O 22,44 choques por millón de millas conducidas. Para poner este número en perspectiva, abajo hay una tabla de un informe de la UMTRI de 2016 que examinó las tasas de accidentes de tráfico en California. A pesar de los ajustes considerando un reporte inferior al real, los 22,44 choques por millón de millas para la flota de AV de

California son de alrededor 5,5 veces más alta que la tasa AJUSTADA esperada para los vehículos conducidos por humanos.

En las primeras etapas de desarrollo de las pruebas de AV, el número de muertes relacionadas con AV podría ser mayor que las muertes normales de tráfico. Se puede observar una tasa de accidentes más alta en todos los modos de conducción automatizada. Por ejemplo, en 2018 California tenía 2,05 millones de millas recorridas por AV. La estimación para un conductor humano es de 4,1 (UMTRI), mientras que para la AV es de 8,4, con un total de accidentes reales en California de 46. Los gráficos circulares resumen el informe de colisiones del DMV. En la mayoría de los accidentes, un coche conducido durante el día por un humano que choca por detrás a un AV que está parado o va en línea recta. Los estudios sugieren que estos son causados por un comportamiento inesperado del AV o un error del conductor humano. La mayoría de los daños han sido menores.

Accidentes registrados por milla en California por VA, 2015-2018

Fuente: Roger McCarthy basado en Reporte de Colisiones.

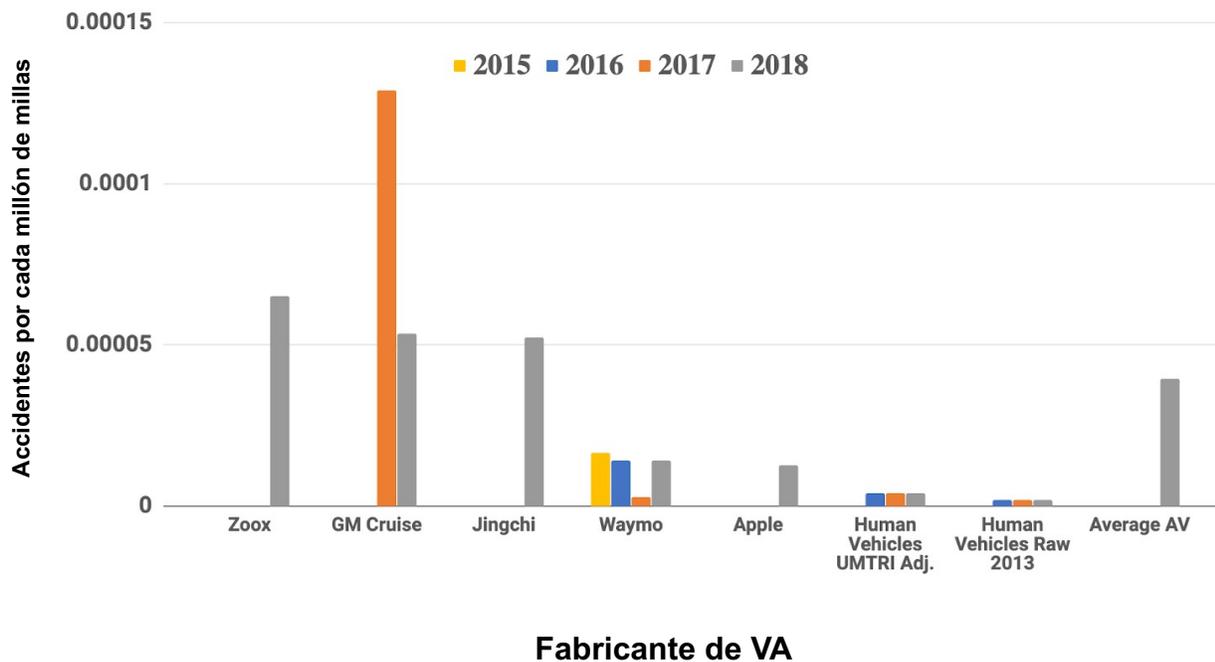


Fig. 6.5.

"Creo que la tasa de accidentes de AV de 2018 es una subestimación de la verdadera tasa de accidentes, y espero que la tasa de accidentes de AV siga aumentando. La tasa de accidentes calculada para 2018 se basa en la codificación de la forma de accidentes del OL 316, que no capta el efecto de que el conductor del AV desconecte el modo AV momentos antes de un accidente. Creo que una codificación más precisa movería los choques adicionales a la categoría "autónoma". En segundo lugar, los AV se conducen, y tienen sus choques, bajo condiciones de conducción diurnas virtualmente ideales. Cuando los AV se prueban finalmente en entornos más adversos de lluvia, nieve y niebla, estoy seguro de que el rendimiento de los choques AV se degradará, como ocurre con los conductores humanos. Los desafíos técnicos de mantener los sensores limpios y operativos bajo tales condiciones permanecen vigentes". Roger McCarthy, Director de McCarthy Engineering.

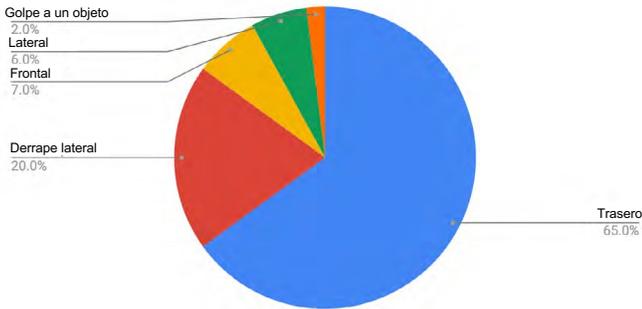
Seguridad y Fiabilidad

Resumen del Reporte de Colisiones del DMV para Vehículos Autónomos en el Estado California (EE.UU.), 2018

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2019.

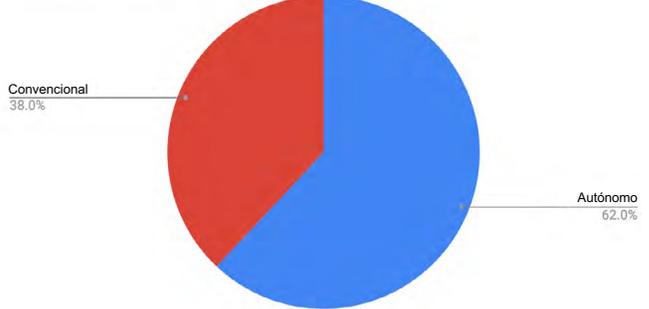
Tipos de Choque VA 2017-2018

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2018.



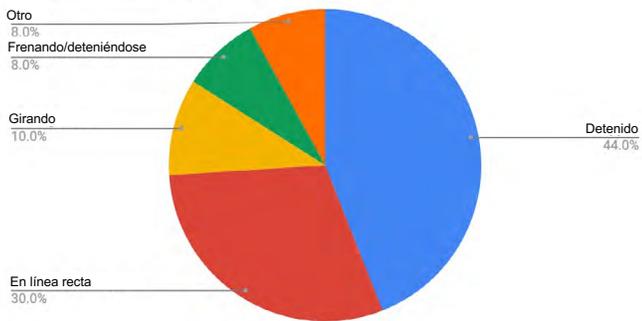
Modo de Conducción

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2018.



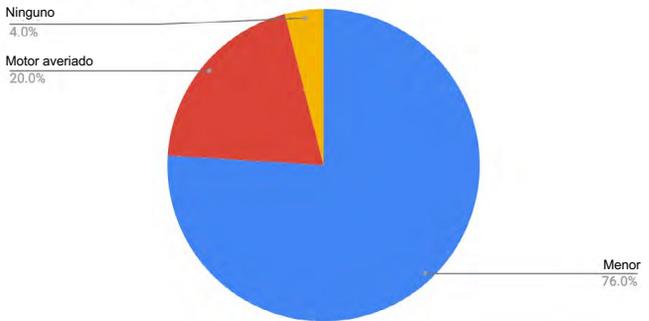
Movimiento antes de la Colisión

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2018.



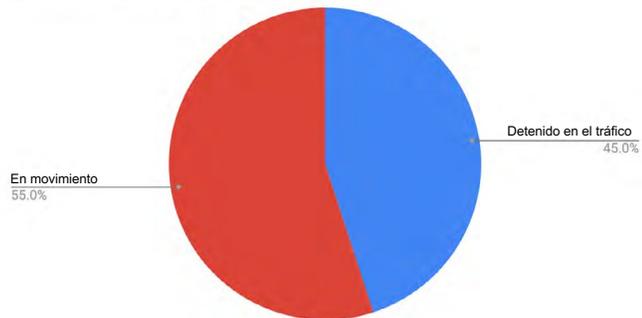
Tipos de Daño

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2018.



Posición del Vehículo

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2018.



Horario del Accidente

Fuente: Reporte de Colisiones del DMV, 2018.

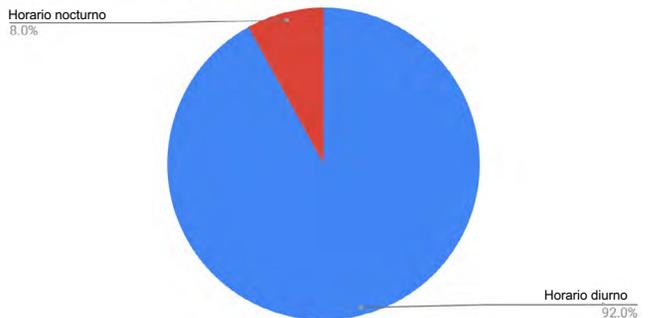


Fig. 6.6.



Preguntas sobre la Medición

- La incertidumbre respecto a los datos relacionados con las desconexiones del modo autónomo son bien conocidas. Es fundamental mejorar la recopilación de datos y los informes intrínsecos de las empresas de AV, así como comprender cuáles son los componentes identificables de la IA en estos sistemas. El reporte de fallas e incidentes de los componentes de la IA en Vehículos Autónomos es información sensible para la industria, pero que requiere de una medición estándar, procesos de reporte y la identificación de métricas de fiabilidad. En particular, los diversos enfoques para la elaboración de informes, incluso cuando se utiliza la misma medida (por ejemplo, la desconexión), ponen de relieve las dificultades para la estandarización. Además, las prácticas de medición de las empresas podrían asociarse con un sesgo de autoselección que acentúa lo positivo y luego lo comparte de manera selectiva (autoevaluación voluntaria de la seguridad).
- Los enfoques basados en el rendimiento y en el riesgo podrían caracterizar todas las áreas de incertidumbre, incluidas las de ingeniería, en el funcionamiento, la legislación y la reglamentación de los AV. La adopción de análisis probabilísticos de riesgos de otros ámbitos complejos de la ingeniería, podría ayudar a potenciar la innovación y dar lugar a un mejor diseño junto a características de seguridad adecuadas y un marco regulatorio sólido (ver [resumen y las diapositivas de la presentación del: Taller sobre análisis de Riesgos para Vehículos Autónomos: Puntos de Atención y Guías para el Futuro*](#)).

*Nota del Traductor: los nombres de los materiales de referencia se traducen para facilitar la lectura, sin embargo el enlace se dirige a la fuente original en inglés, utilizada por los autores del Informe.



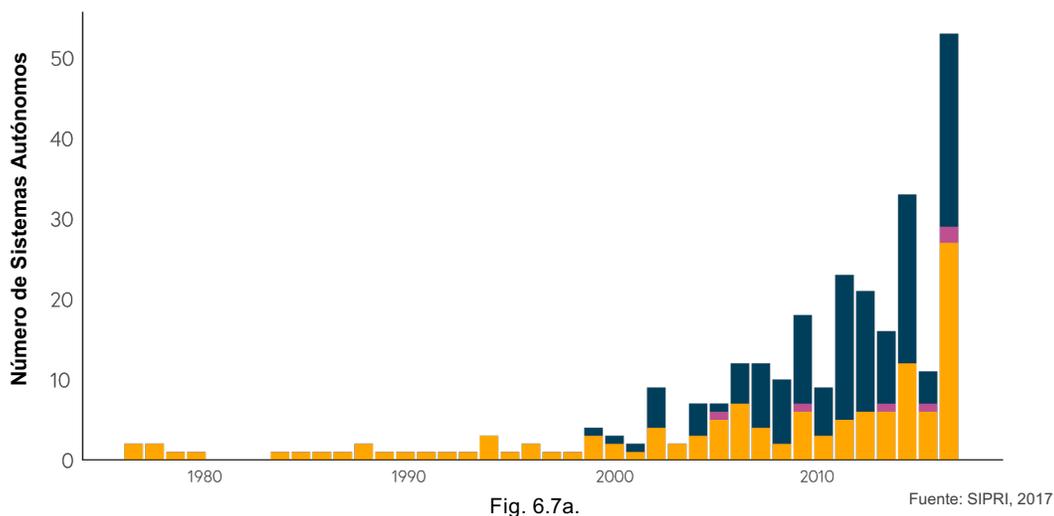
Armas Autónomas

Las Armas Autónomas (AW) incluyen varios sistemas con capacidades defensivas u ofensivas. Por ejemplo, los sistemas de reconocimiento automático de objetivos (RTA) identifican objetivos de forma autónoma y existen desde la década de 1970. Los sistemas existentes son en gran parte de naturaleza defensiva y los humanos determinan las decisiones relativas al momento, la ubicación y la categoría de los objetivos. Una encuesta reciente encontró que al menos 89 países tienen sistemas automáticos de defensa aérea en su arsenal y 63 países desplegaron más de un tipo de sistema de defensa aérea. Los sistemas de Protección Activa (AP) son desarrollados y fabricados por sólo nueve países productores conocidos. Los gráficos a continuación muestran el número total conocido de sistemas AW que se sabe que se han desplegado a nivel mundial, según datos

seleccionados por expertos del Instituto Internacional de Investigación para la Paz de Estocolmo (SIPRI) (Figura 6.7a). El número total se clasifica en tres etiquetas: combativo con fines militares y capacidades superiores a las de los objetivos, es decir, donde la máquina toma la decisión de ejecución; los sistemas con capacidades de objetivo solamente, y los sistemas diseñados con fines de inteligencia, reconocimiento y vigilancia, incluyendo logística, desactivación de explosivos, entre otros. Un informe del SIPRI [mapa del desarrollo de la autonomía en los sistemas de armas*](#), proporciona un estudio detallado de las AW. Se presenta el número total de sistemas de AW conocidos por los países entre 1950 y 2017 (Figura 6.7b).

Sistemas Militares Autónomos Desarrollados Mundialmente, 1970-2016

Desde el 2000, el desarrollo de sistemas para **combate**, **ataques** y **otros** propósitos ha aumentado considerablemente.



Número de Sistemas Militares Autónomos Desarrollados, 1950-2017

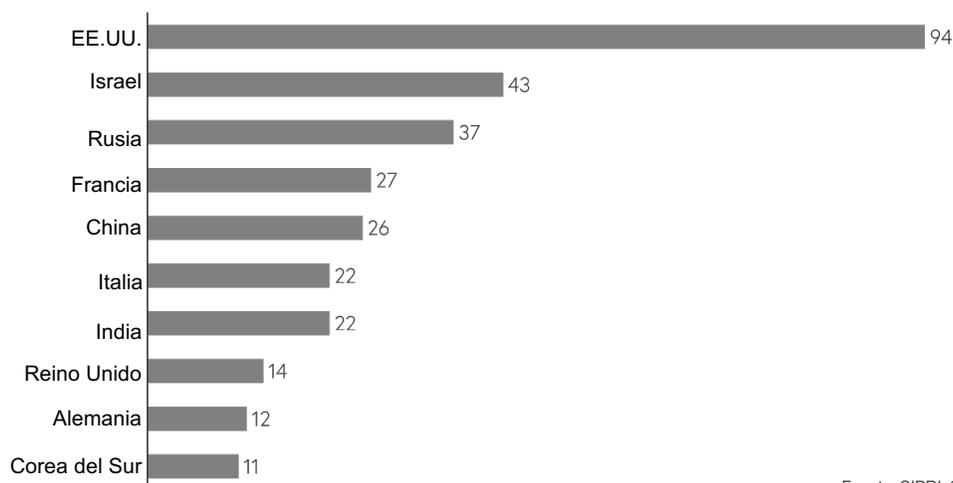
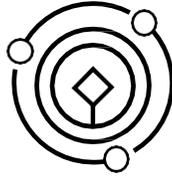


Fig. 6.7b.

*Nota del Traductor: los nombres de los materiales de referencia se traducen para facilitar la lectura, sin embargo el enlace se dirige a la fuente original en inglés, utilizada por los autores del Informe.



Vista previa del capítulo

Bancos Centrales	137
Gobierno	138
Corporaciones	140
Búsqueda en la Web y	142
Noticias Globales	

Capítulo 7: Percepción del Público



Bancos Centrales

Los bancos centrales de todo el mundo demuestran un gran interés en la IA, especialmente por su capacidad para predecir las condiciones geopolíticas y macroeconómicas, y para comprender mejor el entorno normativo y de políticas. En el primer gráfico a continuación se muestran los tipos globales de documentos en 14 bancos centrales (figura 7.1a).²⁴ Este muestra un aumento significativo de las menciones de la IA en

las comunicaciones de los bancos centrales, con un vuelco en los tipos de “Otras Comunicaciones” y “Discursos”. En el segundo gráfico se muestra la clasificación de los bancos centrales de acuerdo al total de menciones de IA en los últimos diez años (figura 7.1b). El Banco de Inglaterra, el Banco de Japón y la Reserva Federal de los EE.UU. son los que más han mencionado la IA en sus comunicaciones.

Mención de la Inteligencia Artificial en las Comunicaciones de los Bancos Centrales, Global (2000-2019)
 Fuente: Prattle, 2019

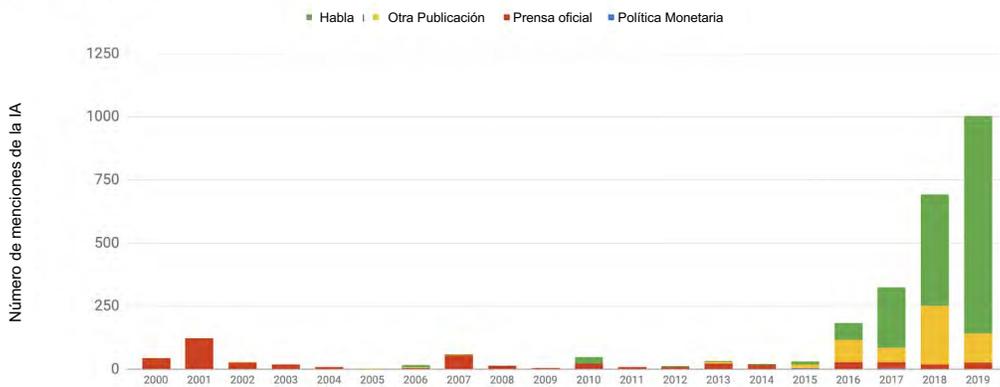


Fig. 7.1a.

Número Total de las Menciones de la Inteligencia Artificial en las Comunicaciones de los Bancos Centrales, 2014-2019
 Fuente: Prattle, 2019

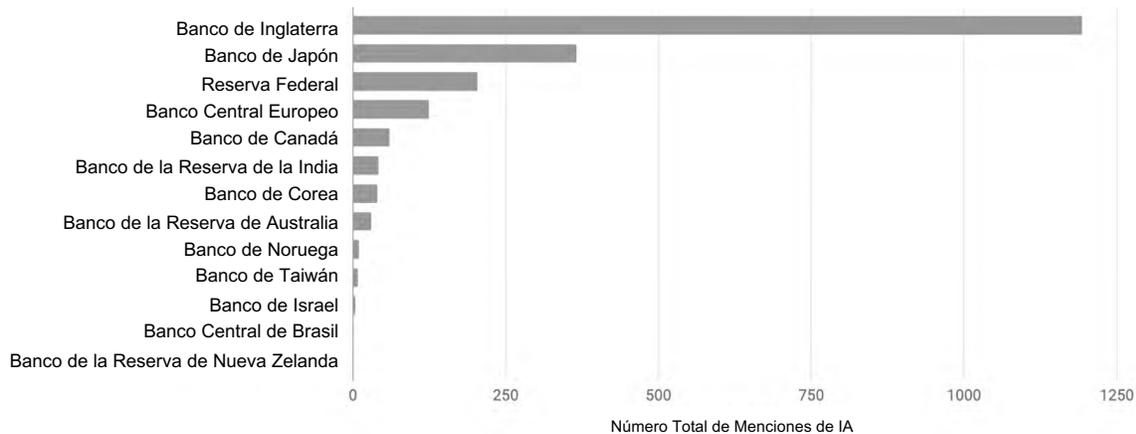


Fig. 7.1b.

Nota: la gráfica representa datos hasta el primer trimestre de 2019.

"En los últimos años, el Banco de Inglaterra ha seguido una clara agenda de investigación acerca de la IA, así como el uso de la tecnología de cadena de bloques y las criptodivisas. Otros bancos centrales, como la Reserva Federal de los EE.UU. y el Banco de Japón, han abordado estos temas en sus discursos, pero apenas están comenzando a plantear agendas formales de investigación en torno a la IA". Evan Schnidman, fundador y CEO de Prattle

²⁴Banco de Canadá, Banco de Inglaterra, Banco de Israel, Banco de Japón, Banco de Corea, Banco de Taiwán, Banco Central de Brasil, Banco Central Europeo, Reserva Federal de EE.UU., Banco Central de Noruega, Banco de la Reserva de Australia, Banco de la Reserva de la India, Banco de la Reserva de Nueva Zelanda, Banco Central de Suecia.



Percepción del Gobierno de los Estados Unidos

Los funcionarios del gobierno están prestando más atención a la IA. El AI Index se asoció con Bloomberg Government para analizar las menciones de la IA en el Congreso de los EE.UU. Cada punto de datos en la gráfica se refiere a una sección de legislación propuesta, un informe publicado por un comité del congreso, o un informe publicado por el Servicio de Investigación del Congreso (CRS), que sirve como una organización no partidista para investigar a los legisladores de EE.UU., que hace referencia explícita a una o más palabras clave específicas de la IA. Los datos muestran un aumento de más de diez veces en la actividad en torno a la IA en el Congreso entre 2017 y 2018, en comparación con años anteriores. Se puede esperar más actividad: nuestros datos

preliminares para el congreso 2019-2020 muestran un aumento mayor de la actividad en comparación con los años anteriores. A falta de más de un año para terminar su mandato, el 116° se convertirá sin duda en el congreso estadounidense más centrado en la IA de la historia.

Menciones de la IA en el Congreso

Fuente: Bloomberg Government, 2019

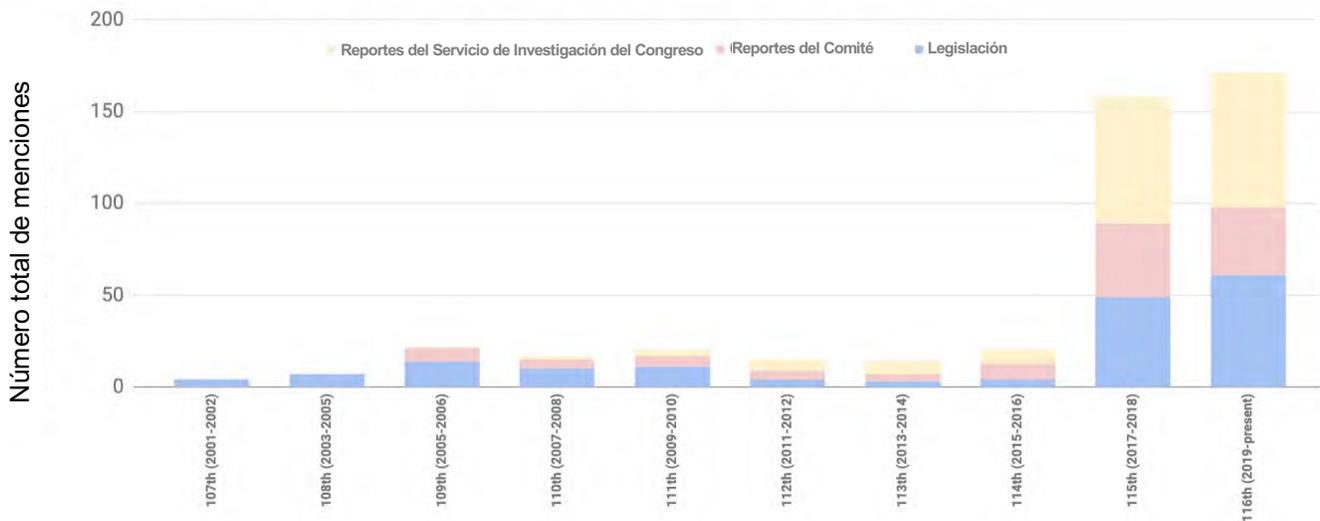


Fig. 7.2.

Percepción de los Gobiernos de los Estados Unidos, Canadá y el Reino Unido

Los siguientes gráficos muestran menciones de los términos "Inteligencia Artificial" y "Aprendizaje Automático" en las transcripciones del Congreso de los EE.UU. (Figura 7.3a), las actas (conocidas como Hansards) de los Parlamentos de Canadá (Figura 7.3b) y del Reino Unido (Figura 7.3c). Antes de 2016, había pocas menciones de inteligencia artificial o aprendizaje automático en las actas parlamentarias de cada país. Las menciones parecían llegar a su punto máximo en 2018 y, aunque siguen siendo importantes, han disminuido en

2019 para Canadá y el Reino Unido. En las transcripciones del Congreso de los EE.UU., 2019 fue el año de mayores menciones de la IA hasta la fecha. Obsérvese que es difícil hacer comparaciones entre países, debido a las variaciones en la forma en que se cuentan las observaciones y comentarios entre cada uno de ellos. Por lo tanto, en lugar de hacer comparaciones entre países, sería mejor comparar las tendencias a lo largo del tiempo dentro de un país.

Menciones de la IA y el ML en el Congreso de los EE.UU. (1995-2019)
 Fuente: Sitio Web del Registro del Congreso de los EE.UU., *McKinsey Global Institute*.

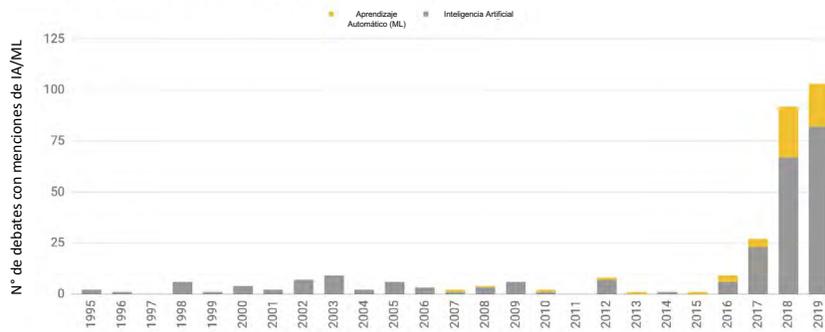


Fig. 7.3a.

Menciones de la IA y el ML en el Parlamento Canadiense (2002-2019)
 Fuente: Sitio Web del Parlamento de Canadá., *McKinsey Global Institute*.

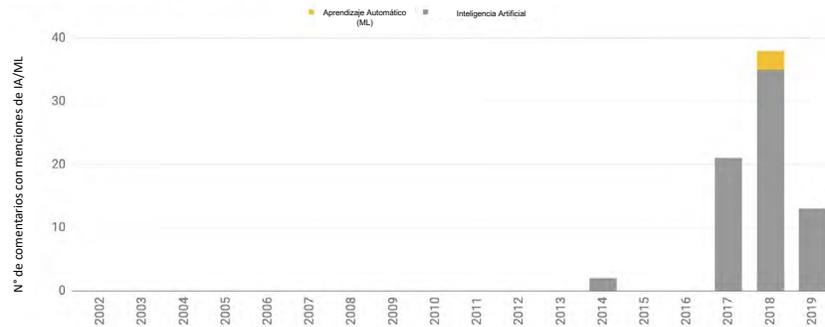


Fig 7.3b

Menciones de la IA y el ML en el Parlamento Británico (1980-2019)
 Fuente: Sitio Web del Parlamento Británico., *McKinsey Global Institute*.



Fig. 7.3c.



Percepción Corporativa

Los datos que siguen a continuación corresponden a las conferencias realizadas para publicar los resultados de las 3000 empresas que cotizan en la bolsa en los EE.UU., incluyendo las empresas que cotizan en el extranjero y también en una bolsa de los EE.UU. (ADR, por sus siglas en inglés). Las gráficas que vienen a continuación muestran la cantidad

de menciones de los términos relacionados con la IA utilizados durante las conferencias de resultados (figura 7.4a). La proporción de conferencias de resultados en las que se menciona la IA ha aumentado considerablemente, de un 0,01% del total de en 2010 a un 0,42% en 2018.

Número Total de Menciones de la IA en las conferencias de resultados

Fuente: Prattle, 2019.

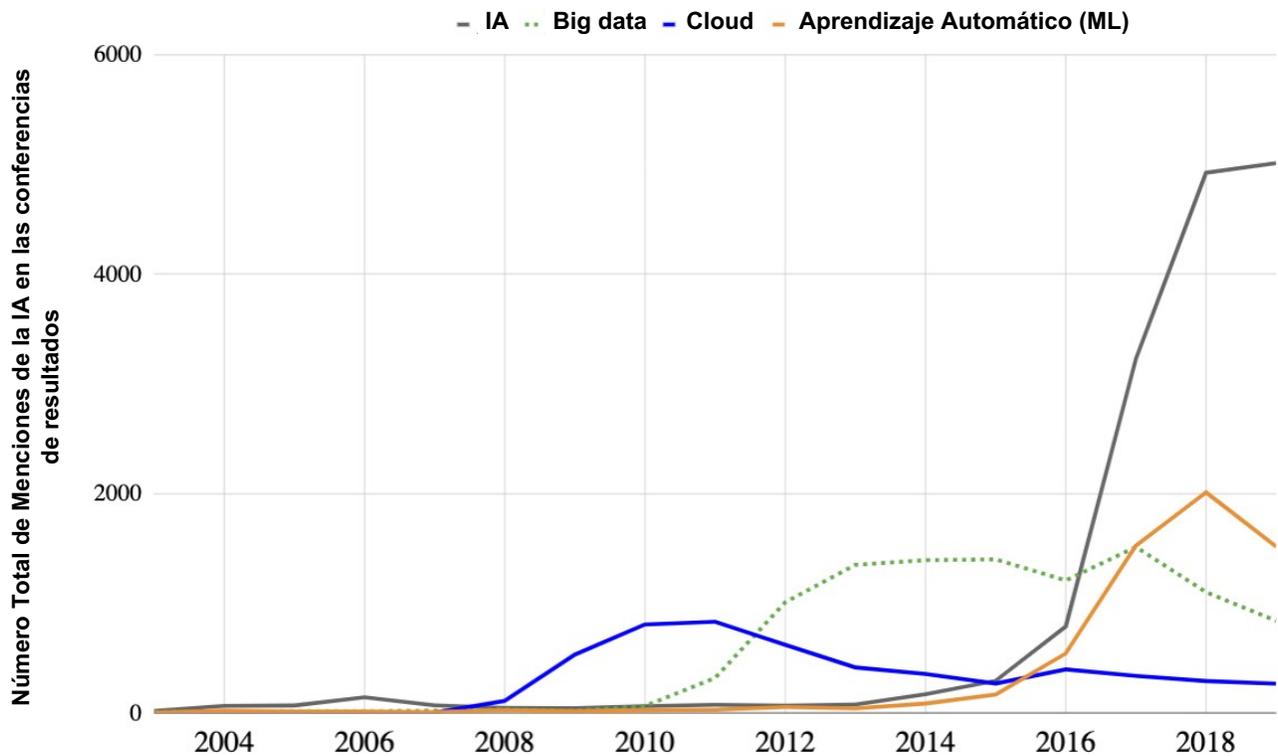


Fig. 7.4a.



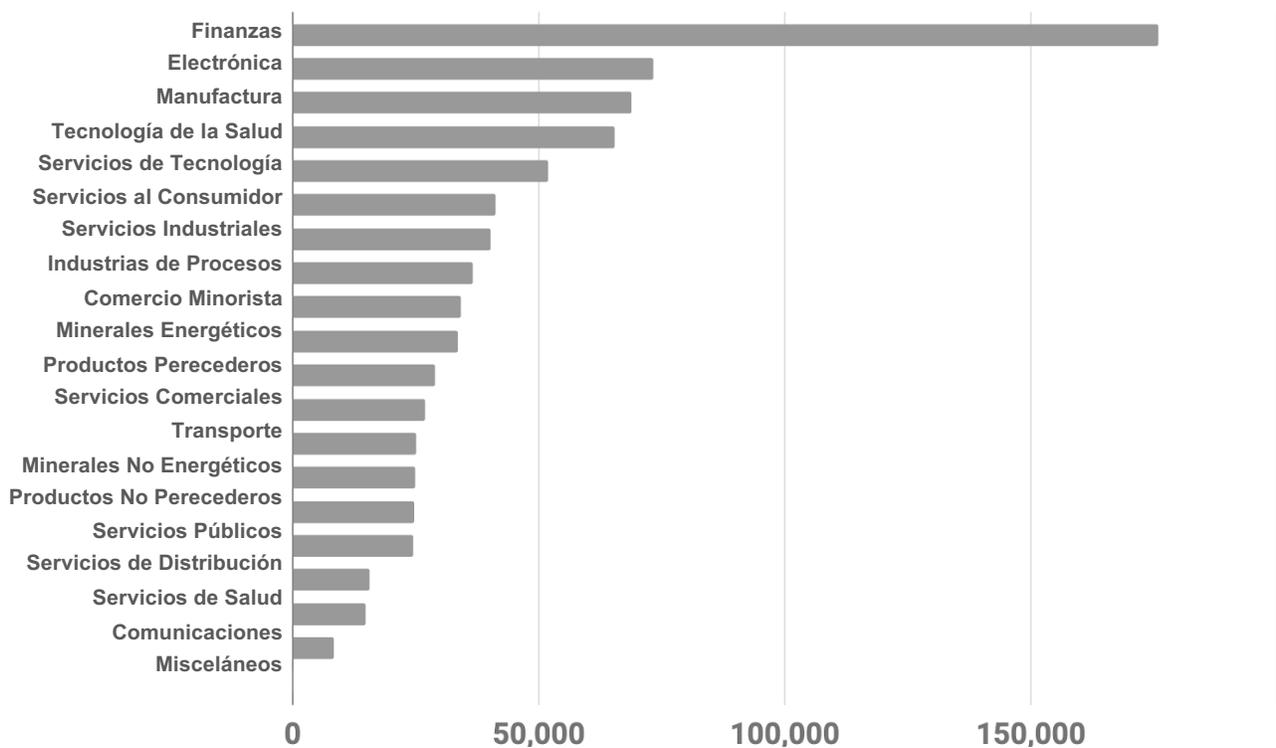
Percepción Corporativa

Entre los sectores, el financiero tiene el mayor número de menciones de IA en las conferencias de reporte de ganancias de 2018 al primer trimestre de 2019, seguido de los sectores de la tecnología electrónica,

la fabricación de productos, la tecnología médica y los servicios tecnológicos (figura 7.4b).

Número Total de Menciones de la IA en las conferencias de resultados por sector, 2018-2019

Fuente: Prattle, 2019.



Total de Menciones de la IA en las Conferencias de Resultados

Fig. 7.4b.



Búsqueda en la Web y Noticias Mundiales

En la línea cronológica que figura a continuación se muestra el relativo interés de búsqueda por mes de los buscadores de la web en los Estados Unidos, de enero de 2004 a agosto de 2019, para las frases "ciencia de datos", "big data", "computación en la nube" y "aprendizaje automático" utilizando Tendencias de Google (figura 7.5a). La metodología de Google calcula el período de tiempo con mayor cantidad de búsquedas, luego trata ese período como 100 y calcula el resto en consecuencia.

En este análisis la computación en la nube aparece en 2008, que es reemplazada con el término "big data" que comienza a despegar en 2011. El aprendizaje automático y la ciencia de los datos despegan juntos en 2013, siguiendo los avances técnicos en el aprendizaje profundo, tales como los resultados en la competición de ImageNet de 2012.

Interés en los EE.UU. por la búsqueda de "ciencia de datos", "big data", "computación en la nube" y "aprendizaje automático" de acuerdo a Google Trends*

Fuente: Google Trends, GDELT, 2019.

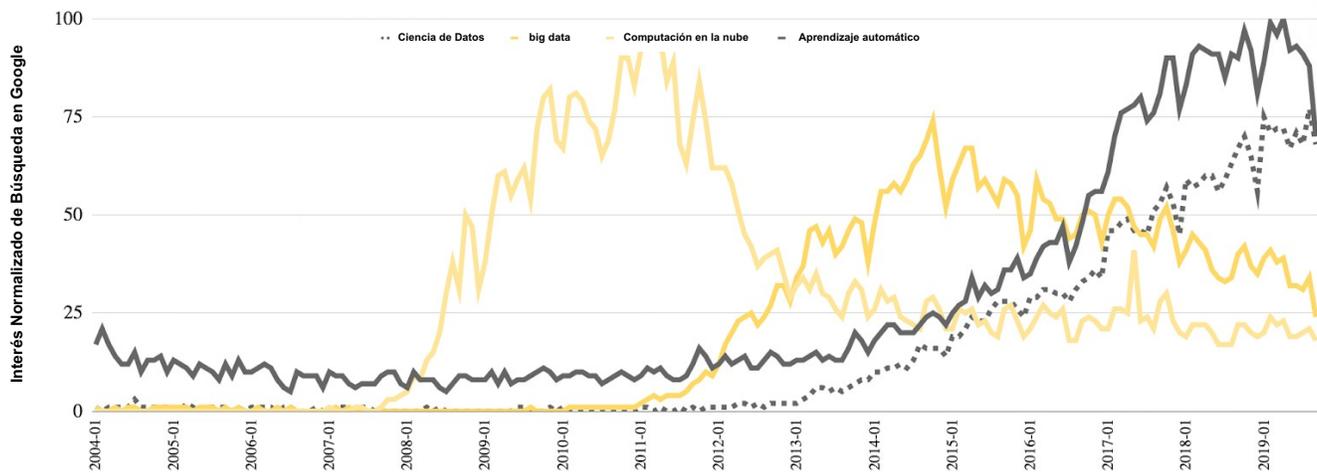


Fig. 7.5a.

*Nota del Traductor: Los términos de búsqueda en inglés, utilizados originalmente fueron "data science", "big data", "cloud computing" y "machine learning", respectivamente. Se muestran los términos traducidos para facilitar la lectura, aunque estos no hayan sido utilizados textualmente para el análisis que se expresa en la gráfica.



Búsqueda en la Web y Noticias Mundiales

La siguiente línea temporal compara algunos de los términos utilizados para referirse a la IA hoy en día: "aprendizaje automático", "aprendizaje profundo", "inteligencia artificial", así como el término para el software de aprendizaje profundo más popular, "TensorFlow" (Figura 7.5b). La plataforma TensorFlow de Google se busca ahora con la misma frecuencia que la IA y ambos han ido disminuyendo lentamente en el interés de la búsqueda desde principios de 2018. Después de despegar en 2013, el aprendizaje profundo se estabilizó a finales de 2017, alrededor de la época en que las búsquedas de aprendizaje automático comenzaron a nivelarse lentamente. Utilizando datos del from the Proyecto GDELT, la línea temporal que se muestra a continuación muestra el porcentaje de cobertura de noticias

mundiales en 65 idiomas monitoreados por GDELT diariamente, que contienen estos cuatro términos desde el 1 de enero de 2017, utilizando una media de 7 días para suavizar los datos. Este gráfico muestra que la cobertura de noticias *online*, de la computación en nube y los big data ha disminuido constantemente y la ciencia de los datos y el aprendizaje automático han aumentado. Esta frecuencia de consultas sugiere que "big data" conserva su atractivo como término mediático para los periodistas que cubren las últimas noticias basadas en datos, pero que tanto en las búsquedas como en la cobertura de las noticias, Aprendizaje Automático es el término en boga.

Interés en los EE.UU. por la búsqueda de "aprendizaje automático", "aprendizaje profundo", "Tensorflow" e "inteligencia artificial" de acuerdo a Google Trends+

Fuente: Google Trends, GDELT, 2019.

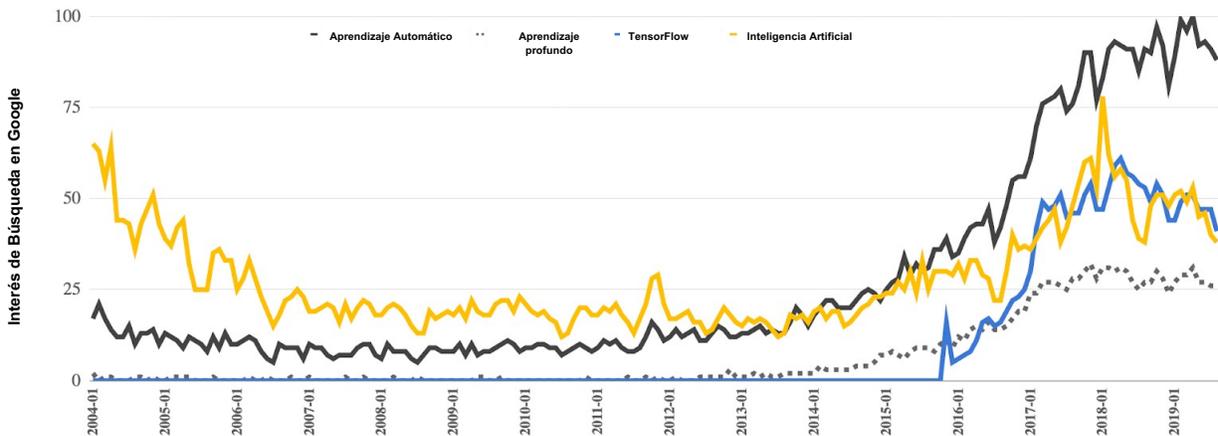


Fig. 7.5b.

Porcentaje de la cobertura mundial en las noticias monitoreadas por GDELT que mencionan "ciencia de datos", "big data", "computación en la nube" y "aprendizaje automático"+

Fuente: GDELT, 2019.

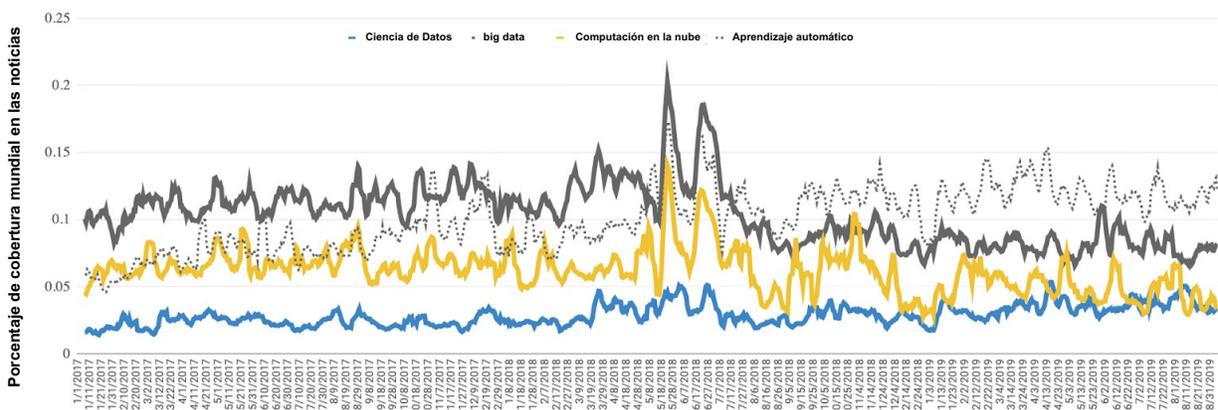


Fig. 7.5c.

+Nota del Traductor: Los términos de búsqueda en inglés, utilizados originalmente fueron "data science", "big data", "cloud computing", "machine learning", "deep learning" y "artificial intelligence" respectivamente. No se traduce el término de búsqueda "tensorflow" ya que alude al nombre de una plataforma tecnológica. Se muestran los términos traducidos para facilitar la lectura, aunque estos no hayan sido utilizados textualmente para el análisis que se expresa en la gráfica.



Búsqueda en la Web y Noticias Mundiales

Si se observa la cobertura de las noticias en línea, la línea temporal que figura a continuación muestra que la "Inteligencia Artificial" es la clara vencedora, seguida por el Aprendizaje Automático y el aprendizaje profundo (Figura 7.5d). Cuando los medios de comunicación cubren la IA, ¿en qué creen que está influyendo la IA? El siguiente gráfico de barras muestra el porcentaje de artículos

monitoreados por GDELT que contenían "inteligencia artificial" o "aprendizaje automático" o "aprendizaje profundo" que también contenía "trabajo" o "empleos" o "empleo" o "desempleo", el porcentaje que contenía "robot asesino" o "robots asesinos" o "arma autónoma" o "armas autónomas", y el porcentaje que contenía "sesgo" o "sesgos" o "sesgados" (figura 7.5e).

Porcentaje de la cobertura mundial en las noticias monitoreadas por GDELT que mencionan "aprendizaje automático", "aprendizaje profundo", "TensorFlow" e "inteligencia artificial"+

Fuente: GDELT, 2019.

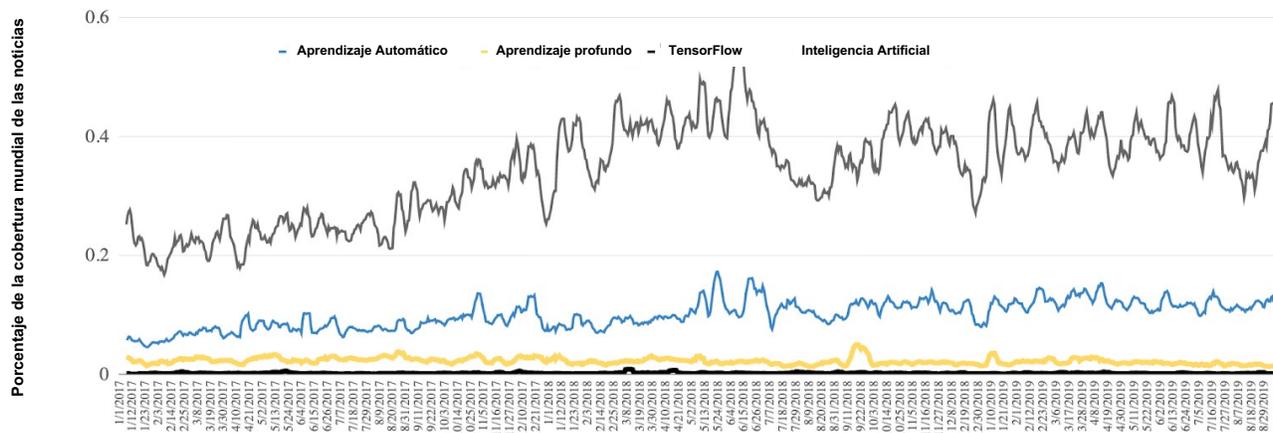


Fig. 7.5d.

Porcentaje de la cobertura mundial en las noticias acerca de la IA monitoreadas por GDELT que tratan directamente el empleo, armas autónomas y el sesgo

Fuente: GDELT, 2019.

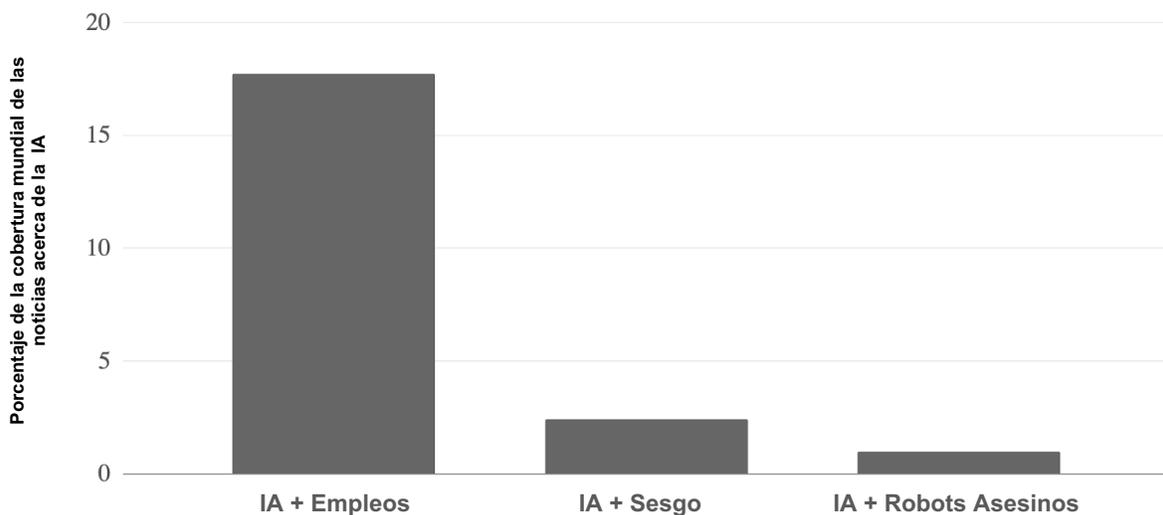


Fig. 7.5e.

+Nota del Traductor: Los términos de búsqueda en inglés, utilizados originalmente fueron "machine learning", "deep learning" y "artificial intelligence" respectivamente. No se traduce el término de búsqueda "tensorflow" ya que alude al nombre de una plataforma tecnológica. Se muestran los términos traducidos para facilitar la lectura, aunque estos no hayan sido utilizados textualmente para el análisis que se expresa en la gráfica.



Búsqueda en la Web y Noticias Mundiales

Los artículos que tratan acerca del impacto potencial de la IA en el nivel de empleo, incluyendo la preocupación por el potencial de la IA para desplazar a los seres humanos, representaron el 17,7% de toda la cobertura relacionada con la IA que el GDELT

monitoreó durante los últimos dos años y medio. Los robots asesinos representaron sólo el 0,99% y los problemas de sesgo representaron sólo el 2,4% de las discusiones acerca de la IA (Figura 7.5f).

Porcentaje de la cobertura mundial en las noticias *online* acerca de la IA monitoreadas por GDELT que tratan directamente el empleo, armas autónomas y el sesgo por día

Fuente: GDELT, 2019.

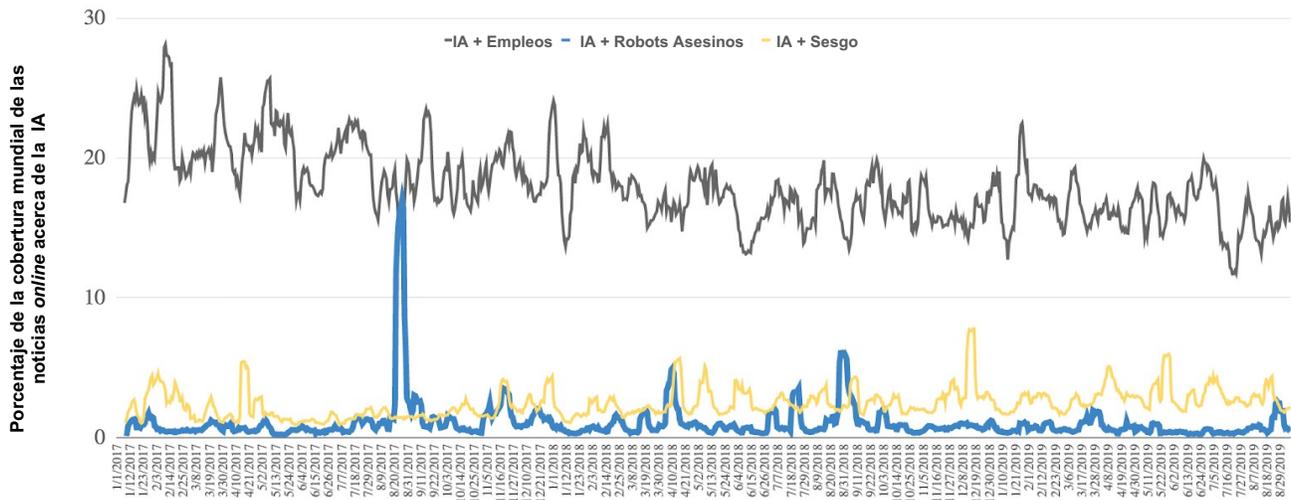
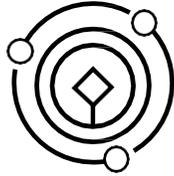


Fig. 7.5f.



Vista previa del capítulo

<u>Desafíos Éticos</u>	148
<u>Ética e IA: Noticias en los Medios en el Mundo</u>	150
<u>Desarrollo Sostenible</u>	152
<u>Preguntas sobre la Medición</u>	155

Capítulo 8: Consideraciones Sociales



Introducción

Este capítulo comienza con la identificación de los temas relacionados con los desafíos éticos de la IA, que aparecen mencionados en 59 documentos de Principios Éticos de la IA, en un conjunto de datos compilados por PricewaterhouseCoopers (PwC).

El capítulo también documenta los temas clave debatidos en los medios de comunicación en el mundo sobre la IA y la ética, basándose en los datos de LexisNexis y Quid. Los casos de uso de la IA que apoyan cada uno de los 17 Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de las Naciones Unidas (ONU) se identifican con base en datos obtenidos del *McKinsey Global Institute* (MGI).



Desafíos Éticos

Los sistemas de IA plantean una amplia variedad de desafíos éticos que son de interés para el gobierno, las organizaciones de interés público, las ONG, el mundo académico y la industria, en la actualidad. Cada uno de estos sectores está esforzándose para identificar estos desafíos y desarrollar principios orientativos para sistemas de IA ética y socialmente responsables. Esta imagen breve de esos esfuerzos se obtuvo a partir de un análisis de más de 100 documentos.

PricewaterhouseCoopers (PwC) compiló un conjunto de datos de desafíos éticos (basados en modelos temáticos) examinando las directrices éticas de la IA en 110 documentos, de los cuales sólo 59 se consideraron que analizaban un conjunto de principios de la IA. Muchos eran simplemente revisiones o recomendaciones, y no se incluyeron en el análisis.

Mediante este análisis se traza una visión de las directrices éticas de la IA a lo largo del tiempo, identificando como principales autores a las Asociaciones y Consorcios, la Industria y los grupos de Consultoría, los Gobiernos, las Empresas de Tecnología y los Grupos de Expertos, Institutos de Política y la Academia (Figura 8.1a). Es interesante observar que el impulso inicial de los Principios Éticos surgió de las Asociaciones y Consorcios, y que otras organizaciones publicaron posteriormente sus respectivos Principios de IA entre 2018 y 2019.

Los 3 Principales Desafíos Éticos, Asociaciones y Consorcios, Gobiernos y Empresas de Tecnología

Asociaciones y consorcios (19 documentos)

- 1.) La Interpretabilidad y Explicabilidad se cita en el 95% de las directrices.
- 2.) La Imparcialidad se cita en el 89% de las directrices.
- 3.) La Transparencia se cita en el 84% de las directrices.

Gobiernos (13 documentos)

- 1.) Interpretabilidad y Explicabilidad, Equidad y Transparencia se citan cada una en el 92% de las directrices.

Empresas de tecnología (11 documentos)

- 1.) La imparcialidad se cita en el 100% de las directrices.
- 2.) La transparencia se cita en el 81% de las directrices.
- 3.) La rendición de cuentas se cita en el 72% de las directrices.

Grupos de Investigación/Institutos de Políticas y Academia (8 documentos)

- 1.) La imparcialidad se cita en el 100% de las directrices.
- 2.) El control humano se cita en el 88% de las directrices.
- 3.) El modelo interpretable y explicable se cita en el 88% de las directrices.

Industria y Consultoría (8 documentos)

- 1.) La transparencia se cita en el 88% de las directrices.
- 2.) Equidad, Privacidad de Datos, Confiabilidad, Robustez, y Seguridad son cada una de ellas citadas en el 75% de las directrices.

Número de Marcos Éticos para la IA producidos entre 2016 y 2019, por Tipos de Organización

Fuente: PwC con base en 59 documentos de Principios Éticos de IA.

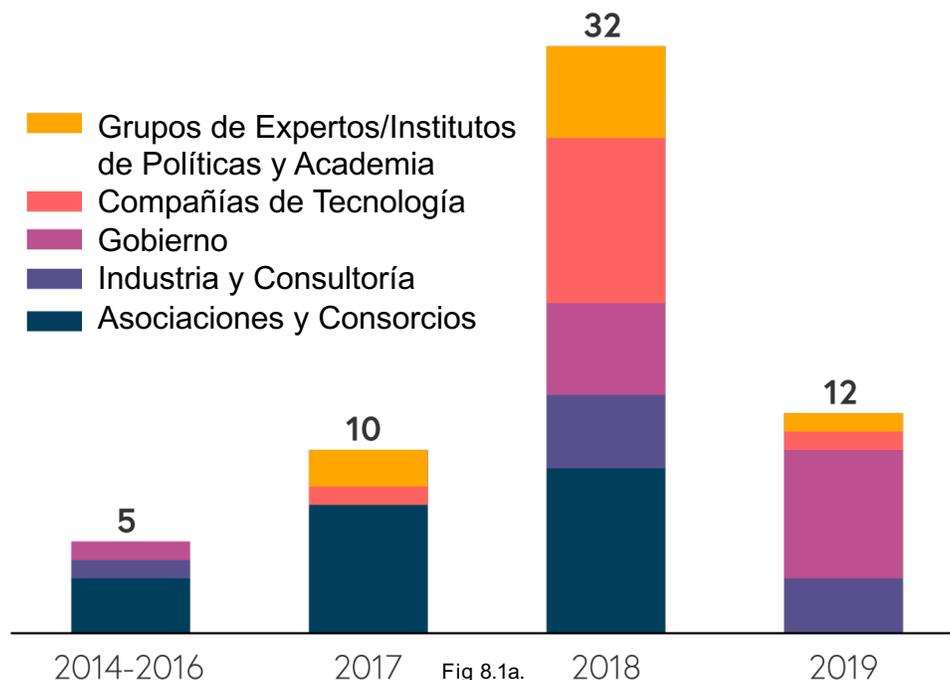


Fig 8.1a.



Desafíos Éticos

Se mencionaron doce desafíos en varios documentos acerca de las directrices éticas de la IA. Esta lista no es exhaustiva, y faltan muchas cuestiones éticas importantes, como la justicia, el desarrollo económico, la reducción de la pobreza y la desigualdad. Aun así, estos 12 desafíos éticos indican dónde se ha centrado la atención:

- Rendición de cuentas
- Seguridad
- Control humano
- Fiabilidad, solidez y seguridad
- Justicia
- Diversidad e inclusión
- Sostenibilidad
- Transparencia
- Interpretabilidad y explicabilidad
- Participación de múltiples partes interesadas
- Legalidad y cumplimiento
- Privacidad de los datos

Para comunicar el impulso de las cuestiones éticas de la IA al público en general, la gráfica de barras muestra la incidencia de los desafíos éticos identificados en los 59 documentos de los Principios de la IA (Figura 8.1b). Muestra que la imparcialidad, la interpretabilidad, la explicabilidad y la transparencia son los aspectos más mencionados en todos los documentos estudiados.

Desafíos Éticos cubiertos a través de los Documentos de Principios para la IA

Fuente: PwC con base en 59 documentos de Principios Éticos de IA.

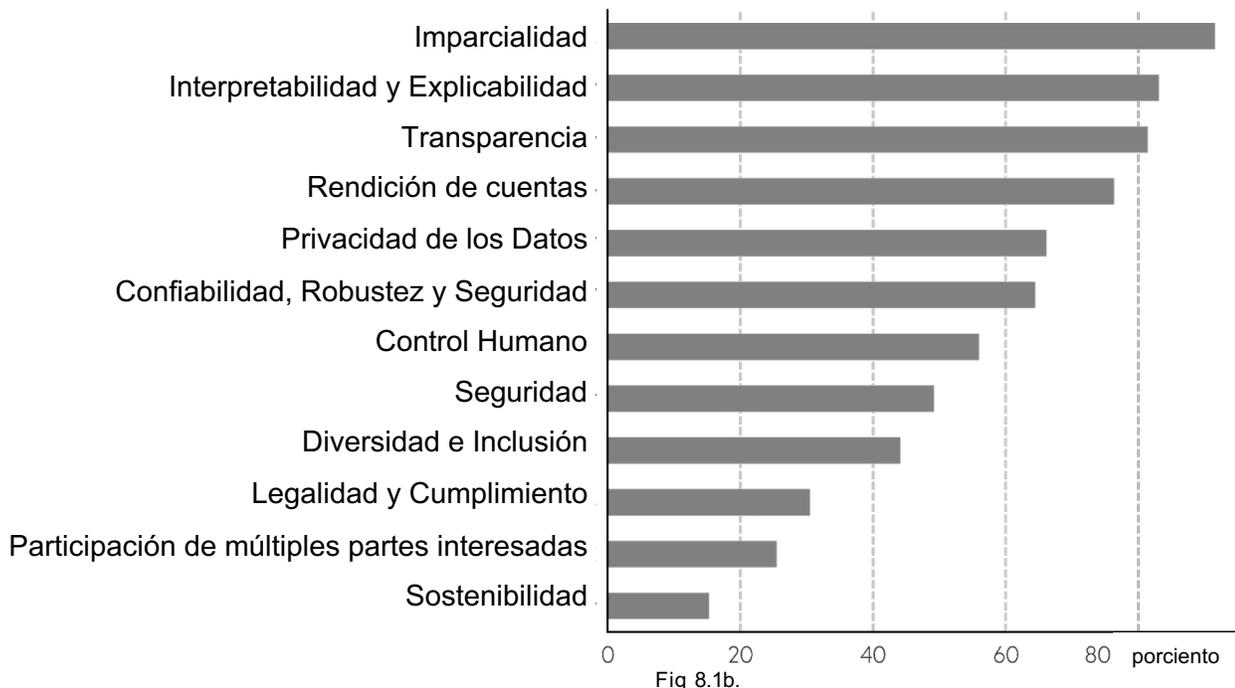


Fig 8.1b.

“La investigación en torno a la IA ética, especialmente sobre la equidad, la responsabilidad y la transparencia (FAT) de los modelos de aprendizaje automático ha aumentado considerablemente en los últimos dos años. Si bien está surgiendo un amplio consenso sobre el conjunto básico de principios relacionados con la ética y la inteligencia artificial, la contextualización de esos principios para sectores industriales y esferas funcionales específicos está todavía en sus comienzos. Necesitamos traducir estos principios en políticas, procedimientos y listas de control específicos para que sean realmente útiles y aplicables para su adopción por parte de las empresas”. Anand Rao, Líder Mundial de la IA, PwC

Ética e IA: Medios de Comunicación Globales

La cobertura de las noticias de la Inteligencia Artificial en el mundo se ha ido desplazando cada vez más, hacia los debates sobre su uso ético. Para comprender mejor cómo están tomando forma estas narrativas, aprovechamos el Quid para buscar en la base de datos de noticias archivadas de LexisNexis artículos de noticias de 60.000 fuentes de noticias globales en inglés y más de 500.000 blogs sobre la ética de la IA desde el 12 de agosto de 2018 hasta el 12 de agosto de 2019 (véase el apéndice para más detalles sobre los términos de búsqueda).

Sobre la base de las palabras clave definidas por Harvard (véase aquí), Quid incluyó términos de búsqueda como derechos humanos, valores humanos, responsabilidad, control humano, equidad, discriminación o no discriminación, transparencia, explicabilidad, seguridad y protección, responsabilidad y privacidad relacionados con la tecnología de la IA.

Luego, seleccionamos los 10.000 artículos más relevantes usando el algoritmo de PLN de la plataforma y visualizamos artículos únicos.

Cada nodo (o punto) en un mapa de la red Quid representa un único artículo de noticias. Los enlaces que conectan estos artículos denotan artículos que comparten un lenguaje similar. Cuando se identifica y se enlaza un gran número de artículos similares, se forman grupos para revelar temas únicos. El algoritmo Quid clasificó las narraciones mediáticas resultantes en siete grandes temas basados en la similitud del lenguaje: Marcos y Directrices (32%), Cuestiones de Privacidad de Datos (14%), Reconocimiento Facial (13%), Sesgo del Algoritmo (11%), Asesoría de Grandes Corporaciones Tecnológicas sobre Ética Tecnológica (11%), Ética en Robótica y Coches sin Conductor (9%), y Transparencia de la IA (6.7%).

Gráfica de Red Quid con 3,661 artículos de noticias acerca de la Ética en IA desde el 12 de agosto de 2018 hasta el 12 de agosto de 2019. Coloreada por tema. Etiquetada por tema.

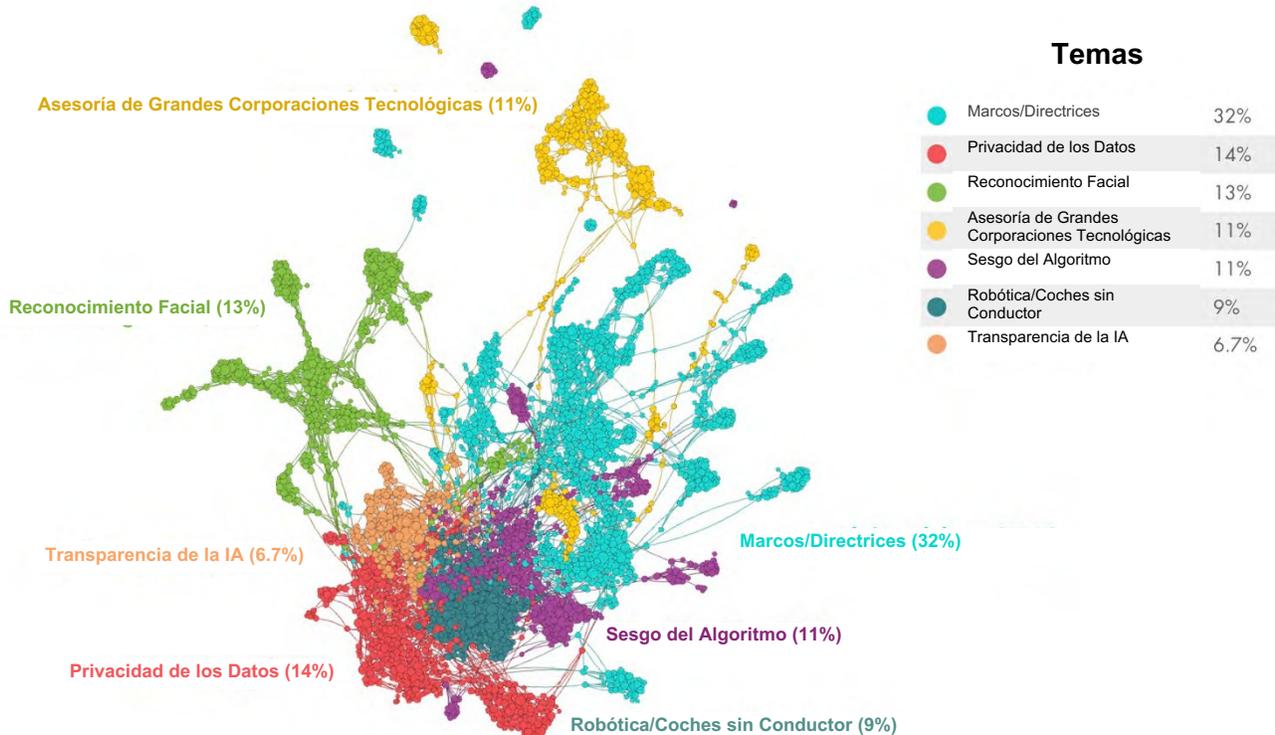


Fig. 8.2a.



Ética e IA: Medios de Comunicación Globales

Estos resultados indican que la conversación de los medios de comunicación mundiales sobre la ética de la IA en 2019, se refiere en gran medida a las directrices de ética de la IA dirigidos por los gobiernos, las organizaciones intergubernamentales y los institutos de investigación (figura 8.2a). En el último año, casi un tercio (32%) de todos los artículos de noticias cubrieron las directrices de la IA propuestas por los gobiernos u otros grandes institutos especializados en políticas públicas, incluidos los de la Unión Europea y la Organización de Cooperación y Desarrollo Económicos (OCDE). Una parte más pequeña, pero no insignificante, de la conversación (11%) también incluía comentarios de grupos asesores vinculados a gigantes de la tecnología como Google, Facebook y Microsoft.

Al filtrar los debates éticos sobre tecnologías específicas de la IA, el reconocimiento facial dominó la atención de los medios de comunicación, con un 13% de todos los artículos (Figura 8.2a). La posición de este grupo en la periferia de la narrativa ética más amplia de la IA, indica un alto grado de particularidad y le diferencia del resto de la conversación. La

preocupación del público por la amenaza que supone la tecnología para la privacidad de los datos ha ido creciendo con el tiempo, impulsada por las noticias sobre identidades erróneas durante la vigilancia de delitos, las exploraciones biométricas que pueden aplicarse a vídeos o fotos sin consentimiento, y la idea de la propiedad de los datos en lo que respecta a las plataformas de medios sociales que utilizan la tecnología.

Los países difieren significativamente en cuanto a las cuestiones éticas de la IA (tal como las define Harvard aquí) que dan más cobertura a las noticias. Mientras que las fuentes de los medios de comunicación con sede en los Estados Unidos o el Reino Unido tuvieron una cobertura más equilibrada entre las categorías, otras reflejaron áreas de enfoque específicas (Figura 8.2b). En Suiza, por ejemplo, el 45% de todos los artículos cubría directrices y marcos sobre el desarrollo de la IA, mientras que el 44% de las noticias chinas se centraban en la seguridad y la protección, y el 48% de los artículos de las fuentes de Singapur exploraban la transparencia y la explicabilidad.



Fig. 8.3b.



Aplicaciones de la IA para el Desarrollo Sostenible

La inteligencia artificial, aunque no es una bala de plata, tiene el potencial de ayudar a contribuir con los múltiples esfuerzos para abordar algunos de los desafíos más apremiantes de la sociedad.

El mapeo de los casos de uso de la IA para contribuir en el logro de los Objetivos de Desarrollo Sostenible (ODS) de las Naciones Unidas que sigue se deriva de una biblioteca de aproximadamente 160 casos de uso de la IA con fines sociales, recopilados por el *McKinsey Global Institute* (MGI) y *Noble Intelligence*, la iniciativa de McKinsey de utilizar la IA con fines humanitarios. La biblioteca de casos de uso no es exhaustiva, pero refleja una selección de casos de uso, normalmente en dominios con pruebas iniciales de posibles aplicaciones. Se identificaron despliegues de IA en alguna forma para alrededor de un tercio de los casos de uso en la biblioteca; en alrededor de tres cuartas partes de los casos de uso se observaron despliegues de soluciones que empleaban algún nivel de análisis avanzado, la mayoría de los cuales (si no todos) podrían beneficiarse aún más del uso de la IA.

Para crear la biblioteca de casos de uso, MGI adoptó un enfoque doble: desde el punto de vista de la sociedad, MGI trató de identificar los principales problemas conocidos por los actores del sector social y determinar en qué casos la IA podría contribuir a los esfuerzos por resolverlos; desde el punto de vista tecnológico, MGI tomó una lista depurada de 18 capacidades de IA y trató de identificar qué tipos de problemas sociales se podría contribuir mejor a resolver. Cada caso de uso pone de relieve un problema significativo que puede ser resuelto por una capacidad de IA o alguna combinación de capacidades de IA. La biblioteca no es exhaustiva, pero muestra una amplia gama de problemas en los que la IA puede aplicarse para el bien social. El documento de debate completo de MGI se puede encontrar en [Notas desde la vanguardia de la IA: Aplicar la IA para el bien social](#)⁺.

⁺Nota del Traductor: Se traduce el título original en inglés de la fuente 'Notes from the AI Frontier: Applying AI for social' para facilitar la lectura. Se transcribe el título en esta nota a fin de facilitar la investigación y el uso de la fuente original, dado que no se ha ubicado una traducción oficial del artículo autorizada por el autor*.



Aplicaciones de la IA para el Desarrollo Sostenible

La inteligencia artificial es aplicable a los 17 objetivos de Desarrollo Sostenible de las Naciones Unidas

Los [ODS de la ONU](#) son una colección de 17 objetivos mundiales establecidos por las Naciones Unidas para el año 2030, para el alivio de la pobreza, la mejora de la salud y la educación, la reducción de la desigualdad, la preservación del medio ambiente y el impulso del crecimiento económico, entre otras prioridades. Los casos de uso de la IA tienen el potencial de apoyar algún aspecto de cada uno de los ODS de la ONU. En la gráfica mostrada a continuación se indica el número de casos de uso de IA en la biblioteca del MGI, que podrían respaldar cada uno de los ODS de las Naciones Unidas (figura 8.3a).

El ODS 3, "Salud y bienestar", podría ser apoyado por el mayor número de casos de uso en la biblioteca actual de MGI. Una serie de casos de uso que aprovechan la IA apoyan los diagnósticos médicos: por ejemplo, los investigadores de la Universidad de Heidelberg y la Universidad de Stanford han creado un sistema de IA para diagnosticar

visualmente el cáncer de piel que superó a los dermatólogos profesionales. También hay casos potenciales donde la IA puede ser utilizada para vigilar, rastrear y predecir brotes de enfermedades transmisibles. Por ejemplo, Data Science for Social Good y la iniciativa Noble Intelligence de McKinsey desarrollaron un algoritmo para identificar a los niños con mayor riesgo de no recibir la vacuna contra el sarampión, permitiendo a los médicos dedicar más tiempo a la educación y el seguimiento de estas familias.

También hay una serie de casos de uso de la IA que podrían apoyar el ODS 16, "Paz, justicia e instituciones sólidas". Los casos de uso abarcan ámbitos que van desde ayudar a las personas a verificar y validar la información, proporcionar una mayor seguridad mediante la detección y predicción de la violencia, abordar los prejuicios para garantizar un acceso justo y equitativo a la justicia, hasta optimizar la gestión de las instituciones del sector público y social. Por ejemplo, la IA podría utilizarse para automatizar la respuesta a las preguntas o la prestación de servicios a través de canales digitales, lo que ayudaría a mejorar las interacciones del gobierno con los ciudadanos.

Casos de uso de la IA que contribuyen a los Objetivos de Desarrollo Sostenible de la ONU

Fuente: 'Notas desde las fronteras de la IA: Aplicando la IA para el bien social', *McKinsey Global Institute**

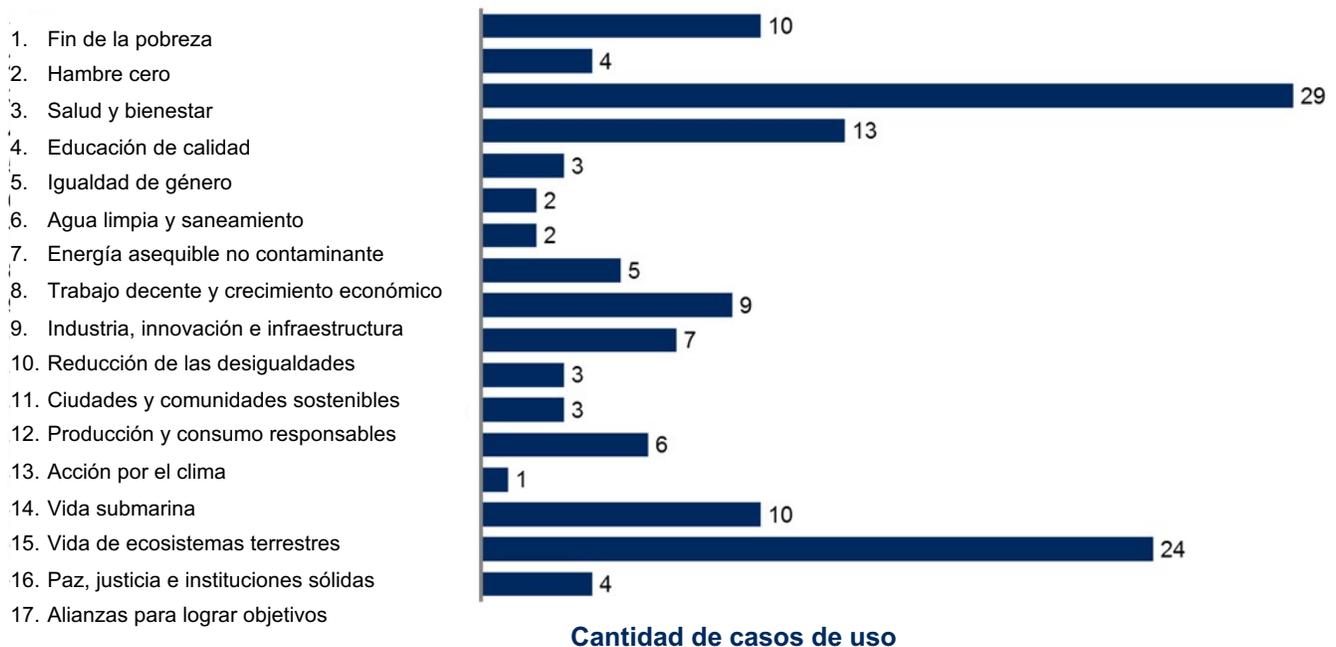


Fig. 8.3a.

NOTA: Esta gráfica representa el número y la distribución de los casos de uso y no debe ser leída como una evaluación exhaustiva del potencial de la IA para cada ODS, si un ODS tiene un número más bajo de casos de uso, es un reflejo de nuestra biblioteca más que la aplicabilidad de la IA a ese ODS.

*Nota del Traductor: Se traduce el título original en inglés de la fuente 'Notes from the AI Frontier: Applying AI for social' para facilitar la lectura. Se transcribe el título en esta nota a fin de facilitar la investigación y el uso de la fuente original, dado que no se ha ubicado una traducción oficial del artículo autorizada por el autor.



Aplicaciones de la IA para el Desarrollo Sostenible

La IA es aplicable a la conducción de un subconjunto de objetivos a través de los ODS de la ONU

Cada ODS de la ONU se desglosa en una lista de metas, que se miden con indicadores. Hay [169 metas](#) en los 17 ODS de la ONU. Aunque los casos de uso de la IA pueden alinearse tópicamente con los ODS, como se muestra en la gráfica anterior, se debe prestar más atención a los casos de uso que pueden impulsar directamente el impacto hacia el logro de metas e indicadores específicos de los ODS de la ONU.

Al relacionar los casos de uso de la IA con la(s) meta(s) que podría(n) contribuir a alcanzar, el MGI identificó el subconjunto de metas para los que la IA tiene cierta aplicabilidad. Este análisis se basa en los ~160 casos de uso de la biblioteca del MGI y otros para identificar qué objetivos podrían abordarse mediante una solución en la que se aplique la IA, reconociendo que la IA por sí sola no puede alcanzar ninguna de las metas. En el siguiente cuadro se muestra el número de objetivos que la IA podría contribuir a abordar, del número total de metas dentro de cada ODS (figura 8.3b).

Se están experimentando algunos casos de uso de la IA para el Desarrollo Sostenible, aunque existen cuellos de botella

Varias organizaciones en todo el mundo están probando aplicaciones de la IA para el Desarrollo Sostenible, aunque actualmente hay pocos ejemplos de despliegues de IA para el Desarrollo Sostenible a gran escala. Por ejemplo, la IA ha sido probada para varias aplicaciones de socorro en casos de desastre por varias organizaciones, entre ellas [Google](#), [Facebook](#), [Microsoft](#), [Planet Labs](#), [Airbus](#), [SAP](#) y otras. No obstante, aún queda mucho por hacer para adoptar de manera sostenible estas aplicaciones de la IA para su uso generalizado en el socorro en casos de desastre con múltiples aliados y en diferentes regiones.

Será necesario superar algunos obstáculos específicos de la IA para que ésta alcance su potencial de impacto social. Éstos van desde los problemas con los datos (incluida la disponibilidad, la accesibilidad, la calidad, el volumen, el etiquetado y la integración), el acceso a la capacidad informática, la disponibilidad y accesibilidad del talento de la IA, y la receptividad y capacidad de las organizaciones que despliegan soluciones. Se están realizando algunos esfuerzos para abordar esta cuestión, especialmente para abordar la accesibilidad de los datos para el bien social, incluidos [La Comunidad Global de Datos](#) y el [Pulso Global de la ONU](#)⁺.

Aplicabilidad de la IA para cumplir con las metas de los ODS de la ONU

Fuente: Marco de indicadores mundiales para los ODS, análisis del [McKinsey Global Institute](#)

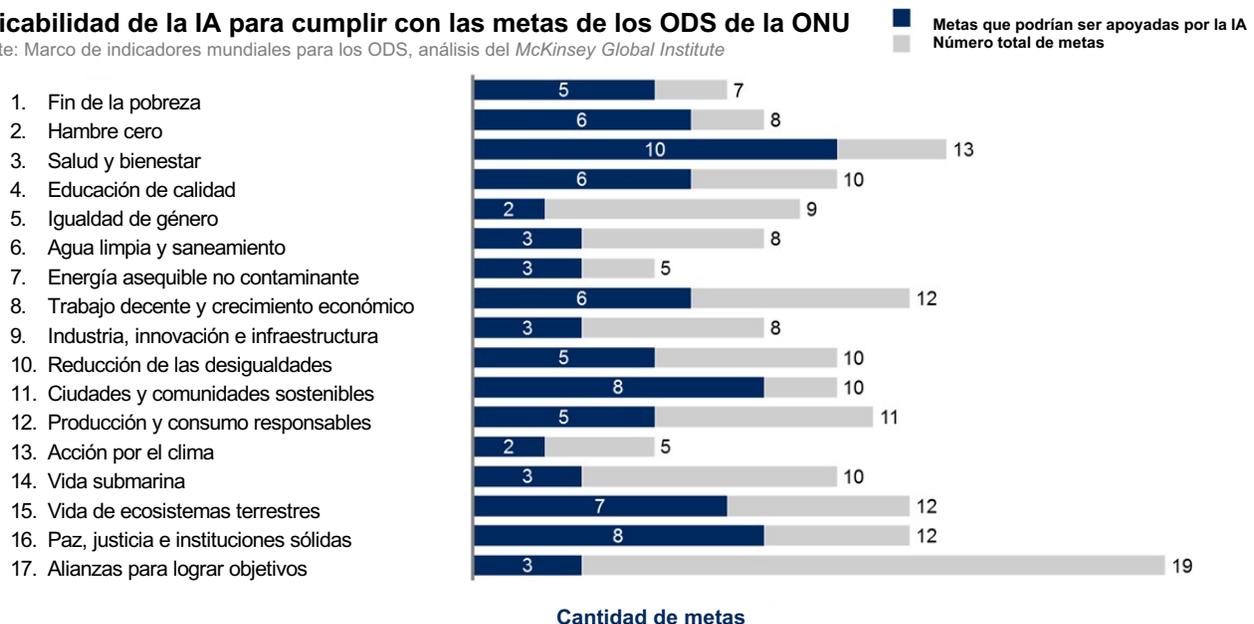


Fig. 8.3b.

⁺Nota del Traductor: Se traduce el título original en inglés de las fuentes "Global Data Commons" y "UN Global Pulse" para facilitar la lectura. Los enlaces se dirigen a las fuentes originales en inglés utilizadas por los autores del Informe.



Preguntas sobre la Medición

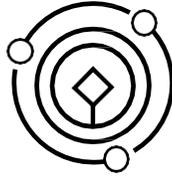
- ¿Cómo se pueden generar datos normalizados acerca del uso de la inteligencia artificial en casos que afectan a la equidad, los derechos humanos y la dignidad humana?
- ¿Cómo puede integrarse el desarrollo de la IA dentro de marcos de trabajo con objetivos sociales, para planificar mejor el desarrollo técnico de la IA con miras a mayores impactos sociales?
- ¿Qué mediciones pueden desarrollarse para evaluar los riesgos de amenazas sociales y oportunidades que puede generar la IA?



Vista previa del capítulo

Estrategias Nacionales	158
Exaltación Global por la IA	161
Herramienta de Ponderación de Países	163
Páginas por País	164
Brasil	165
China	167
Francia	169
Alemania	171
India	173
Holanda	175
Singapur	177
Estados Unidos	179
Política Regional Multilateral	181

Capítulo 9: Estrategias Nacionales y Exaltación Global por la IA



Introducción

Este capítulo comienza con la identificación de los temas mencionados en los documentos oficiales del Radar de Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial (NAISR) de PricewaterhouseCoopers (PwC). Se introduce la [Herramienta de Exaltación Global por la IA](#) - una herramienta de ponderación de países para ayudar a comparar sus actividades globales, que incluye tanto una perspectiva comparativa entre países como un desglose detallado interno de cada país. El instrumento permite al lector establecer los parámetros y utilizar la perspectiva que le parezca más pertinente. Las Páginas por País documentan los principales hitos legislativos y de políticas públicas, acompañados de una página de datos de los países seleccionados.

Hay limitaciones que deben superarse en los informes futuros. Por ejemplo, sería importante saber cuántos documentos oficiales sobre la IA han sido publicados por los gobiernos sin traducción al inglés, para ayudar a entender lo que falta. Análogamente, el dinamismo de la IA a nivel mundial mejorará con la retroalimentación de la comunidad, pero también: a) nuevos parámetros diversos, b) ampliar la cobertura de los países en desarrollo, c) comprensión más profunda de las relaciones causales, que permitan fundamentar la adopción de decisiones basadas en datos sobre la IA a nivel nacional o local.



Estrategias Nacionales

El número de documentos oficiales de estrategias de la IA (tanto informes mundiales como los nacionales) ha aumentado progresivamente durante los últimos años (figura 9.1a). Hay varios esfuerzos por rastrear y cotejar los documentos nacionales de estrategia de la IA, incluidos los del UNICRI-FutureGrasp y el Instituto del Futuro de la Vida. Otras publicaciones han sido editadas por grupos de estudio e instituciones influyentes en el pensamiento mundial que mencionan las prioridades de diversas naciones. Estos documentos pueden ser largos y difíciles de procesar.

PricewaterhouseCoopers (PwC) ha creado el Radar de Estrategia Nacional de Inteligencia Artificial (NAISR) que utiliza el procesamiento del lenguaje natural (PLN) en lugar de depender de los humanos para leer a través de los documentos

para apoyar este esfuerzo y contribuir al entendimiento de estos documentos de estrategia y visión general a partir de sus puntos comunes, sus diferencias y la observación de los cambios a lo largo del tiempo. La modelización de los temas en los documentos se realiza para comprender los principales tópicos y asuntos dentro de los mismos. Sobre la base de 37 documentos analizados, la gráfica de barras muestra el porcentaje de documentos que mencionan los grupos temáticos identificados por el modelo. La Alianza Académica está presente en el 94% de los documentos, la Investigación y Desarrollo de la IA en el 48% y la Gobernanza de la IA mencionada en más del 42% de los documentos. La Protección del Consumidor y la Equidad se mencionan menos veces, apareciendo en el 2% de los documentos (Figura 9.1b).

Número de reportes de Gobierno publicados a través de diferentes años

Fuente: Análisis PwC basado en múltiples fuentes gubernamentales oficiales, 2019.

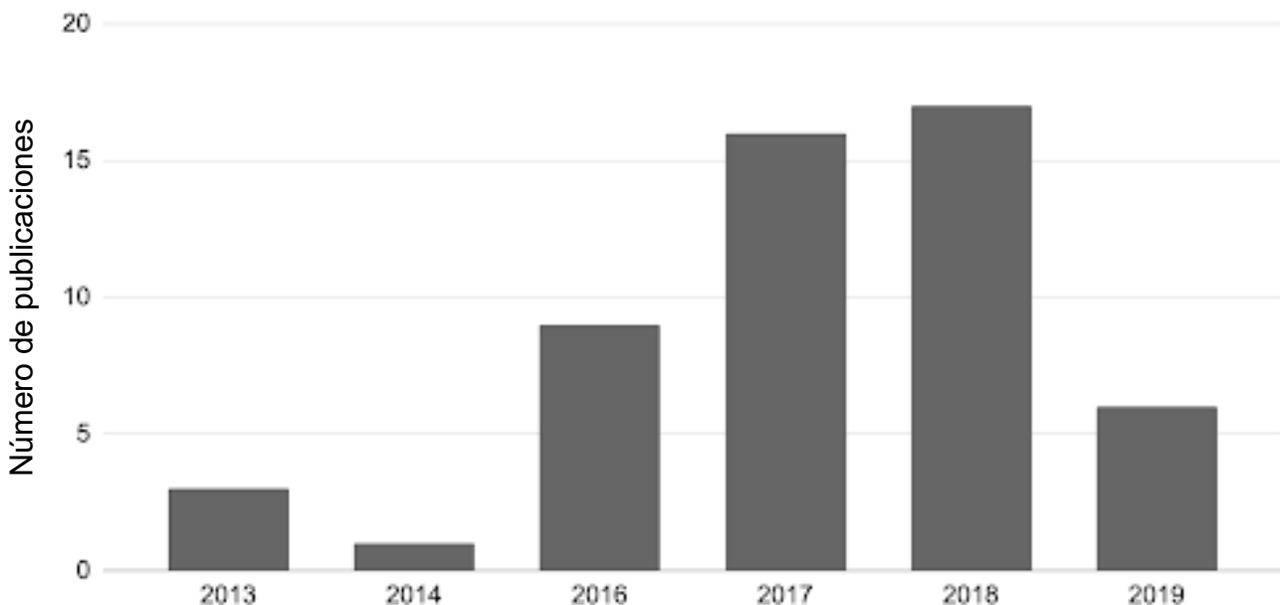


Fig. 9.1a.
Nota: Datos hasta agosto de 2019



Estrategias Nacionales

Porcentaje Global y Nacional de documentos de estrategia de IA mencionando los tópicos (%)

Fuente: PwC con base en 48 documentos de estrategia de IA.

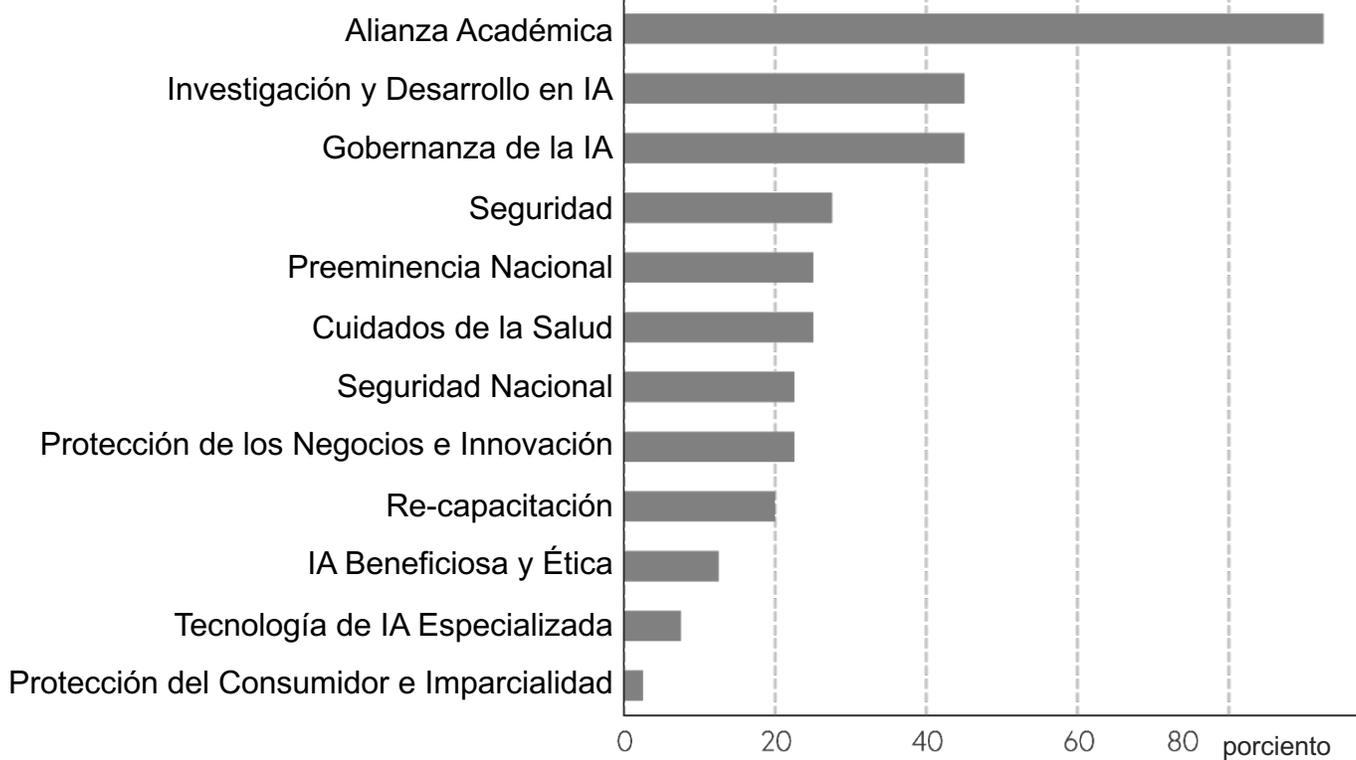


Fig. 9.1b.

Note: datos hasta agosto de 2019

Estrategias Nacionales

Un mapa de calor mundial muestra la cantidad de menciones de países de todo el mundo en la muestra global de documentos de estrategia de IA (Figura. 9.2). Los países están desarrollando nuevas estrategias constantemente. Existirán limitaciones en el muestreo de documentos oficiales hasta que el AI Index construya un rastreador automatizado para las agencias oficiales gubernamentales de IA. Aún se están

adquiriendo documentos oficiales de estrategias nacionales que mencionan a América Latina, África y Asia Central, ya que muchos países en estas áreas están explorando activamente las estrategias de IA. Debido a las actuales limitaciones de idioma, en este análisis sólo se consideraron los informes en inglés o traducidos al inglés. El informe de 2020 está creando una mayor capacidad de traducción.

Mapa Mundial de los Países mencionados en documentos de IA (oficiales y de instituciones reconocidas)

Fuente: PwC NAISR, datos hasta agosto de 2019; múltiples estrategias se han publicado desde entonces

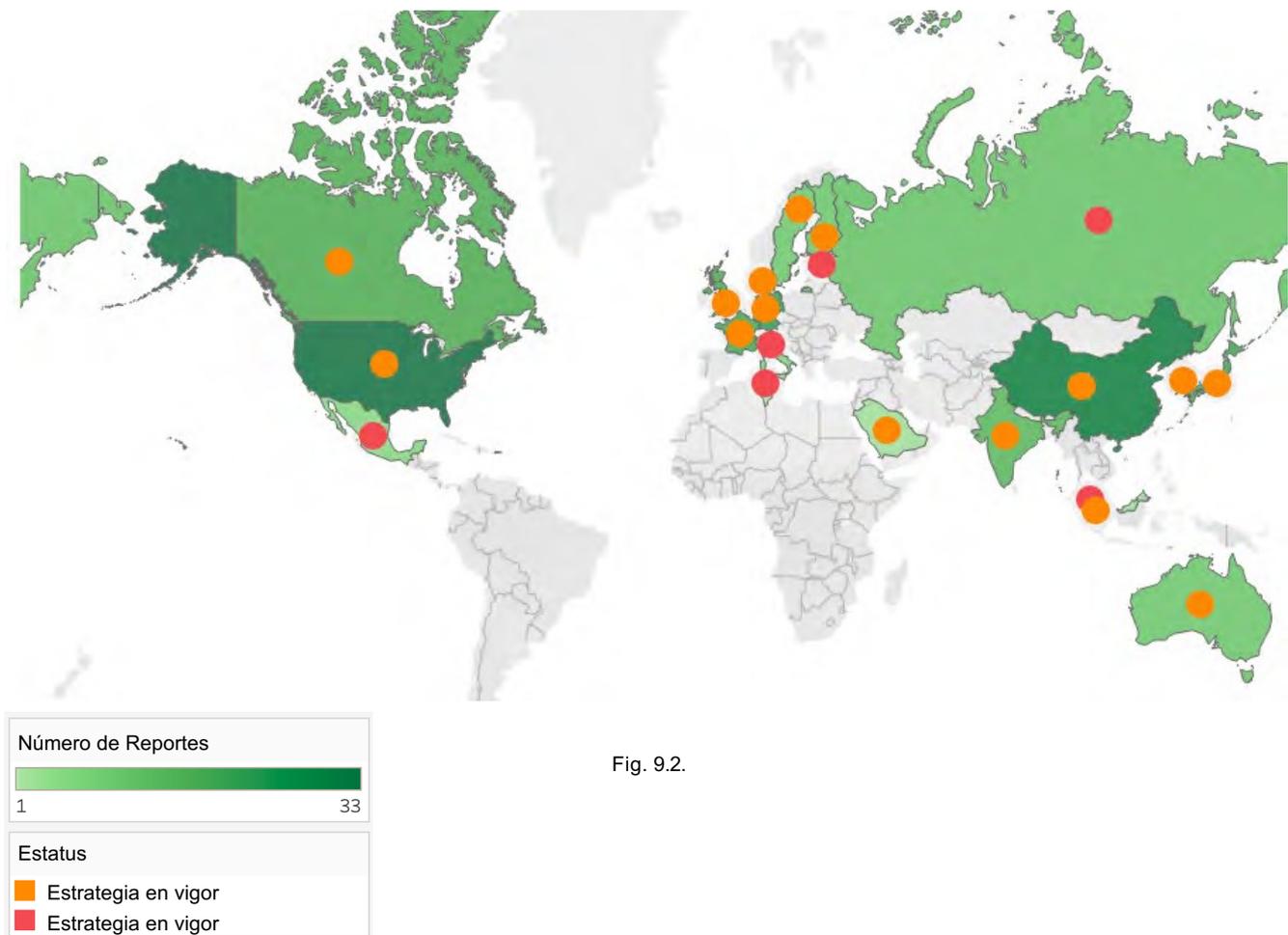


Fig. 9.2.



Herramienta de Exaltación Global por la IA

En esta sección se resume la metodología de la Herramienta de Exaltación Global de la IA. Esta herramienta abarca más de 28 países a través de 34 métricas agrupadas en tres pilares de alto nivel de la IA a partir de 2015: Investigación y Desarrollo, Economía e Inclusión. Los indicadores agrupados se basan en varios millones de variables subyacentes individuales, tomadas de una amplia variedad de fuentes de datos. Los datos reflejan las opiniones sobre la IA expresadas en fuentes originales de datos y de encuestas de los sectores privado, público y de las ONG de todo el mundo. Los indicadores se miden entre 0 y 100 para indicar la posición relativa de un país en la distribución mundial, específica para cada indicador. La herramienta de Exaltación Global de la IA permite realizar comparaciones significativas entre países y a lo largo del tiempo, basadas en la ponderación de los lectores de las preferencias. La fuente de los datos subyacentes, con una descripción detallada de cada indicador, están disponibles en vibrancy.aiindex.org.

Cobertura de países

Los 28 países cubiertos por la Herramienta de Exaltación Global de la IA fueron seleccionados con base en un umbral de disponibilidad de datos

agrupados de al menos 70% (24 de 34 variables) por cada sub-pilar de datos. Los puntos de datos más recientes de cada país se consideraron en el cálculo entre 2015 y 2018 como año límite. Entretanto, cada variable tenía que superar un umbral de disponibilidad en el país del 50% (28 de 123 países). A fin de proporcionar transparencia y posibilidad de reproducción, no se hizo ningún esfuerzo de imputación para completar los valores que faltaban en el conjunto de datos. Los valores faltantes se anotaron con "N/A" y no se consideraron en el cálculo de las puntuaciones de los sub-pilares.

Fuentes de datos y definiciones

La siguiente abstracción muestra el pilar de alto nivel y los sub-pilares cubiertos actualmente por la Herramienta de Exaltación Global de la IA. Cada sub-pilar está compuesto por indicadores individuales reportados en el [libro de códigos de Exaltación Global de la IA](#). El sub-pilar resaltado en un color denota que las métricas sobre estas dimensiones no están disponibles (o no han sido incorporadas) para esta versión de la Herramienta Global de Exaltación de la IA.



Exaltación Global por la IA

[temas cubiertos]

Investigación y Desarrollo

Economía

Inclusión

- Publicación
- Patentes
- Conferencias
- Educación
- Rendimiento Técnico

- Inversión en Startups
- Actividad Corporativa
- Inversión Pública
- Empleos y trabajo
- Ventas y Comercio de Robótica
- Incorporación de competencias
- Estrategias Nacionales

- Diversidad de Género
- Percepción del Público
- Amenazas

Nota: El sub-pilar resaltado en un color indica que las métricas sobre estas dimensiones no están disponibles (o no han sido incorporadas) para esta versión de la Herramienta de Exaltación Global de la IA.



Exaltación Global por la IA: Herramienta de Ponderación de Países

Para ayudar a la toma de decisiones y a las estrategias de políticas públicas basadas en datos, la Herramienta de Exaltación Global de la IA está disponible en la web. Los conjuntos de datos detallados están disponibles aquí y en vibrancy.aiindex.org.

La herramienta web permite a los usuarios ajustar los pesos de cada medida según sus preferencias individuales. La configuración predeterminada de la herramienta permite al usuario seleccionar entre tres opciones de ponderación:

Todos los pesos al punto medio

Este botón asigna pesos iguales a todos los indicadores.

Sólo las métricas absolutas

Este botón asigna pesos máximos a las métricas absolutas. No se consideran las métricas per cápita.

Sólo las métricas per cápita

Este botón asigna pesos máximos a la métrica per cápita. No se consideran las métricas absolutas.

El usuario puede ajustar los pesos a cada métrica según sus preferencias.

Las gráficas se actualizan automáticamente cuando se cambia cualquier peso.

El usuario puede seleccionar la vista "Global" o "Nacional" para visualizar los resultados. La vista "Global" ofrece una comparación entre países basada en los pesos seleccionados por el usuario. La vista "Nacional" ofrece una inmersión profunda por países para evaluar cuando un país es relativamente mejor en indicadores (o atributos) particulares. Los valores específicos del sistema métrico de un país están en una escala de 0 a 100, donde 100 indica que un país dado tiene el número más alto en la distribución mundial para esa métrica y, a la inversa, números pequeños como 0 o 1 indican valores relativamente bajos en la distribución mundial.

El mapa de calor que figura a continuación muestra 28 países con relación a 34 métricas en 2018 (Figura 9.4). El espectro de colores se encuentra entre valores escalonados desde el 0 hasta el 100 para cada métrica (espectro de azul claro a azul oscuro). Por ejemplo, 100 (azul) para Singapur (SGP) en el número de publicaciones de artículos en revistas de IA per cápita, representa que Singapur tiene el valor más alto. Del mismo modo, el negro indica "N/A" para denotar que no se dispone de datos para un país determinado.

Exaltación por la IA: Distribución Normalizada (0 a 100) para 28 Países en 34 Métricas, 2018

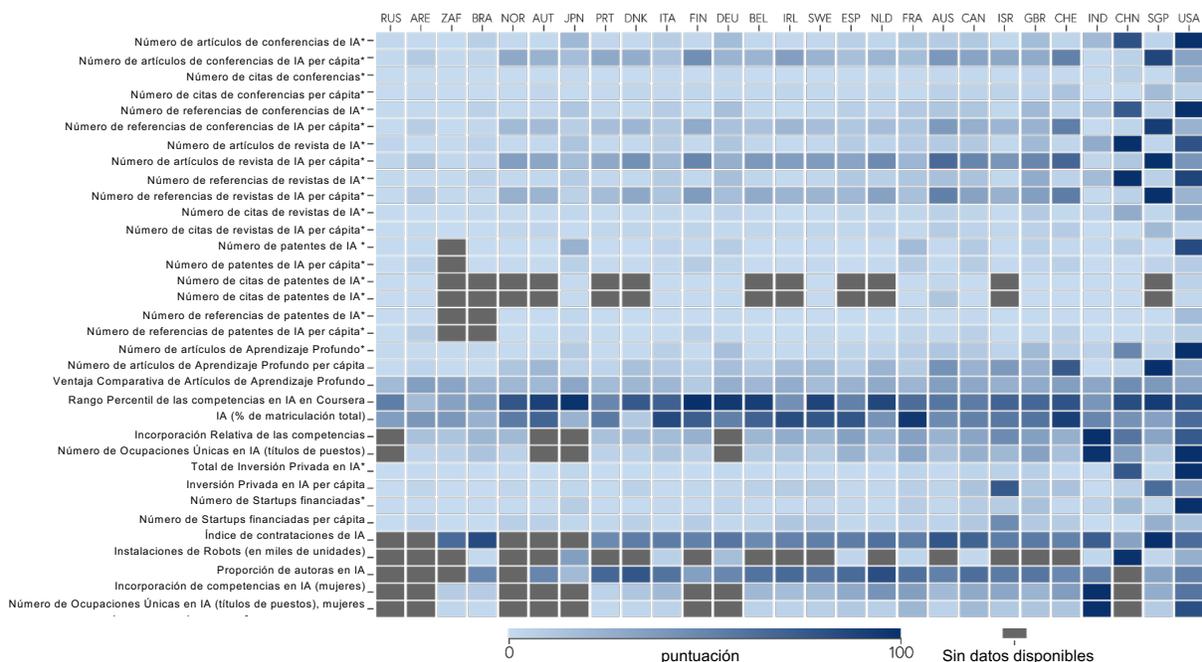
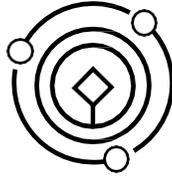


Fig. 9.4.



Páginas de Países

Las páginas de los países ofrecen de forma sucinta los detalles acerca de los hitos de las políticas públicas nacionales, seguidos de una página con los datos del país respectivo. En este caso, los detalles de las políticas públicas se limitan a ocho países (principales economías avanzadas y mercados emergentes), además de hacer un balance de la evolución de las políticas multilaterales y regionales en materia de IA. El breve debate sobre políticas públicas nacionales va seguido de una página de datos de los países, de modo que los lectores pueden buscar fácilmente los indicadores disponibles para 2018 a fin de argumentar con fundamentos las decisiones de los países con base en los datos.

[Brasil](#)

[China](#)

[Francia](#)

[Alemania](#)

[India](#)

[Holanda](#)

[Singapur](#)

[Estados Unidos](#)

[Política Regional Multilateral](#)



Página del País: Brasil

En Brasil, las estrategias más amplias de innovación o de transformación del gobierno incluyen, pero no se centran en la IA. Brasil aún no ha publicado una estrategia dedicada a la inteligencia artificial, pero el gobierno brasileño ha abordado la IA a través de iniciativas relacionadas:

- **2017.** Brasil lanzó el [Plan de Acción Nacional de la Internet de las Cosas](#) (IoT). El plan tiene como objetivo posicionar al país a la vanguardia del desarrollo tecnológico en los próximos cinco años, utilizando en buena medida los avances de la IA. Se hará hincapié en la salud, las ciudades inteligentes, la industria y las zonas rurales.

- **2018.** El gobierno de Brasil lanzó la [estrategia E-Digital](#). La estrategia aborda la transformación digital, incluida la IA, al tiempo que protege los derechos de sus ciudadanos y mantiene la privacidad, desarrollando un plan de acción para las nuevas tecnologías y trabajando con otros países para desarrollar nuevas tecnologías.

Hasta la fecha, Brasil ha aplicado la IA en sistemas de reconocimiento facial (principalmente en el peritaje de crímenes y en aeropuertos). Los tribunales también reciben cada vez más ayuda de las tecnologías de inteligencia artificial, centrándose en la adopción automatizada de decisiones, la identificación de incoherencias en los datos jurídicos, el análisis de los procesos de contratación, el comercio nacional y las inversiones.





Brasil

Investigación y Desarrollo

	Escala (0-100)
Publicaciones en Conferencias	
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	7
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	4
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	0
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	0
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	6
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	2
Publicaciones en Revistas	
7. Cantidad de artículos de IA en revistas	5
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	4
9. Cantidad de citas de IA en revistas	1
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	0
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	5
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	2
Innovación > Patentes	
13. Cantidad de patentes de IA	
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	0
15. Cantidad de citas de patentes de IA	NA
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	NA
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	NA
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	NA
Publicaciones en revistas > Aprendizaje profundo	NA
19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	2
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	1
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	22

Economía

	Escala (0-100)
competencias	
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	36
23. IA (% de la matrícula total)	25
24. Incorporación Relativa de las competencias	22
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	14
Trabajo	
26. Índice de contratación en IA	84
Inversión	
27. Total de financiación*	0
28. Financiación total per cápita	0
29. Cantidad de Startups financiadas*	1
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	0
Instalaciones de Robots	
31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	1
Inclusión	
Diversidad de Género	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	50
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	9
34. Número de Ocupaciones Únicas	2



Página del País: China

- Antes de la década de 1980, el interés de China en la IA se centraba más en los fundamentos teóricos de la IA y sus posibles vínculos con la ideología política contemporánea. La investigación acerca de la IA en China siguió siendo bastante académica hasta el cambio de milenio, cuando empezaron a surgir grandes empresas tecnológicas como Tencent y Baidu, que ofrecían la oportunidad de colaboración entre las empresas y el Estado para generar soluciones de IA. Desde entonces, este vínculo ha crecido, ya que el gobierno chino trabaja cada vez más estrechamente con las corporaciones locales en la recolección y análisis de datos para avanzar en el desarrollo de la IA.

- **Junio de 2017. Lanzamiento del Plan de Desarrollo de la Próxima Generación de IA**

China toma un enorme impulso para avanzar como poder dominante en IA después de anunciar "Un Plan de Desarrollo de Próxima Generación de la IA". Por primera vez, China anunció su plan para convertirse en el líder mundial en IA para 2030.





China

Investigación y Desarrollo

Publicaciones en Conferencias

	Escala (0-100)
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	80
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	6
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	7
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	0
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	76
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	4

Publicaciones en Revistas

7. Cantidad de artículos de IA en revistas	100
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	12
9. Cantidad de citas de IA en revistas	28
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	1
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	100
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	6

Innovación > Patentes

13. Cantidad de patentes de IA	8
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	0
15. Cantidad de citas de patentes de IA	0
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	0
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	1
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	0

Publicaciones en revistas >

Aprendizaje profundo

19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	49
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	3
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	46

Economía

competencias

	Escala (0-100)
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	83
23. IA (% de la matrícula total)	43
24. Incorporación Relativa de las competencias	60
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	36

Trabajo

26. Índice de contratación en IA	33
----------------------------------	----

Inversión

27. Cantidad total de financiación*	77
28. Financiación total per cápita	7
29. Cantidad de Startups financiadas*	21
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	1

Instalaciones de Robots

31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	99
--	----

Inclusión

Diversidad de Género

	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	NA
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	NA
34. Número de Ocupaciones Únicas	NA

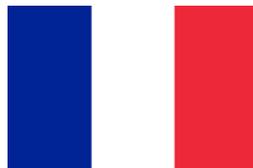


Página del País: Francia

• **Marzo de 2018.** El presidente Emmanuel Macron reveló el plan de transformar a Francia en un líder mundial de la IA, con un presupuesto de 1.500 millones de euros. El plan se basa en gran medida en el informe ["Por una Inteligencia Artificial Significativa: Hacia una estrategia francesa y europea"](#), en el que Cédric Villani, famoso matemático francés y diputado de Essonne, esbozó una serie de políticas e iniciativas para la consideración del gobierno francés.

El plan consta de cuatro componentes: 1) la puesta en marcha del Programa Nacional de Inteligencia Artificial, con la creación de una red de cuatro o cinco institutos de investigación en toda Francia; 2) una política de datos abiertos para impulsar la adopción y aplicación de la IA, en sectores en los que Francia ya tiene un potencial de excelencia en materia de IA, como la atención sanitaria; 3) un marco regulatorio y financiero para apoyar el desarrollo de "campeones de la IA" nacionales; 4) regulaciones para los aspectos éticos.

En total, el gobierno invertirá 1.500 millones de euros en IA al final del actual período de cinco años. No se han dado a conocer los detalles, pero 700 millones se destinarán a la investigación, 100 millones a Startups y compañías de IA este año, 70 millones anuales a través del Banco Público de Inversiones de Francia, y 400 millones a proyectos industriales en IA. [El informe Villani](#) recomendó centrarse en cuatro sectores (salud, transporte, medio ambiente y defensa).





Francia

Investigación y Desarrollo

Publicaciones en Conferencias

	Escala (0-100)
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	11
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	17
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	1
4. Cantidad de citas de las conferencias de IA per cápita	1
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	1
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	13

Publicaciones en Revistas

7. Cantidad de artículos de IA en revistas	9
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	21
9. Cantidad de citas de IA en revistas	3
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	2
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	12
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	16

Innovación > Patentes

13. Cantidad de patentes de IA	19
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	9
15. Cantidad de citas de patentes de IA	0
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	1
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	2
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	4

Publicaciones en revistas >

Aprendizaje profundo

19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	7
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	10
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	22

Economía

competencias

	Escala (0-100)
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	64
23. IA (% de la matrícula total)	95
24. Incorporación Relativa de las competencias	34
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	31

Trabajo

26. Índice de contratación en IA	55
----------------------------------	----

Inversión

27. Cantidad total de financiación*	4
28. Financiación total per cápita	7
29. Cantidad de Startups financiadas*	8
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	6

Instalaciones de Robots

31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	4
--	---

Inclusión

Diversidad de Género

	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	62
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	35
34. Número de Ocupaciones Únicas	22



Página del País: Alemania

- **2017.** El Ministerio Federal de Educación e Investigación [lanz](#)ó una campaña de ayuda gubernamental en el campo del aprendizaje automático. Posteriormente, financió la [Plataforma de Sistemas de Aprendizaje](#) (una plataforma de IA experta que funcionaría desde 2017 a 2022) y [el Proyecto de Conducción Automatizada y Conectada](#). El Ministerio Federal de Transporte e Infraestructura Digital también publicó el Informe "[Comisión de Ética: Conducción Automatizada y Conectada](#)", con 20 directrices éticas para los coches autónomos.
- **Noviembre de 2018.** Alemania puso en marcha su [Estrategia de Inteligencia Artificial](#) y asignó 3.000 millones de euros para inversiones en investigación y desarrollo de la IA. La estrategia fue desarrollada por el Ministerio de Asuntos Económicos, el Ministerio de Investigación y el Ministerio de Trabajo. La estrategia se centra en tres objetivos: 1) hacer que Alemania y Europa sean líderes mundiales en IA; 2) desarrollar una IA que sirva al bien de la sociedad; 3) integrar la IA en la sociedad dentro del contexto político activo. Anteriormente, el Instituto Alemán de Innovación y Tecnología del Ministerio Federal de Asuntos Económicos y Energía [determinó](#) que la IA añadirá aproximadamente 32.000 millones de euros a la producción manufacturera de Alemania en los próximos cinco años.





Alemania

Investigación y Desarrollo

Publicaciones en Conferencias	Escala (0-100)
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	18
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	23
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	2
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	2
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	16
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	15
Publicaciones en Revistas	
7. Cantidad de artículos de IA en revistas	13
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	26
9. Cantidad de citas de IA en revistas	4
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	2
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	17
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	17
Innovación > Patentes	
13. Cantidad de patentes de IA	9
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	4
15. Cantidad de citas de patentes de IA	1
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	1
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	1
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	2
Publicaciones en revistas > Aprendizaje profundo	
19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	16
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	17
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	26

Economía

competencias	Escala (0-100)
22. Rango percentil de competencias de IA en Coursera	95
23. IA (% de la matrícula total)	53
24. Incorporación Relativa de las competencias	NA
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	NA
Trabajo	
26. Índice de contratación en IA	59
Inversión	
27. Cantidad total de financiación*	2
28. Financiación total per cápita	3
29. Cantidad de Startups financiadas*	4
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	2
Instalaciones de Robots	
31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	17

Inclusión

Diversidad de Género	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	49
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	NA
34. Número de Ocupaciones Únicas	NA



Página del País: India

- **Febrero de 2018.** El Ministerio de Defensa asignó un grupo de trabajo para estudiar la implementación estratégica de la IA para la Seguridad Nacional y la Defensa.
- **Junio de 2018.** El grupo de expertos del gobierno indio NITI Aayog definió una política nacional sobre IA en un documento de trabajo titulado [Estrategia Nacional para la IA \(#AIforAll\)](#). La India ha adoptado un enfoque único para su estrategia nacional de IA, centrándose en cómo puede aprovechar la IA no sólo para el crecimiento económico, sino también para la inclusión social. La estrategia tiene por objeto: 1) mejorar y habilitar a los indios con las aptitudes necesarias para encontrar empleos de calidad, 2) invertir en investigaciones y sectores que puedan maximizar el crecimiento económico y el impacto social, y 3) ampliar la escala de las soluciones de IA de la India hacia los demás países en desarrollo. El gobierno quiere posicionar a la India como un "Garaje de IA", lo que significa que si una empresa puede desplegar una IA en la India, entonces será aplicable a los demás países en desarrollo. La estrategia aclara cinco sectores principales en los que la investigación de IA en la India se centrará en la atención sanitaria, la agricultura, la educación, las ciudades e infraestructuras inteligentes y la movilidad y el transporte inteligentes. Para allanar el camino para estos avances, el gobierno indio ha duplicado su asignación al programa "India Digital" a 480 millones de dólares (3.073 millones de rupias) para 2018 y 2019.





India

Investigación y Desarrollo

Publicaciones en Conferencias

	Escala (0-100)
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	20
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	2
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	1
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	0
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	13
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	1

Publicaciones en Revistas

7. Cantidad de artículos de IA en revistas	28
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	3
9. Cantidad de citas de IA en revistas	5
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	0
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	19
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	1

Innovación > Patentes

13. Cantidad de patentes de IA	1
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	0
15. Cantidad de citas de patentes de IA	0
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	0
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	0
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	0

Publicaciones en revistas >

Aprendizaje profundo

19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	6
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	0
	31

Economía

competencias

	Escala (0-100)
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	41
23. IA (% de la matrícula total)	50
24. Incorporación Relativa de las competencias	100
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	99

Trabajo

26. Índice de contratación en IA	73
----------------------------------	----

Inversión

27. Cantidad total de financiación*	1
28. Financiación total per cápita	0
29. Cantidad de Startups financiadas*	5
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	0

Instalaciones de Robots

31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	3
--	---

Inclusión

Diversidad de Género

	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	54
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	100
34. Número de Ocupaciones Únicas	100



Página del País: Holanda

- En 2018, AINED*, la asociación de IA de capital mixto público y privado, ha formulado [AI Voor Nederland](#) - un primer borrador para una estrategia nacional holandesa de IA. El establecimiento de esta estrategia brindará un plan de acción concreto para hacer de la IA una prioridad nacional, con el potencial identificado para Holanda en el desarrollo de la IA en las áreas de la salud, la agricultura, la movilidad y la descarbonización. AINED está trabajando actualmente tanto en el ámbito público como el privado para convertir el informe en un plan de acción concreto, que debería ser lanzado pronto.

El informe incluye una amplia gama de medidas que los gobiernos y las empresas pueden adoptar para ayudar a Holanda a promover su excelente posición en este campo, y provee un interesante enfoque acerca de la educación. La escasez de talento, por ejemplo, puede mitigarse facilitando la prolongación de su estancia en Holanda a los estudiantes internacionales después de graduarse. Holanda también podría mejorar su colaboración en las cadenas existentes, desarrollar un centro nacional de investigación de IA de gran reputación, servir de catalizador para el Startup y dar mejor uso a los datos disponibles. Las universidades ya están llevando a cabo una buena investigación técnica; por ejemplo, la Universidad de Ámsterdam colabora con el municipio y otras empresas para crear el centro de IA de Ámsterdam. El gobierno central, en parte como respuesta al informe de la AINED, también está preparando un plan de acción.



*AINED fue fundada para trazar el mapa de la posición de Holanda en el desarrollo de la IA y es una asociación público-privada entre TopTeam ICT, la federación de empleadores holandeses VNO-NCW, el grupo empresarial MKB Nederland, el Centro de Innovación para la Inteligencia Artificial, la Organización de Investigación Científica de Holanda (NWO) y la Organización de Investigación Científica Aplicada de Holanda (TNO).

+Nota del Traductor: Los títulos de los informes y documentos se traducen para facilitar su lectura, pero los enlaces se dirigen a los documentos originales en inglés.



Holanda

Investigación y Desarrollo

	Escala (0-100)
Publicaciones en Conferencias	
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	4
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	22
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	1
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	3
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	4
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	17
Publicaciones en Revistas	
7. Cantidad de artículos de IA en revistas	5
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	47
9. Cantidad de citas de IA en revistas	2
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	5
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	7
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	34
Innovación > Patentes	
13. Cantidad de patentes de IA	0
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	1
15. Cantidad de citas de patentes de IA	NA
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	NA
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	0
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	0
Publicaciones en revistas > Aprendizaje profundo	
19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	5
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	23
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	29

Economía

	Escala (0-100)
competencias	
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	86
23. IA (% de la matrícula total)	42
24. Incorporación Relativa de las competencias	23
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	13
Trabajo	
26. Índice de contratación en IA	62
Inversión	
27. Cantidad total de financiación*	0
28. Financiación total per cápita	2
29. Cantidad de Startups financiadas*	1
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	4
Instalaciones de Robots	
31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	NA
Inclusión	
Diversidad de Género	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	82
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	42
34. Número de Ocupaciones Únicas	7



Página del País: Singapur

La IA ha sido identificada como una de las cuatro tecnologías de vanguardia que son esenciales para el crecimiento de la economía de Singapur. Singapur se propone avanzar para alcanzar su visión de ser líder tanto como Economía Digital como Nación Inteligente, adoptando continuamente la transformación digital y reinventándose para mantenerse competitiva a nivel mundial. Para ello, Singapur se centra en la capacidad técnica, las inversiones en tecnología y los requisitos reglamentarios mediante las siguientes iniciativas básicas:

- **Mayo de 2017.** El gobierno de Singapur puso en marcha [la IA de Singapur](#) (AISG) con una financiación de 150 millones de dólares para catalizar, crear sinergias e impulsar las capacidades de la IA de Singapur. En la actualidad, la AISG es el principal programa nacional de investigación e innovación de Singapur en materia de IA.
- **2018.** El Gobierno de Singapur estableció un Consejo Asesor sobre el Uso Ético de la IA y los Datos, una iniciativa encabezada por la industria para examinar las cuestiones jurídicas y éticas que plantea el despliegue comercial de la IA. Entre sus miembros figuran líderes internacionales en materia de IA, como Google, Microsoft y Alibaba. También se estableció el Programa de Investigación sobre la Gobernanza de la IA y los Datos con la Universidad de Gestión de Singapur.
- **Noviembre de 2019.** El Viceprimer Ministro dio a conocer la Estrategia Nacional de IA de Singapur (NAIS). La [NAIS](#) completa está disponible públicamente.
- **Davos 2019.** En Davos, el gobierno de Singapur anunció que está trabajando con el Centro para la Cuarta Revolución Industrial del Foro Económico Mundial (WEF C4IR) para ayudar a impulsar el despliegue ético y responsable de las tecnologías de inteligencia artificial. [El Modelo Marco de Gobernanza de la IA de Singapur](#) es el primero de este tipo que existe en toda Asia y proporciona una orientación detallada a las organizaciones del sector privado para abordar las principales cuestiones éticas y de gobernanza al crear, desplegar e invertir en soluciones de IA. Singapur lleva mucho tiempo ejerciendo presión para convertirse en un líder mundial en IA, y este Modelo Marco será bien recibido por quienes trabajan con esta tecnología emergente.



+Nota del Traductor: Los títulos de los informes y documentos se traducen para facilitar su lectura, pero los enlaces se dirigen a los documentos originales en inglés.



Singapur

Investigación y Desarrollo

Publicaciones en Conferencias

	Escala (0-100)
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	5
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	87
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	1
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	19
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	7
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	92

Publicaciones en Revistas

7. Cantidad de artículos de IA en revistas	3
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	100
9. Cantidad de citas de IA en revistas	3
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	20
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	7
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	100

Innovación > Patentes

13. Cantidad de patentes de IA	1
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	4
15. Cantidad de citas de patentes de IA	NA
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	NA
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	0
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	2

Publicaciones en revistas >

Aprendizaje profundo

19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	6
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	100
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	39

Economía

competencias

	Escala (0-100)
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	93
23. IA (% de la matrícula total)	34
24. Incorporación Relativa de las competencias	32
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	11

Trabajo

26. Índice de contratación en IA	100
----------------------------------	-----

Inversión

27. Cantidad total de financiación*	3
28. Financiación total per cápita	65
29. Cantidad de Startups financiadas*	3
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	26

Instalaciones de Robots

31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	3
--	---

Inclusión

Diversidad de Género

	Escala (0-100)
32. Proporción de autoras	33
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	27
34. Número de Ocupaciones Únicas	9



Página del País: Estados Unidos

● Febrero de 2019. Lanzamiento de la Iniciativa Americana de IA

En febrero de 2019, el Presidente firmó un [decreto ejecutivo](#) mediante el cual se lanzó la Iniciativa Americana de IA, que adoptará un enfoque de múltiples aristas para acelerar el liderazgo nacional de Estados Unidos en materia de IA. En el decreto se establece que el Gobierno Federal desempeñará un papel fundamental no sólo en la facilitación de la investigación y el desarrollo de la IA, sino también en la promoción de la confianza, la formación de personas de acuerdo a una fuerza de trabajo cambiante, la protección de la seguridad nacional y la mejora de la colaboración con los aliados extranjeros y el sector privado.

● Junio de 2019. Lanzamiento del Plan Estratégico de Investigación y Desarrollo de la IA de los Estados Unidos.

En junio de 2019, el [Plan Estratégico de Investigación y Desarrollo de la IA de la Casa Blanca](#) define varias áreas clave de atención prioritaria para los organismos federales que invierten en IA. Estas áreas de enfoque estratégico incluyen: (1) inversiones continuas a largo plazo en IA (2) métodos eficaces para la colaboración entre humanos y la IA (3) comprensión y tratamiento de las implicaciones éticas, legales y sociales de la IA (4) garantía de la seguridad de la IA (5) desarrollo de conjuntos de datos y entornos públicos compartidos para la formación y las pruebas de IA (6) medición y evaluación de las tecnologías de IA a través de normas y puntos de referencia (7) mejor comprensión de las necesidades de la fuerza de trabajo nacional de IA, y (8) ampliación de las asociaciones del sector público y privado para acelerar los avances de la IA.

El año 2019 fue el mayor año de financiación, tanto federal como privada, para empresas de inteligencia artificial hasta la fecha. Para 2020, el [Presupuesto del Presidente](#) prioriza la IA como una de las cuatro industrias clave del futuro en las que invertir. El gasto federal anual en la investigación de IA, no relacionada con la defensa está previsto que pase a casi 1.000 millones de dólares. Esa cifra representa un aumento, dado que las agencias, incluyendo el departamento de defensa de EE.UU. y las entidades no relacionadas con la defensa, gastaron alrededor de 1.000 millones de dólares en la investigación de IA en 2016.

● Septiembre de 2018. DARPA anunció la campaña "AI Next", una inversión multianual de más de 2 mil millones de dólares en programas nuevos y existentes. Las áreas clave de la campaña incluyen la automatización de los procesos de negocio críticos del Departamento de Defensa. AI Next se basa en las cinco décadas de creación de tecnología de IA por parte de DARPA, para definir y dar forma al futuro, siempre con los problemas más difíciles del Departamento en mente.

● Octubre de 2019. La Junta de Innovación de la Defensa, un panel de 16 prominentes tecnólogos que asesoran al Pentágono, votó para aprobar los [principios éticos de la IA](#) para el Departamento de Defensa. El informe incluye 12 recomendaciones sobre cómo el ejército de EE.UU. puede aplicar la ética en el futuro, tanto para los sistemas de IA de combate como para los que no lo son.

● Noviembre de 2019. [El informe provisional](#) fue publicado por la Comisión de Seguridad Nacional sobre IA.



+Nota del Traductor: Los títulos de los informes y documentos se traducen para facilitar su lectura, pero los enlaces se dirigen a los documentos originales en inglés.



Estados Unidos

Investigación y Desarrollo

	Escala (0-100)
Publicaciones en Conferencias	
1. Cantidad de artículos en conferencias de IA	100
2. Cantidad de artículos en conferencias de IA per cápita	33
3. Cantidad de citas de las conferencias de IA	21
4. Cantidad de citas de las conferencia de IA per cápita	6
5. Cantidad de referencias de las conferencias de IA	100
6. Cantidad de referencias de las conferencias de IA per cápita	24
Publicaciones en Revistas	
7. Cantidad de artículos de IA en revistas	80
8. Cantidad de artículos de IA en revistas per cápita	40
9. Cantidad de citas de IA en revistas	29
10. Cantidad de citas de IA en revistas per cápita	3
11. Cantidad de referencias de IA en revistas	88
12. Cantidad de referencias de IA en revistas per cápita	23
Innovación > Patentes	
13. Cantidad de patentes de IA	84
14. Cantidad de patentes de IA per cápita	9
15. Cantidad de citas de patentes de IA	5
16. Cantidad de citas de patentes de IA per cápita	2
17. Cantidad de referencias de patentes de IA	18
18. Cantidad de referencias de patentes de IA per cápita	8
Publicaciones en revistas > Aprendizaje profundo	
19. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo	100
20. Cantidad de artículos de aprendizaje profundo per cápita	27
21. Ventaja Comparativa Desvelada (RCA) en los artículos de aprendizaje profundo en arXiv	32

Economía

	Escala (0-100)
competencias	
22. Rango percentil de competencias en IA en Coursera	81
23. IA (% de la matrícula total)	65
24. Incorporación Relativa de las competencias	76
25. Cantidad de Ocupaciones únicas en IA (títulos de empleos)	100
Trabajo	65
26. Índice de contratación en IA	
Inversión	100
27. Cantidad total de financiación*	37
28. Financiación total per cápita	100
29. Cantidad de Startups financiadas*	14
30. Cantidad de Startups financiadas per cápita	
Instalaciones de Robots	
31. Instalaciones de Robots en miles de unidades	26

Inclusión

	Escala (0-100)
Diversidad de Género	
32. Proporción de autoras	53
33. Incorporación de competencias IA (mujeres)	60
34. Número de Ocupaciones Únicas	82



Política Multilateral y Regional para la IA

[El informe acerca de la Actividad de las Naciones Unidas sobre Inteligencia Artificial](#) es un esfuerzo conjunto entre la UIT y 32 organismos y órganos de las Naciones Unidas, los cuales participaron en la Cumbre Mundial sobre Inteligencia Artificial para el Bien de 2018. Este informe proporciona detalles sobre las diversas e innovadoras actividades relacionadas con la IA en todo el sistema de las Naciones Unidas.

La OMC prevé que la [IA transformará la administración del sistema de comercio mundial](#). Si bien el sistema de comercio mundial seguirá poniéndose a prueba, prevén que perdurará y se introducirán mejoras para hacerlo efectivo con respecto a todos los aspectos de la necesidad mundial.

En 2019, mediante la presentación [Sistema de Comercio Multilateral y Reforma de la OMC: Haciendo que la Globalización Sirva a la Sociedad](#), Joseph Stiglitz afirma que la reforma de la OMC para fortalecer el sistema multilateral basado en normas, requiere mantener como principio que el comercio no es un fin en sí mismo, sino un medio para alcanzar un fin, mejorando el bienestar de todos los ciudadanos del mundo.

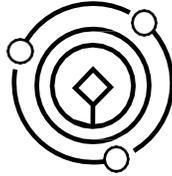
[El Grupo de Expertos de Alto Nivel sobre Inteligencia Artificial](#) (AI HLEG, por sus siglas en inglés) tiene como objetivo general apoyar la aplicación de la [Estrategia Europea sobre Inteligencia Artificial](#). El HLEG también ha publicado [las Directrices Éticas para una Inteligencia Artificial Confiable](#).

[La Alianza Europea para la Inteligencia Artificial](#) constituye un foro clave que participa en un debate amplio y abierto sobre todos los aspectos del desarrollo de la inteligencia artificial y sus repercusiones.

En mayo de 2019, [cuarenta y dos países aprobaron nuevos Principios de la OCDE sobre la Inteligencia Artificial](#), acordando mantener las normas internacionales que tienen por objeto garantizar que los sistemas de IA se diseñen de manera que sean sólidos, seguros, justos y dignos de confianza.

[El Observatorio Mundial de la Inteligencia Artificial de la OCDE](#) proporciona pruebas y orientación sobre la métrica, las políticas y las prácticas de la Inteligencia Artificial, facilitando el diálogo e intercambiando las mejores prácticas sobre las políticas de la Inteligencia Artificial.

[Los Principios de la OCDE sobre Inteligencia Artificial](#) complementan las normas vigentes de la OCDE en esferas como la privacidad, la gestión de los riesgos para la seguridad digital y la conducta empresarial responsable en el contexto de la IA. En el libro [La inteligencia artificial en la sociedad](#) de la OCDE se esboza un plan para aplicar los Principios en la práctica. La publicación de la OCDE [Inversión de Capital Privado en Inteligencia Artificial](#) muestra un aumento importante de las inversiones en empresas de IA. En 2020, darán a conocer el [Observatorio de Políticas de IA de la OCDE](#).



Appendix Preview

Appendix 1	Research Development	183
Appendix 2	Conferences	202
Appendix 3	Technical Performance	206
Appendix 4	Economy	
	4.1 Jobs	224
	4.2 Investment Activity	245
	4.3 Corporate Activity	251
Appendix 5	Education	252
Appendix 6	Autonomous Systems	263
Appendix 7	Public Perception	267
Appendix 8	Societal Considerations	271
Appendix 9	National Strategies and Global AI Vibrancy	278

Technical Appendix

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - Journal Publications: [AI Papers in All Publications](#)

Papers on Scopus

Source

Elsevier's [Scopus](#) database of scholarly publications, which has indexed more than 75 million documents. This data was compiled by [Elsevier](#). In depth methodology on paper

indexing, affiliations, geographic coverage, and titles can be found on the [Scopus Content Coverage Guide](#).

Methodology

Scopus tags its papers with keywords, publication dates, country affiliations, and several other bibliographic information.

The Elsevier AI Classifier leveraged the following features that were extracted from the Scopus records that were returned as a result of querying against the provided @800 AI search terms. Each record fed into the feature creation also maintained a list of each search term that hit for that particular record:

- hasAbs – Boolean value whether or not the record had an abstract text section in the record (e.g. some records are only title and optional keywords)
- coreCnt – number of core-scored search terms present for the record
- mediumCnt – number of medium-scored search terms present for the record
- lowCnt – number of low-scored search terms present for the record
- totalCnt – total number of search terms present for the record
- pcntCore – coreCnt/totalCnt
- pcntMedium – mediumCnt/totalCnt
- pcntLow – lowCnt/totalCnt
- totalWeight = 5*coreCnt + 3*mediumCnt + 1*lowCnt
- normWeight = if (has Abs) { totalWeight / (title.length + abstract.length) } else { totalWeight/title.length }
- hasASJC – Boolean value – does the record have an associated ASJC list
- isAiASJC – does ASJC list contain 1702
- isCompSciASJC does ASJC list contain a 17XXASJC code - ("1700", "1701", "1702", "1703", "1704", "1705", "1706", "1707", "1708", "1709", "1710", "1711", "1712")
- isCompSubj – Does the Scopus record have a ComputerScience subject code associated with it. This should track 1:1 to isCompSciASJC, but added in case they didn't.
- pcntCompSciASJC – percentage of ASJC codes for record that are from the CompSci ASJC code lis

Details on Elsevier's dataset defining AI, country affiliations, and AI sub-categories can be found in the 2018 AI Index Report Appendix.

Europe is defined as EU44.

Datasets

FWCI and FWDI sheets

[Published Papers: Citation Impact By Region](#)

FWCI and FWDI is Field-Weighted Citation (Download) Impact, a normalized score for citation/download impact - normalized for age of publication, subject area, and type

of publication. This is necessary, as number of citations is strongly influenced by these factors - e.g. reviews attract more citations than articles, older publications have more time to accrue citations and so on.



Return to Research & Development - Journal Publications: [AI Papers in All Publications](#)

WLD

WLD is global (WORLD) therefore the total number of all publications. Individual regions and/or countries do not add up to WLD as publications can be collaboratively

published in the US, China and Europe. This deduplication issue means that country counts generally don't add up to regional ones

Nuance

- The Scopus system is retroactively updated. As a result, the number of papers for a given query may increase over time.
- Members of the Elsevier team commented that data on papers published after 1995 would be most reliable, so we use 1996 as a starting year for Scopus data.

Nuances specific to AI publications by region

- Papers are double counted if they are tagged to multiple regions. This explains why top line numbers in a given year may not match last year's annual paper count.
- "Other" includes all other countries that have published AI paper(s) on Scopus.

Nuances specific to publications by topic

- The 2017 AI Index Report only showed AI papers within the CS category. In 2018 and 2019, all papers tagged as AI were included, regardless of whether they fell into the larger CS category.
- Elsevier has a subject category called 'AI', which is a subset of 'CS' - but this is relevant only for a subject category approach to defining AI papers. The methodology used for the report includes all papers, since increasingly not all AI papers fall into CS.

Nuances specific to methodology

- The entire data collection process was done by Elsevier internally — the AI Index was not involved in the keyword selection process or the counting of relevant papers.
- The boundaries of AI are difficult to establish, in part because of the rapidly increasing applications in many fields, such as speech recognition, computer vision, robotics, cybersecurity, bioinformatics, and healthcare. But limits are also difficult to define because of AI's methodological dependency on many areas such as logic, probability and statistics, optimization, photogrammetry, neuroscience, and game theory — to name a few. Given the community's interest in AI bibliometrics, we believe it would be valuable if groups producing these studies would strive for a level of transparency in their methods which supported reproducibility of results, in particular on different underlying bibliographic databases.

Documentation

Methodological documentation may be downloaded [here](#).

AI Training Set

The training set of ~1,500 publications to define the AI field. The set is only the EID (the Scopus identifier of the underlying publications). Publications can be searched and downloaded either from Scopus directly or via the API.

The Elsevier Developer API (<https://dev.elsevier.com>) provides more details on the different endpoints available. API keys are available through the developers portal.



Elsevier Appendix Graphs

Share of AI Publications by Conference and Articles (%), World

Source: Scopus, 2019.

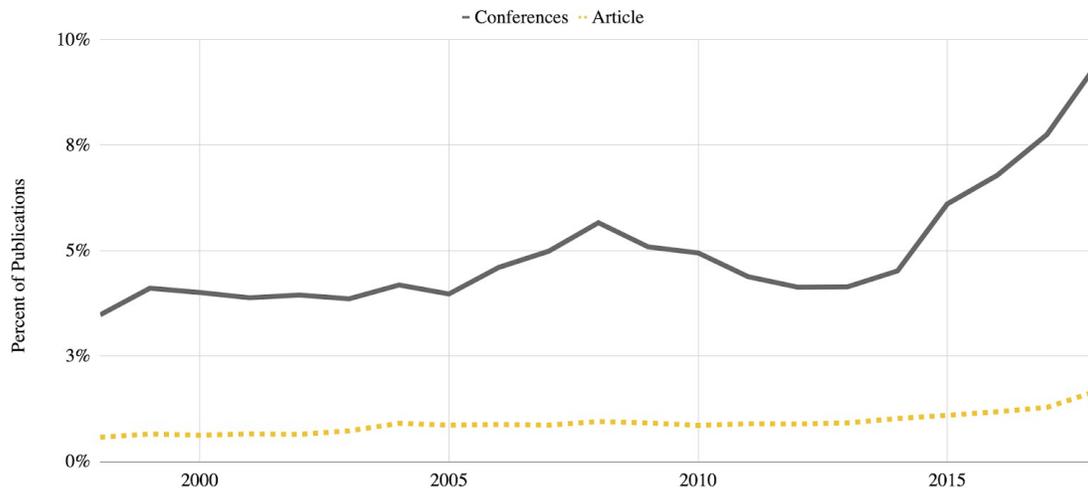


Fig. A1.1a

Share of AI Publications

Source: Scopus, 2019.

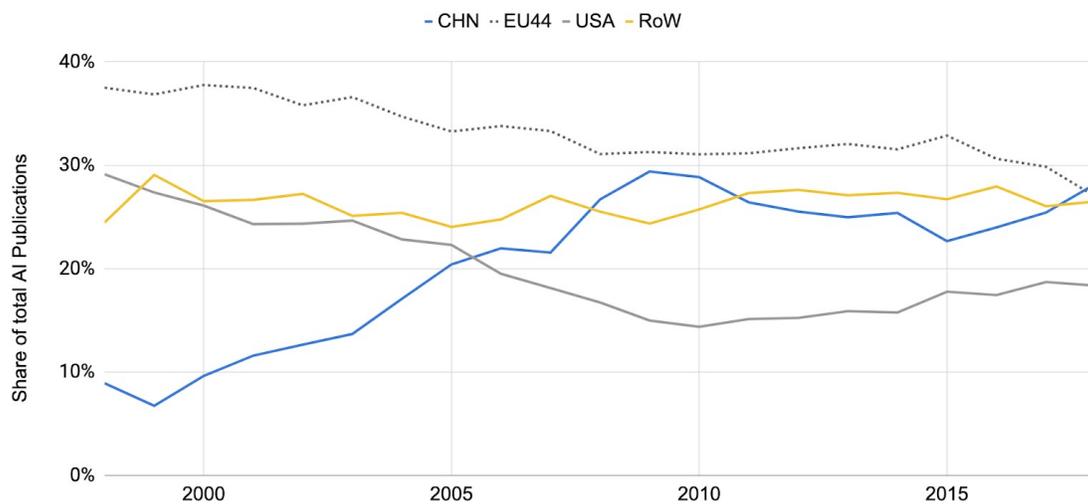


Fig. A1.1b



Return to Research & Development - Journal Publications: Published Papers: Institutional Affiliation

Institutional Affiliation, Growth

Growth in AI papers by institutional affiliation, China (1998-2018)

Source: Elsevier, 2019.

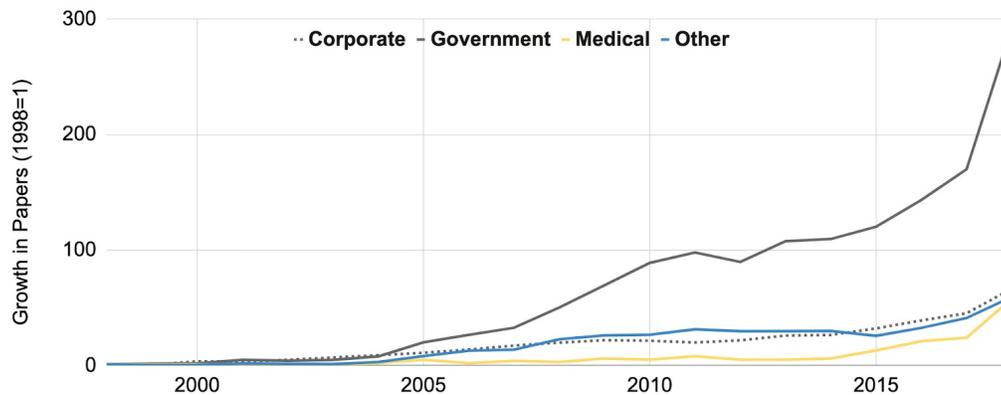


Fig. A1.2a

Growth in AI papers by institutional affiliation, USA (1998-2018)

Source: Elsevier, 2019.

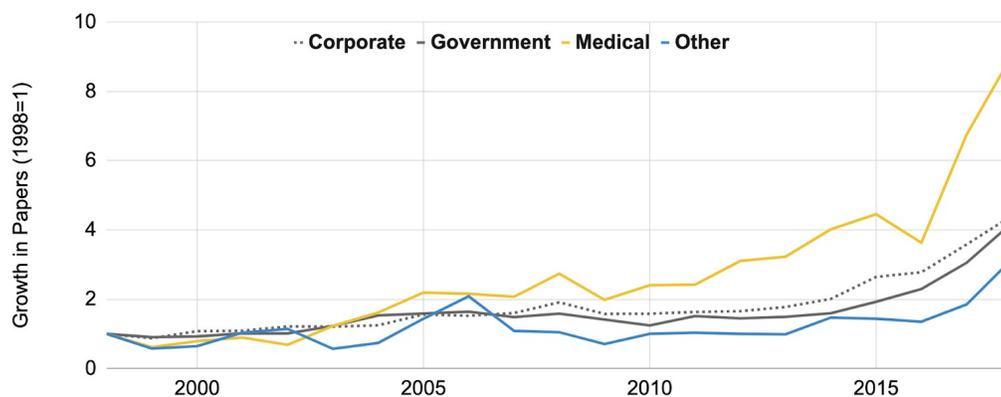


Fig. A1.2b

Growth in AI papers by institutional affiliation, EU44 (1998-2018)

Source: Elsevier, 2019.

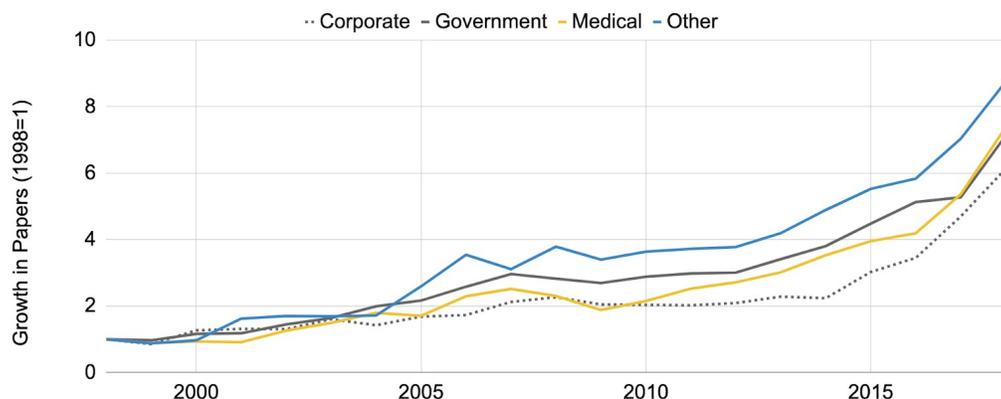


Fig. A1.2b



Return to Research & Development - Journal Publications:
[Published Papers: Institutional Affiliation](#)

**Comparative View of Growth in AI Papers by Regions,
 Corporate and Government affiliated**

Growth in corporate-affiliated AI papers (2010—2018)

Source: Elsevier, 2019.

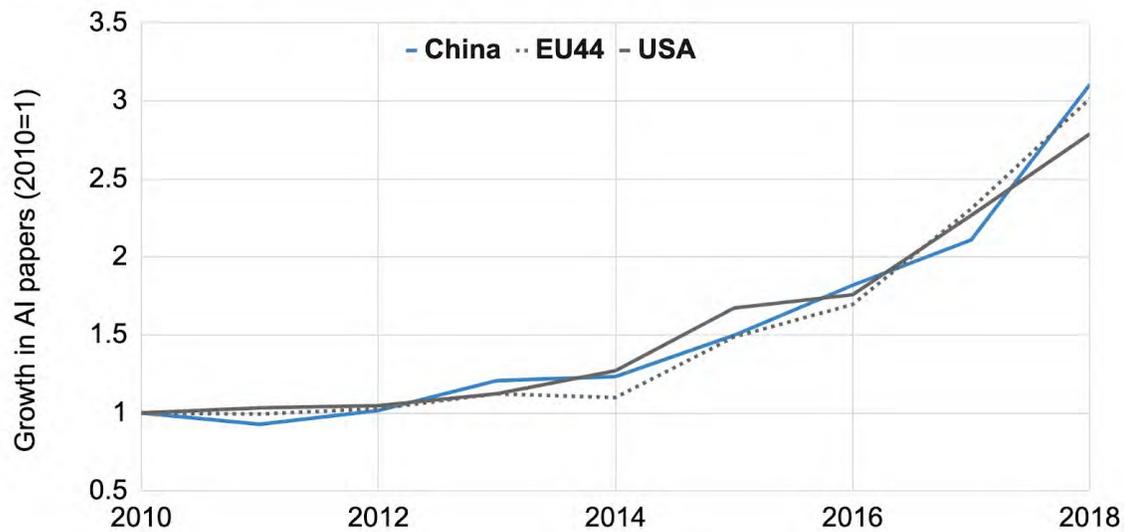


Fig. A1.3a

Growth in government-affiliated AI papers (2010—2018)

Source: Elsevier, 2019.

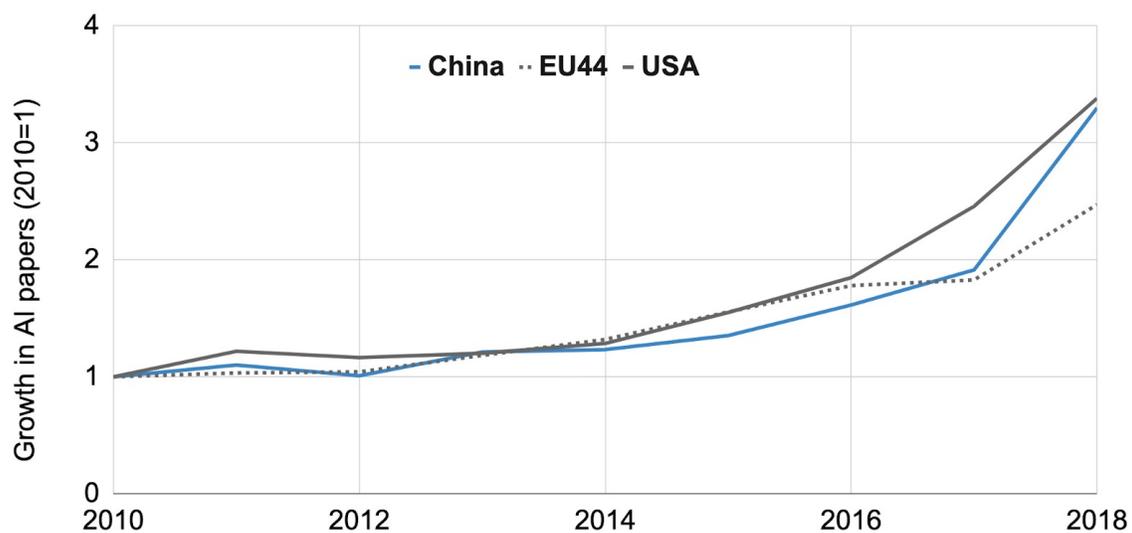


Fig. A1.3b



Return to Research & Development - Journal Publications
[Published Papers: Citation Impact By Region](#)

Field-Weighted Download Impact

Field-Weighted Download Impact of AI authors by region, (1998-2018)

Source: Elsevier, 2019.

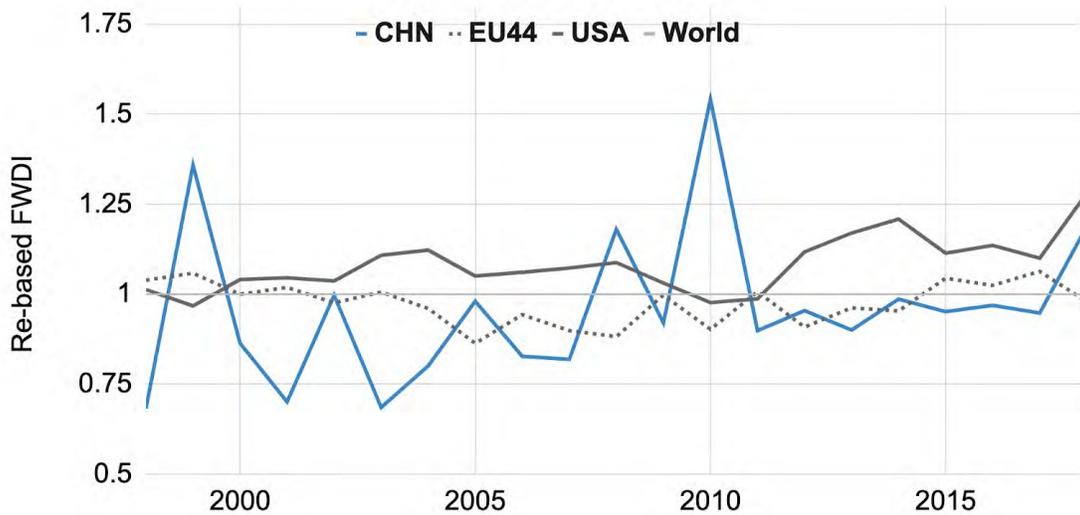


Fig. A1.4

Scholarly AI Output for list of countries, 2014-18

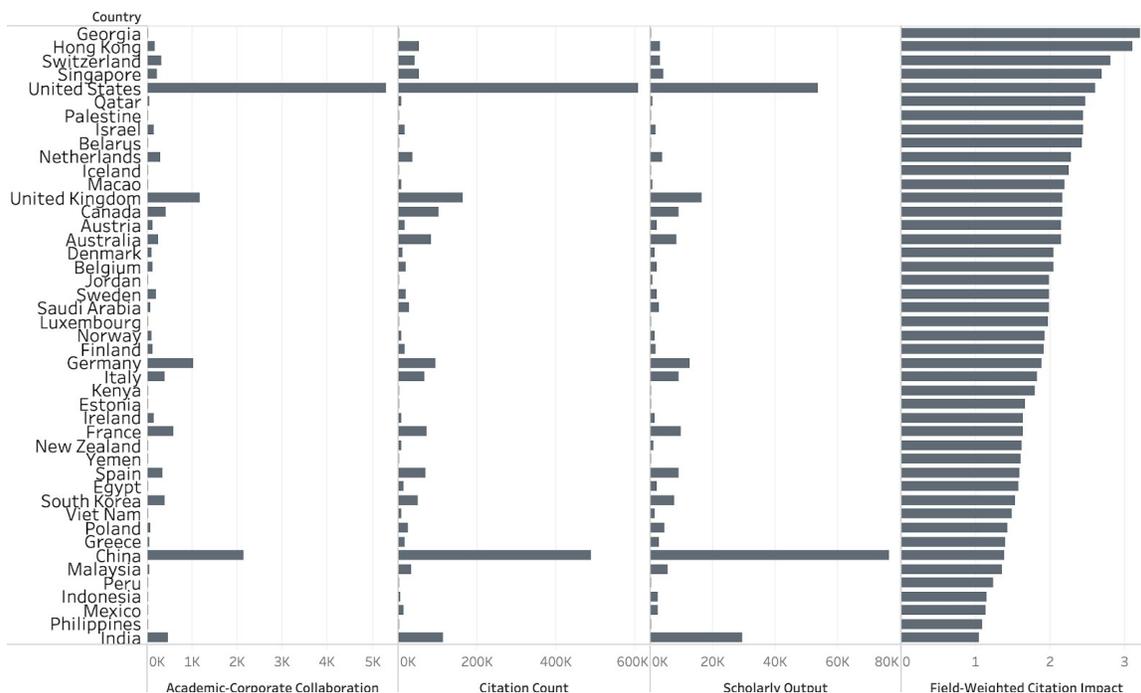


Fig. A1.5

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - [arXiv](#)

Papers on arXiv

Source

arXiv.org is an online archive of research articles in the fields of physics, mathematics, computer science, quantitative biology, quantitative finance, statistics, electrical

engineering and systems science, and economics. arXiv is owned and operated by Cornell University. See more information on [arXiv.org](#).

arXiv Methodology

Raw data for our analysis was provided by representatives at arXiv.org. The keywords we selected, and their respective categories, are below:

Artificial intelligence (cs.AI)
Computation and language (cs.CL)
Computer vision and pattern recognition (cs.CV)
Machine learning (cs.LG)
Neural and evolutionary computing (cs.NE)
Robotics (cs.RO)
Machine learning in stats (stats.ML)

For most categories, arXiv provided data years 1999 — 2018. For our analysis, we decided to start at the year 2010 in order to include *Machine Learning in Stats*, which did not exist on arXiv prior.

To see other categories' submission rates on arXiv, see arXiv.org's [submission statistics](#).

Nuance

- Categories are self-identified by authors — those shown are selected as the “primary” category. Thus there is not one automated categorization process. Additionally, the *Artificial intelligence* or *Machine learning* categories may be categorized by other subfields / keywords.
- arXiv team members have shared that participation on arXiv can breed more participation — meaning that an increase in a subcategory on arXiv could drive over-indexed participation by certain communities.
- Growth of papers on arXiv does not reflect actual growth of papers on that topic. Some growth can be attributed to arXiv.org's efforts to increase their paper count, or to the increasing importance of dissemination by AI communities.

AI Index-arXiv full paper search engine

Source

ArXiv papers were filtered by category tags presented in arXiv. Analysis of the arXiv papers was broken into several

tasks: Task and sub-task classification, ethics and fairness topic evaluation, and institution/country affiliation.

Methodology

Data Integration

A data pipeline was developed to extract keywords and metrics on Apache Beam. Data is stored in Google Cloud

Platform, across an Elasticsearch instance, Google Cloud Storage, and Google BigQuery.

Task and sub-task classification

For task and sub-task classification, we use regex keyword search within the parent class.

Ethics and Fairness Topic Evaluation

A named entity recognition model was trained for ethics and fairness topic evaluation with keywords derived from word2vec. Papers containing ethics entities were identified

with a deep bidirectional transformer (BERT) and trained for binary classification.

Institution/country Affiliation

For institution affiliation, a named entity recognition model was trained to filter the output by key terms. After extracting the institution affiliation, a lookup table of global university country codes was used to extract

country affiliation. For institutional affiliation outside of academia, regex phrase matching was used on prominent AI technology company contributors.

Return to Research & Development - [Microsoft Academic Graph](#)

Microsoft Academic Graph (MAG) Data and Methodology

Source

The Microsoft Academic Graph is a heterogeneous graph containing scientific publication records, citation relationships between those publications, as well as authors,

institutions, journals, conferences, and fields of study. This graph is used to power experiences in Bing, Cortana, Word, and in Microsoft Academic. The graph is currently being updated on a weekly basis. Learn more about MAG [here](#).

Methodology

MAG Data Attributions

Each paper is counted exactly once. When a paper has multiple authors/countries, the credit is equally distributed to the unique countries. For example, if a paper has

two authors from the US, one from China and one from the UK, then the US, UK, and China get 1/3 each.

Metric

Total number of published papers

Datasets

Combined dataset: [OutAiPaperCountByYearDocType](#)

Qualitymetrics Data

Metric

Number of citation counts

Datasets

Combined dataset: [OutAiPaperCitationCountryPairByYearDocType](#)

Definition

The citation and reference count represents the number of respective metrics for AI papers collected from ALL papers. For example, in “OutAiPaperCitationCountryPairByYearConf.csv”, a row

“China, United States, 2016, 14955” means that the China’s conference AI papers published in 2016 received 14955 citations from (all) US papers indexed by MAG.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - [Microsoft Academic Graph](#)

Curating the MAG Dataset and References

Generally speaking, the robots sit on top of a Bing crawler to read everything from the web and have access to the entire web index. As a result, MAG is able to program the robots to conduct more web searches than a typical human can do. This is really helpful in disambiguating entities with same names. For example, for authors, MAG get to additionally use all the CVs and institutional homepages on the web as signals to recognize and verify claims (see [1] and [2] for some details). MAG has found this approach much better than the results of the best of the KDD Cup 2013 competition [3] that use only data from within all publication records and ORCIDs.

1<https://www.microsoft.com/en-us/research/project/academic/articles/microsoft-academic-uses-knowledge-address-problem-conflation-disambiguation/>

2<https://www.microsoft.com/en-us/research/project/academic/articles/machine-verification-paper-author-claims/>

3<https://www.kaggle.com/c/kdd-cup-2013-author-paper-identification-challenge>

The statistics of all CS papers can be found at <https://academic.microsoft.com/publications/41008148> and one can further navigate the fields of study hierarchy to see the historical publication volume for any subfields.

Similarly, the page <https://preview.academic.microsoft.com/institutions> puts all institutions on a map. However, it appears a bug at the website is preventing the map from showing up consistently. Nevertheless, MAG can provide you with the raw data for you to create your own visualization art work. MAG tracks author locations through their affiliations.

MAG can define what AI means for specific case. MAG's current ontology, generated partly by machine and defined by humans in the top 3 layers, treats major AI applications such as computer vision, speech recognition and natural language processing as “sibling” fields rather than subfields of AI. It is possible to further develop customized scripts to include or exclude publications/patents in areas that are appropriate for different use cases.

Readers can refer to the “A Century of Science” paper for extracting data on citation and reference between countries.

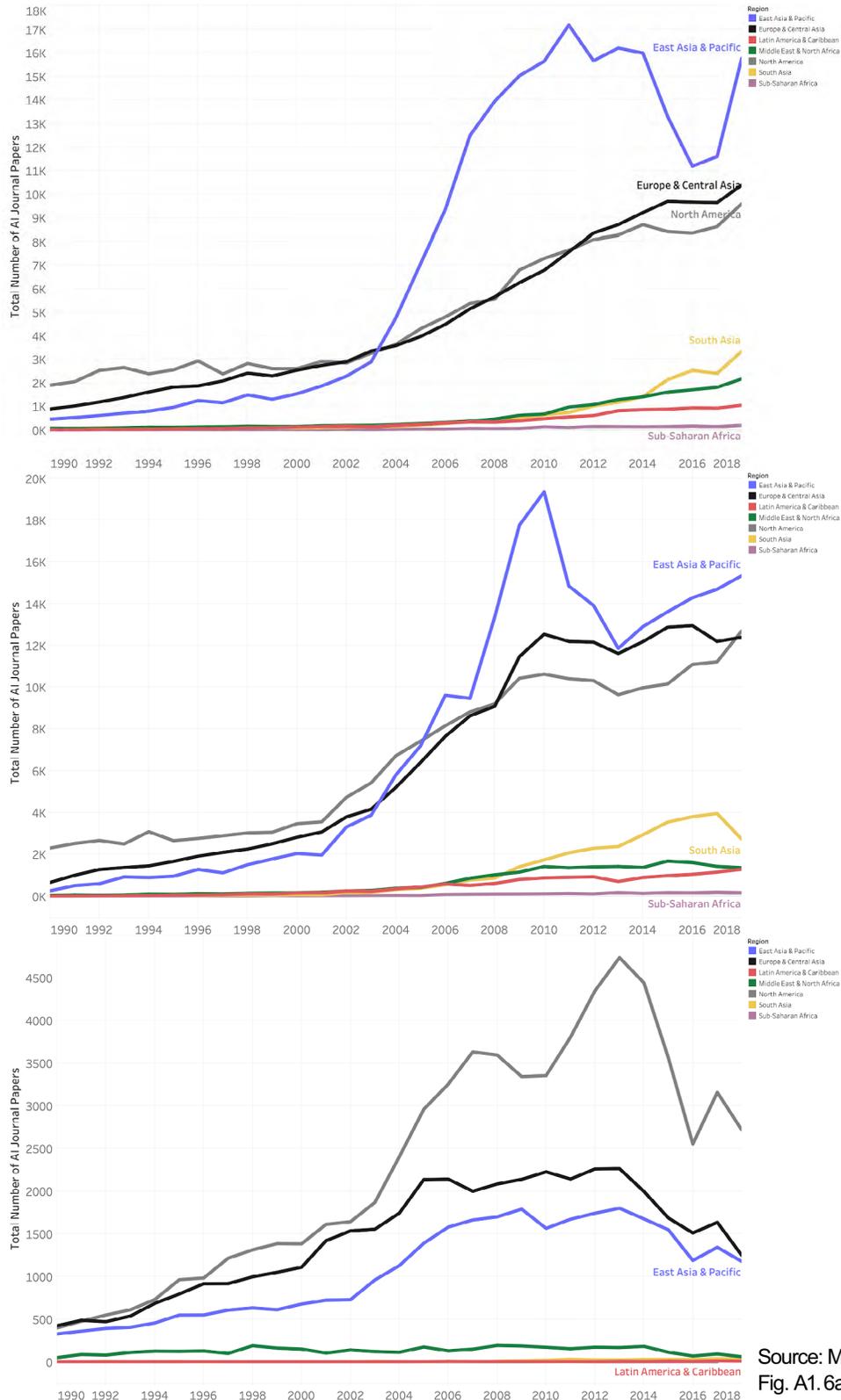
Dong, Y., Ma, H., Shen, Z., & Wang, K. (2017). [A Century of Science: Globalization of Scientific Collaborations, Citations, and Innovations](#). In *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining* (pp. 1437–1446). <https://arxiv.org/pdf/1704.05150.pdf>

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - [Microsoft Academic Graph](#)

Volumetrics: Total Count of AI Papers (Journal, Conference, Patents) by region, 1990-2019



Source: MAG, 2019.
Fig. A1.6a, b, & c.

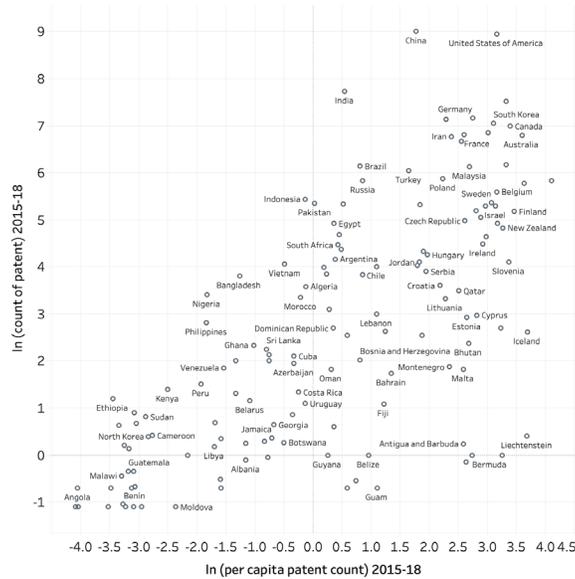
Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

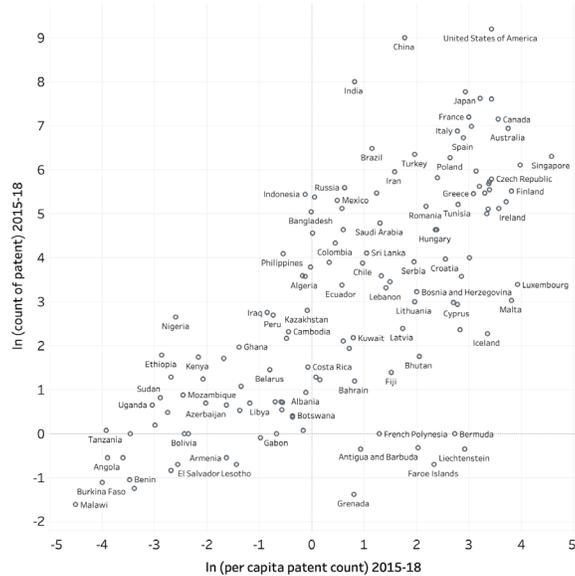
Return to Research & Development - [Microsoft Academic Graph](#)

Total Publications against Per capita Publication, 2015-18

Journals
Source: MAG 2019



Conferences
Source: MAG 2019



Patents
Source: MAG 2019

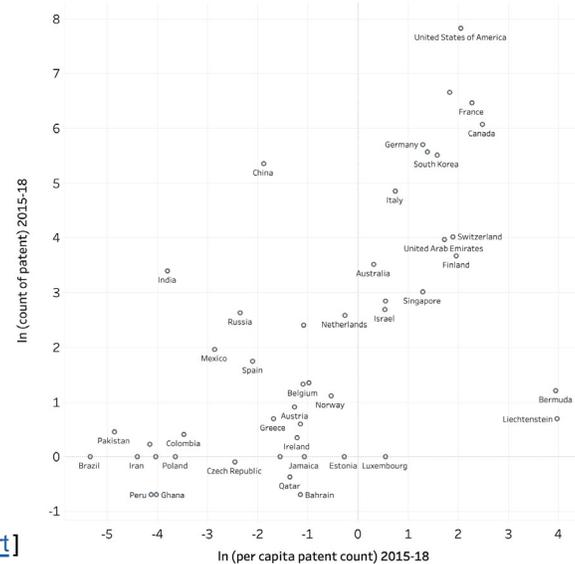
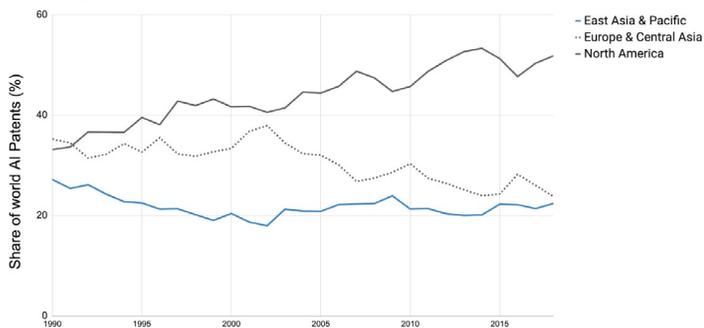


Fig. A1. 7a, b, & c.

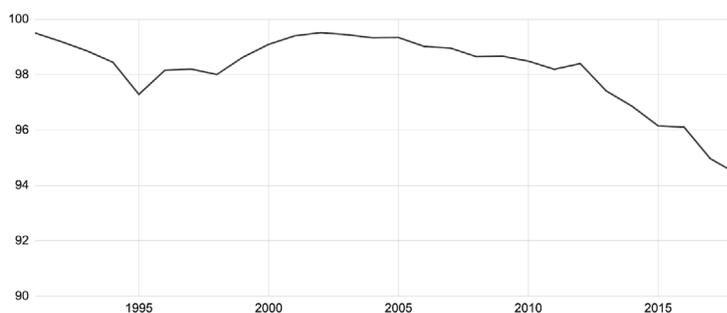
Regional Trends in AI Patents

Global Trends in AI Patents, 1990-2018

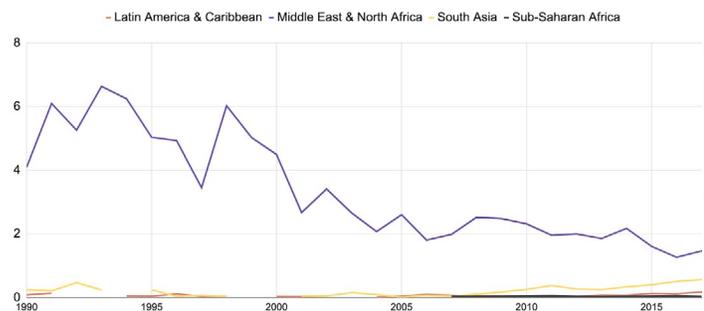
Patent Volume, share of global (%)
 Source: MAG, 2019.



High Income Countries remain on top of world patents, share of total AI Patents (%)
 Source: MAG, 2019.



Patent Volume, share of global (%)
 Source: MAG, 2019.



Developing countries slowly rising but still small share of total AI Patents
 Source: MAG, 2019.

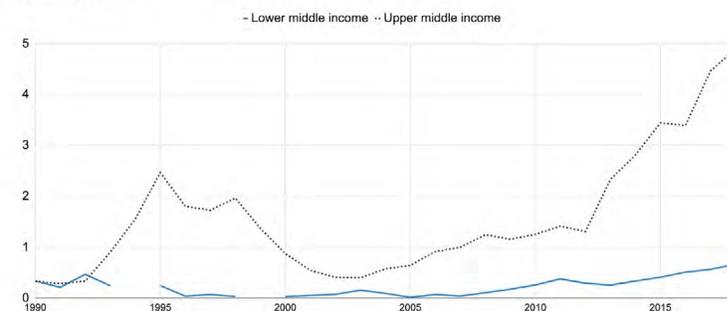


Fig. A1.8a, b, c, & d.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development

Published Papers: AI Conference Sectors

Number of AI papers in Computer Science, Conference Papers

Source: MAG, 2019.

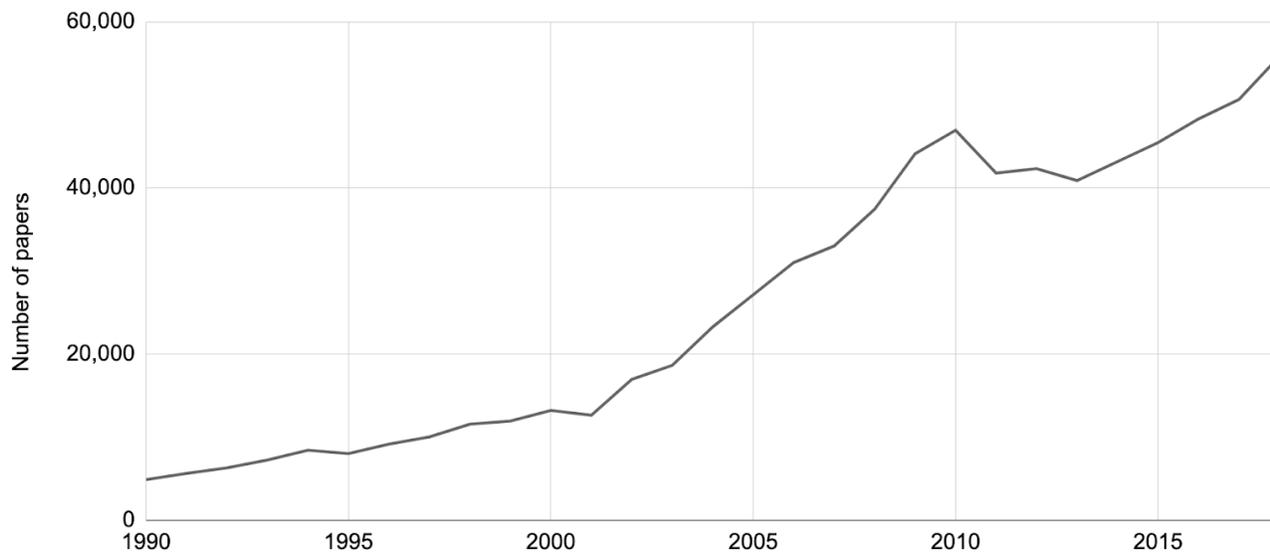


Fig. A1. 9a.

AI Papers in Engineering and Mathematics

- Engineering ·· Mathematics

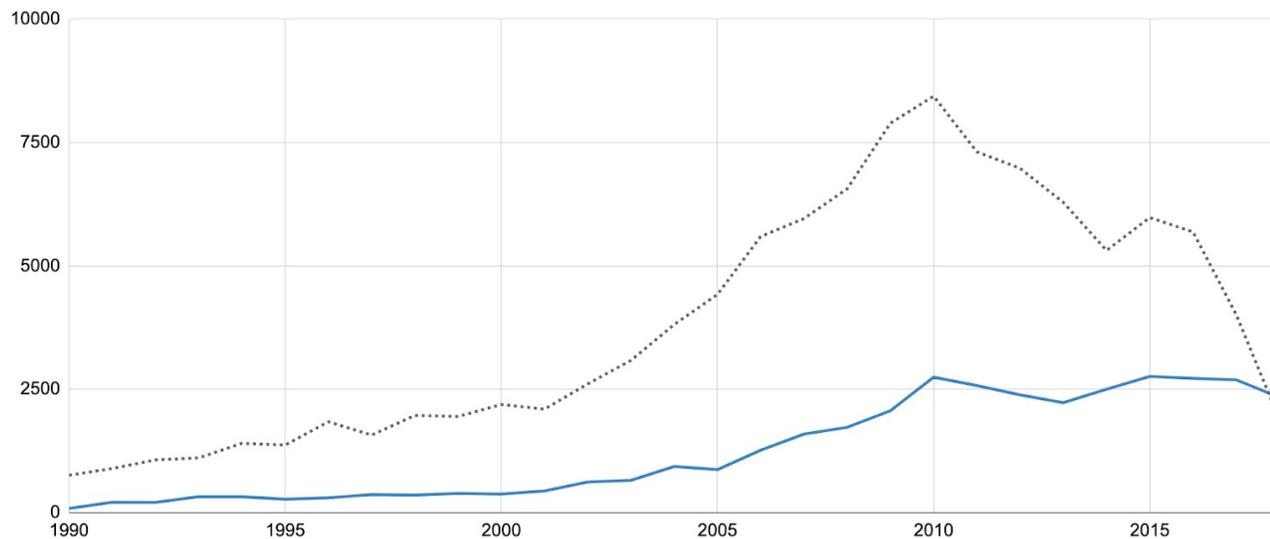


Fig. A1. 9b.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - [arXiv Deep Learning](#)

NESTA Data and Methodology

Source

Details can be found in the following publication:
[Deep learning, deep change? Mapping the development of the Artificial Intelligence General Purpose Technology.](#)

Methodology

Deep Learning papers were identified through a topic modelling analysis of the abstracts of arXiv papers in

the Computer Science and Statistics: Machine Learning category.

Access Data

GitHub repo with the code and data for the regional / national analysis using arXiv data.
https://github.com/Juan-Mateos/ai_index_data

The output_data contains tables with DL paper counts and revealed comparative advantage indices by year and split by pre-post 2012. Analysts can change the parameters at the top to generate similar tables by country or modifying the citation thresholds and watershed years.

Total number of Deep Learning Papers and Per capita measures for all countries, 2018

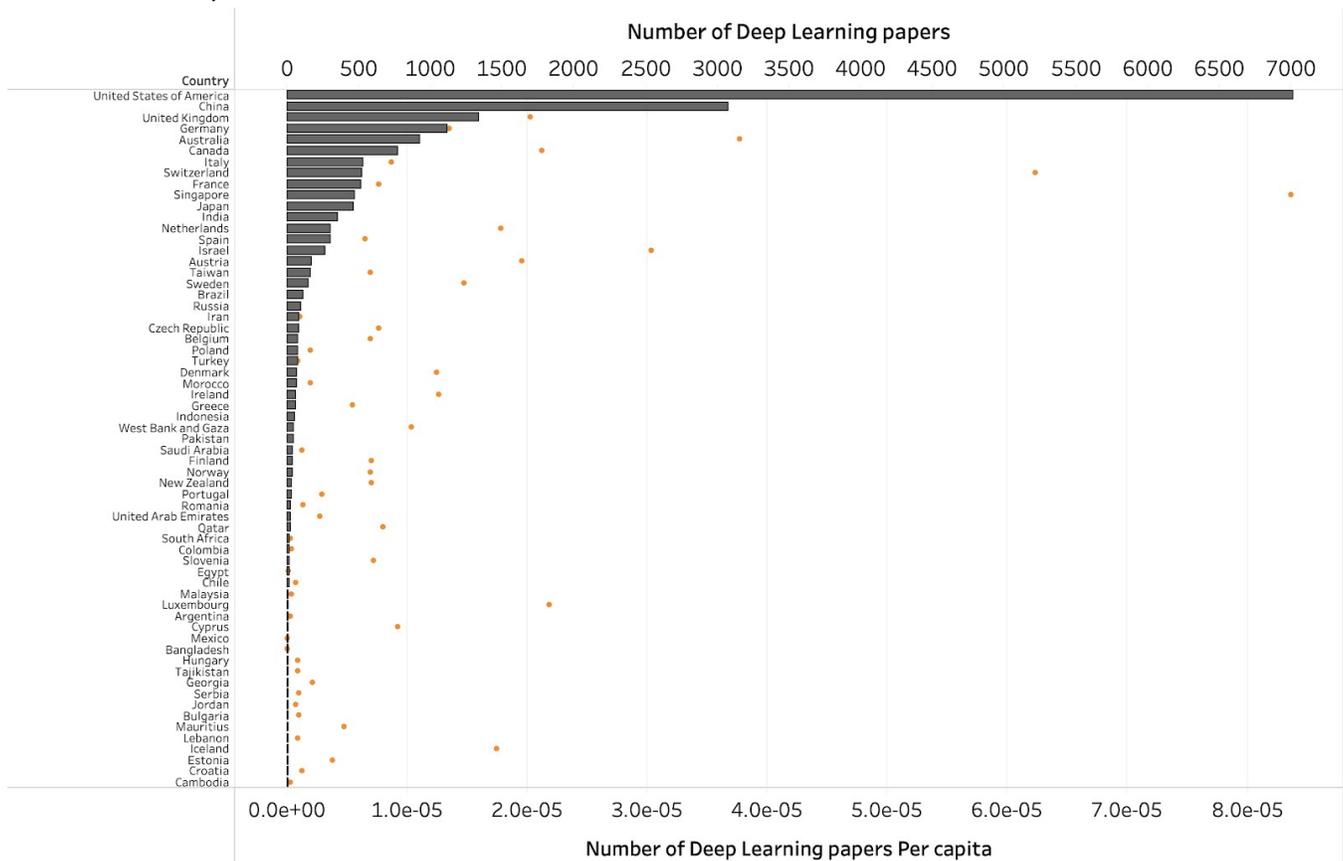


Fig. A1. 10.

Scatter Plot of Total Number of Deep Learning Papers and Per capita Deep Learning papers on arXiv, 2015-18

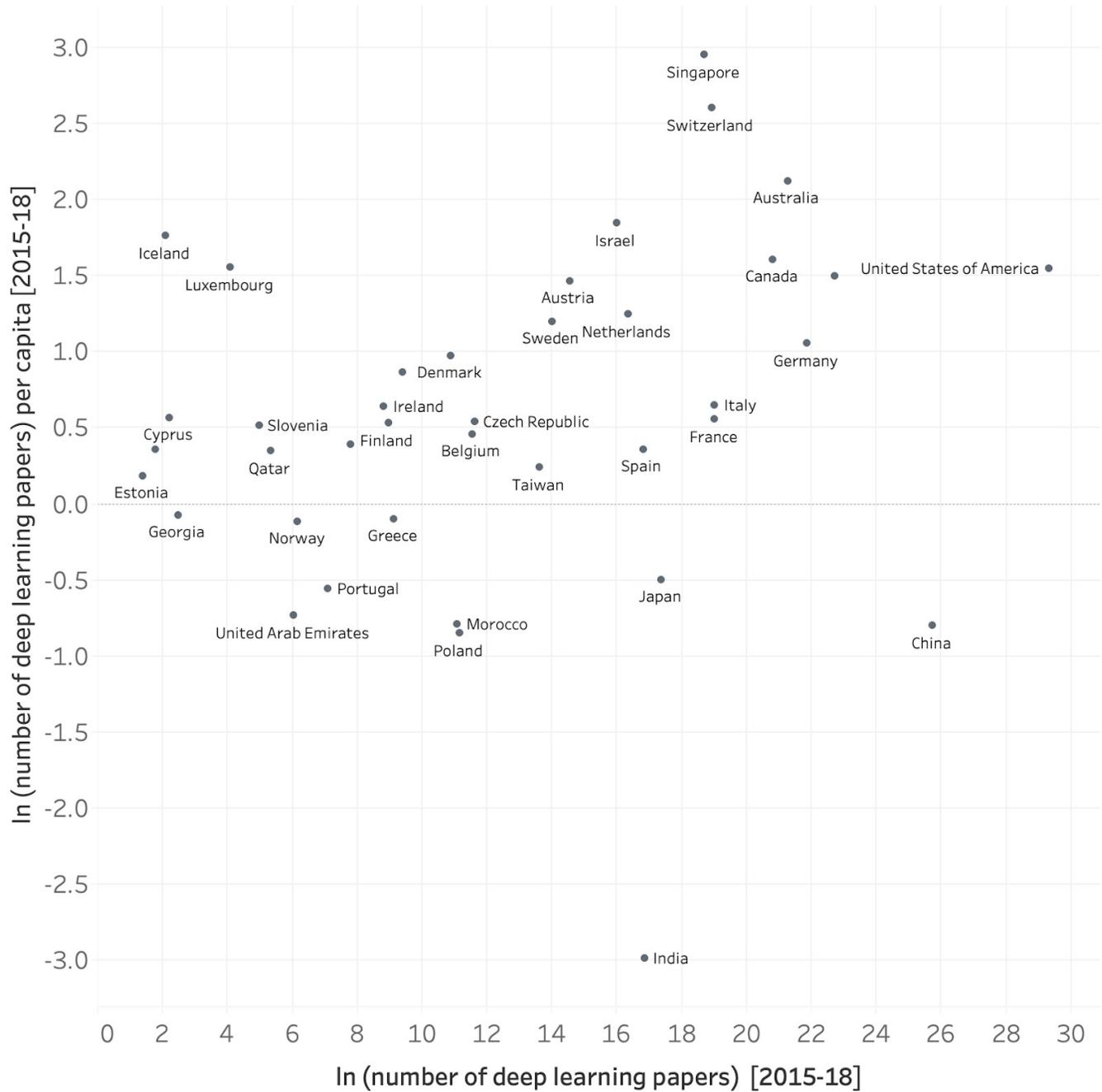


Fig. A1. 11.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - [Github Stars](#)

Github Stars

Source

We used the [Github archive](#) stored on [Google BigQuery](#).

Methodology

The visual in the report shows the number of stars for various GitHub repositories over time. The repositories include:

apache/incubator-mxnet, BVLC/cafe, cafe2/cafe2, dmlc/mxnet, fchollet/keras, Microsoft/CNTK, pytorch/pytorch, scikit-learn/scikit-learn, tensorflow/tensorflow, Theano/Theano, Torch/Torch7

GitHub archive data is stored on Google BigQuery. We interfaced with Google BigQuery to count the number of "WatchEvents" for each repository of interest. A sample of code for collecting the data over the course of 2016 is to the right:

```
SELECT
    project,
    YEAR(star_date) as yearly,
    MONTH(star_date) as monthly,
    SUM(daily_stars) as monthly_stars
FROM (
SELECT
    repo.name as project,
    DATE(created_at) as star_date,
    COUNT(*) as daily_stars
FROM
    TABLE_DATE_RANGE(
        [githubarchive:day.],
        TIMESTAMP("20160101"),
        TIMESTAMP("20161231"))
WHERE
    repo.name IN (
        "tensorflow/tensorflow",
        "fchollet/keras",
        "apache/incubator-mxnet",
        "scikit-learn/scikit-learn",
        "cafe2/cafe2", "pytorch/pytorch",
        "Microsoft/CNTK", "Theano/Theano",
        "dmlc/mxnet", "BVLC/cafe")
    AND type = 'WatchEvent'
GROUP BY project, star_date
)
GROUP BY project, yearly, monthly
ORDER BY project, yearly, monthly
```

Nuance

The GitHub Archive currently does not provide a way to count when users remove a Star from a repository. Therefore, the data reported slightly overestimates the count of Stars. Comparison with the actual number of Stars for the repositories on GitHub shows that the numbers are fairly close and the trends remain unchanged.

There are other ways to retrieve GitHub Star data. The [star-history tool](#) was used to spot-check our results.

While Forks of GitHub project are also interesting to investigate, we found that the trends of repository Stars and Forks were almost identical.

Women in AI

Source

The data is based on NESTA paper titled [Gender Diversity in AI Research](#).

Methodology

The analysis relies on several data collection and processing steps that are described below and can be inspected on GitHub. All papers are extracted from arXiv using the API, yielding 1,372,350 papers (after cleaning) which we used in the analysis. Based on strategy described by Klinger, et al. (2018), information from the arXiv corpus was matched with MAG .87 per cent of the arXiv preprints were matched with MAG. Authors' geolocation was determined by looking up their institution in Google Places API, a commercial cloud service that provides names, addresses, and other information for over 150 million places. 93 per cent of the 8,351 affiliations were successfully geocoded.

Gender API, the biggest platform on the internet to determine gender by a first name, a full name or an email address was used for inferring gender from names. This database contains 1,877,874 validated names from 178 different countries. The inference of the gender from author names in corpus follows this approach:

- Query the Gender API with full names. The last name is used to improve results on gender-neutral names.
- Exclude results where the first name field contained only an initial
- Remove results with less than 80 per cent accuracy
- Remove any papers where gender cannot be determined for more than 50 per cent of the authors

Following this procedure, about 480K of the roughly 772K author names in arXiv were labelled. As with all other inference systems, Gender API has limitations. It may underestimate the number of female names and its performance degrades with Asian and especially

South-East Asian names. Moreover, it assumes that gender identity is both a fixed and binary concept. We acknowledge that this limitation restricts the scope of our analysis to binary genders, and will account for identities beyond binary in future analyses.

The approach was implemented in the following way: first, text was lowercased and tokenised, stop words, punctuation and numeric characters were removed from all of the abstracts. Then bigrams and trigrams were created. Then, two models were applied to the data:

- Word2Vec with the Continuous Bag-of-Words (CBOW) architecture
- Term frequency, Inverse document frequency (TF-IDF)

Lastly, the pretrained word2vec is queried for AI related terms to extract a list of similar tokens, the most common and rare ones are filtered using their inverse document frequency (IDF) and the paper abstracts are searched search for the rest. More details can be found in the [Methodology Paper](#).

Artificial Intelligence Index Report 2019

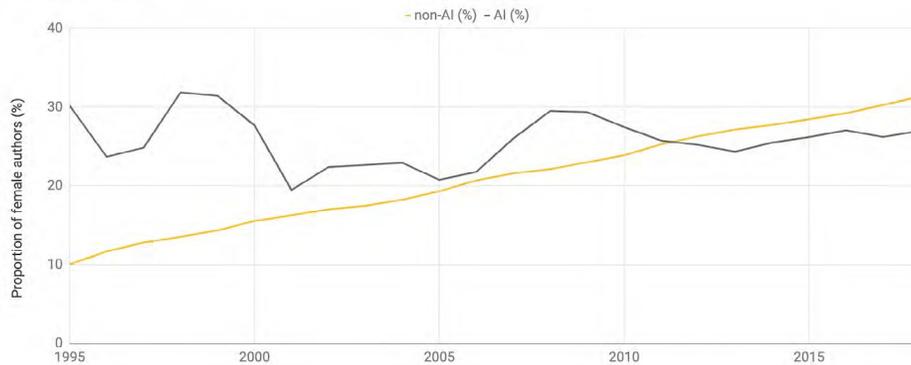
Technical Appendix 1- Research & Development

Return to Research & Development - [Women in AI](#)

Proportion of Female AI authors, Netherlands,US, and Japan, 1995-2018

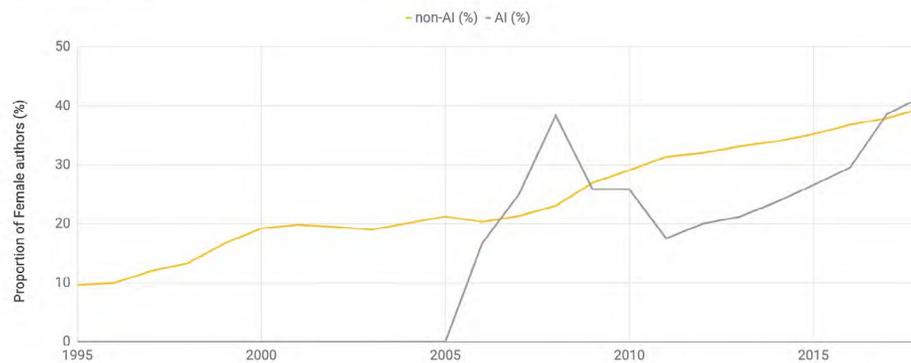
Proportion of Female AI Authors, USA, 1995-2018

Source: NESTA, 2019.



Proportion of Female AI Authors, Netherlands, 1995-2018

Source: NESTA, 2019.



Proportion of Female AI authors, Japan, 1995-2018

Source: NESTA, 2019.

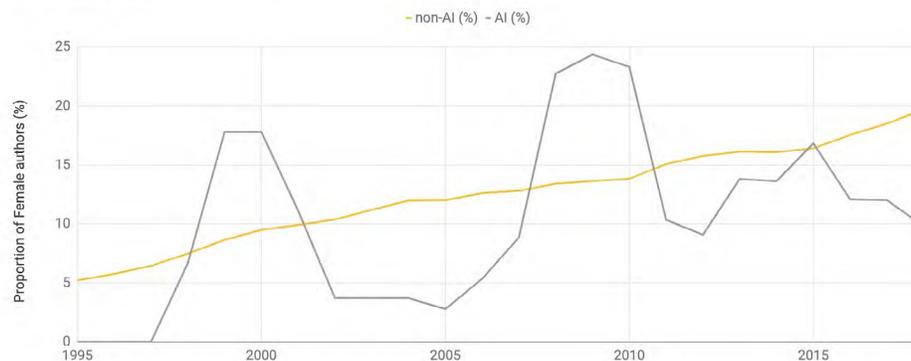


Fig. A1. 12a, b, & c.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 2 - Conferences

Return to Conferences - [Participation](#)

Conference Participation

Source

Conference attendance data was collected directly from conference / organization representatives. Data was collected from the following conferences:

AAAI — Association for the Advancement of Artificial Intelligence
AAMAS — International Conference on Autonomous Agents and Multiagent Systems
AI4ALL
ACL — Association for Computational Linguistics
CVPR — Conference on Computer Vision and Pattern Recognition
ICAPS — International Conference on Automated Planning and Scheduling

ICLR — International Conference on Learning Representations
ICML — International Conference on Machine Learning
ICRA — International Conference on Robotics and Automation
IJCAI — International Joint Conferences on Artificial Intelligence
KR — International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning
NeurIPS — Conference on Neural Information Processing Systems
UAI — Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence
WiML — Women in Machine Learning workshop

Methodology

We defined large conferences as those with 2,000 or more attendees in 2018, and small conferences as those with fewer than 2,000 attendees in 2018. Conferences selected are those that lead in AI research and were also able to supply yearly attendance data.

AI4ALL and WiML were selected for their progress on AI inclusion and their availability of data. We look forward to adding more organizations / conferences that cater to underrepresented groups in future reports.

[AI4ALL Open Learning](#) was launched with 8 educational partners across the US who are using the curriculum in their classrooms and clubs, including Girl Scouts of North-east Texas, National Society of Black Engineers Bay Area, and the Stockton Unified School District, among others. The program is slated to reach over 750 high school students through our education partners and other students using the platform by the end of 2019.

Nuance

Nuances specific to conferences

- Some conference organizers were only able to provide estimates of attendance — we have accepted estimates as accurate.
- Some conferences do not run annually, and some have skipped years.
- Several conference organizers have let us know that because conference venues are determined over a year in advance, the supply of spots are often limited. Therefore, the number of conference attendees doesn't necessarily reflect demand.

Nuances specific to AI4ALL / WiML

- It is important to note that several other formal and informal programs exist to support inclusivity in AI.
- Participation does not necessarily indicate progress in increasing the number of women and underrepresented groups in the field.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 2 - Conferences

Return to Conferences - [AAAI Papers Statistics](#)

AAAI papers Statistics

Source

The Association for the Advancement of Artificial Intelligence (AAAI) hosts conferences every year, including the annual “AAAI conference”. Raw data on 2019 AAAI paper

submissions / acceptances by country was provided by AAAI representatives. Learn more about the [AAAI conferences](#).

Methodology

We collected data on AAAI submissions / acceptance by country from the AAAI team. AAAI was the only conference where we were able to obtain this level of

detail. The AI Index hopes to include equivalent data for other conferences in future reports.

Nuance

- Countries included in this analysis are those that submitted 10 or more papers to the AAAI conference.
- This data is from the 2019 conference. The landscape of submitted / accepted papers may look different for other years.
- Acceptance is largely limited due to space constraints.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 2 - Conferences

Return to Conferences - [Ethics at AI Conferences](#)

Ethics at AI Conference

Source

Prates, Marcel, Pedro Avelar, Luis C. Lamb. 2018. [On Quantifying and Understanding the Role of Ethics in AI Research: A Historical Account of Flagship Conferences and Journals](#). 21 Sep 2018.

Methodology

The percent of keywords has a straightforward interpretation: for each category (classical / trending / ethics) the number of papers for which the title (or abstract, in the case of the AAAI and NIPS figures) contains at least one keyword match. The percentages do not necessarily add up to 100% (i.e. classical / trending / ethics are not mutually exclusive). One can have a paper with matches on all three categories.

To achieve a measure of how much Ethics in AI is discussed, ethics-related terms are searched for in the titles of papers in flagship AI, machine learning and robotics conferences and journals.

The **ethics keywords** used were the following: **Accountability, Accountable, Employment, Ethic, Ethical, Ethics, Fool, Fooled, Fooling, Humane, Humanity, Law, Machine bias, Moral, Morality, Privacy, Racism, Racist, Responsibility, Rights, Secure, Security, Sentience, Sentient, Society, Sustainability, Unemployment and Workforce.**

The classical and trending keyword sets were compiled from the areas in the most cited book on AI by Russell and Norvig [2012] and from curating terms from the keywords that appeared most frequently in paper titles over time in the venues.

The keywords chosen for the **classical keywords** category were:

Cognition, Cognitive, Constraint satisfaction, Game theoretic, Game theory, Heuristic search, Knowledge representation, Learning, Logic, Logical, Multiagent, Natural language, Optimization, Perception, Planning, Problem solving, Reasoning, Robot, Robotics, Robots, Scheduling, Uncertainty and Vision.

The curated **trending keywords** were:

Autonomous, Boltzmann machine, Convolutional networks, Deep learning, Deep networks, Long short term memory, Machine learning, Mapping, Navigation, Neural, Neural network, Reinforcement learning, Representation learning, Robotics, Self driving, Self-driving, Sensing, Slam, Supervised/Unsupervised learning and Unmanned.

The terms searched for were based on the issues exposed and identified in papers below, and also on the topics called for discussion in the First AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society.

J. Bossmann. Top 9 ethical issues in artificial intelligence. 2016. World Economic Forum - <https://www.weforum.org/agenda/2016/10/top-10-ethical-issues-in-artificialintelligence/>[Online; 21-Oct-2016].

Emanuelle Burton, Judy Goldsmith, Sven Koenig, Benjamin Kuipers, Nicholas Mattei, and Toby Walsh. Ethical considerations in artificial intelligence courses. *AI Magazine*, 38(2):22–34, 2017.

The Royal Society Working Group, P.Donnely, R. Brownsword, Z. Gharamani, N. Griffiths, D. Hassabis, S. Hauert, H. Hauser, N. Jennings, N. Lawrence, S. Olhede, M. du Sautoy, Y.W.Teh, J. Thornton, C. Craig, N. McCarthy, J. Montgomery, T.Hughes, F.Fourniol, S.Odell, W. Kay, T.McBride, N. Green, B. Gordon, A. Berditchevskaia, A. Dearman, C. Dyer, F.McLaughlin, M. Lynch, G. Richardson, C. Williams, and T.Simpson. Machine learning: the power and promise of computers that learn by example. The Royal Society, 2017.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 2 - Conferences

Return to Conferences - [Ethics at AI Conferences](#)

Conference and Public Venue - Sample

The AI group contains papers from the main Artificial Intelligence and Machine Learning conferences such as AAAI, IJCAI, ICML, NIPS and also from both the Artificial Intelligence Journal and the Journal of Artificial Intelligence Research (JAIR).

The Robotics group contain papers published in the IEEE Transactions on Robotics and Automation (now known as IEEE Transactions on Robotics), ICRA and IROS.

The CS group contains papers published in the mainstream Computer Science venues such as the Communications of the ACM, IEEE Computer, ACM Computing Surveys and the ACM and IEEE Transactions.

Codebase

The code and data are hosted in this Github repository <https://github.com/marceloprates/Ethics-AI-Data>

The “correlation-matrix” analysis refers to titles only. It measures the correlation between the number of papers matching for ethics keywords and the number of papers matching for trending keywords (for example). Although the correlation coefficients are close to zero, both

classical and trending matches are negatively correlated with ethics. This could suggest both that traditional (classical and trending) papers in leading conferences fail to mention ethics and that ethics papers are perhaps too immersed in their own subjects to mention hot topics in other areas.

Correlation Matrix for Classical, Trending, and Ethics keywords



Fig. A2. 1.

ImageNet

Source

Data on ImageNet accuracy was retrieved through an arXiv literature review. All results reported were tested on the LSRVC2012 validation set - their ordering may differ from the results reported on the LSRVC website, since those results were obtained on the test set. Dates we report correspond to the day when a paper was first published to arXiv, and top-1 accuracy corresponds to the result reported in the most recent version of each paper. We selected a top result at any given time point from 2012 to November 17, 2019. Some of the results we mention were submitted to LSRVC competitions over the years. Image classification was part of LSRVC through 2014; in 2015 it was replaced with an object localization task, where results for classification were still reported, but were no longer a part of the competition, and were instead replaced with more difficult [tasks](#).

For papers published in 2014 and later, we report the best result obtained using a single model (we did not include ensembles) and using single-crop testing. For the three earliest models (AlexNet, ZFNet, Five Base) we reported the results for ensembles of models.

While we report the results as described above, due to the diversity in models, evaluation methods and accuracy metrics, there are many other ways to report ImageNet performance. We list the possible choices below:

- Evaluation set: validation set (available publicly) or test set (available only LSRVC organizers)
- Performance Metric: Top-1 Accuracy (whether the correct label was the same as the first predicted label for each image) or Top-5 Accuracy (whether the correct label was present among the top 5 predicted labels for each image)
- Evaluation method: single-crop or multi-crop

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 2 - Conferences

Return to Technical Performance - Computer Vision: [ImageNet](#)

Image Classification: ImageNet

Source: AI Index survey and PapersWithCode, 2019.

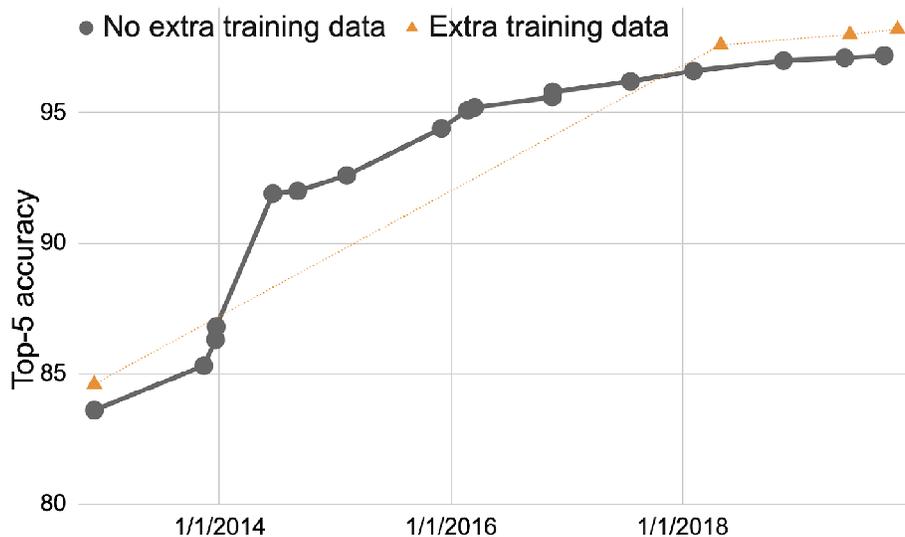


Fig. A3.1. Top-5 Accuracy on ImageNet

To highlight progress here, we have taken scores from the following papers:

- [ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks](#)
- [Visualizing and Understanding Convolutional Networks](#)
- [Some Improvements on Deep Convolutional Neural Network Based Image Classification](#)
- [OverFeat: Integrated Recognition, Localization and Detection using Convolutional Networks](#)
- [Spatial Pyramid Pooling in Deep Convolutional Networks for Visual Recognition](#)
- [Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition](#)
- [Delving Deep into Rectifiers: Surpassing Human-Level Performance on ImageNet Classification](#)
- [Rethinking the Inception Architecture for Computer Vision](#)
- [Inception-v4, Inception-ResNet and the Impact of Residual Connections on Learning](#)
- [Identity Mappings in Deep Residual Networks](#)
- [Aggregated Residual Transformations for Deep Neural Networks](#)
- [PolyNet: A Pursuit of Structural Diversity in Very Deep Networks](#)
- [Learning Transferable Architectures for Scalable Image Recognition](#)
- [Regularized Evolution for Image Classifier Architecture Search](#)
- [GPipe: Efficient Training of Giant Neural Networks using Pipeline Parallelism](#)
- [EfficientNet: Rethinking Model Scaling for Convolutional Neural Networks](#)
- [RandAugment: Practical data augmentation with no separate search](#)
- [Self-training with Noisy Student improves ImageNet classification](#)
- [Fixing the train-test resolution discrepancy](#)
- [Exploring the Limits of Weakly Supervised Pretraining](#)
- [Revisiting Unreasonable Effectiveness of Data in Deep Learning Era](#)

The estimate of human-level performance is from [Russakovsky et al., 2015](#). Learn more about the [LSVRC ImageNet competition](#) and the [ImageNet data set](#).



Return to Technical Performance - Computer Vision: [ImageNet](#)

Training Time on Private Infrastructure

Trends can also be observed by studying research papers that discuss the time it takes to train ImageNet on any infrastructure. This gives us a sense of the difference between public cloud and private cloud infrastructure, and also provides another view of progress in this domain. Together this

data, research papers published over the last few years were analyzed, which seek to train systems to competitive wallclock times while achieving top-1 accuracy on ImageNet. This maps to the contemporary state of the art. [The reference to papers and details on hardware can be found here.](#)

ImageNet Training Time for Top-1 accuracy on Private Infrastructure, June, 2017 - March, 2019

Source: AI Index Survey of research papers, 2019.

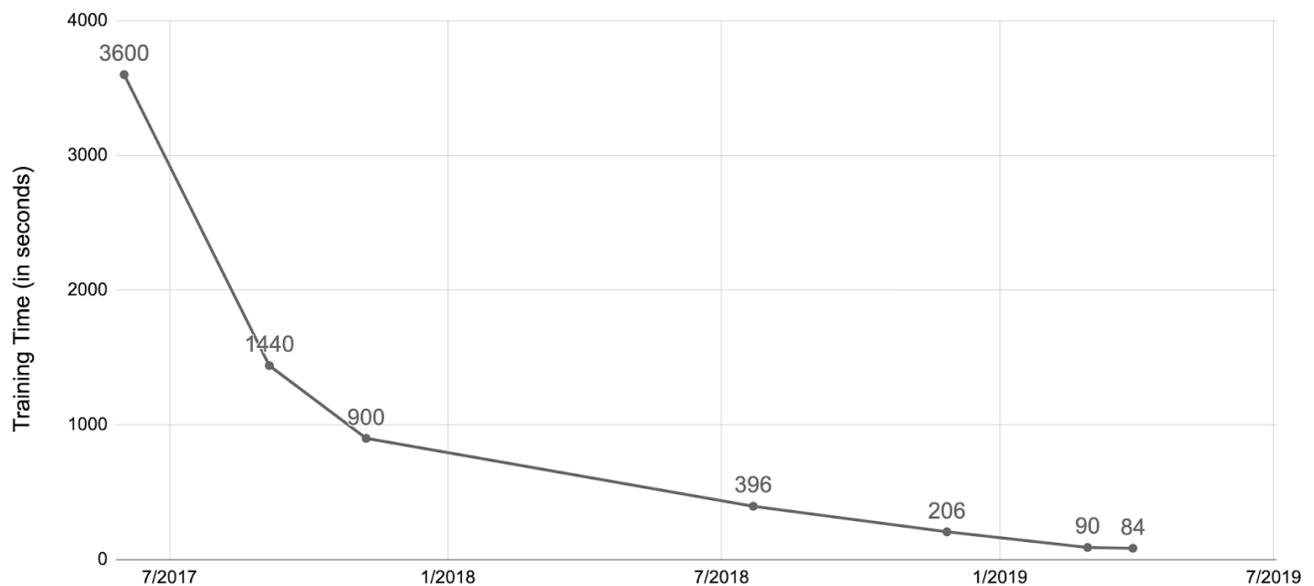


Fig. A3.2.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - [ImageNet](#), [ImageNet Training](#), [SQuAD](#)

DAWN Benchmark

Source

DAWNBench is a benchmark suite for end-to-end deep learning training and inference. Computation time and cost are critical resources in building deep models, yet many existing benchmarks focus solely on model accuracy. DAWNBench provides a reference set of common deep learning workloads for quantifying training time, training cost, inference latency, and inference cost across different optimization strategies, model architectures, software frameworks, clouds, and hardware.

More details available:

<https://dawn.cs.stanford.edu>

Methodology and Definition

The following metrics are introduced to compute training time and cost.

ImageNet Compute Economic Metrics

Metric	Definition	Units
Training Time	Time taken to train an image classification model to a top-5 validation accuracy of 93% or greater on ImageNet.	Time to 93% Accuracy
Training Cost	Total cost of public cloud instances to train an image classification model to a top-5 validation accuracy of 93% or greater on ImageNet.	Cost USD
Inference Latency	Latency required to classify one ImageNet image using a model with a top-5 validation accuracy of 93% or greater.	1-example Latency (milliseconds)
Inference Cost	Average cost on public cloud instances to classify 10,000 validation images from ImageNet using an image classification model with a top-5 validation accuracy of 93% or greater.	Cost USD



Return to Technical Performance - [ImageNet](#), [ImageNet Training](#), [SQuAD](#)

ImageNet Inference Latency and Inference Cost

[Access Data](#)

The inference latency i.e. the 1-example latency in milliseconds (to classify one ImageNet image using a model with a top-5 validation accuracy of 93% or greater) the inference cost i.e. the USD cost (on public cloud instances to classify 10,000 validation images from

ImageNet using an image classification model with a top-5 validation accuracy of 93% or greater) results are presented. The inference time has reduced from 22ms in November, 2018 to 0.82 ms in July, 2019. The inference cost has become almost zilch.

ImageNet Inference Time

Source: Stanford DAWNBench, 2019.

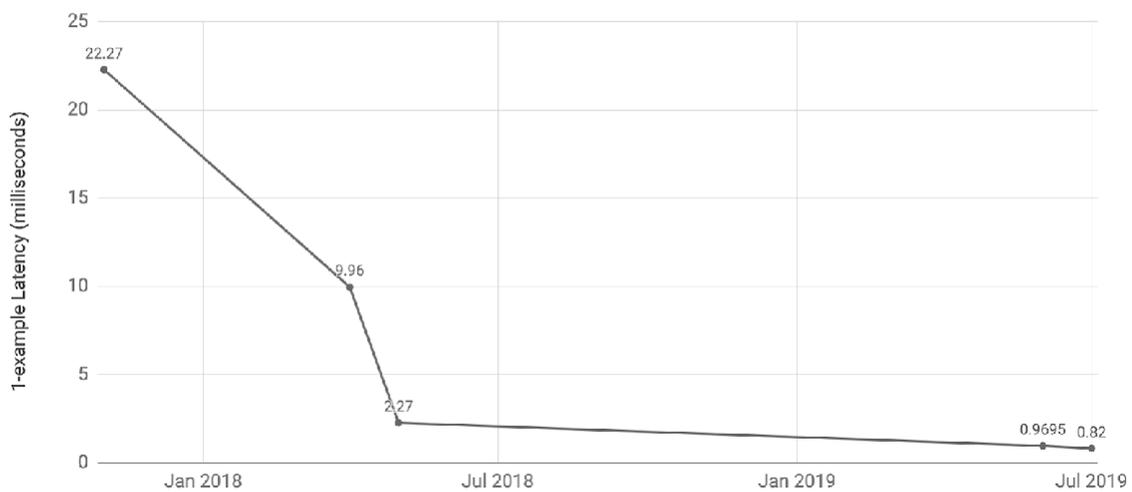


Fig. A3.3a.

ImageNet Inference Cost

Source: Stanford DAWNBench, 2019.

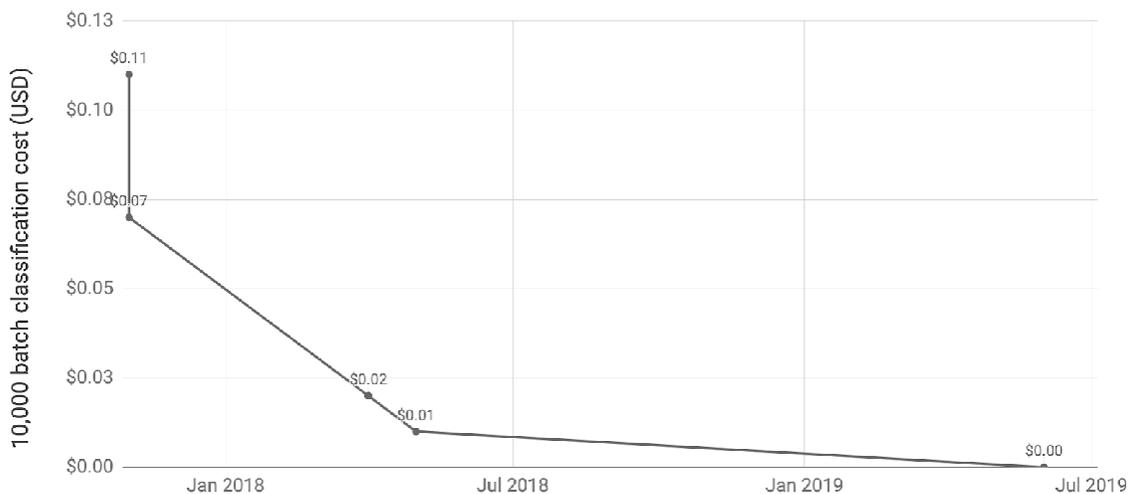


Fig. A3.3b.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

[Return to Technical Performance](#)

Image Classification

[Return to Technical Performance - Computer Vision: Image Classification](#)

Image Classification: CIFAR-100 (Percentage Error)

Source: [paperswithcode](#), 2019.

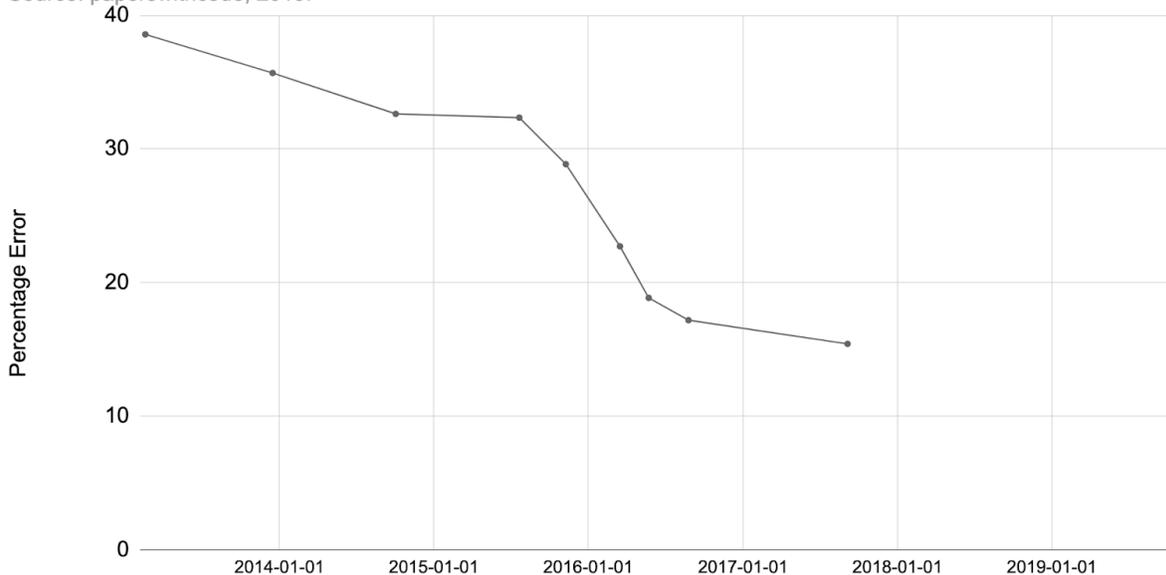


Fig. A3.4.

Image Generation

[Return to Technical Performance - Computer Vision: Image Generation](#)

Image Generation: CIFAR-10 (Inception Score)



Fig. A3.5a.

Semantic Segmentation

Datasets and Challenges

The [Cityscapes](#) dataset contains a diverse set of stereo video sequences recorded in street scenes from 50 different cities, with high quality pixel-level annotations of 5 000 frames in addition to a larger set of 20,000 weakly annotated frames.

[PASCAL Context](#) dataset additional annotations for PASCAL VOC 2010. It goes beyond the original PASCAL semantic segmentation task by providing annotations for the whole scene. The statistics section has a full list of 400+ labels.

Semantic Segmentation: PASCAL Context
Source: AI Index survey and PapersWithCode, 2019.

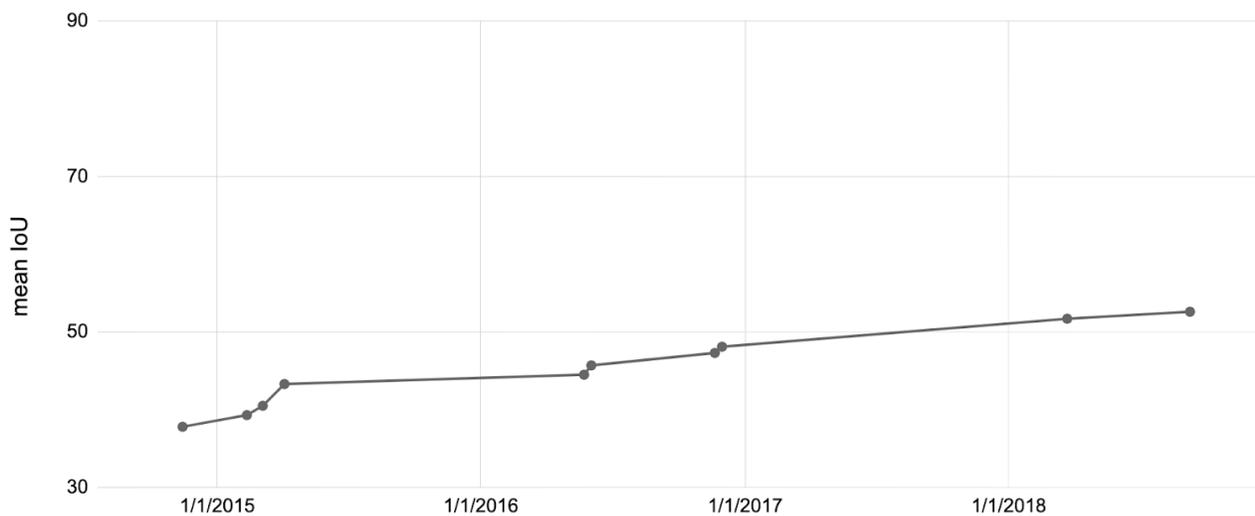


Fig. A3.5b.

Visual Question Answering (VQA)

Source

VQA accuracy data was provided by the [VQA team](#). Learn more about VQA [here](#). More details on VQA 2019 are available [here](#).

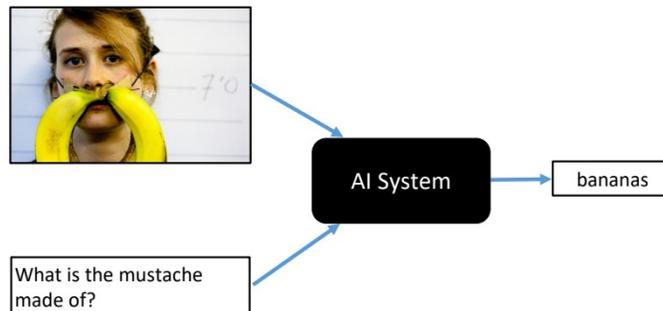


Fig. A3.6.

Methodology

Given an image and a natural language question about the image, the task is to provide an accurate natural language answer. The challenge is hosted on [EvalAI](#). Challenge link: <https://evalai.cloudcv.org/web/challenges/challenge-page/163/overview>

The VQA v2.0 train, validation and test sets, containing more than 250K images and 1.1M questions, are available on the [download](#) page. All questions are annotated with 10 concise, open-ended answers each. Annotations on the training and validation sets are publicly available.

VQA Challenge 2019 is the fourth edition of the VQA Challenge. Previous three versions of the VQA Challenge

were organized in past three years, and the results were announced at VQA Challenge Workshop in CVPR2018, CVPR2017 and CVPR2016. More details about past challenges can be found here: [VQA Challenge 2018](#), [VQA Challenge 2017](#) and [VQA Challenge 2016](#).

VQA had 10 humans answer each question. More details about the VQA evaluation metric and human accuracy can be found [here](#) (see Evaluation Code section) and in sections 3 (the subsection on Answers) and 4 (the subsection on Inter-human Agreement) of the [paper](#).

Return to Technical Performance - [ImageNet](#), [Image Generation](#)

Paper and Code Linking

Source

ImageNet accuracy and model complexity, Semantic Segmentation, Image Generation, and CIFAR-100 data was pulled from [paperswithcode](#). Learn more about [here](#).

Methodology

Paper and code linking. For papers we follow specific ML-related categories on arxiv (see [1] below for the full list) and the major ML conferences (NeurIPS, ICML, ICLR, etc..). For code we follow github repositories mentioning papers. We have a good coverage of core ML topics, but are missing some applications, e.g. applications of ML in medicine or bioinformatics, which are usually in journals behind paywalls. For code the dataset is pretty unbiased (as long as the paper is freely available).

For tasks (e.g. "Image classification"), the dataset has annotated those on 1600 SOTA papers from the database, published in 2018 Q3.

For SOTA tables (i.e. "Image classification on ImageNet") - the data has been scraped from a couple of different sources (full list here: <https://github.com/paperswithcode/sota-extractor>) and hand-annotated a large number focusing on CV and NLP.

A significant proportion of our data was contributed by users, and they've added data based on their own preferences and interests.

[1] Arxiv categories we follow:

```
ARXIV_CATEGORIES = {  
    "cs.CV",  
    "cs.AI",  
    "cs.LG",  
    "cs.CL",  
    "cs.NE",  
    "stat.ML",  
    "cs.IR",  
}
```

The public link is the following <https://paperswithcode.com/sota>

Process of Extracting Dataset at Scale

- 1) Follow various paper sources (as described above) for new papers
- 2) Do a number of pre-defined searches on github (e.g. for READMEs containing links to arxiv)
- 3) Extract github links from papers
- 4) Extract paper links from github
- 5) Run validation tests to decide if links from 3) and 4) are bona-fide links or false positives
- 6) Let the community fix any errors, and/or add any missing values

Sample of Task Areas represented on paperswithcode

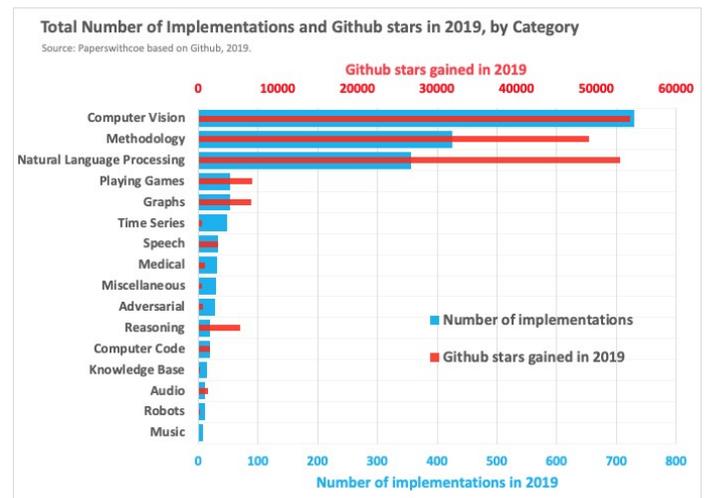


Fig. A3.7.

Note: Number of implementations is the number of independent implementations.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - Language: [GLUE](#)

GLUE

Source

GLUE benchmark data was pulled from the [GLUE leaderboard](#).
Learn more about the GLUE benchmark [here](#).

Methodology

Participants download the GLUE tasks and submit to the leaderboard through the GLUE website. Scores are calculated for each task based on the task's individual metrics. All metrics are scaled by 100x (i.e., as percentages). These scores are then averaged to get the final score. For tasks with multiple metrics (including MNLI), the metrics are averaged.

On the leaderboard, only the top scoring submission of a user is shown or ranked by default. Other submissions can be viewed under the expanded view for each user. Competitors may submit privately, preventing their results

from appearing. The AI Index visual does not include any private submissions. MNLI matched and mismatched are considered one task for purposes of scoring.

The AI Index has only collected scores that beat scores from previous submissions. If a submission is lower than any of the previous submissions, it is not included in our visual.

Read more about the rules and submission guidelines [here](#).

GLUE Performance breakdown by rank, model submits and dataset/tasks

Source: GLUE Leaderboard, 2019.

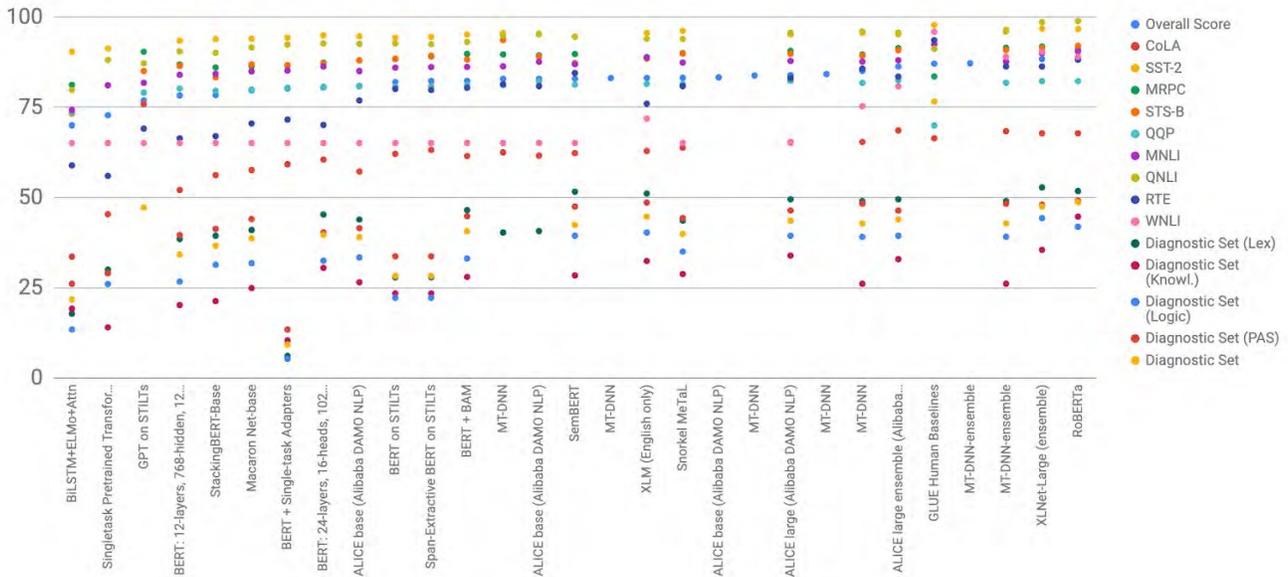


Fig. A3.8.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - Language: [GLUE](#)

Improvement in performance and Distance to Human Performance, (Facebook RoBERTa - GLUE Baseline)

Source: GLUE Leaderboard, 2019.

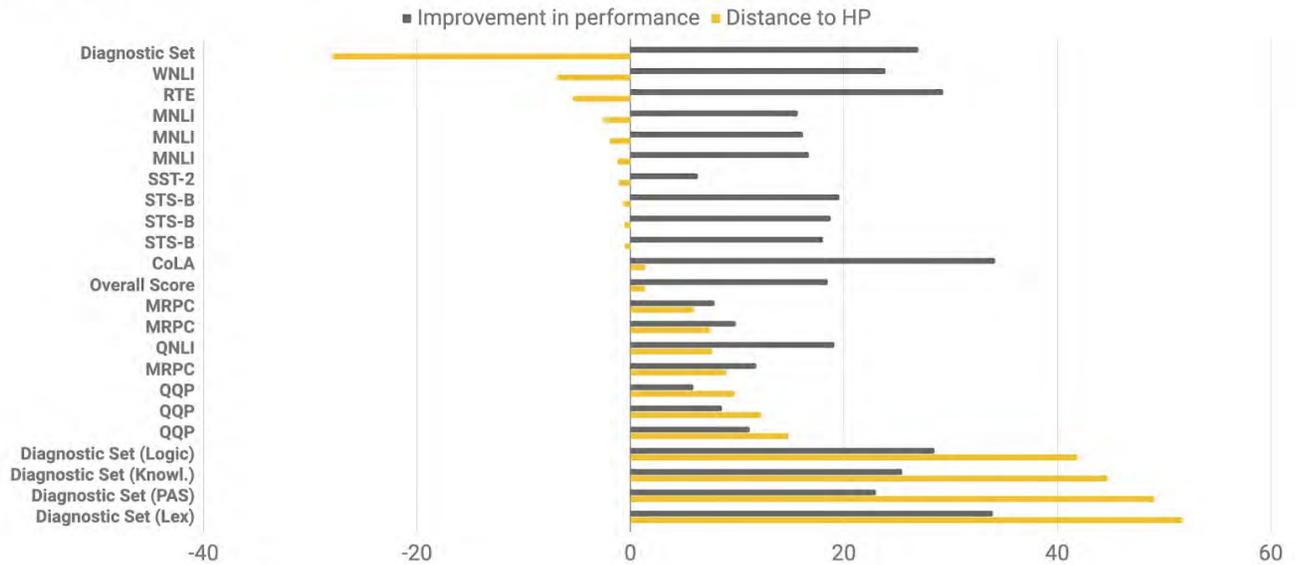


Fig. A3.9.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - Language: [SuperGLUE](#)

SuperGLUE

Source

The SuperGLUE benchmark data was pulled from the [SuperGLUE Leaderboard](#). Learn more about the SuperGLUE benchmark. Refer to the [SuperGLUE paper](#) and [SuperGLUE Software Toolkit](#) for more details.

The different tasks and evaluation metrics for SuperGLUE are presented below.

Name	Identifier	Metric
Broadcoverage Diagnostics	AX-b	Matthew's Corr
CommitmentBank	CB	Avg. F1/ Accuracy
Choice of Plausible Alternatives	COPA	Accuracy
Multi-Sentence Reading Comprehension	MultiRC	F1a/ EM
Recognizing Textual Entailment	RTE	Accuracy
Words in Context	WiC	Accuracy
The Winograd Schema Challenge	WSC	Accuracy
BoolQ	BoolQ	Accuracy
Reading Comprehension with Commonsense Reasoning	ReCoRD	F1/ Accuracy
Winogender Schema Diagnostics	AX-g	Gender Parity / Accuracy

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - Language: [Reasoning: AI2](#) and [ARC](#)

Reasoning: AI2 Leaderboards

ARC

Source

AI2 Reasoning Challenge (ARC) is hosted by the [Allen Institute for Artificial Intelligence](#). ARC performance data was retrieved from the ARC leaderboards. Find

leaderboards for the [easy set](#) and the [challenge set](#) in the corresponding links.

Methodology

Participants download the ARC data set and submit to the leaderboard through the Allen Institute website.

Examples of questions from the Easy development corpus:

Which technology was developed most recently? (A) cellular telephone (B) television (C) refrigerator (D) airplane [Grade 4]

A student hypothesizes that algae are producers. Which question will best help the student determine if this is correct? (A) Do algae consume other organisms? (B) Which organisms consume algae? (C) Do algae use sunlight to make food? (D) Could an ecosystem survive without algae? [Grade 8]

Examples from the Challenge development corpus:

Juan and LaKeisha roll a few objects down a ramp. They want to see which object rolls the farthest. What should they do so they can repeat their investigation? (A) Put the objects in groups. (B) Change the height of the ramp. (C) Choose different objects to roll. (D) Record the details of the investigation. [Grade 4]

High-pressure systems stop air from rising into the colder regions of the atmosphere where water can condense. What will most likely result if a high-pressure system remains in an area for a long period of time? (A) fog (B) rain (C) drought (D) tornado [Grade 8]

Each question is worth one point. Models are allowed to give multiple answers, in which case a model that gives N answers gets 1/N points if one of its N answers is correct, and 0 otherwise. The overall score is the average of the scores of the individual questions.

The AI Index has only collected scores that beat scores from previous submissions. If a submission is lower than any of the previous submissions, it is not included in our visual.

Read more about the rules and submission guidelines [here](#).

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - Language: [SQuAD](#)

SQuAD

SQuAD 1.1, the previous version of the SQuAD dataset, contains 100,000+ question-answer pairs on 500+ articles. here are a few NLP competitions on CodaLab Worksheets

<https://codalab-worksheets.readthedocs.io/en/latest/Competitions/#list-of-competitions>

Training Time and Cost on SQuAD

Total cost for public cloud instances to train a question answering model to a F1 score of 0.75 or greater on the SQuAD development dataset

Source: Stanford DAWN Bench, 2019.

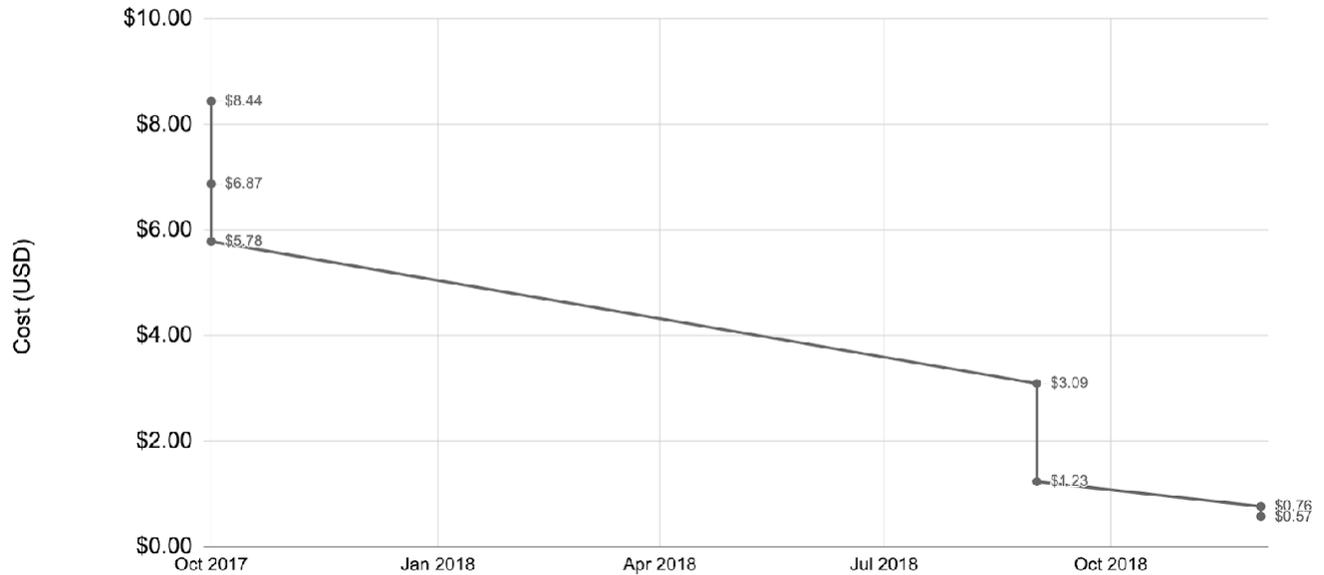


Fig. A3.10a.

Latency required to answer one SQuAD question using a model with a F1 score of at least 0.75 on the development dataset.

Source: Stanford DAWN Bench, 2019.

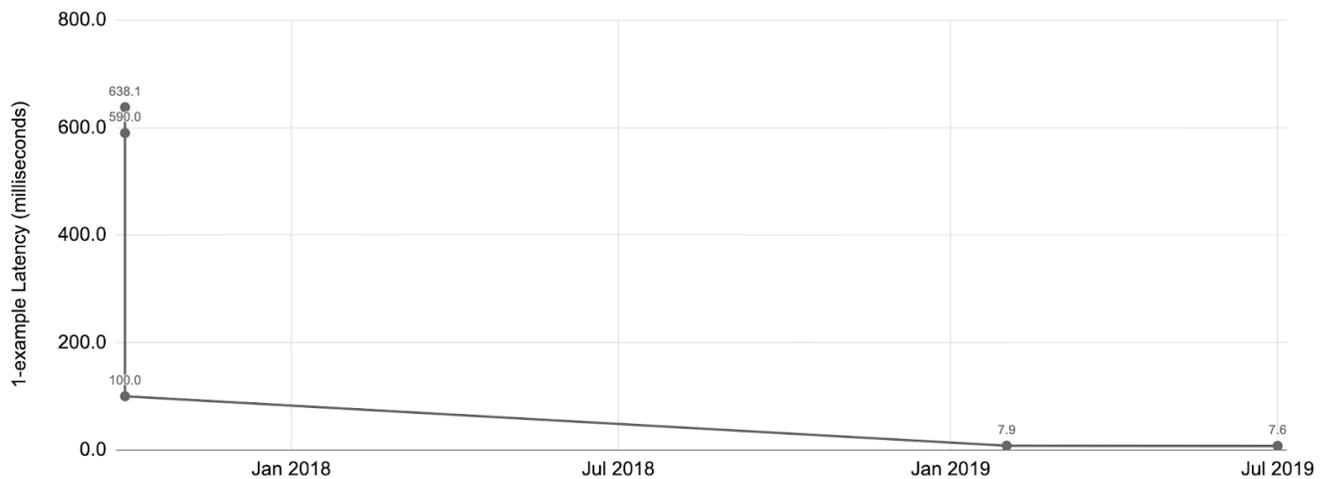


Fig. A3.10b.

Machine Translation (Commercial System)

Source

Intento provides evaluation for third party AI model to help use the right models in a vendor-agnostic fashion.

Learn more about Intento [here](#).

Evaluation Scope

There are more than 20 commercial MT systems with pre-trained models, provided by Alibaba, Amazon, Baidu, CloudTranslate, DeepL, Google, GTCOM, IBM, Microsoft, ModernMT, Naver, Niutrans, PROMT, SAP, SDL, Sogou, Systran, Tilde, Tencent, Yandex, and Youdao.

The accuracy of a given MT system for a specific translation project depends on a number of factors: linguistic performance on the language pair, amount of in-domain data in the training set, available means of domain adaptation, learning curve, and data quality tolerance to name a few.

The benchmark studies used in this report evaluate only translation accuracy over different language pairs. Other factors are controlled: the most general-purpose domain (News) was used and only pre-trained models considered. Also, only commercial systems were considered assuming them using all commercially reasonable efforts to acquire training data and improve performance.

It should be noted that the translation accuracy is understood in a very narrow meaning -- a distance from reference human translation, calculated using a specialized metric (hLEPOR).

Language pair selection

Combined, all systems studied support 14136 language pairs (as of June 2019). Ideally, performance for every one of them would be evaluated, even if it's supported by a single MT system.

Several factors limit the scope of our study. Very few datasets are publicly available (general purpose, with a license to use in evaluation and relatively low amount of noise) and studies must be performed under limited time and budget.

To prioritize language pairs, we referred to the Web Content Language Popularity index (https://w3techs.com/technologies/overview/content_language/all). We split all languages into four groups based on the

percentage of websites in this language: $\geq 2.0\%$, $0.5\%-2\%$, $0.1-0.3\%$, $<0.1\%$. The first group contains English, Russian, Japanese, German, Spanish, French, Portuguese, Italian and Chinese. We focused our effort on 16 language pairs between English and this first group of languages. Later, some language pairs were added between those languages (without English) and between English and some languages of the second group, as shown in the picture below.

Language pairs without English were selected based on dataset availability. To avoid this selection bias, they are not included in this overview report. Detailed information on them can be found in this [report](#).

Dataset selection

We have to make several choices around the dataset selection.

Public datasets are good at keeping the evaluation transparent and reproducible. The potential downside is that they may be (and probably are) used by every MT provider to train their models. Private datasets provide a cleaner experiment, but the study is impossible to reproduce. We have made several experiments and found no signs of NMT overfitting in the scores of sentences from the public datasets. Hence, we decided to follow the public dataset path.

Here's the full list of datasets used in the last study (June 2019):

- [WMT-2013](#) (translation task, news domain) - en-es, es-en
- [WMT-2015](#) (translation task, news domain) - fr-en, en-fr
- [WMT-2016](#) (translation task, news domain) - ro-en, en-ro
- [WMT-2018](#) (translation task, news domain) - tr-en, en-tr, cs-en
- [WMT-2019](#) (translation task, news domain) - zh-en, en-zh, en-cs, de-en, en-de, ru-en, en-ru, fi-en, en-fi, de-fr, fr-de
- [NewsCommentary-2011](#) - en-ja, ja-en, en-pt, pt-en, en-it, it-en, ru-de, de-ru, ru-es, ru-fr, ru-pt, ja-fr, de-ja, es-zh, fr-ru, fr-es, it-pt, zh-it, en-ar, ar-en, en-nl, nl-en, de-it, it-de, ja-zh, zh-ja
- [Tatoeba, JHE](#) - en-ko, ko-en

Dataset selection

Virtually every dataset we selected contains some amount of noise. We decided not to invest in the dataset cleaning, considering that dealing with the source noise (grammatical issues and typos) is one of the MT success factors and a small number of mistranslations won't skew the relative MT quality picture. We have to decide how

many sentences include in the test set. We tried a different size of random samples and analyzed how the average score changes with adding more sentences. For most of the language pairs, we found that average score converges after 1,500 sentences, hence we randomly sampled 2,000 sentences for each language pair.

Historical consistency

Another choice we had to make was if we should keep the same datasets we used in the initial May 2017 benchmark or update the datasets to the latest available.

We preferred relevance over historical consistency. We observed that updating the dataset may change quality scores up to 10% in either direction, correlated across all MT providers.

Evaluation metric

We use LEPOR metric: automatic machine translation evaluation metric considering the enhanced Length Penalty, n-gram Position difference Penalty and Recall. We found it more reliable than BLEU, because it combines both precision and recall, and also because it may be reliably used both on corpus and sentence levels.

<https://www.slideshare.net/AaronHanLiFeng/lepor-an-augmented-machine-translation-evaluation-metric-thesis-ppt>

<https://github.com/aaronlifenghan/aaron-project-lepor>

In our evaluation, we used hLEPORA v.3.1A (best metric at the ACL-WMT 2013 contest). The score for a test set is calculated as an average of the sentence scores.

For hieroglyphic languages, we performed the tokenization similar to used by WMT (<https://www.statmt.org/wmt17/tokenizeChinese.py>)

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 3 - Technical Performance

Return to Technical Performance - Language: [Commercial Machine Translation](#)

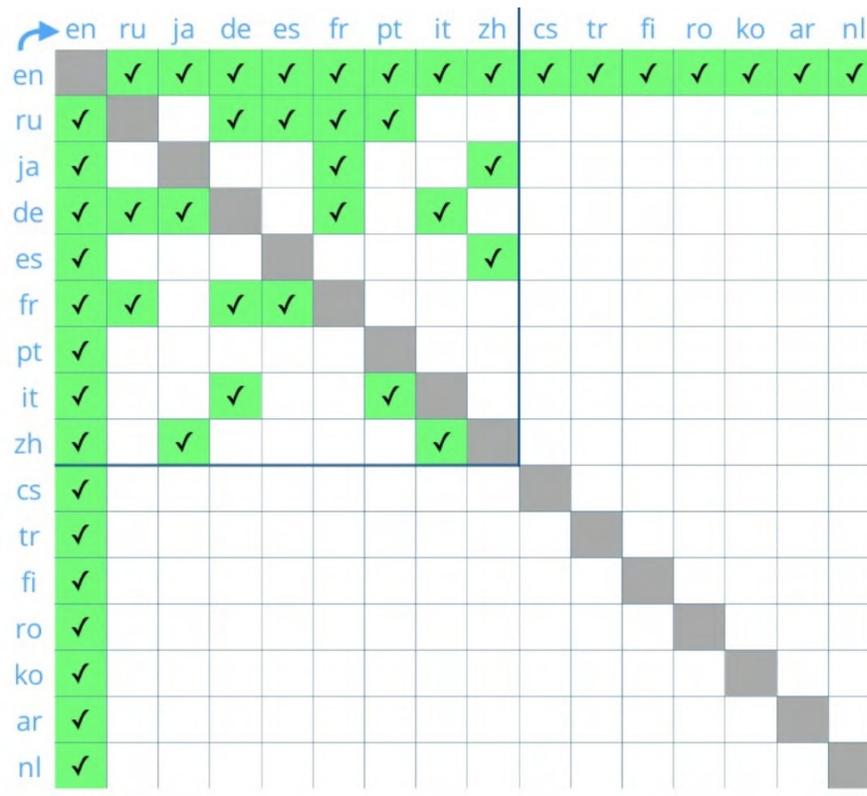


Fig. A3.11a.



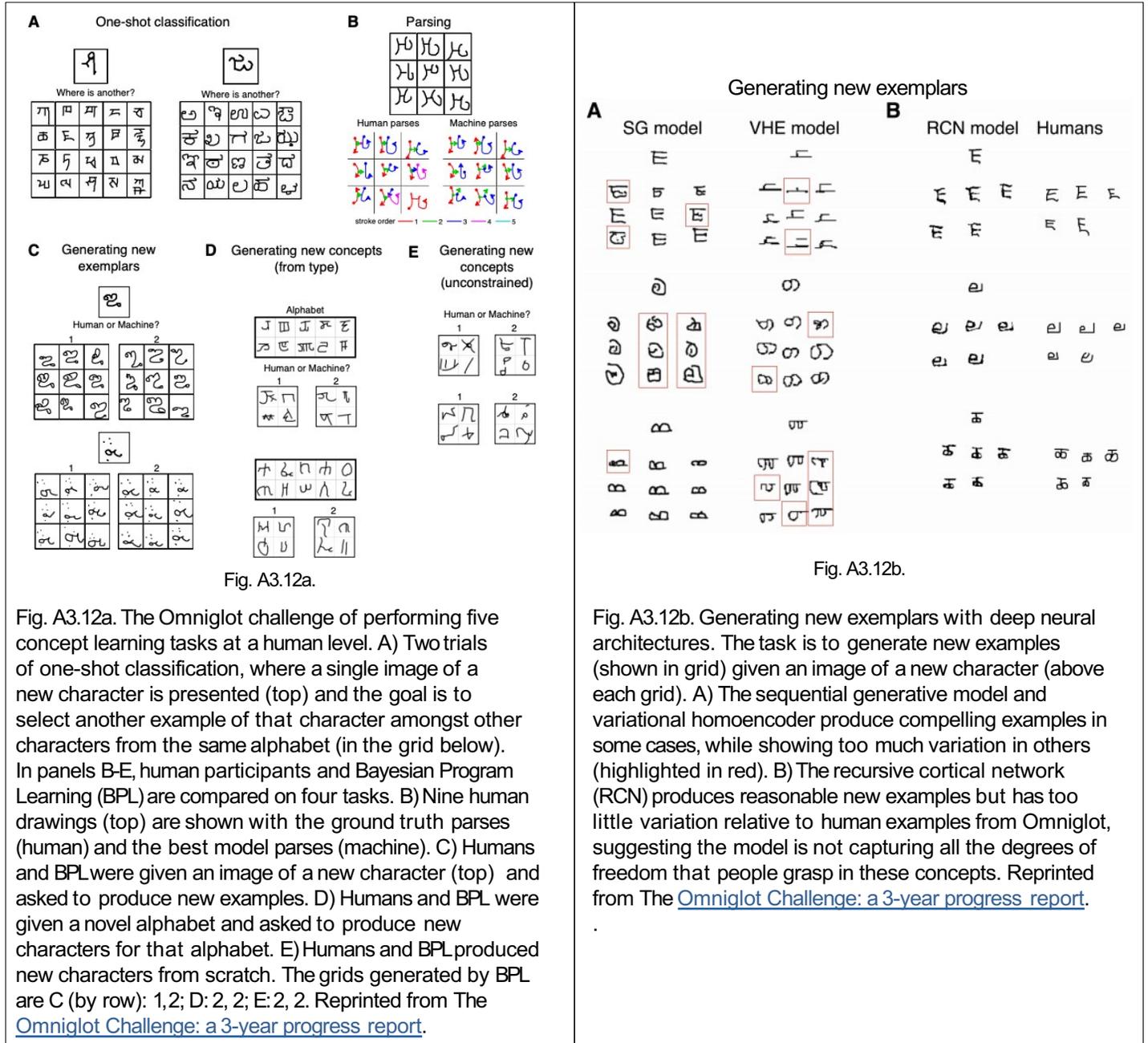
Fig. A3.11b.

Return to Technical Performance - [Omniglot](#)

Omniglot Challenge

The [Omniglot challenge](#) is to build a single model that can perform five-concept learning tasks at a human level (see Figure A3.12a). The authors measured the quality of the samples using visual Turing tests (Figure 6 in [Human-level](#)

[concept learning through probabilistic program induction](#)). Unfortunately subsequent work hasn't adopted this metric, and thus there is no metric that makes these samples directly comparable beyond their visual form. [The Omniglot Challenge: a 3-year progress report](#).





Return to Economy - [Jobs](#)

4.1 Jobs

Diverse datasets are introduced for the first time with a deeper focus on cross country, sub-national, sectoral, and gender related labor market metrics. The goal of AI labor market metrics should be not just to provide the evolution of volume to represent proxies for job growth but also quality, sophistication, and complexity of AI related labor supply and demand. These diverse metrics help to provide a more complete picture of AI and its impact on the labor market than before. The comprehensive list of metrics is provided below in the Appendix Table.

So far metrics have provided online job posting measures that provided a perspective on labor demand. The various new metrics include (a) AI job posting per million from Indeed; (b) AI jobs posted across jobs sites presented as a share of total jobs and as a share of IT jobs online by Burning Glass. This metric is available for 5 countries and regional data for almost 400 hundred metropolitan areas in the US; (c) AI Hiring index for almost 30 countries which measures the relative growth in AI hiring, (d) AI Skill penetration rate, skill penetration relative to the global AI skill penetration available for countries and regions within the United States by LinkedIn.

Table A4.1. Summary of Job Metrics

Metric	Definition	Source	Years	Freq	County coverage
AI hiring index	AI hiring rate is the percentage of LinkedIn members who had any AI skills (see appendix 2 for the AI skill grouping) on their profile and added a new employer to their profile in the same month the new job began, divided by the total number of LinkedIn members in the country. This rate is then indexed to the average month in 2015-2016; for example, an index of 1.05 indicates a hiring rate that is 5% higher than the average month in 2015-2016.	LinkedIn Economic Graph	2015-19	M	28
AI jobs posted (per million jobs)	Number of AI jobs posted per million jobs posted	Indeed	2015-19	M	5
AI jobs posted (% of total jobs/% of IT jobs)	AI job postings as a percent of total jobs posted, or as a percent of IT job	BurningGlass	2010-2019	A	5
AI Skill Penetration Index	Relative skill penetration rate (this is a method to compare how prevalent AI skills are for each country against a global average/benchmark based on the same set of occupations)	LinkedIn Economic Graph	2018	A	15
LinkedIn members with AI skills	Total number of LinkedIn members with AI skills on their profile	LinkedIn Economic Graph	2015-2019	M	28
Count of AI hire	Total number of AI hires on LinkedIn	LinkedIn Economic Graph	2015-2019	M	28

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [Global Hiring](#), [US Metropolitan Areas and Cities](#)

LinkedIn

Source

This is the first data collaboration effort between LinkedIn Economic Graph team and Stanford AI Index team. The goal is to jointly publish metrics that measure AI technology adoption and AI talent characteristics

based on LinkedIn data in the 2019 annual report from Stanford AI Index. We hope this will be the starting point for more extensive research collaboration around the AI theme between the two teams.

Methodology for AI Hiring Index:

AI hiring rate is the percentage of LinkedIn members who had any AI skills on their profile and added a new employer to their profile in the same month the new job began, divided by the total number of LinkedIn members in the country. By only analyzing the timeliest data, we can make month-to-month comparisons and account for any potential lags in members updating their profiles. This rate is then indexed to the average month in 2015-2016; for example, an index of 1.05 indicates a hiring rate that is 5% higher than the average month in 2015-2016.

Sample: Countries were included if they met the following conditions: 1) sufficient labor force coverage (roughly >40%); and 2) at least 10 AI talents in any given month.

Countries meeting these conditions are: United States, Netherlands, Ireland, Denmark, Australia, United Kingdom, Luxembourg, Canada, Singapore, Belgium, New Zealand, Norway, Sweden, United Arab Emirates, France, Portugal, Switzerland, Chile, Spain, Italy, Hong Kong (SAR), Finland, Israel, Costa Rica, Brazil.

China and India were included in the sample due to their increasing importance in the global economy, but LinkedIn coverage in these countries does not reach the 40% of the workforce. Insights for these countries may not provide as full a picture as other countries, and should be interpreted accordingly.

AI Growth and Economic Development

AI also offers opportunities for labor reallocation and job creation and to (?) address the growing polarization of labor markets. The demand for jobs for the future global workforce would be led by the technology infrastructure that powers the system of AI applications. As automation of routine tasks and codification of job tasks becomes more prevalent and macro-critical, national economies are already starting to reallocate labor based on such consumer preferences and forces of global demand.

Trends with economic stages of development i.e. natural log of GDP per capita and economic growth i.e. GDP per capita growth are plotted below. A normalized version of the metric is the percent of LinkedIn members with AI skills plotted against the stages of development and economic growth. The relationship is statistically significant and positive. In particular, it is noted that Israel, Singapore, Finland, India, and Greece are positive outliers, indicating higher relative AI specialization on LinkedIn than it would be predicted by the stage of development or level of economic growth.

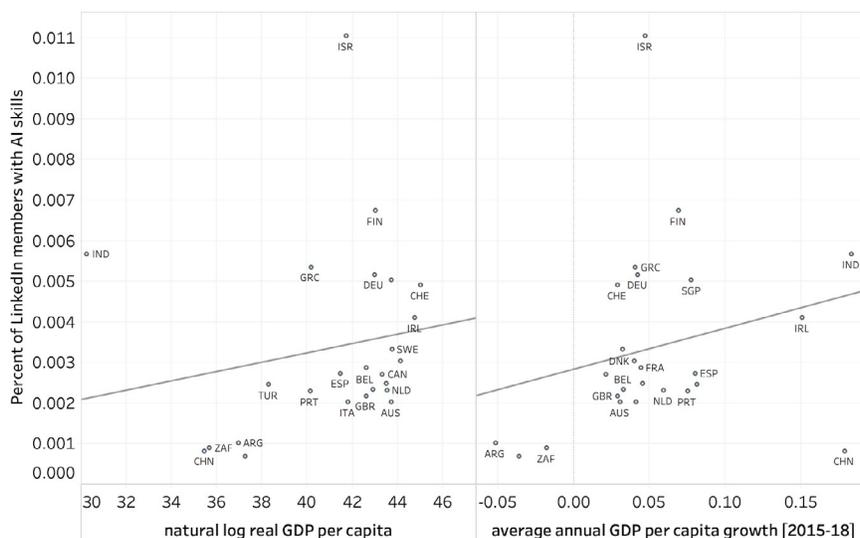


Fig. A4.1.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [Skill Penetration](#)

AI skill penetration by sectors for countries over time

Methodology

Relative skill penetration rate (this is a method to compare how prevalent AI skills are for each country against

a global average/benchmark based on the same set of occupations)

Sample Specifications

- Sample sectors: Software & IT Services, Hardware and Networking, Education, Finance, Manufacturing. These are the top 5 sectors with the highest AI skill penetration globally. Data is pooled for these 5 sectors.
- Sample countries: All countries with at least 40% labor force coverage and sufficient occupation and skill data. China and India also were included in this sample due to their increasing importance in the global economy, but LinkedIn coverage in these countries does not reach the 40% of the workforce. Insights for these countries may not provide as full a picture as other countries, and should be interpreted accordingly.
- Sample timeframe: Pooled skill adds during 2015 to 2018.

3 steps to calculate relative skill penetration

1. Identify top 50 skills in each occupation in each country: use TF-IDF approach to give higher weights to skills that are added by more members and are more unique for each occupation.

2. Calculate penetration rates by dividing the number of AI skills (using LinkedIn taxonomy of AI skill groups - Box "[Artificial Intelligence Top Skill Names from LinkedIn Economic Graph](#)") over the total number of skills (50) for each occupation and each country

3. Calculate relative penetration rates by taking the ratio between the average penetration rates across all occupations in a given country, and the global average penetration rate of AI skills across the countries for the same set of occupations.

Metric interpretation: "For a given country, the relative skill group penetration is the ratio between the penetration rate of a given skill group in each country, and the global average penetration rate."

For example: "Ranking first among selected countries, the average penetration of AI skills in India in selected sectors is 2.5 times the global average across the same set of occupations."

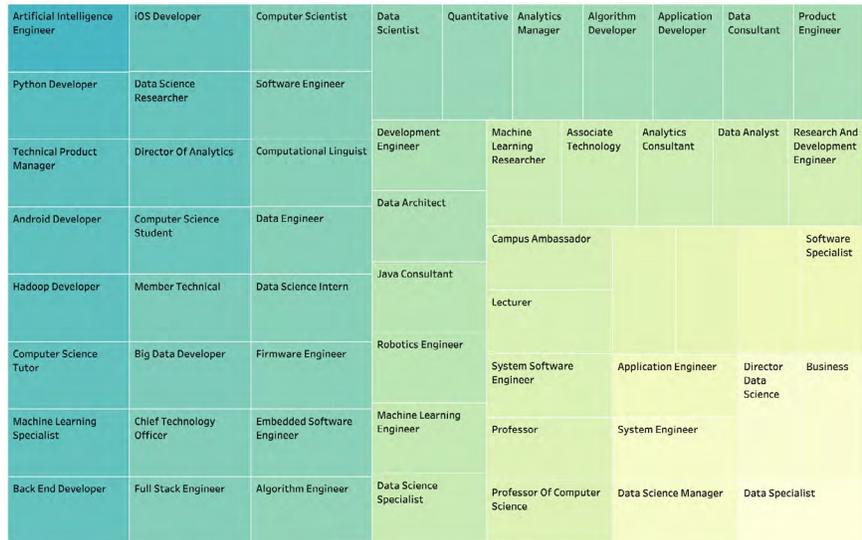
Methodology published in the World Bank publication "[The Future of Work in Africa : Harnessing the Potential of Digital Technologies for AI](#)"

Artificial Intelligence Index Report 2019

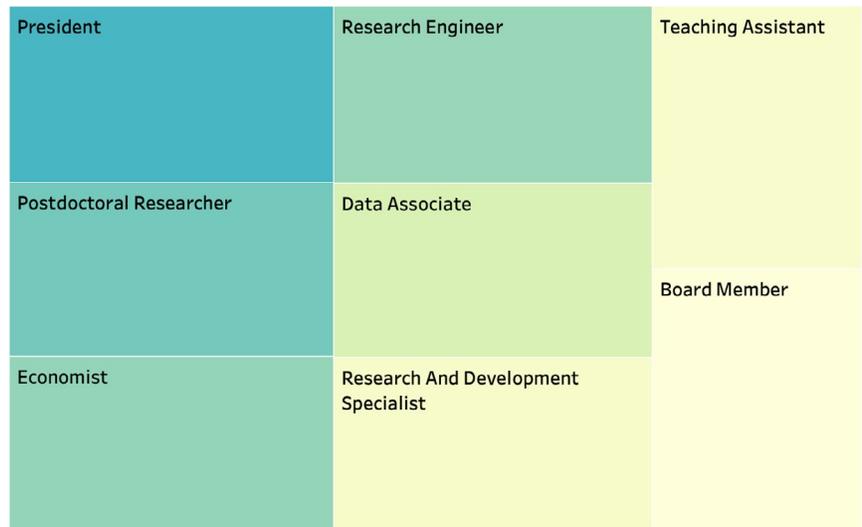
Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: Skill Penetration

Occupations with High Skill Similarity between Genders (0.95 or higher cosine similarity)



Occupations with Medium Skill Similarity between Genders (0.90-0.95 cosine similarity)



Occupations with Low Skill Similarity between Genders (0.95 or lower cosine similarity)



Fig. A4.2a, b, & c.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [Skill Penetration](#)

Country and Occupational Group: AI Skill Similarity

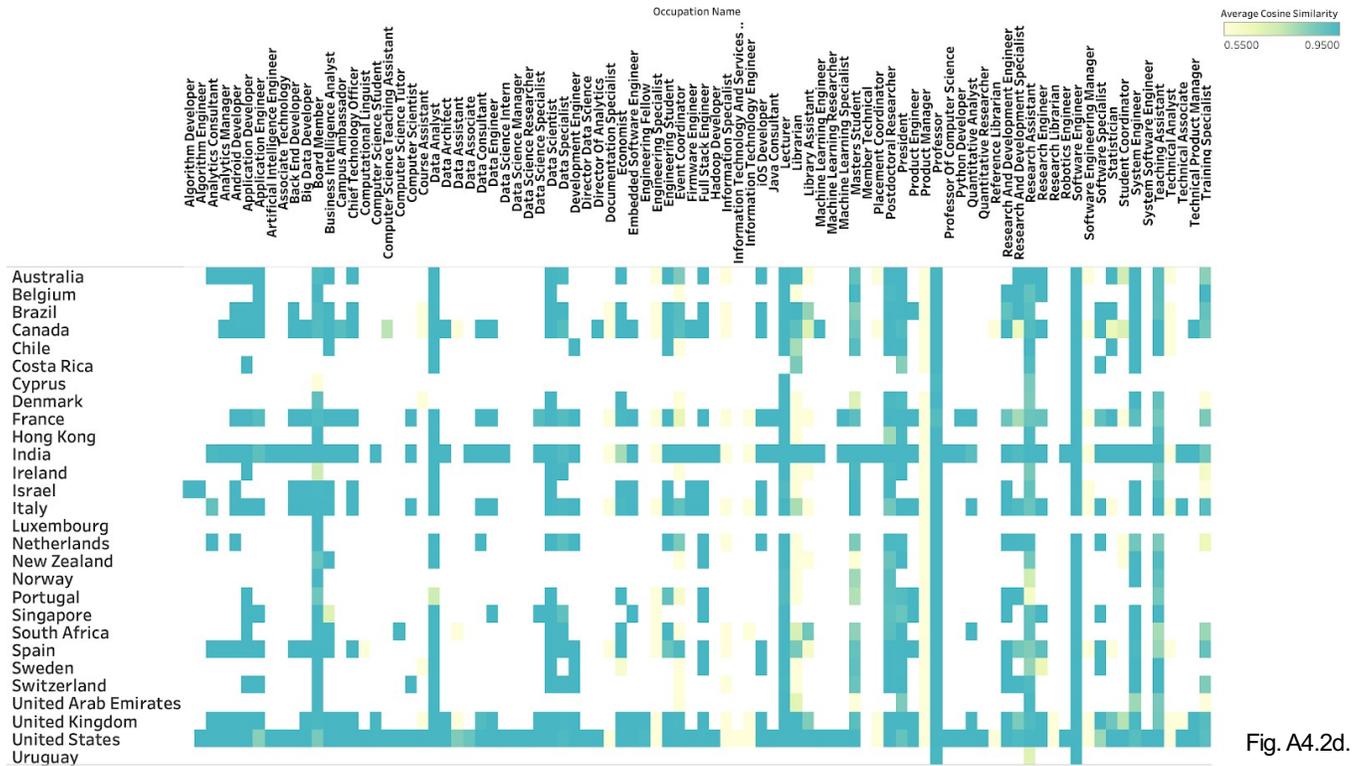
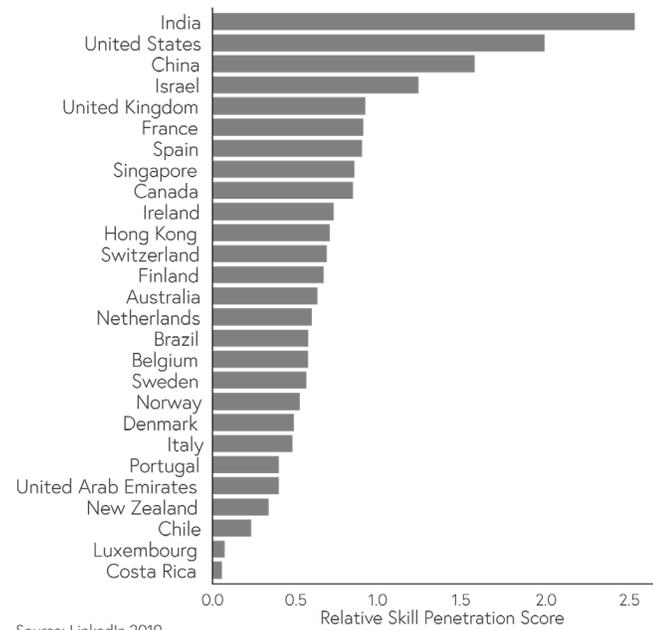


Fig. A4.2d.

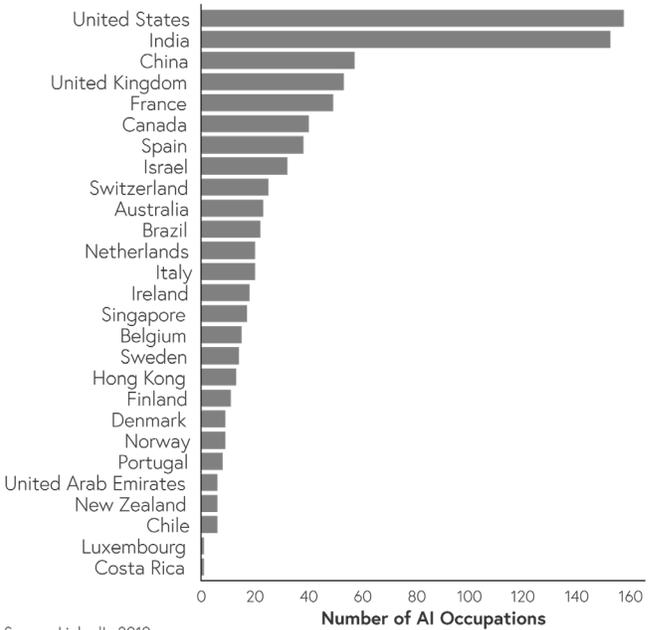
Relative Penetration of AI Skills and Number of AI Occupations

Relative Penetration of AI Skills 2015-2018, by Country



Source: LinkedIn,2019

Number of AI Occupations, by Country



Source: LinkedIn,2019

Fig. A4.3.

Notes: China and India were included in this sample due to their increasing importance in the global economy, but LinkedIn coverage in these countries does not reach the 40% of the workforce. Insights for these countries may not provide as full a picture as other countries, and should be interpreted accordingly.



Return to Economy - Jobs: [Skill Penetration](#)

AI skill penetration by US regions

Methodology

City sample: US cities with at least 500 skills that were added between 2015 and 2018 (to ensure comparability and adequate skill information).

AI skill penetration measures the concentration of AI skills among top skills in each city that are added by LI members. The metric measures the number of AI skills (defined by the AI skill group - See Box "[Artificial Intelligence Top Skill Names from LinkedIn Economic Graph](#)") among the top 500 skills for each city and top 500 number of skills in each city.

- Sample: Top 10 cities with highest AI skill penetration 2018.
- Results: AI skills have been increasing across many cities in the US. The leading ones include tech hubs such as San Francisco and Seattle, but also university towns such as Bryan-College Station (TX), Lafayette (IN), Binghamton (NY) and Urbana-Champaign (IL), suggesting that R&D talents and training programs in AI are rising to catch up with the industry trend.

Table A4.2. Ranking of US Regions based on AI Skill Penetration, 2018 (Rank: 20-50)

Source: LinkedIn Economic Graph, 2019.

City	Rank	City	Rank
Provo, UT	20	Chicago, IL	36
Salt Lake City, UT	21	Iowa City, IA	37
New York City, NY	22	Tallahassee, FL	38
Detroit, MI	23	Tucson, AZ	39
Syracuse, NY	24	Albuquerque, NM	40
Roanoke, VA	25	Denver, CO	41
Sacramento, CA	26	Baltimore, MD	42
Washington, D.C.	27	Lubbock, TX	43
Athens, GA	28	Burlington, VT	44
Los Angeles, CA	29	Tuscaloosa, AL	45
Fort Collins, CO	30	Lincoln, NE	46
Dayton, OH	31	Knoxville, TN	47
Charlottesville, VA	32	Charlotte, NC	48
Phoenix, AZ	33	Allentown, PA	49
Albany, NY	34	Dallas-Fort Worth, TX	50
Orange County, CA	35		



AI skill penetration by US regions

Table A4.3. Ranking of US Regions based on AI Skill Penetration, 2018 (Rank: 50-80)

Source: LinkedIn Economic Graph, 2019.

City	Rank	City	Rank
Providence, RI	51	Miami-Fort Lauderdale, FL	67
Hartford, CT	52	Nashville, TN	68
St. Louis, MO	53	Lansing, MI	69
Columbus, OH	54	Columbia, SC	70
Tampa-St. Petersburg, FL	55	Minneapolis-St. Paul, MN	71
Atlanta, GA	56	Philadelphia, PA	72
Pocatello, ID	57	Buffalo-Niagara, NY	73
Melbourne, FL	58	Norfolk, VA	74
Fayetteville, AR	59	Peoria, IL	75
Houston, TX	60	Hickory-Lenoir, NC	76
El Paso, TX	61	Fargo, ND	77
Columbia, MO	62	Hawaii	78
Spokane, WA	63	Davenport, IA	79
Portland, OR	64	Bloomington-Normal, IL	80
Cleveland-Akron, OH	65		
Huntsville, AL	66		



Return to Economy - Jobs: [Skill Penetration](#)

AI skill penetration by US regions

Table A4.4. Ranking of US Regions based on AI Skill Penetration, 2018 (Rank: 80-100)

Source: LinkedIn Economic Graph, 2019.

City	Rank	City	Rank
Augusta, GA	81	Indianapolis, IN	97
Topeka, KS	82	Greenville, SC	98
Asheville, NC	83	Kalamazoo, MI	99
Colorado Springs, CO	84	Greensboro-Winston-Salem, NC	100
Orlando, FL	85		
Lexington, KY	86		
Killeen-Temple, TX	87		
Clarksville, TN	88		
Lafayette, LA	89		
Bakersfield, CA	90		
Oklahoma City, OK	91		
Eugene, OR	92		
Boise, ID	93		
Wichita, KS	94		
San Antonio, TX	95		
Cincinnati, OH	96		



AI skill penetration by US regions

Table A4.5. Ranking of US Regions based on AI Skill Penetration, 2018 (Rank: 100-118)

Source: LinkedIn Economic Graph, 2019.

City	Rank	City	Rank
Sioux Falls, SD	101	Birmingham, AL	117
Reno, NV	102	Little Rock, AR	118
Kansas City, MO	103		
West Palm Beach, FL	104		
Memphis, TN	105		
Grand Rapids, MI	106		
Toledo, OH	107		
Lancaster, PA	108		
Scranton, PA	109		
Omaha, NE	110		
Richmond, VA	111		
Milwaukee, WI	112		
Harrisburg, PA	113		
Louisville, KY	114		
Baton Rouge, LA	115		
Tulsa, OK	116		

Box. Artificial Intelligence Top Skill Names from LinkedIn Economic Graph

LinkedIn members self-report their skills on their LinkedIn profiles. Currently, there are more than 35,000 distinct, standardized skills classified by LinkedIn. These have been coded and classified by taxonomists at LinkedIn into 249 skill groupings, which are the skill groups represented in the dataset. This analysis focuses on AI and NLP skill groups, including the following top individual skills: Machine Learning, Data Structures, Artificial Intelligence, Computer Vision, Apache Spark, Deep Learning, Pattern Recognition, OpenCV, Artificial Neural Networks, Neural Networks, NumPy, Weka, Information Extraction, Scikit-Learn, Lisp, Recommender Systems, Classification, Graph Theory, SciPy, Support Vector Machine (SVM), Reinforcement Learning, Statistical Inference, Web Mining, Computational Intelligence, among others.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#)

Indeed

Source

Indeed is an employment-related search engine for job listings. Learn more about Indeed [here](#).

Methodology

For indeed, job postings where the title contains one or more of the following terms: “artificial intelligence,” “ai engineer,” “ai research,” “ai researcher,” “ai scientist,” “ai developer,” “ai technical,” “ai programmer,” “ai architect,” “machine learning,” “ml engineer,” “ml research,” “ml researcher,” “ml scientist,” “ml developer,” “ml technical,”

“ml programmer,” “ml architect,” “natural language processing,” “nlp,” “deep learning,” “computer vision,” “robotics engineer,” “robotics research,” “robotics researcher,” “robotics scientist,” “robotics developer,” “robotics technical,” “robotics programmer,” “robotics architect.”

English speaking countries and coverage details

The following countries are available to use the English terms in: United States, Canada, Great Britain, Australia, Ireland, New Zealand, United Arab Emirates, Bahrain, India, Kuwait, Malaysia, Oman, Philippines, Pakistan, Qatar, Singapore, South Africa. As they cannot all be pulled individually due sample size concerns, we suggest the

approach be bucketing them geographically as this should alleviate most of the sample size issues (Australia+New Zealand, Singapore+Malaysia+Philippines, etc.). We have indexed the shares per million so that countries are more directly comparable.

Definition

For the breakout of the components, if the title of a postings was “artificial intelligence engineer / machine learning engineer,” it would be bucketed in AI as well as in ML since it contains the respective terms for both classifications. For the other metrics, where the various components were not broken out, it was counted once via an OR statements filter.

- The top ten metropolitan statistical areas (MSA) and their respective percentage of AI jobs out of all AI jobs located within a US MSA. Note there are more than ten listed due to a tie between a few of the MSAs.
- The top ten states and their respective percentage of AI jobs out of all AI jobs located in a US state. Note there are more than ten listed due to a tie between a few of the states.

The publicly available dataset provides the following metrics:

- The share of postings per million by type of AI job posting. The time range is from March 2014 to March 2019, by month and is for US job postings. The definition of AI is detailed below in the methodology note; for example, both “natural language processing” or “nlp” were used to identify natural language processing postings, “machine learning” or “ml” to identify machine learning postings, etc.
- The share of postings per million, by country over time. The time range is from March 2014 to March 2019. The definition of AI job postings was consistent across countries and is detailed below.

Methodology: For this data, the definition of AI jobs were job postings whose title contained the terms “artificial intelligence,” “machine learning,” “deep learning,” “natural language processing” or “nlp.” We also included “ai” and “ml,” though with some caveats to ensure against false positives. Please note this definition of AI job postings is slightly different from previous definitions used by Indeed.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#)

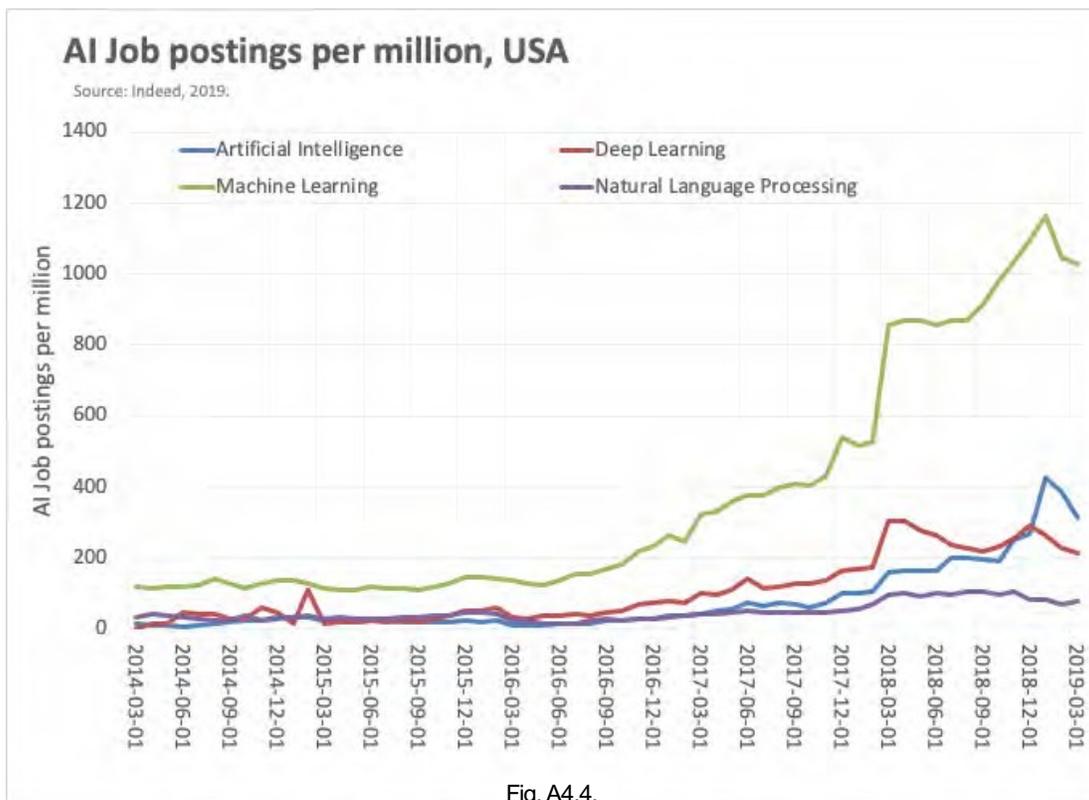


Fig. A4.4.

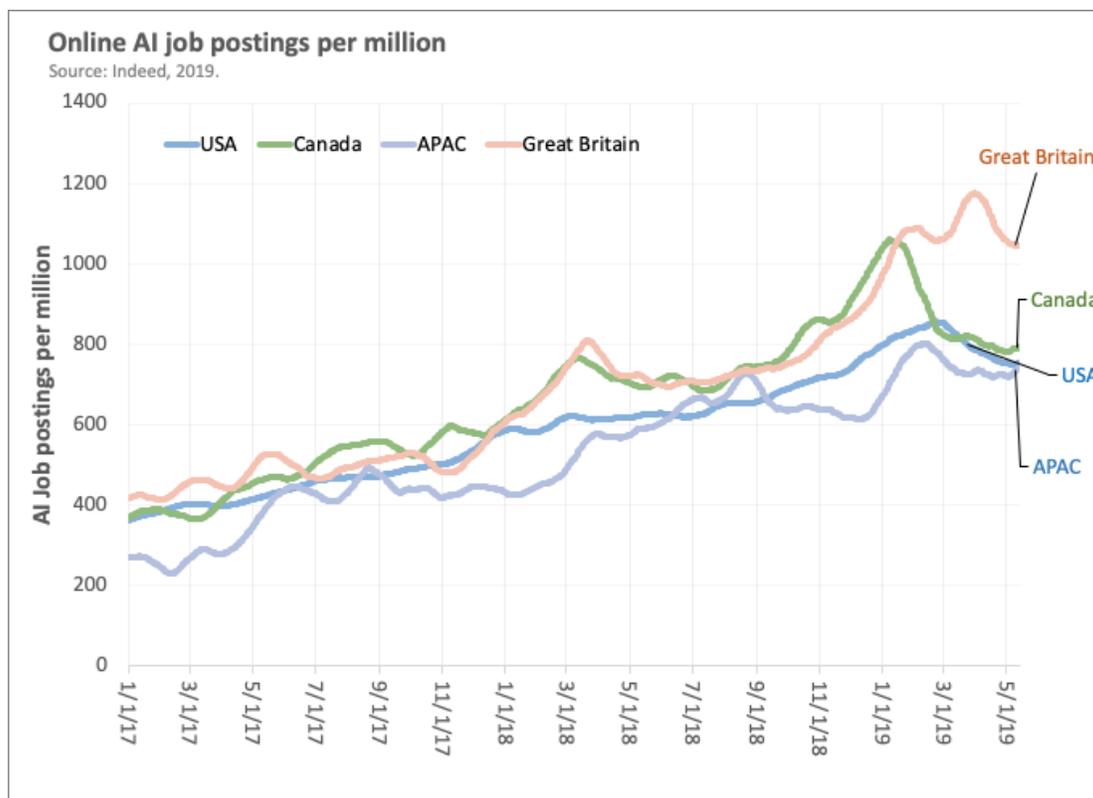


Fig. A4.5.

Notes: The countries the pull was possible for was the US, Canada, Great Britain & Ireland and APAC. APAC includes: Australia, New Zealand, Malaysia, the Philippines and Singapore.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#)

AI Labor Demand Growth by Clusters on Indeed

Data from Indeed is presented below for the US, where the left axis presents the AI jobs posted per million jobs on Indeed. Job posts mentioning Machine Learning captured the largest proportion of AI jobs posted (58% of AI jobs and 0.003% of the total jobs posted), followed by Artificial Intelligence (24% of AI jobs and 0.001% of the total jobs), Deep Learning (9% of AI jobs and 0.0007% of total jobs), and NLP (8% of AI jobs and 0.0002% of the total jobs).

Between 2015 and 2018, Deep Learning grew the fastest by over 12x, followed by Artificial Intelligence (almost 5x), Machine Learning (4x), and NLP (2x). It is noted that the share of AI jobs as a percent of the total jobs posted remains smaller than 1% on Indeed.

Postings for AI jobs as a share per million job postings on Indeed

Source: Indeed, 2019.

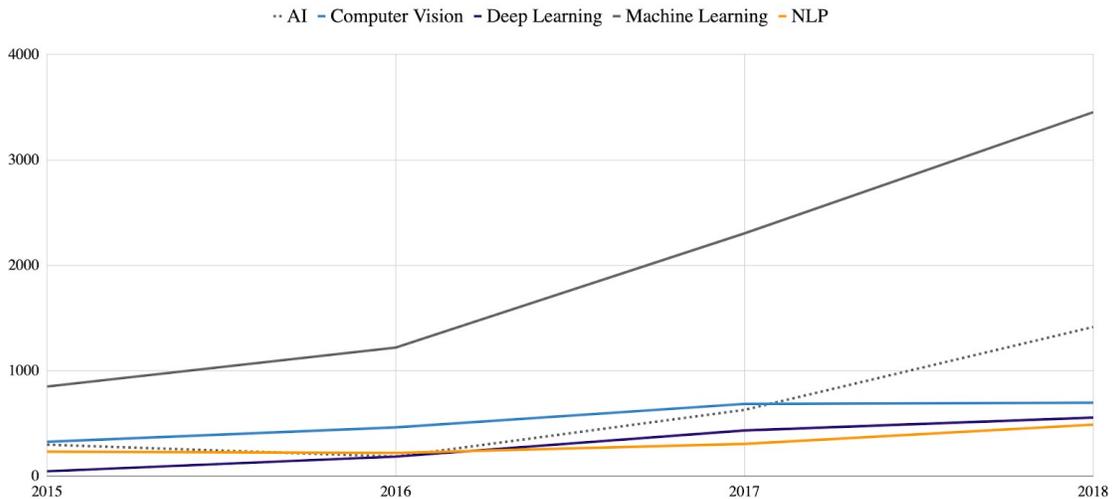


Fig. A4.6a.

Growth in AI Job postings per million on Indeed

Source: Indeed, 2019.

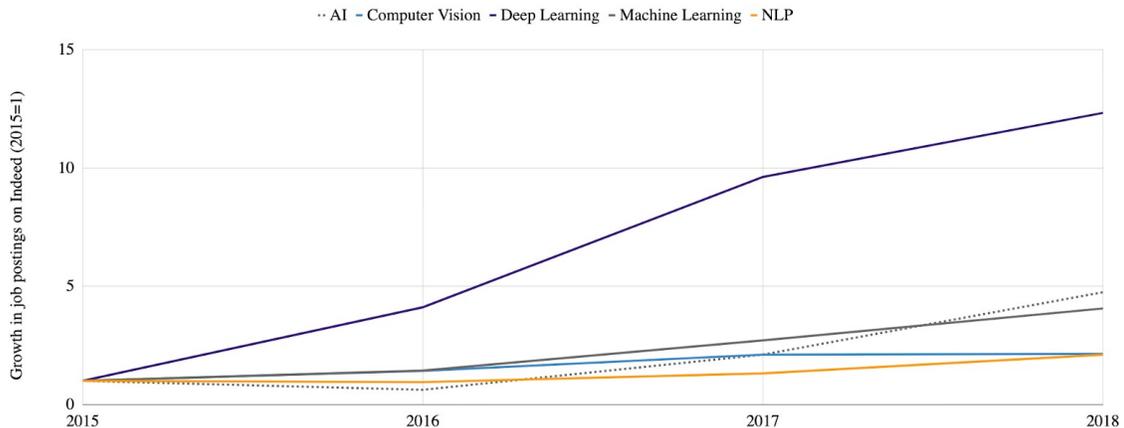


Fig. A4.6b.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [Sectoral Diffusion](#)

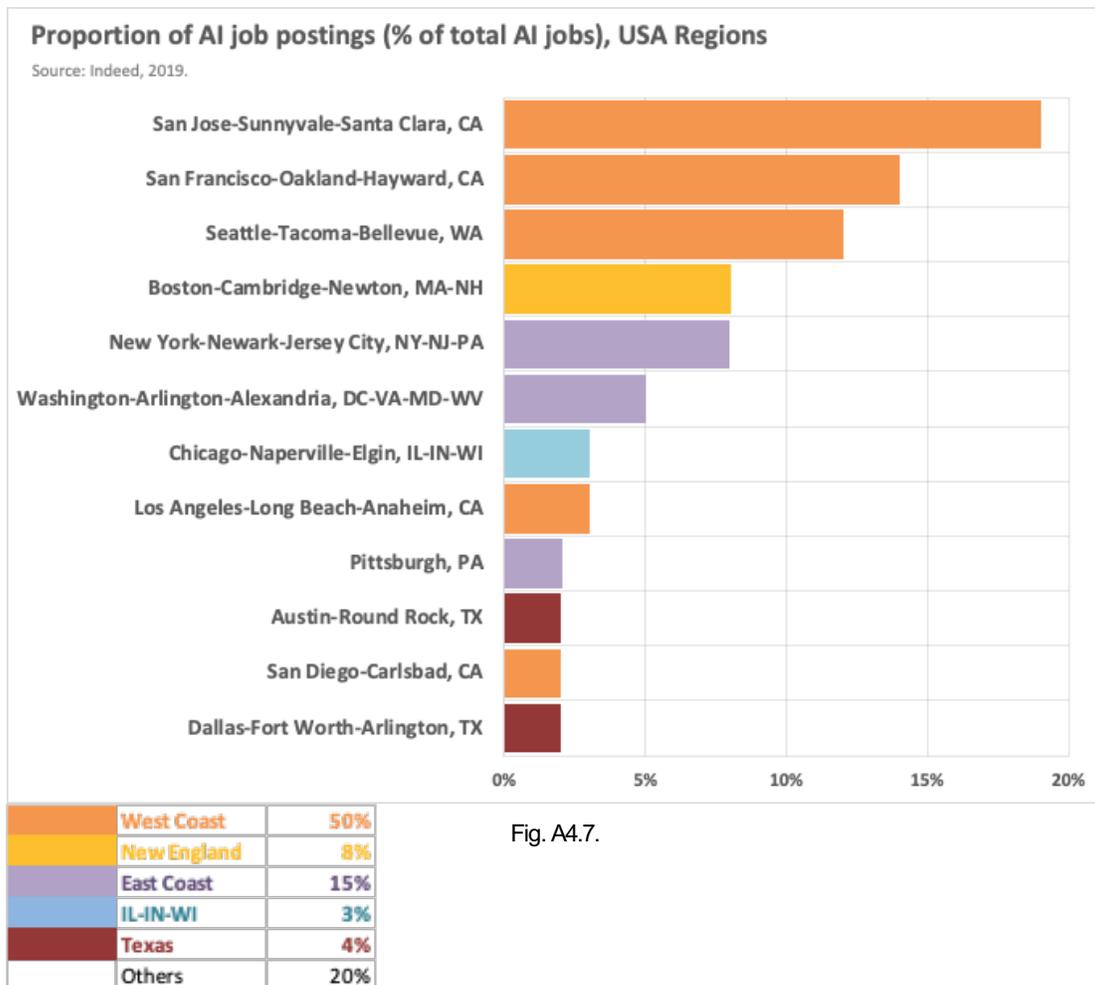


Fig. A4.7.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#), [Skill Penetration](#), [Regional Dynamics](#)

Burning Glass Technologies

About Burning Glass Technologies

Burning Glass Technologies delivers job market analytics that empower employers, workers, and educators to make data-driven decisions. The company's artificial intelligence technology analyses hundreds of millions of job postings and real-life career transitions to provide insight into labor

market patterns. This real-time strategic intelligence offers crucial insights, such as which jobs are most in demand, the specific skills employers need, and the career directions that offer the highest potential for workers. For more information, visit burning-glass.com.

Job Postings Data

To support these analyses, Burning Glass mined its dataset of millions of job postings collected since 2010. Burning Glass collects postings from over 45,000 online job sites to develop a comprehensive, real-time portrait of labor market demand. We aggregate job postings, remove duplicates, and extract data from job posting text. This includes information on job title, employer, industry, region, and required experience, education, and skills. .

Job postings are useful for understanding trends in the labor market because they allow for a detailed, real-time look at the skills employers seek. In order to assess the representativeness of job postings data, Burning Glass conducts a number of analyses to compare the distribution of job postings to the distribution of official government and other third-party sources in the US. The primary source of government data on job postings in the US is the Job Openings and Labor Turnover Survey (JOLTS) program conducted by the Bureau of Labor Statistics.

To understand the share of job openings captured by Burning Glass data, it is important to first note that

Burning Glass and JOLTS collect data on job postings differently. Burning Glass data captures new postings: a posting appears in the data only on the first month it is found, and is considered a duplicate and removed in subsequent months. JOLTS data captures active postings: a posting appears in the data in all months that it is still actively posted, meaning the same posting can be counted in two or more consecutive months if it has not been filled. To allow for apples-to-apples volume comparison in postings, the Burning Glass data needs to be inflated to account for active postings, not only new postings. The number of postings from Burning Glass can be inflated using the new jobs to active jobs ratio in Help Wanted OnLine™ (HWOL), a method used in Carnevale, Jayasundera and Repnikov (2014). Based on this calculation, the share of jobs online as captured by Burning Glass is roughly 85% of the jobs captured in JOLTS in 2016.

The labor market demand captured by Burning Glass data represents over 85% of the total labor demand. Jobs not posted online are usually in small businesses (the classic example being the "help wanted" sign in the restaurant window) and union hiring halls.

Measuring the demand for AI

In order to measure the demand by employers of AI skills, Burning Glass used its skills taxonomy of over 17,000 skills. The list of AI skills from Burning Glass data are shown in the table below, with associated skill clusters. While we

considered some skills to be in the AI cluster specifically, for the purposes of this report all skills in the table below were considered AI skills. A job postings was considered an AI job if it requested one or more of these skills.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#), [Skill Penetration](#), [Regional Dynamics](#)

Table A4.6. AI Skill Cluster

In addition, Burning Glass' taxonomy assigns skills to Skill Clusters. The following Skill

Skill	Skill Cluster	Skill	Skill Cluster	Skill	Skill Cluster
Artificial Intelligence	AI	Boosting (Machine Learning)	ML	Blue Prism	Robotics
Expert System	AI	Chi Square Automatic Interaction Detection (CHAID)	ML	Electromechanical Systems	Robotic
IBM Watson	AI	Classification Algorithms	M	Motion Planning	s
IPSoft Amelia	AI	Clustering Algorithms	L	Motoman Robot Programming	Robotic
Ithink	AI	Decision Trees	M	Robot Framework	s
Virtual Agents	AI	Dimensionality Reduction	L	Robotic Systems	Robotic
Autonomous Systems	AD	Google Cloud Machine Learning Platform	M	Robot Operating System (ROS)	s
Lidar	AD	Gradient boosting	L	Robot Programming	Robotic
OpenCV	AD	H2O (software)	M	Servo Drives / Motors	s
Path Planning	AD	Libsvm	L	Simultaneous Localization and Mapping (SLAM)	Robotic
Remote Sensing	AD	Machine Learning	M	Computer Vision	s
ANTLR	NL	Madlib	L	Image Processing	Robotic
Automatic Speech Recognition (ASR)	P	Mahout	M	Image Recognition	s
Chatbot	NL	Microsoft Cognitive Toolkit	L	Machine Vision	Robotic
Computational Linguistics	P	MLPACK (C++ library)	M	Object Recognition	s
Distinguo	NL	Mlpy	L	Caffe Deep Learning Framework	Robotic
Latent Dirichlet Allocation	P	Random Forests	M	Convolutional Neural Network (CNN)	s
Latent Semantic Analysis	NL	Recommender Systems	L	Deep Learning	Robotic
Lexalytics	P	Scikit-learn	M	Deeplearning4	s
Lexical Acquisition	NL	Semi-Supervised Learning	L	j Keras	Visio
Lexical Semantics	P	Supervised Learning (Machine Learning)	M	Long Short-Term Memory (LSTM)	n
Machine Translation (MT)	NL	Support Vector Machines (SVM)	M	MXNet	Visio
Modular Audio Recognition Framework (MARF)	P	Semantic Driven Subtractive Clustering Method (SDSCM)	L	Neural Networks	n
MoSes	NL	Torch (Machine Learning)	M	Recurrent Neural Network (RNN)	Visio
Natural Language Processing	P	Unsupervised Learning	L	Pybrain	n
Natural Language Toolkit (NLTK)	NL	Vowpal	M	TensorFlow	Visio
Nearest Neighbor Algorithm	P	Xgboost	L		n
OpenNLP	NL		M		Visio
Sentiment Analysis / Opinion Mining	P		L		n NN
Speech Recognition	NL		M		NN
Text Mining	P		L		NN
Text to Speech (TTS)	NL		M		NN
Tokenization	P		L	Note: AD is Autonomous Driving, NLP is Natural Language Programming, AI is Artificial Intelligence, ML is Machine Learning, NN is Neural Networks, Vision is Visual Image Recognition.	NN
Word2Vec	NL		M		NN
	P		L		NN
[Jobs] [Appendix Start]	NL		M		NN
[Access Data]	P		L		NN
			M		NN



Return to Economy - Jobs: US Labor Demand By Job Cluster, Skill Penetration, Regional Dynamics

AI Jobs (% total online job postings)

Source: Burning Glass, 2019.

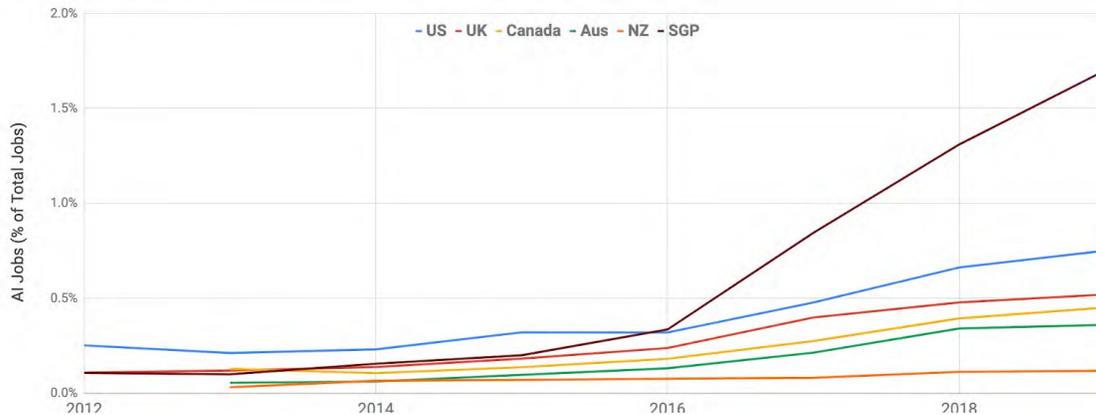


Fig. A4.8a.

AI in IT jobs (%), by countries

Source: Burning Glass, 2019.

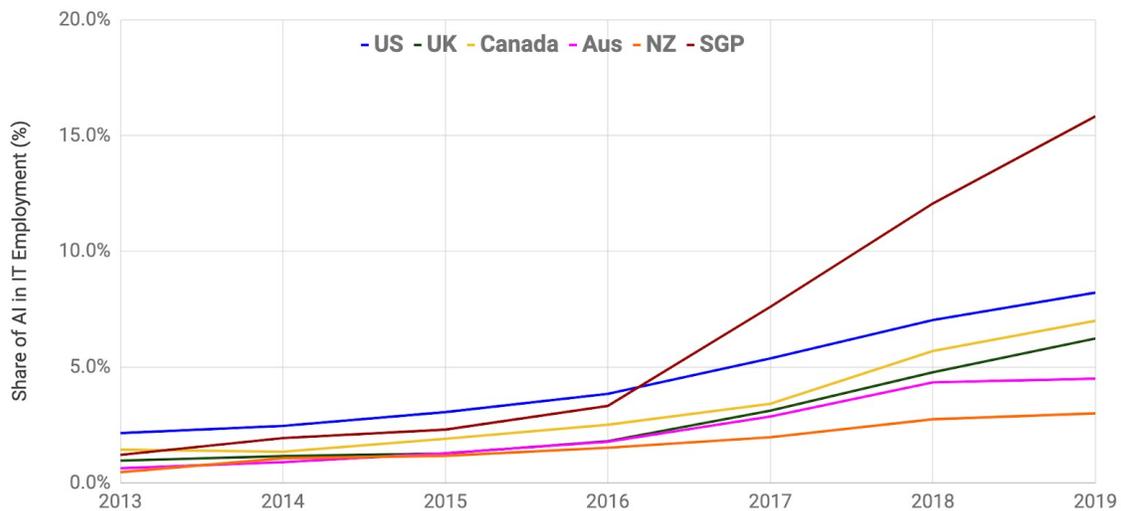


Fig. A4.8b.

Volume of AI Jobs by Skill Clusters

Total Number of AI Online Job Postings, USA, 2010-2019 monthly

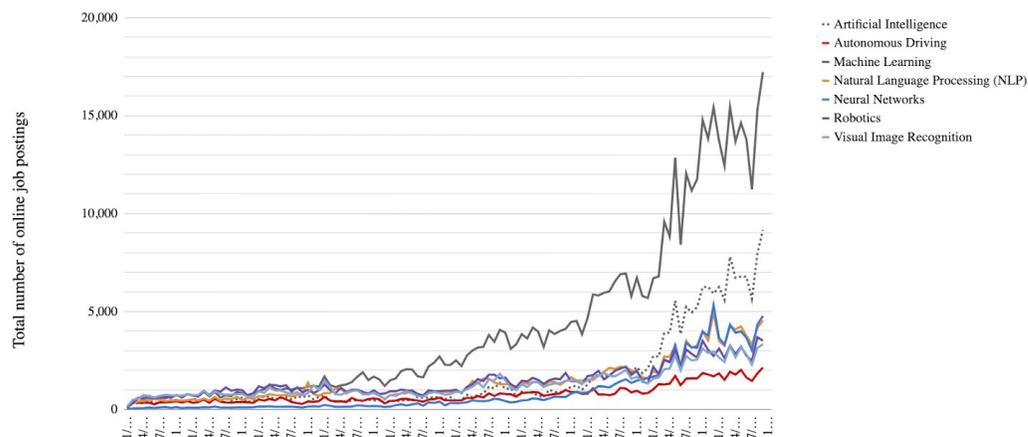


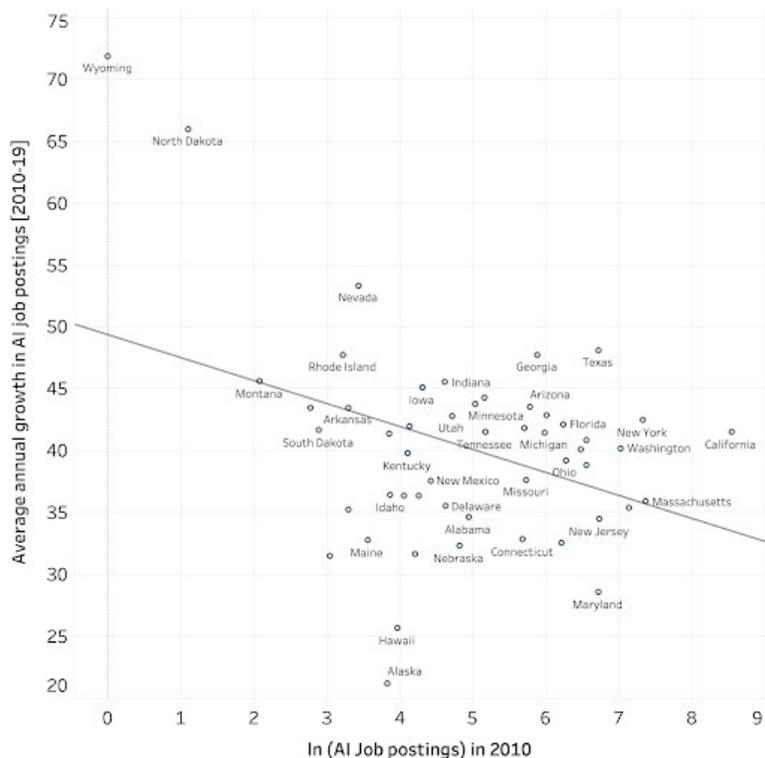
Fig. A4.9.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

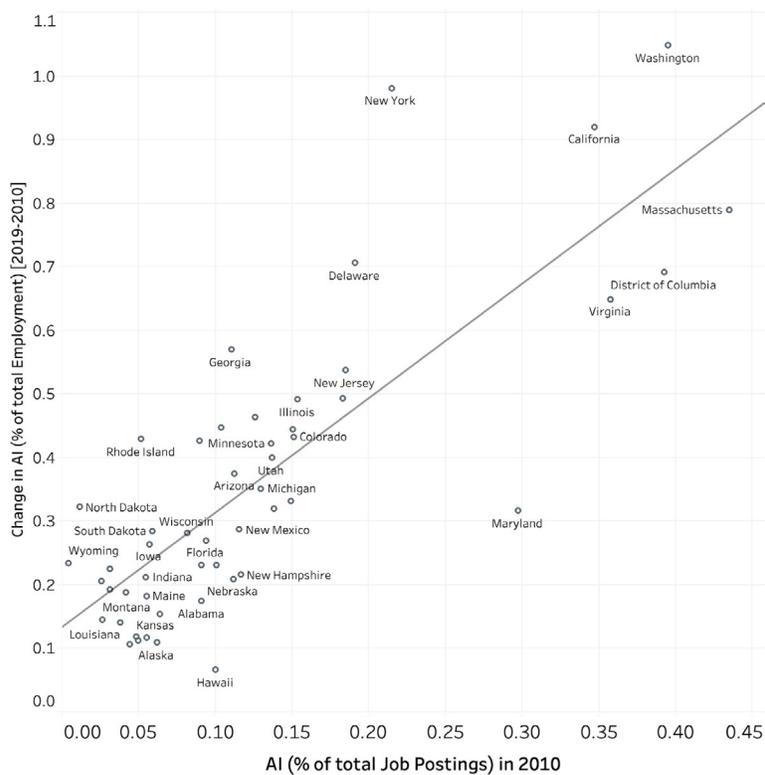
Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#), [Skill Penetration](#), [Regional Dynamics](#)

Unconditional Convergence in Jobs posted, absolute



ln(AI Job Postings) in 2010
Fig. A4.10a.

Unconditional Divergence in Jobs posted, relative (as a % of total jobs posted)



AI (% of total Job Postings) in 2010
Fig. A4.10b.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#), [Skill Penetration](#), [Regional Dynamics](#)

AI Job Postings, State Analysis

Ranking of US States based on relative AI labor demand, 2018-19

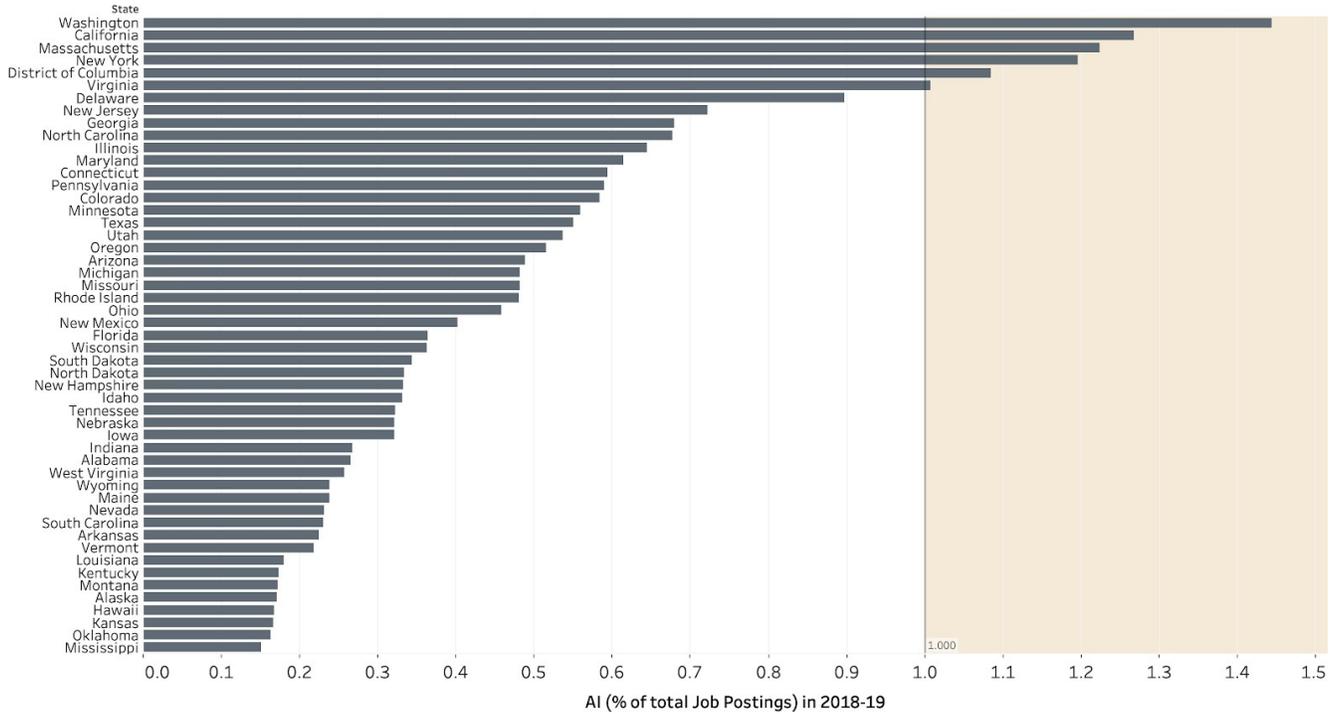


Fig. A4.11a.

Unconditional Divergence in Jobs posted, relative (as a % of total jobs posted)

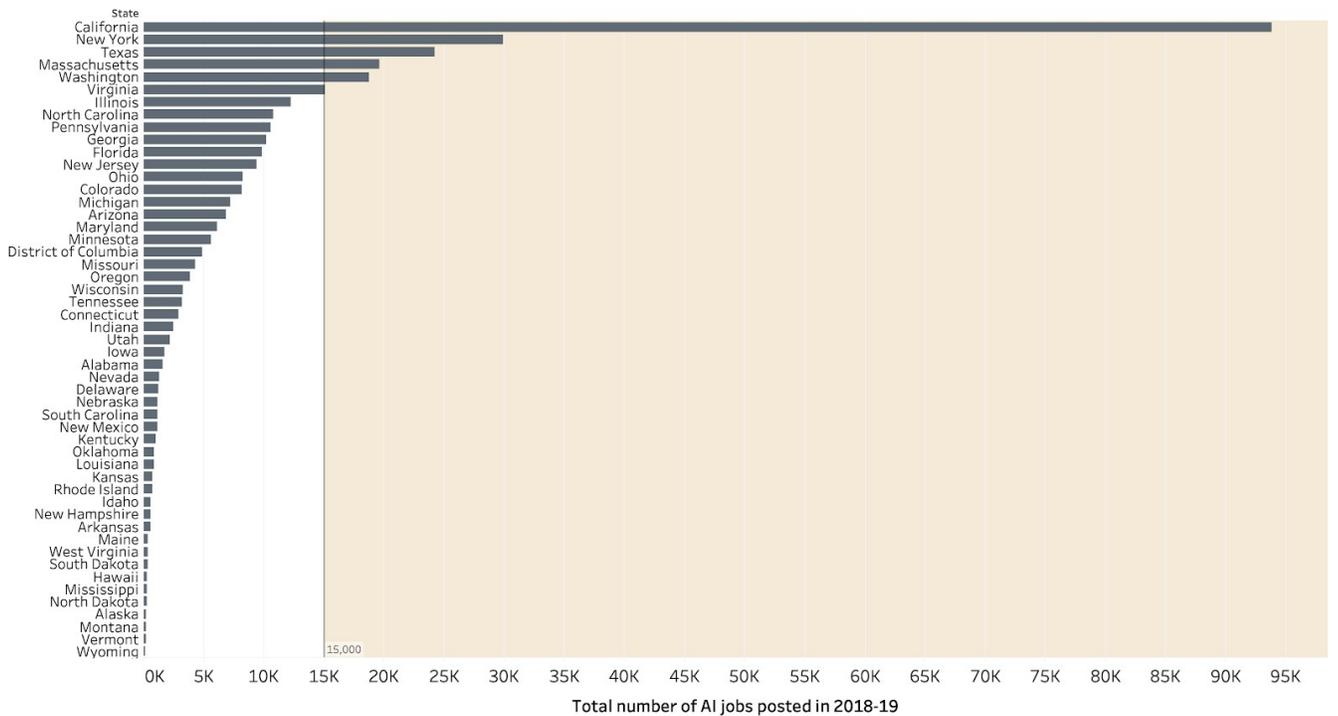


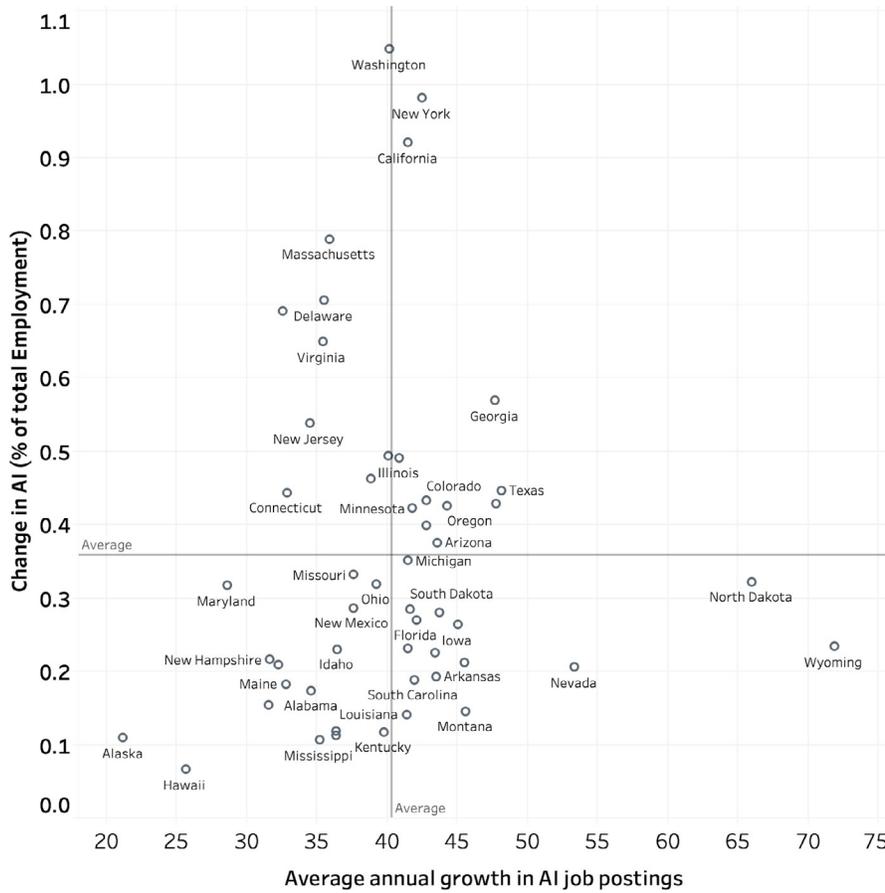
Fig. A4.11b.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#), [Skill Penetration](#), [Regional Dynamics](#)

Benchmarking states in absolute and relative growth in AI labor demand, 2010-19



		Average annual growth in AI jobs postings, absolute	
		Lower than average	Higher than Average
Change in AI jobs postings, relative as a % of total jobs posted	Higher than Average	AI jobs growing in as part of the labor market but terms but did not as much in absolute size	AI jobs growing both in absolute and relative importance of overall labor market
	Lower than average	AI jobs are not growing in either absolute size or relative importance	AI jobs growing in absolute terms but did not increase as much in relative importance of labor market

Fig. A4.12.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [US Labor Demand By Job Cluster](#), [Skill Penetration](#), [Regional Dynamics](#)

No convergence in AI labor demand across MSA's, absolute (2010-19)

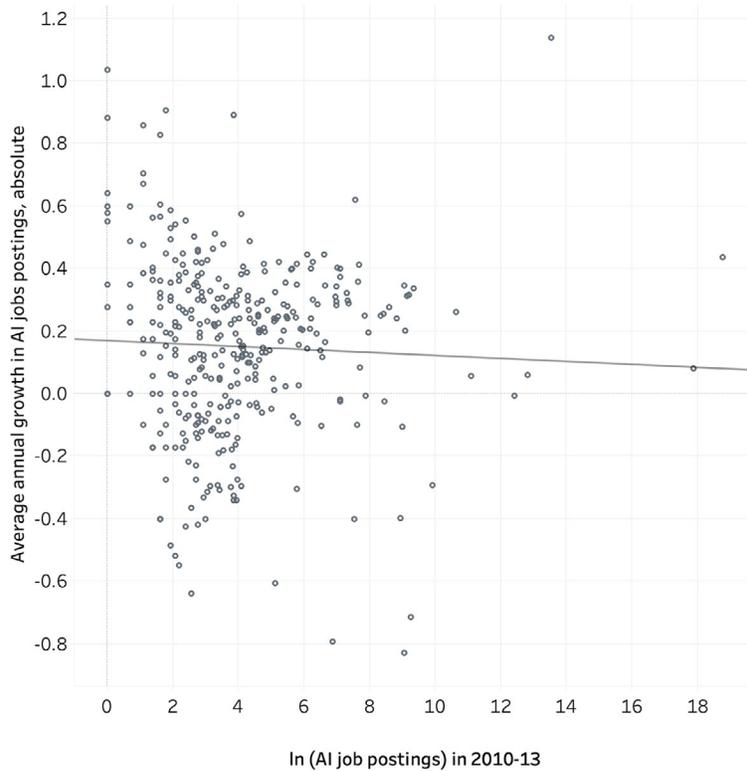


Fig. A4.13a.

No convergence in AI labor demand across MSA's, absolute (2010-19)

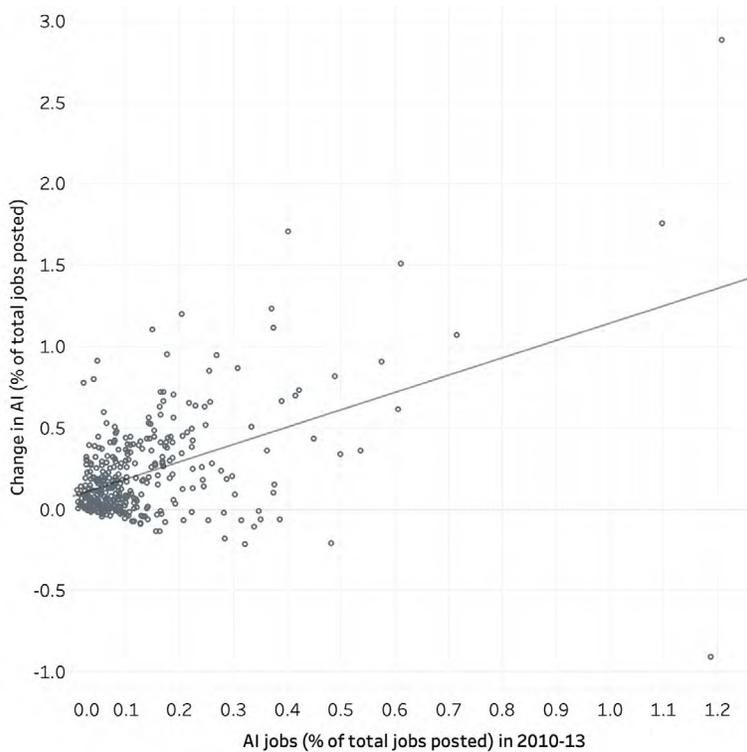


Fig. A4.13b.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Jobs: [Measurement Questions](#) and Policy Implications

References for AI Measurement and Policy Implications

Brynjolfsson, Erik, Daniel Rock, Prasanna Tambe. "[How Will Machine Learning Transform the Labor Market?](#)".

Governance in an Emerging New World, Hoover Institution, Spring Series, Issue 619, May 6, 2019.

Goldfarb, A., Taska, B., Teodoridis, F. "Machine Learning in Healthcare?". (2019)

Goldfarb, A., Taska, B., Teodoridis, F. "[Could Machine Learning Be a General-Purpose Technology? Evidence from Online Job Postings](#)" (2019)

Hershbein, Brad, and Lisa B. Kahn. "[Do recessions accelerate routine-biased technological change? Evidence from vacancy postings.](#)" American Economic Review 108, no. 7 (2018): 1737-72.

Tambe, Prasanna. "[Big data investment, skills, and firm value.](#)" Management Science 60, no. 6 (2014): 1452-1469.

Tambe, Prasanna, and Lorin M. Hitt. "[Job hopping, information technology spillovers, and productivity growth.](#)" Management science 60, no. 2 (2013): 338-355.

Tambe, Prasanna, Lorin Hitt, Daniel Rock and Erik Brynjolfsson. "[IT, AI and the Growth of Intangible Capital.](#)" (2019).



Return to Economy - Investment Activity: [Startup Activity](#)

4.2 Investment Activity

Table A4.7. Summary Table on Private Investment Metrics

Metadata	Metric	Investment Amount	Number of Companies	Per Capita Investment Amount	M&A and IPO amount	%Focus areas
	Definition	Private Investment received by the AI startups who have received over \$400,000 investment for the last ten years	Number of AI startups who have been founded within the last ten years	Private Investment received by AI startups divided by population of their headquartered country	M&A or IPO deal amount for AI startups who have received over \$400,000 investment for the last ten years	Percentage of focus areas within all AI startups who have received funding within the last 1year
	Source Unit of Measurement	CapIQ, Crunchbase, Quid investment event	CapIQ, Crunchbase, Quid a company	CapIQ, Crunchbase, World Bank, Quid population of startup headquarter country	CapIQ, Crunchbase, Quid M&A, IPO event	CapIQ, Crunchbase, Quid number of companies
Coverage	# of countries, states, regions - data available	84	123	84	84	80
	# of sectors available	46	46	46	46	36
	# of years available	10	10	10	10	1
Methodology and Evaluation	Methodology	Used boolean search query in Quid's NLP technology to search for all global AI startups who have received over \$400,000 funding for the last 10 years and created panel data showing investment time trend with headquartered countries and clusters	Used boolean search query in Quid's NLP technology to search for all global AI startups who have been founded within the last ten years and created panel data showing founding year time trend with headquarter countries	Used Quid's NLP technology to search for all global AI startups and thier financial activities data as long as they are disclosed in CapIQ and Crunchbase. Used World Bank's 2018 population data to divide the annual investment amount per country by population.	Used boolean search query in Quid's NLP technology to search for all global AI startups who have received over \$400,000 funding for the last 10 years and created panel data showing all financial event time trend	Used boolean search query in Quid's NLP technology to search for all global AI startups who have received funding within the last one year, and created network map based on neuroscience technology segmented into different focus areas based on NLP algorithm

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Investment Activity: [Startup Activity](#)

Private Investment Activity

Source

Quid is a big data analytics platform that inspires full picture thinking by drawing connections across massive amounts of unstructured data. The software applies advanced natural language processing technology, semantic analysis, and artificial intelligence algorithms to reveal patterns in large, unstructured datasets, and generate visualizations to allow users to gain actionable insights. Quid uses Boolean query to search for focus

areas, topics, and keywords within the archived news and blogs, companies and patents database, as well as any custom uploaded datasets. This can filter out the search by published date time frame, source regions, source categories, or industry categories on the news; and by regions, investment amount, operating status, organization type (private/public), and founding year within the companies database. Quid then visualizes these data points based on the semantic similarity.

Search, Data Sources, and Scope

Here 1.8M public and private company profiles from multiple data sources are indexed in order to search across company descriptions, while filtering and including metadata ranging from investment information to firmographic information such as founded year, HQ location, and more. Company information is updated on a weekly basis. Trends are based on reading any

text to identify key words, phrases, people, companies, and institutions; then compare different words from each document (news article, company descriptions...etc) to develop links between these words based on similar language. This process is repeated at an immense scale which produces a network that shows how similar all documents are.

Data

Organizational data from CapIQ and Crunchbase are embedded together. These companies include all types of companies (private, public, operating, operating as subsidiary, out of business) in the world; The investment data include private investment, M&A, public offering, minority stake made by PE/VCs, corporate venture arms, governments, institutions both in and out of the US. Some data is simply unreachable when the investors are undisclosed, or the funding amounts by investors are

undisclosed. We also embed firmographic information such as founded year, HQ location.

We embed CapIQ data as a default, and add in data from Crunchbase for the ones that are not captured in CapIQ. This way we not only have comprehensive and accurate data on all global organizations, but also capture early-stage startups and funding events data. Company information is uploaded on a weekly basis.

Data Sourced From:

Quid indexes 1.8M public and private company profiles from multiple data sources allowing you to search the company descriptions, while filtering by included metadata ranging from investment information to firmographic

information such as founded year, HQ location, and more. Company information is updated on a weekly basis. 7,000 companies can be analyzed within one network. Company information is updated on a weekly basis.

Boolean Search

“artificial intelligence” OR “AI” OR “machine learning” OR “deep learning”

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Investment Activity: [Startup Activity](#)

Global AI companies invested within last one year (06/27/2018~ 06/27/2019)

<Companies>

Chart 4.2.1, 4.2.2., 4.2.3, 4.2.4, 4.2.5, 4.2.7:

1. Global AI & ML companies who have been invested over 400k for the last 10 years (01/01/2019 to 11/04/2019) – 7000 companies out of 7.5k companies have been selected through Quid's relevance algorithm

Chart 4.2.6.

2. Global AI & ML companies who have been invested (private, IPO, M&A) from 06/27/2018 to 06/27/2019

Visualization in Quid software:

We use Boolean query to search for focus areas, topics, and keywords within the archived company database, within their business descriptions and websites. We can filter out the search results by HQ regions, investment amount, operating status, organization type (private/

public), founding year. Quid then visualizes these companies. If there are more than 7000 companies from the search result, Quid selects 7000 most relevant companies for visualization based on the language algorithm.

Target Event Definitions:

•Private investments: A Private Placement is a private sale of newly issued securities (equity or debt) by a company to a selected investor or a selected group of investors. The stakes that buyers take in private placements are often minority stakes (under 50%), although it is possible to take control of a company through a private placement as well, in which case the private placement would be a majority stake investment.

•Minority investment: These refer to Minority Stake Acquisitions in Quid, which are where the buyer acquires less than 50% of the existing ownership stake in entities, asset product and business divisions.

•M&A: These refer to events where a buyer acquires more than 50% of the existing ownership stake in entities, asset product and business divisions.

Network Methodology

The algorithm uses textual similarities to identify documents that are similar to each other. It then creates a network based on these similarities so that the user can visualize these similarities as a network of clusters. To do this, Quid leverages proprietary NLP algorithms and unsupervised machine learning to automate the topical generation.

The dots, or nodes, represents individual companies (or articles), and the links represent semantic similarity between two nodes, with the clusters (groupings) differentiated by colors representing the topics.

Readers can refer to Olivia Fischer, Jenny Wang (2019). [Innovation and Convergence/Divergence: Searching the Technology Landscape](#) for more details on the methodology.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Investment Activity: [Startup Activity](#)

How to Read a Quid Map in Companies

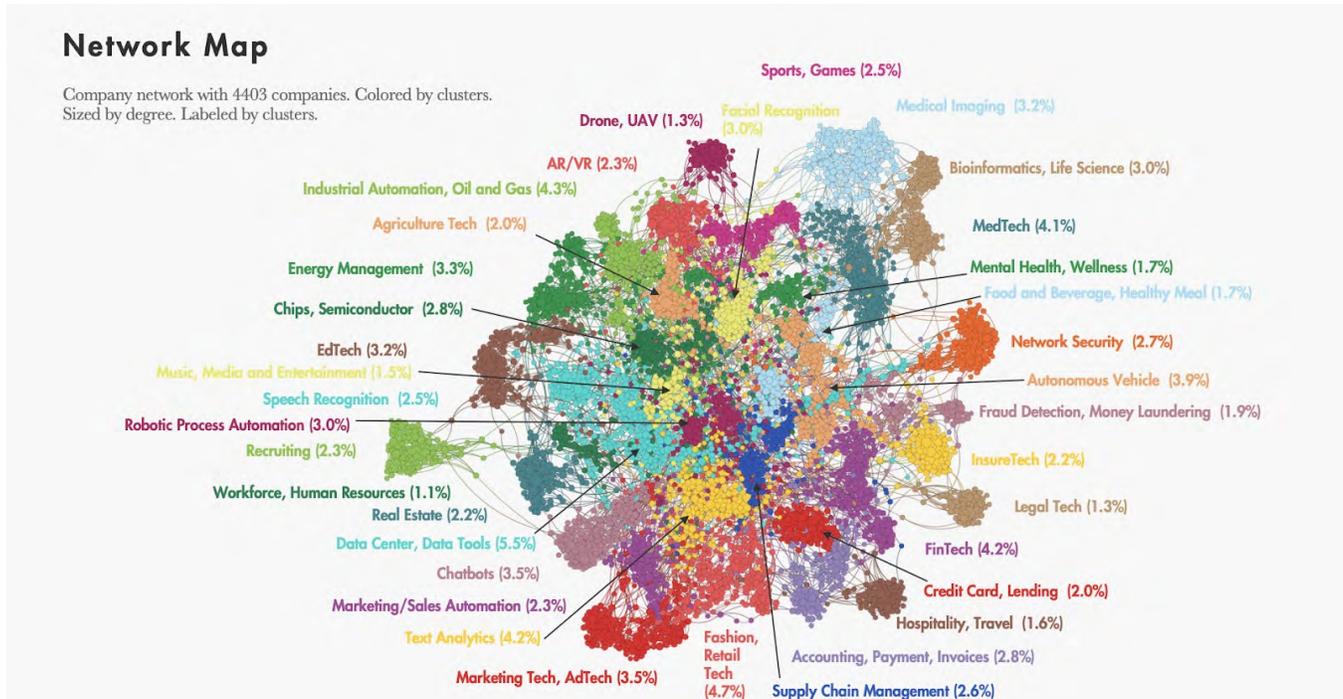


Fig. A4.14.

*Reading map visualization: Each node represents a company. Links connect companies sharing similar languages in their business descriptions and websites. Clusters form when many nodes share strong similarity, revealing focus areas.

When considering the network, cardinal directions (e.g. North, South, East, West) does not matter – what does matter is proximity. Two clusters which are close together (e.g. **Medical Imaging**, **MedTech** and **Bioinformatics, Life Science**) share more common language than the ones that are far away (e.g. **Fashion Retail, Tech**). Centrality also matters – those clusters that are more central to network (e.g. **Robotic Process Automation**) are more core to the market versus those on the periphery (e.g. **Recruiting**).

List of European Countries

United Kingdom, France, Germany, Finland, Switzerland, Sweden, Spain, Belgium, Ireland, the Netherlands, Luxembourg, Norway, Denmark, Portugal, Austria, Italy, Poland, Iceland, Czech Republic, Serbia, Estonia, Romania, Slovenia, Latvia, Croatia, Greece, Bulgaria, Lithuania, Malta

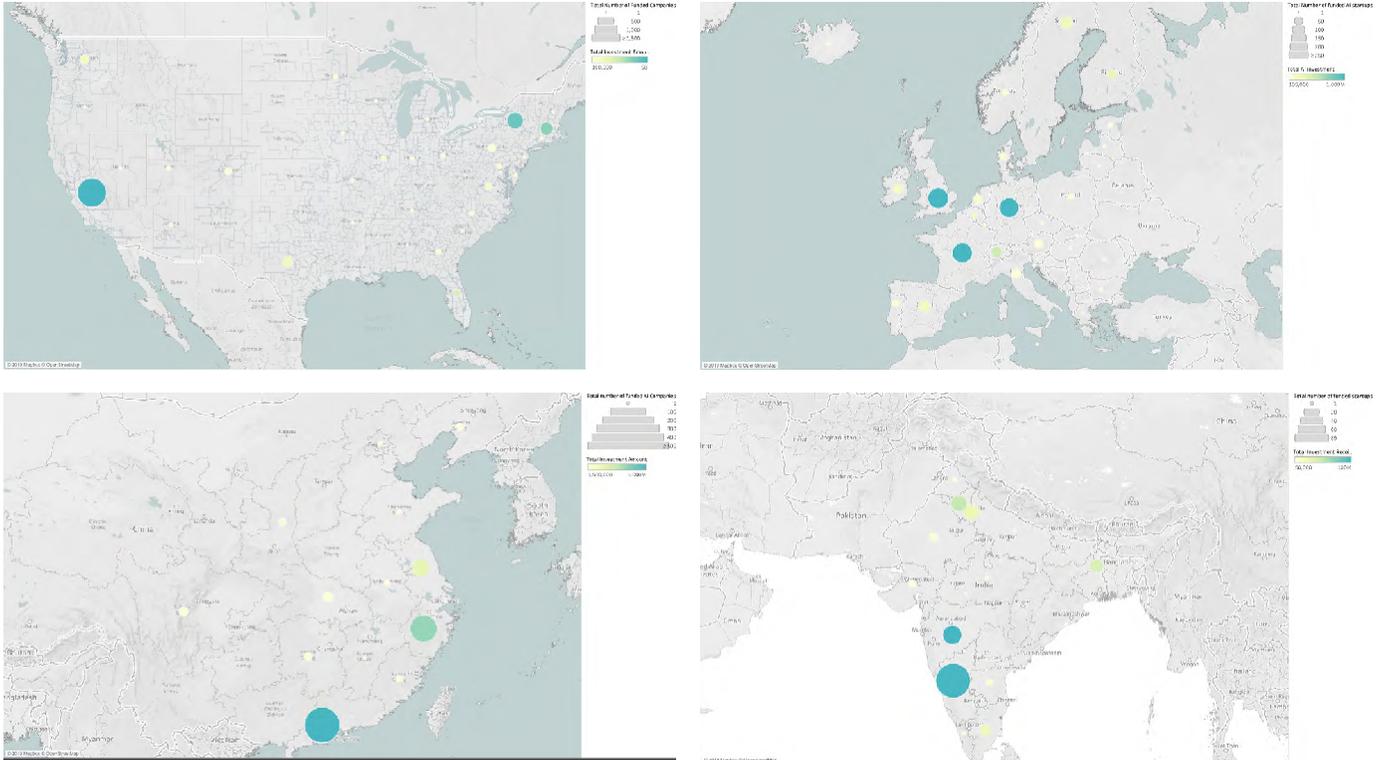
Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Investment Activity: [Startup Activity](#)

Geography of AI Startup Activity

US, Europe, China, and India, State Level Startup Activity



US, Europe, China, and India, City Level Startup Activity

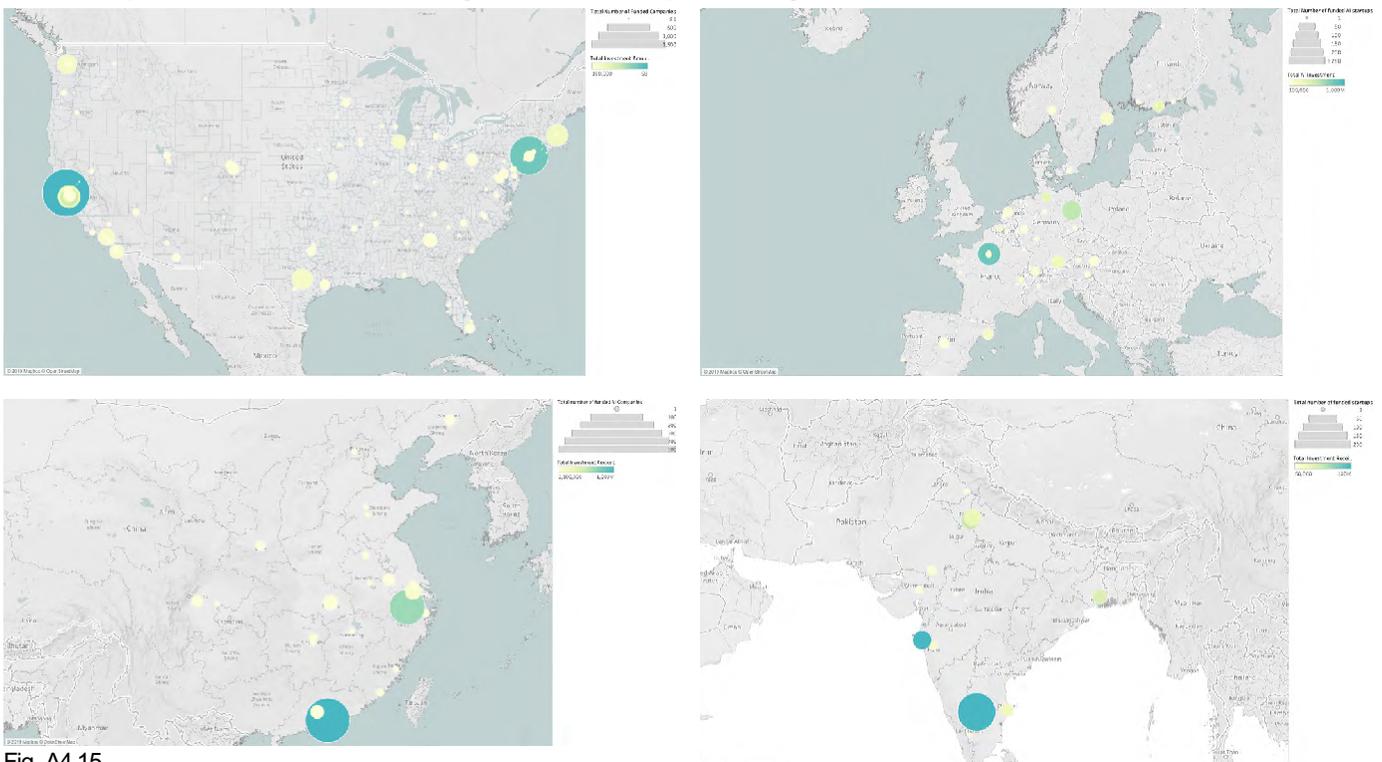


Fig. A4.15.
Investment deals in billion dollars

[\[Investment Activity\]](#) [\[Appendix Start\]](#)
[\[Access Data\]](#)

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 4 - Economy

Return to Economy - Investment Activity: [Public Investment](#)

Bloomberg Government: Public Investment

Source

Bloomberg Government (BGOV) is a subscription-based market intelligence service designed to make US government budget and contracting data more accessible to business development and government affairs

professionals. BGOV's proprietary tools ingest and organize semi-structured government data sets and documents, enabling users to track and forecast investment in key markets.

Methodology

The BGOV data included in this section was drawn from three original sources:

- The Defense Department's FY2020 Research, Development, Test & Evaluation (RDT&E) Budget Request, which is available at <https://comptroller.defense.gov/Budget-Materials/>. BGOV built a custom dashboard and data visualization using the software tool, Tableau, to organize all 6,664 budget line items included in the FY2020 RDT&E budget request and make them text-searchable. For the section "Department of Defense (DOD) Budget," BGOV used a set of more than a dozen AI-specific keywords to identify 346 unique budget activities related to artificial intelligence and machine learning worth a combined \$4.0 billion in FY 2020.

- The Federal Procurement Data System-Next Generation (FPDS-NG), which is available at <https://www.fpds.gov/fpdsng/cms/index.php/en/>. BGOV's Contracts Intelligence Tool ingests on a twice-daily basis all contract spending data published to FPDS-NG, and structures the data to

ensure a consistent picture of government spending over time. For the section "US Government Contract Spending," BGOV analysts used FPDS-NG data, organized by the Contracts Intelligence Tool, to build a model of government spending on artificial intelligence-related contracts in the fiscal years 2000 through 2019. BGOV's model used a combination of government-defined Produce Service Codes and more than 100 AI-related keywords and acronyms to identify AI-related contract spending.

- The Congressional Record, which is available at <https://www.congress.gov/congressional-record>. BGOV maintains a repository of congressional documents, including bills, amendments, bill summaries, Congressional Budget Office assessments, reports published by congressional committees, Congressional Research Service (CRS), and others. For the section "US Government Perception," BGOV analysts identified all legislation (passed or introduced), congressional committee reports, and CRS reports that referenced one or more of a dozen AI-specific keywords. Results are organized by two-year congressional session.

4.3 Corporate Activity

Industry Adoption: Mckinsey Global Survey

Return to Economy - Corporate Activity: [Industry Adoption](#)

Source

This survey was written, filled, and analyzed by McKinsey & Company (McKinsey). You can find additional results from the Global AI Survey [here](#).

Methodology

The survey was conducted online and was in the field from March 26, 2019 to April 5, 2019. It garnered responses from 2,360 participants who represent the full ranges of regions, industries, company sizes, functional specialties, and tenures within McKinsey's Online Executive Panel. All survey participants are members of the online panel, a group of more than 30,000 registered users of McKinsey.com who opted in to participate in proprietary McKinsey research and represent a worldwide sample of executives, managers, and employees at all levels of tenure. 115 countries are represented in the survey sample; to adjust for differences in response rates, the data are weighted by the contribution of each respondent's nation to global GDP.

Notes

Survey respondents are limited by their perception of their organizations' AI adoption.

Robotic Installations

Return to Economy - Corporate Activity: [Robotic Installations](#)

Source

Data was pulled directly from the International Federation of Robotics' (IFR) 2014, 2015, and 2017 World Robotics Reports. See links to the reports below. Learn more about [IFR](#).

Methodology

The data displayed is the number of industrial robots installed by country. Industrial robots are defined by the ISO 8373:2012 standard. See more information on [IFR's methodology](#).

Nuance

- It is unclear how to identify what percentage of robot units run software that would be classified as "AI" and it is unclear to what extent AI development contributes to industrial robot usage.
- This metric was called robot imports in the 2017 AI Index report

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [Coursera](#)

Coursera

<http://www.coursera.org/gsi> (page 46)

Global AI Skill Index

Building the GSI involves data from several components: **Coursera's Skills Graph, Skills Benchmarking, Competency Growth, and Trending Skills**. Below we provide more insight into how we calculate each piece. This is our first look into the global skills landscape using our unique data, and we are constantly evolving our methodology to maximize its usefulness for our learners and customers.

This GSI report focuses on the 60 countries with the most learners on the Coursera platform and 10 of the largest industries that have both seen major shifts in their skill landscapes and are primed for future workforce development. The 60 countries account for 97% of learners on the Coursera platform, and for about 80% of the world's population and 95% of global GDP (based on 2017 World Bank Data).

Skills Graph

Coursera's Skills Graph maps the connections among skills, content, careers, and learners on the Coursera platform. For GSI, in particular, we leverage the following edges of the Skills Graph:

<i>is_parent_of</i>	This edge describes the connections among skills. It generates a skills taxonomy where broad, higher-level skills are parents of more granular, lower-level skills.
<i>is_taught_by</i>	This edge maps skills to the Coursera courses that teach them.
<i>is_assessed_by</i>	This edge maps skills to the graded items that assess them. Graded items on Coursera can be of several types: multiple choice quizzes, peer review assignments like essays and projects, or programming assignments.
<i>is_outcome_of</i>	This edge connects competencies to learners who have demonstrated them by passing relevant graded items. We measure this using Coursera's Skills Benchmarking methodology, described further below.

Identifying the set of skills and relationships among skills, *is_parent_of*

We assemble a vast skills taxonomy of over 40,000 skills in the subject areas of Business, Technology, and Data Science through a combination of open-source taxonomies like Wikipedia and crowdsourcing from Coursera educators and learners. Guided by open-source data combined with knowledge from industry experts, we assemble a structured taxonomy that connects Coursera domains to the set of skills within them, ranging from competencies down

to very specific skills ('Level 1+skills'). For the GSI, we focus on measuring performance at the competency level.

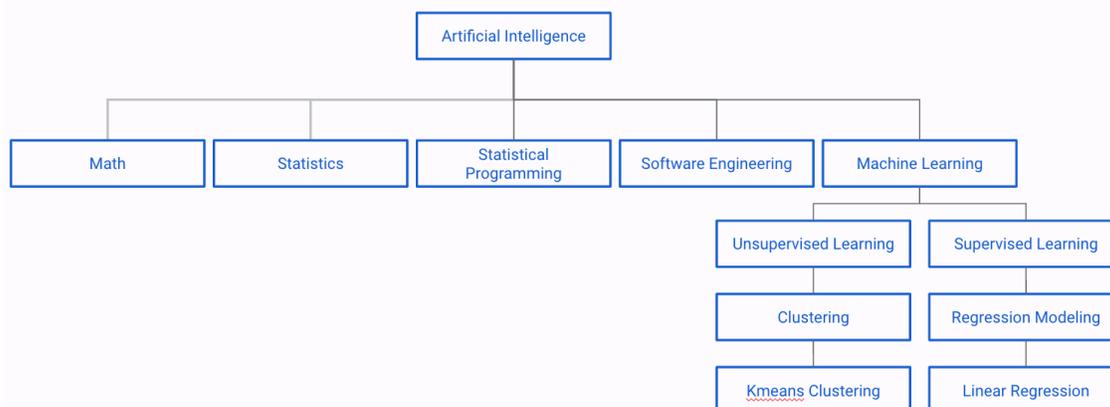
To illustrate the mapping among domains, competencies, and skills, we have a sample snapshot of a subsection of Coursera's Skills Taxonomy below:

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [Coursera](#)

Coursera AI Taxonomy



The full set of competencies for which we measure learner proficiency in the GSI, grouped by domain, are listed in the following table:

Business	Technology	Data Science
Accounting	Computer Networking	Data Management
Communication	Databases	Data Visualization
Finance	Human Computer Interaction	Machine Learning
Management	Operating Systems	Math
Marketing	Security Engineering	Statistical Programming
Sales	Software Engineering	Statistics

Mapping skills to courses and assessments, is_taught_by and is_assessed_by

The skills in Coursera’s Skills Taxonomy are mapped to the courses that teach them using a machine learning model trained on a data set of university instructor and learner-labeled skill-to-course mappings. Features of the model include occurrence counts (e.g., in the lecture transcripts, assignments, and course descriptions), NLP embeddings, and learner feedback.

With over 1,500 courses in Business, Technology, and Data Science from top ranked university and industry partners around the world, our catalog spans the wide variety of skills that are relevant to competencies in the GSI. For each skill-course pair, this machine learning model outputs

a score that captures how likely it is that the skill is taught in the course. To define the set of skill-to-course tags that power GSI, we tune a cutoff threshold based on expert feedback from our content strategy team.

When a skill within a competency is tagged to a course, we extract the graded items in that course as being relevant for assessing a given competency. These competency-to-assessment mappings were reviewed with industry experts to ascertain their fidelity and adjusted as needed. This final set serves as the pool we use to measure individual learners’ skill proficiencies.

[Return to Education - Coursera](#)

Skills Benchmarking

Measuring individual learners' skill proficiencies, is_outcome_of

With the set of assessments for each competency defined, we consider grades for all learners taking relevant assessments and train machine learning models to simultaneously estimate individual learners' skill proficiencies (i.e., how proficient each learner is in each competency) and individual assessment difficulties (i.e., how challenging each assessment is). Each domain and competency has its own model to estimate these parameters, resulting in 21

separate models. This methodology allows us to measure learner skill proficiencies adjusting for item difficulty. This is essential because the Coursera platform contains a wide variety of courses ranging from the introductory college level to the advanced graduate level. Adjusting for item difficulty ensures we neither penalize learners for taking difficult courses nor over-reward learners for strong performance in easy courses.

Measuring individual learners' skill proficiencies, is_outcome_of

Because learners attempt various numbers of graded items at various levels of difficulty, we also assess the precision with which we are measuring skill proficiency for each learner through the calculation of standard errors. We use the skill proficiency estimated above as a measure of the relative ability of each learner within a domain or competency. Aggregating across learners in an entity reveals the average proficiency in that group.

other via a percentile ranking of all GSI estimates. Performance bands for a group's skill proficiency are computed by segmenting skill proficiencies into quartiles:

Cutting-Edge for 76th percentile or above, rank #1–15
Competitive for 51st to 75th percentile, rank #16–30
Emerging for 26th to 50th percentile, rank #31–45
Lagging for 25th percentile or below, rank #46–60

We calculate the weighted average of skill proficiency estimates, where the weights are the inverse of the standard error for that learner. To avoid undue influence of any individual learner, weights are trimmed to be at or below the median value of the overall distribution of weights within each domain/competency. This weighted average for each domain and competency is the GSI estimate of an entity's skill proficiency. We then compare groups to each

Our 38 million registered learners span the globe and myriad industries, and the GSI reflects the average skill proficiency of learners in each entity on the Coursera platform, accounting for the precision with which we measure each individual's skill proficiency. Note that the GSI estimate may not reflect the average skill proficiency of all entity members because Coursera learners are not necessarily representative of a country or industry.

Competency Popularity by Enrollments

We measure competency growth by enrollments on the Coursera platform in courses teaching related skills between 2017 and 2018. Competency Popularity provides high-level insight into which direction learners are

increasingly investing their time for skill development, and provides an additional signal as to which skills are trending within the labor market.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [Coursera](#)

Trending Skills

We measure trending skills within each domain (Business, Technology, and Data Science) on a quarterly basis, incorporating several measures of internal and external demand for each skill into a single, weighted index:

Learner Enrollments The average enrollments per course by learners in content tagged to a particular skill.

Search Trends The number of searches on Coursera by logged in learners for a particular skill.

Google Trends The Google Trends Index for a particular skill, which provides a measure of search activity on Google pertaining to specific keywords and topics.

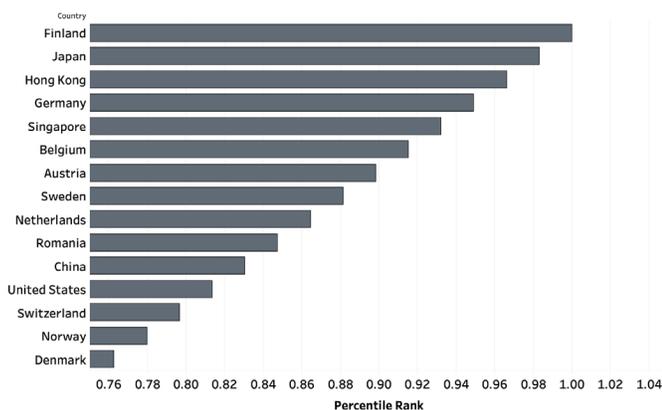
Labor Market Value The estimated dollar value of a skill based on the relative frequency in job postings, career salary, and general return to skills from the literature,³ based on US data only.

For a given domain we calculate the above fields for each skill. To ensure all metrics are on the same scale, we first compute the z-score of each attribute within its domain and then generate a weighted average of the four z-scores above to calculate the index value for a skill in a particular quarter.

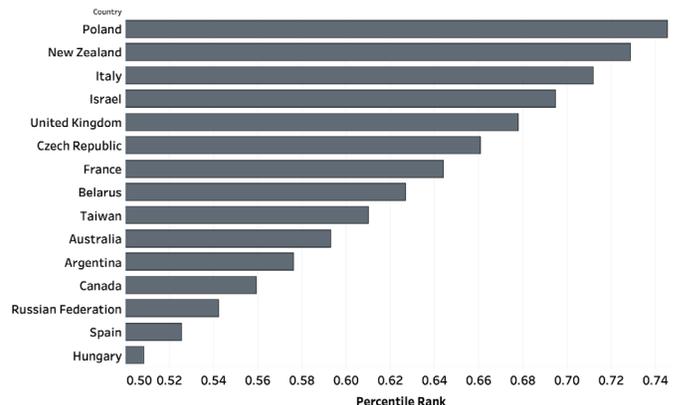
Tracking the value of this index over time allows us to see what is increasing and decreasing in popularity.

We can calculate this index for particular demographic groups as well by restricting the set of learners used in it. As an example, we calculate the trending skills for each GSI region subgroup by finding the consumer enrollments, enterprise enrollments, and search impressions on the Coursera platform by learners within each GSI region, weighing the z-scores together to compute the index.

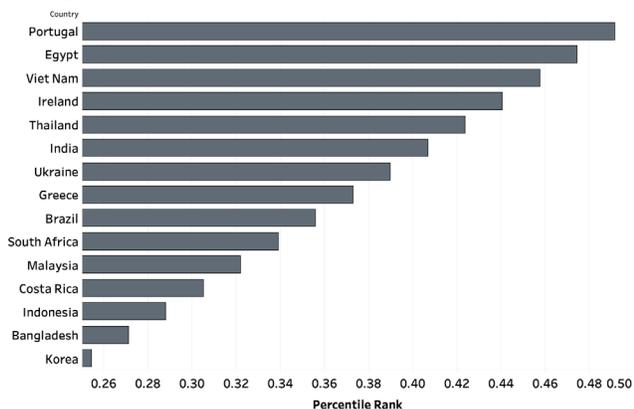
Cutting Edge



Competitive



Emerging



Lagging

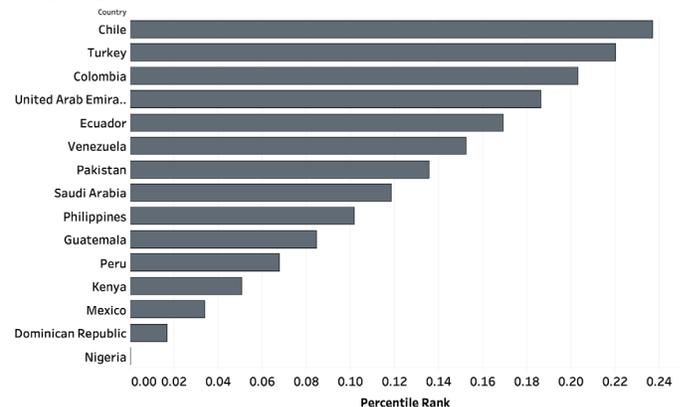


Fig. A5.1a, b, c, & d.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [Coursera](#)

Trending Skills

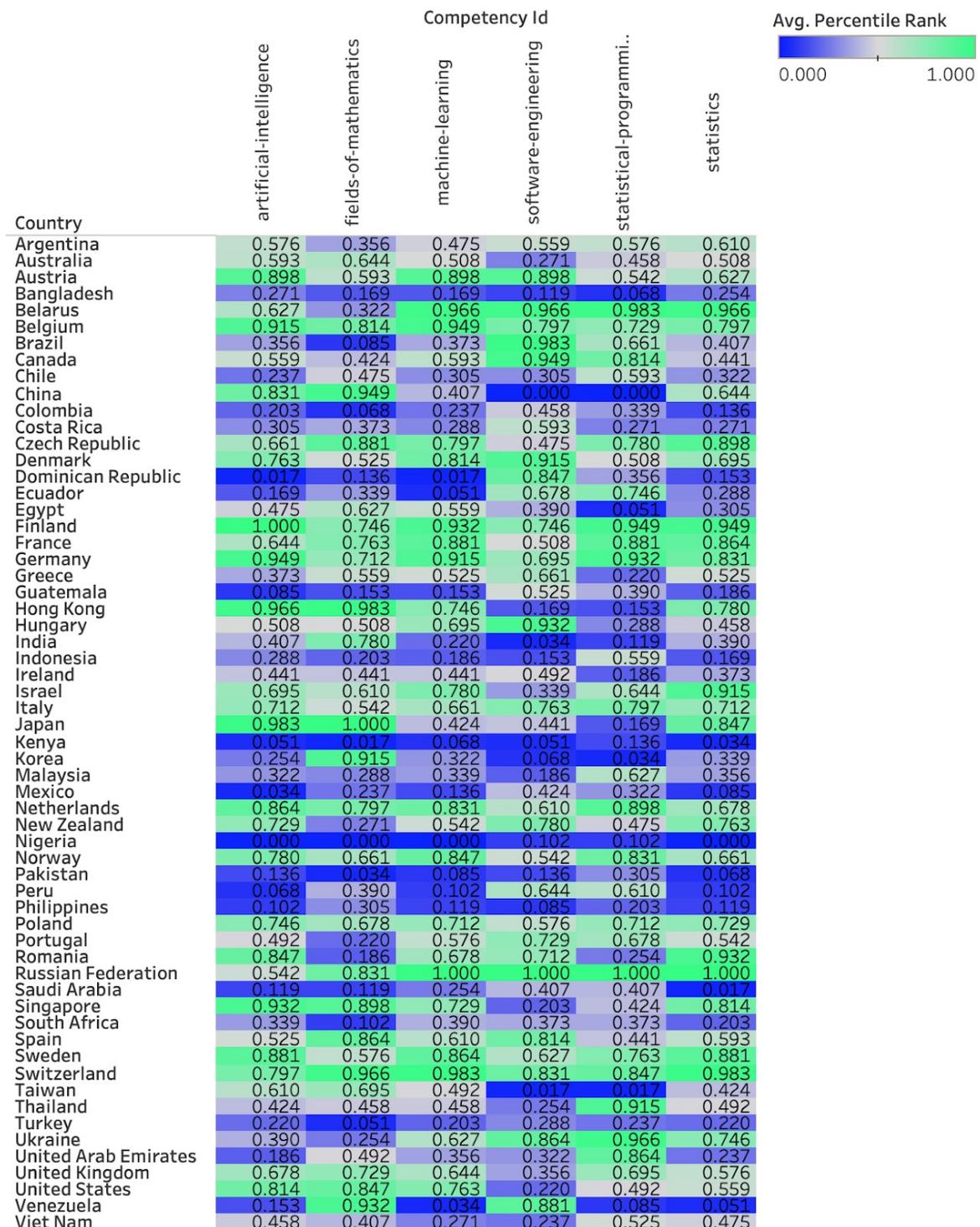


Fig. A5.2.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [University Enrollment: US](#)

US AI and ML course enrollment

Source

Course enrollment data was collected directly by AI Index from each university. Total student population was collected from school archives (typically housed on Office of the Registrar sites). The following universities are included in our analysis:

University of California-Berkeley, Stanford University, University of Illinois at Urbana-Champaign, University of Washington-Seattle, Carnegie Mellon University

Methodology

We requested enrollment in introductory AI and introductory ML courses over time at many leading computer science universities in the US. Several schools participated. Enrollment counts were not included in our analysis if the school did not include sufficient historical data, or if the data was overly nuanced.

courses that were considered “introductory” while others just had one. When appropriate and relevant, multiple courses were combined to show one “introductory AI” trend line.

Some schools provided enrollment by semester, and some provided it by year. In order to compare schools to each other, we collapsed semester enrollment data to show full academic years. Additionally, some schools had multiple

For enrollment as a percent of the undergraduate population, each year’s AI / ML enrollment was divided by the undergraduate population for that same year. This is a calculated field intended to show trends in enrollment on an even playing field across schools.

Nuance

- Nearly every school noted that enrollment, particularly in recent years, is a function of supply, rather than student demand. Our data shows that the number of students that were successfully enrolled in a course, and does not account for waitlists or other demand metrics.
- Courses are generally open to undergraduates only, and can typically be taken by majors and non-majors. Some courses have changed their names over time, we show course names as of 2017 below. We also list any additional details / nuances that school administrators were able to provide on the enrollment data.
- Any nuance that was not mentioned by school administrators is not captured below.

AI courses:

Berkeley CS 188

Stanford CS 221

UIUC CS 440

- UIUC representatives attribute growth to larger classrooms / additional sections to meet some of the excess student demand.

UW CSE

- 415/ 416 (non-majors) & CSE473(Majors)
- CSE416 is new as of AY 2017 and accounts for some growth in AI course enrollment in 2017
- 415, 473, 573 were used for 2018

ML courses:

Berkeley CS 189

- Representatives at Berkeley speculate that growth is due to a combination of novelty, subject interest, and growth in majors that allow Intro ML as a way to fill requirements.

- 189/289 were included in 2018.

Stanford CS 229

- The reason for the drop in ML enrollment in 2016 from 2015 is due to two factors. First, in 2015, CS229 was offered twice, but then in 2016 and 2017 it was only offered once. So that might explain part of the drop from 2015 to 2016. The other (bigger) factor was that in 2016 the course was mostly taught by an instructor other than Andrew Ng (although Andrew was still listed as an instructor, but only gave a few of the lectures) who’s primary appointment was not in CS. So this was really an exogenous event. In 2017, even though the class was only offered once, there was pent up demand from the year before and the instructors were Andrew Ng and another very popular CS instructor (Dan Boneh), so enrollment bounced back. In 2018, CS229 was again offered twice a year.

UIUC CS 446

UW CSE 446

International Course Enrollment

Source

Course enrollment data was collected directly from each university. The following universities are included in our analysis:

Tsinghua University (China), National Institute of Astrophysics, Optics and Electronics (Mexico), University of British Columbia (Canada), University of Toronto

(Canada), University of Edinburgh (Scotland), Pontificia Universidad Católica de Chile (Chile), Universidad Tecnica Federico Santa Maria (UTFSM) (Chile), Universidad Nacional Andrés Bello (UNAB) (Chile), High School of Economics (HSE) (Russia), University of Melbourne (Australia), Universidade Federal do Rio Grande do Sul (UFRGS) (Brazil), Peking (China)

Methodology

— See methodology in [US Course Enrollment Appendix](#).

Nuance

- Nearly every school noted that enrollment, particularly in recent years, is a function of supply, rather than student demand. Our data shows the number of students that were successfully enrolled in a course, and does not account for waitlists or other demand metrics.
- Unlike the US schools studied, international schools significantly varied on whether courses were only open to undergraduates or not.
- Visual one shows growth in AI and ML courses combined. Visual two shows just AI course enrollment. We did this in order to show like for like data on each graph. In some cases, we had access to additional data on a school but did not show it because we wanted to have parallel information across schools. Additional data in located in the underlying data link in the top right corner.
- Some courses have changed their names over time, we show course names as of 2017 below. We also list any additional details / nuances that school administrators were able to provide on the enrollment data. Any nuance that was not mentioned by school administrators is not captured below.

INAOE — Courses: C141 (AI) and C142 (computational learning)

Notes: INAOE AI / ML enrollment is greatly affected by the number of students accepted into the INAOE graduate program as a whole. INAOE representatives say that there is a decreasing number of INAOE students, thus affecting AI / ML course enrollment.

USTC — Courses: USTC listed several introductory AI / ML courses across various departments including the Department of Computer Science and Technology, The Department of Automation, the Department of Information Science and Technology and the Department of Data Science.

University of Edinburgh — Courses: Intro applied ML (undergraduate and graduate students) and Informatics 2D — Reasoning and Agents (undergraduate only)
SJTU — Course: CS410 (undergraduate intro to AI)
PUC — Course: Intro to AI
Prior to 2017, the course was only taught once a semester. The large demand in 2017, relative to 2018, is due to the transition from one course to two courses.
Tsinghua — Courses: AI (60240052 & 40250182) and ML (00240332 & 70240403 & 80245013 & 80250943)
Open to undergraduates and graduate students
Toronto — Courses: AI (CSC384) and ML:(CSC411)
2016 was the first year that a summer AI course was open. decision to open two semesters of ML in 2015 — due to increased demand
University of Melbourne (Australia) — Two undergraduate subjects (one on machine learning, one on more general AI) was extracted.
UFRGS (Brazil) — UFRGS offers the courses up to two times a year. Typically, UFRGS has about 100 PhD students enrolled and 200 MSc students.
HSE (Russia) — Introduction courses in AI and ML
The key aim of HSE's Data Culture project is to provide all undergrads insight into the latest technologies used in data analysis. This way, students in management will be able to set clear tasks for analysts, while analysts, in turn, will be fast and efficient in building their models, and applied specialists will rely on the most cutting-edge data tools. Project Levels: Elementary, Basic, Advanced, Professional, Expert.
Peking (China) — Introduction to AI course.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [Faculty Diversity](#)

Faculty Diversity

Source

Faculty diversity was collected manually via AI department websites on September 21st, 2018. Schools selected

are leading computer science universities with easily accessible AI faculty rosters.

Methodology

In order to get the gender diversity breakdown of AI faculty, professor names were collected on school websites, and then genders were assigned (see first nuance below) using both names and pictures. Please see below for more specific details on each school:

UC Berkeley — [See faculty link](#)

Includes *Assistant Professors, Primary, Secondary Faculty*

Stanford University — [See faculty link](#)

Includes *Faculty and Research Scientists and Affiliated Faculty*

University of Illinois at Urbana-Champaign — [See faculty link](#)

Includes *CS Faculty and Affiliate Faculty*

Carnegie Mellon University — [See faculty link](#)

Includes all faculty listed

University College, London — [See faculty link](#)

Includes all faculty under the *People* link

University of Oxford — [See faculty link](#)

Includes *Faculty* section only

ETH Zurich — [See faculty link](#)

Includes only those with “Dr.” in their title

Georgia Tech — [See faculty link](#)

Includes all faculty under the *Machine Learning* link

NUS Singapore — [See faculty link](#)

Includes AI Faculty in the *Computing* section

University of Toronto — [See faculty link](#)

Includes Faculty in the *Machine Learning Department*

IIT Madras — [See faculty link](#)

Includes *Current Faculty* in the *Department of Computer Science and Engineering*

Nuance

- We assigned genders using professor names and pictures. In doing so, the AI index may have misgendered someone. We regret that we could not include non-binary gender categories into this analysis. We hope the metric is still useful in showing a broad view of gender representation in AI academia today, and look forward into expanding into other types of gender diversity in future reports.
- School data was pulled September 21st, 2018. School faculty could be altered by the time the 2018 AI Index report is published.
- Data is pulled from schools’ AI faculty rosters and does not account for visiting professors or professors housed in other departments. Similarly, it will count a professor that is listed as an active member of AI faculty, even if that professor belongs to a different department.

- Gender representation in academia does not imply representation in industry (in fact, the proportion of [women working in AI](#) in industry may be lower).
- The metric provides a snapshot of representation today, and does not account for improvements over time, see below for a statement from a Stanford AI faculty member, Dr. James A. Landay:

“We are very focused on hiring more diverse faculty. Most of the women on that list have been hired in just the last 2—3 years, so we have been making progress”
- Dr. Landay, Stanford University

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [PhD Hires](#)

CRA Taulbee Survey

Source

Computing Research Association (CRA) is a 200+ North American organizations active organization in computing research: academic departments of computer science and computer engineering; laboratories and centers in industry, government, and academia; and affiliated professional societies (AAAI, ACM, CACS/AIC, IEEE Computer Society,

SIAM USENIX). CRA's mission is to enhance innovation by joining with industry, government and academia to strengthen research and advanced education in computing. Learn more about CRA [here](#).

Methodology

CRA Taulbee survey gathers survey data during the fall reaching out to over 200 Ph.D.-granting departments. Details about the Taulbee Survey can be found [here](#). Taulbee doesn't directly survey the students. The department identifies each new PhD's area of specialization as well as their type of employment. Data is collected in September - January of each academic year for PhDs awarded in the previous academic year. Results are published in May after data collection closes. So the 2018 data points we provided were newly available last month and 2019 data will be available in May 2020.

The CRA Taulbee Survey goes only to doctoral departments of computer science and computer engineering. Historically, (a) Taulbee covers 1/4 to 1/3 of total BSCS recipients in the US, (b) the percent of women earning bachelor's is lower in the Taulbee schools than overall, and (c) Taulbee tracks the trends in overall CS production.

Nuances

- Of particular interest in PhD job market trends are the metrics on AI PhD area of specialization. The categorization of specialty areas changed in 2008 and was clarified in 2016. From 2004-7, AI and Robotics were grouped; 2008-present AI is separate; 2016 clarified to respondents that AI included ML.
- Notes about the trends in new tenure-track hires (overall, and particularly at AAU schools): In the 2018 Taulbee, for the first time, we asked how many new hires had come from the following sources: new PhD, postdoc, industry, and other academic. 29% of new assistant professors came from another academic institution.
- Some may have been teaching or research faculty previously rather than tenure-track, but there is probably some movement between institutions, meaning the total number hired overstates the total who are actually new.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 5 - Education

Return to Education - [PhD Hires](#)

Undergraduate CS Enrollment

Starting Undergraduate New CS Majors all Taulbee and Completing Undergraduate CS Total Number (all Taulbee)

Source: CRA, 2019.

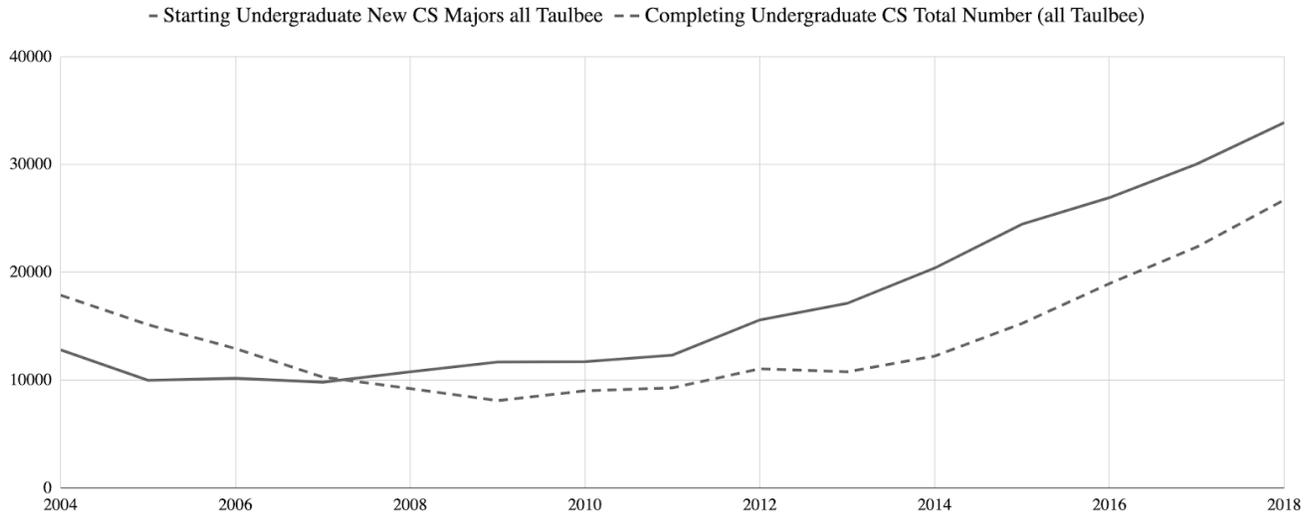


Fig. A5.3a.

Undergraduate Enrollment CS Total Number (all Taulbee)

Source: CRA, 2019.

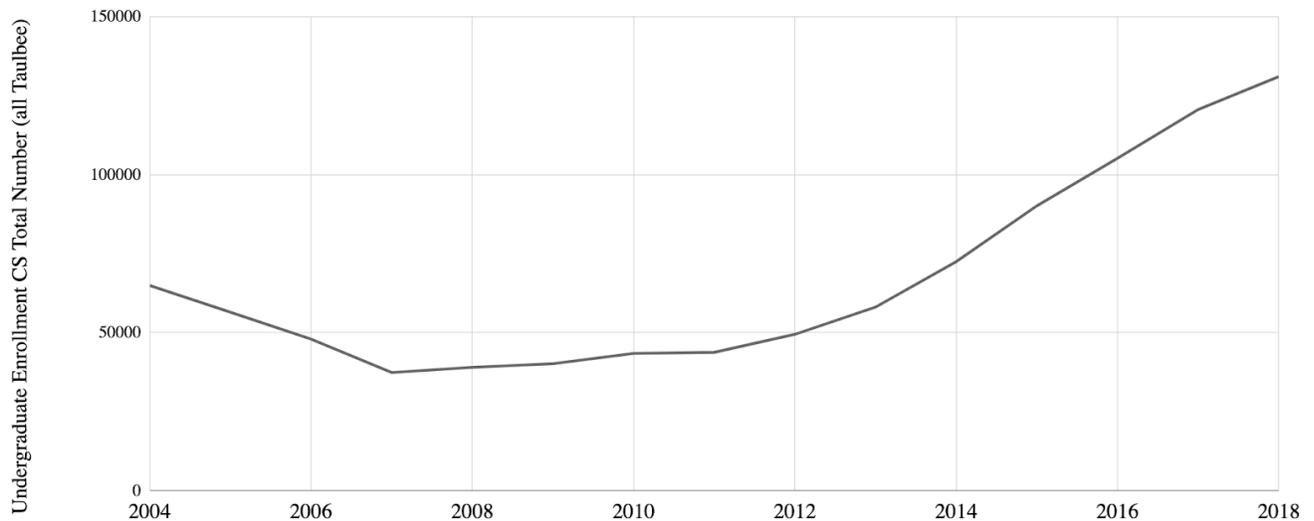


Fig. A5.3b.

Joint Research Center - EU Academic Offering

Source

The Joint Research Centre (JRC) is the European Commission's science and knowledge service. The JRC employs scientists to carry out research in order to provide independent scientific advice and support to EU policy. Learn more about JRC [here](#).

Methodology

In this analysis, all the universities across Europe having a website have been considered (as listed by the Webometrics initiative) and, by applying text mining and machine learning techniques, the content related to study programmes addressing specified AI domains has been extracted. The aim was manifold: to collect independently a first set of results, to have therefore a suitable term of comparison when considering third party sources, and to be able to measure strengths and weaknesses of a (semi)automatic classification system for programmes' content in view of a systematisation of the exercise. The identification of programmes related to AI, HPC and CS from web pages has several challenges: (a) inconsistency in terminology used by universities to refer to study programmes (e.g. a "course" may refer both to a part of a study programme, or the whole programme); (b) troublesome identification of individual programmes in the entire webpage (header, footer, menu items), especially in webpages showing lists with the whole education offer.

Additionally, only English language content has been selected, due to limited resources to undergo a multilingual approach in data harvesting and text mining (mainly related to the amount of data to treat). The basic assumption, tested on randomly selected pages, is that the majority of master programmes are announced in

English, while it is not the rule with undergraduate studies. Under these assumptions, the final product was a list of universities potentially focusing on AI, HPC and CS by announcing their bachelor and master studies. However, the identification of individual study programmes did not provide trustworthy data. As a consequence, another source to study education offer has been investigated.

In order to rely on a validated source and have access to more detailed information, StudyPortals data on bachelor and master studies has been collected. Worldwide, StudyPortals covers over 170,000 programmes at 3,050 educational institutes across 110 countries, out of which over 50,000 correspond to programmes taught in European universities. Programme information is collected by StudyPortals from institutions' websites; their database is kept updated, with new programmes added at least once a year. The consideration of this source increases the precision and the coverage of academic programmes by EU universities with respect to what offered by the approach followed in the previous exploratory phase (in more than 90% of countries, the exploratory approach based on text mining Universities' websites resulted in lower university coverage than that provided by the selected source).



Return to Autonomous Systems: [Autonomous Vehicles](#)

6.1 Autonomous Vehicles

[Six Levels of Autonomy by SAE](#)



SAE J3016™ LEVELS OF DRIVING AUTOMATION

	SAE LEVEL 0	SAE LEVEL 1	SAE LEVEL 2	SAE LEVEL 3	SAE LEVEL 4	SAE LEVEL 5
What does the human in the driver's seat have to do?	You are driving whenever these driver support features are engaged – even if your feet are off the pedals and you are not steering			You are not driving when these automated driving features are engaged – even if you are seated in “the driver’s seat”		
	You must constantly supervise these support features; you must steer, brake or accelerate as needed to maintain safety			When the feature requests, you must drive	These automated driving features will not require you to take over driving	
What do these features do?	These are driver support features			These are automated driving features		
	These features are limited to providing warnings and momentary assistance	These features provide steering OR brake/acceleration support to the driver	These features provide steering AND brake/acceleration support to the driver	These features can drive the vehicle under limited conditions and will not operate unless all required conditions are met	This feature can drive the vehicle under all conditions	
Example Features	<ul style="list-style-type: none"> • automatic emergency braking • blind spot warning • lane departure warning 	<ul style="list-style-type: none"> • lane centering OR • adaptive cruise control 	<ul style="list-style-type: none"> • lane centering AND • adaptive cruise control at the same time 	<ul style="list-style-type: none"> • traffic jam chauffeur 	<ul style="list-style-type: none"> • local driverless taxi • pedals/steering wheel may or may not be installed 	<ul style="list-style-type: none"> • same as level 4, but feature can drive everywhere in all conditions

Fig. A6.1.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 6 - Autonomous Systems

Return to Autonomous Systems - Autonomous Vehicles: [Safety and Reliability](#)

Note on Collision Reports

There is evidence that the AV drivers are learning to drop the vehicle out of the autonomous mode just before a crash, which then causes the crash to be classified as “conventional,” not autonomous. If one look at Waymo 2017 the rate appears almost down to the “human” level. That is because Waymo only had ONE crash in 2017 that

was classified as “autonomous.” But actually they had three crashes, but two others were coded as “conventional.” Here is the description of one of these “conventional” accidents so you can see what might be terms Waymo “gaming” the reporting system:

SECTION 5 — ACCIDENT DETAILS - DESCRIPTION

Autonomous Mode Conventional Mode

A WAYMO LEXUS-MODEL AUTONOMOUS VEHICLE (“WAYMO AV”) MADE CONTACT WITH A CURB WHILE IN MANUAL MODE ON MIDDLEFIELD ROAD AT OREGON EXPRESSWAY IN PALO ALTO, CA. THE WAYMO AV WAS TRAVELING EASTBOUND IN AUTONOMOUS MODE IN THE RIGHTMOST LANE OF MIDDLEFIELD ROAD. AS THE VEHICLE CROSSED OREGON EXPRESSWAY, THE WAYMO AV AUTONOMOUS SYSTEM DETECTED THE VEHICLE IN THE LEFT ADJACENT LANE BEGIN TO DRIFT TO THE RIGHT, TOWARD THE WAYMO AV. THE WAYMO AV NUDGED TO THE RIGHTMOST SIDE OF ITS LANE. AS THE LEFT ADJACENT VEHICLE CONTINUED TO DRIFT TOWARDS THE WAYMO AV, THE WAYMO AV TEST DRIVER TOOK MANUAL CONTROL. THE WAYMO AV’S FRONT PASSENGER-SIDE TIRE THEN MADE CONTACT WITH THE RIGHT CURB, CAUSING IT TO DEFLATE. THE OTHER VEHICLE THEN STRAIGHTENED ITS TRAJECTORY IN ITS LANE AND CONTINUED ON. THERE WERE NO INJURIES REPORTED.

Had these two crashes been coded correctly (in my opinion) as “autonomous,” then Waymo’s 2017 rate would have been very similar to their other years.



Return to Autonomous Systems - [Autonomous Weapons](#)

6.2 Autonomous Weapons

Source

Stockholm International Peace Research Institute (SIPRI) is an international institute based in Sweden, dedicated

to research into conflict, armaments, arms control and disarmament. Learn more about SIPRI [here](#).

Methodologies, and Nuances:

However, there are a number of caveats we would like you to consider if you would like to use it:

1) This is not a dataset listing Lethal Autonomous Weapon Systems (LAWS), but a dataset intended to map out the *development of autonomy in military systems*. Many of the systems that are included in the dataset are not weapon systems but unarmed military systems that feature some notable autonomous capabilities.

2) The dataset is neither truly global nor comprehensive. For obvious practical reasons covering all countries and all types of weapon systems is not feasible. Some countries are also not transparent about their weapon development and acquisition programmes, which means that there is no way for us to guarantee that it is a representative dataset.

3) The data is a few years old. It has not been updated since 2017. Please make that clear if you intend to use the data in some way.

4) The dataset is not meant to measure the 'level of autonomy' of weapon systems. The dataset explore autonomy by functions. the scores by functions are not meant to be added together to create a total score of autonomy for systems as a whole. (Within each binary function, there are very different levels of autonomy and different autonomous functions do not necessarily have the same weight).

5) Beware of comparisons. comparing categories of systems, countries or applications can be tricky. The world is producing more UAVs than AUVs, so if one sees more autonomous UAVs than AUVs that does not necessarily mean that UAVs are more autonomous.

6) Reliability of information: we used a colour code to indicate how confident we were with the sources we used.

Table A6.1.

Color	Meaning
Orange	The sources are very bare, with little detail; the systems can be not autonomous (most likely) or their autonomy is not described, but it is difficult to assess as there is so little information available.
Blue	The information is not very reliable or realistic and comes across as propaganda or marketing
Grey	Competing information from different sources
Yellow	The system has been assessed with 1 or 2 descriptive sources, but there are not enough independent sources available (e.g. Non-copied press releases)
Green	Good, 3 different sources presenting information on the system



Return to Autonomous Systems - [Autonomous Weapons](#)

Autonomous Military Systems Developed Worldwide, 1970-2016

Since 2000, development of systems for **air**, **ground**, and **maritime** use has sharply increased.

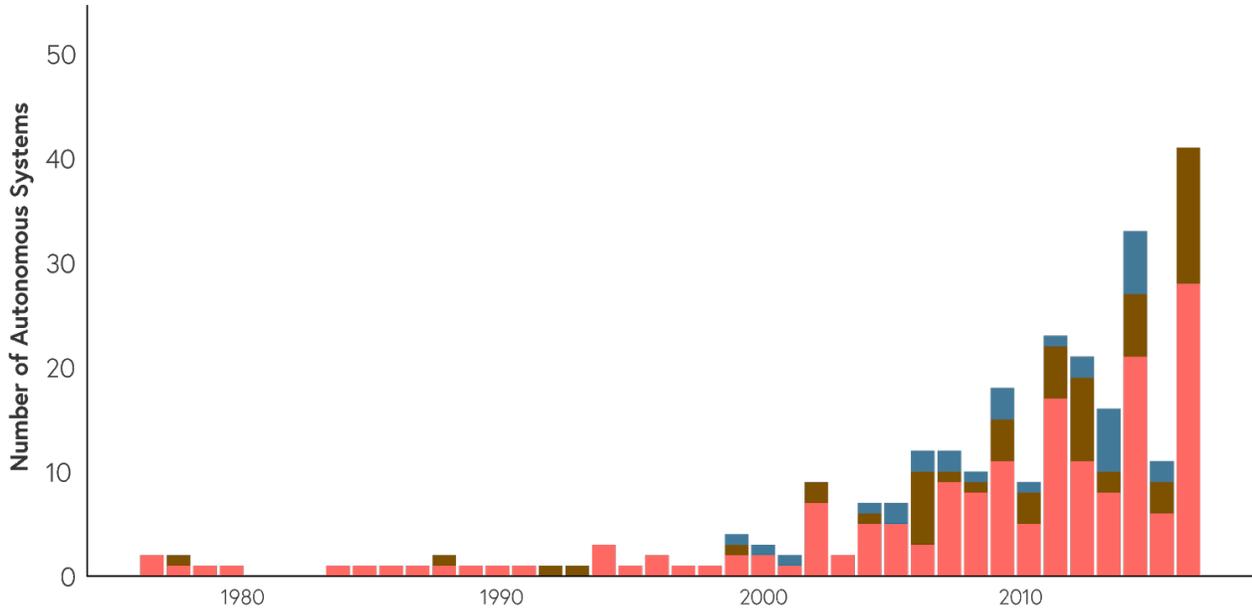


Fig. A6.2.

Source: SIPRI, 2017



Return to Public Perception - [Central Bank Perception](#), [Corporate Perception](#)

Central Bank and Corporate Perception

Source

Prattle provides sentiment data that predicts the market impact of central bank and corporate communications. Learn more about Prattle [here](#).

Examples

Here are some examples of how AI is mentioned by central banks: in the first case, China uses a geopolitical environment simulation and prediction platform that works by crunching huge amounts of data and then providing foreign policy suggestions to Chinese diplomats or the Bank of Japan use of AI prediction models for foreign exchange rates. For the second case, many central banks are leading communications through either official documents, for example on 25 July 2019 the Dutch Central

Bank (DNB) published [Guidelines for the use of AI in financial services](#) and launched its six “SAFEST” principles for regulated firms to use AI responsibly, or a speech on 4 June 2019 by the Bank of England’s Executive Director of UK Deposit Takers Supervision James Proudman, titled “[Managing Machines: the governance of artificial intelligence](#),” focused on the increasingly important strategic issue of how Boards of regulated financial services should use AI.



Return to Public Perception - [Corporate Perception](#)

Government Perception Example

The 110th congress presented the congressional hearing on “The Use of Artificial Intelligence To Improve the US Department of Veteran Affairs’ Claim Processing System”

as well as the House Judiciary Committee records and reports related to US Code in National and Commercial Space.

Corporate Perception

Total number of AI Mentions in earnings calls (% of total), 2005-1 calls, 2005-19

Source: Prattle, 2019.

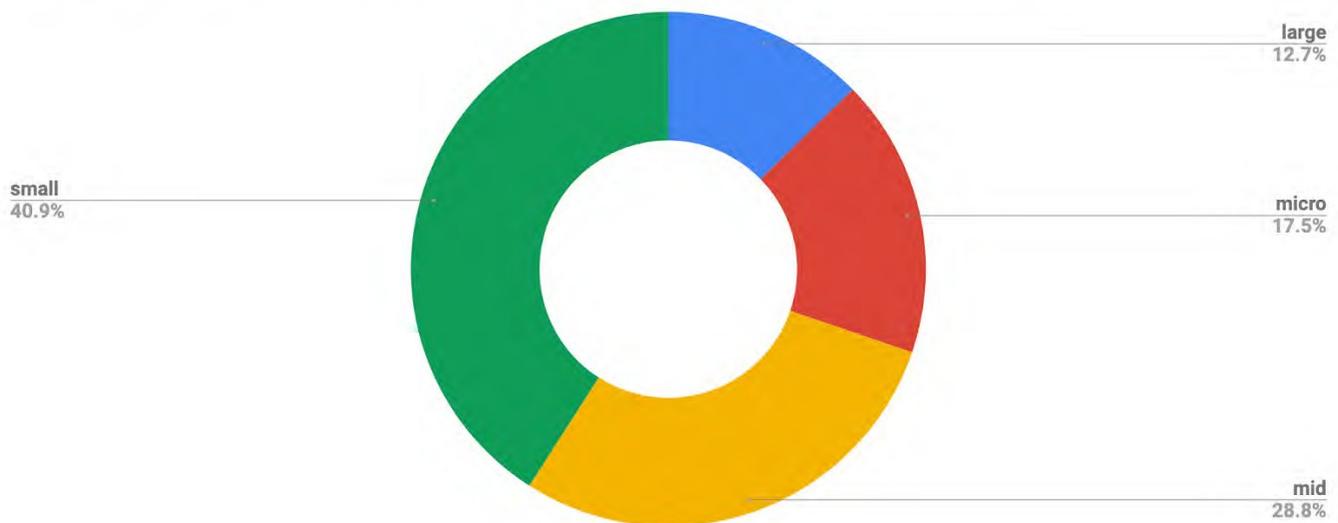


Fig. A7.1.

Total AI mentions (% of total), by market cap

Source: Prattle, 2019.

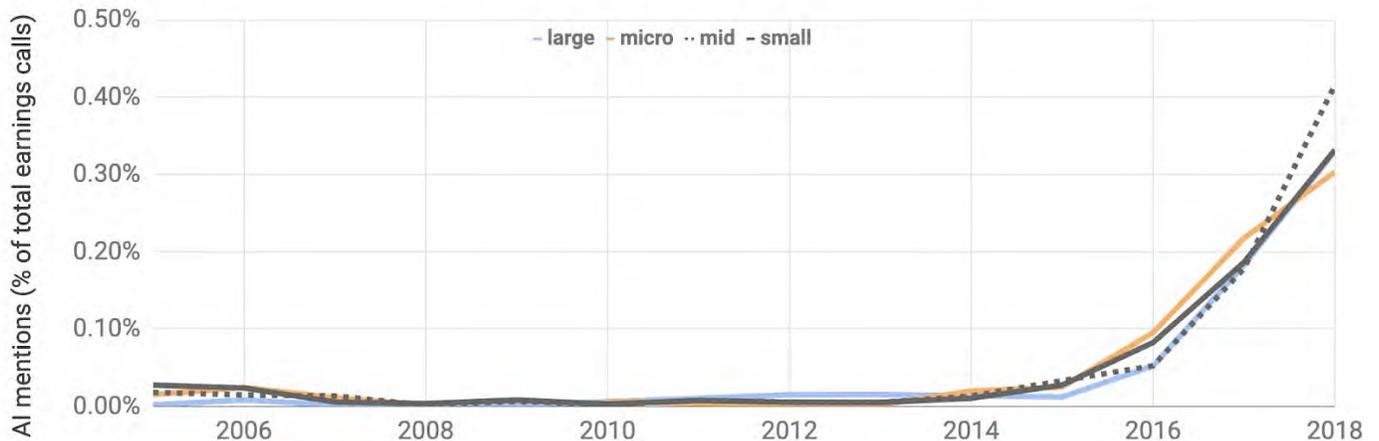


Fig. A7.2a.



Return to Public Perception - [Corporate Perception](#)

Percent of total AI mentions (%), 2003-19

Source: Prattle, 2019.

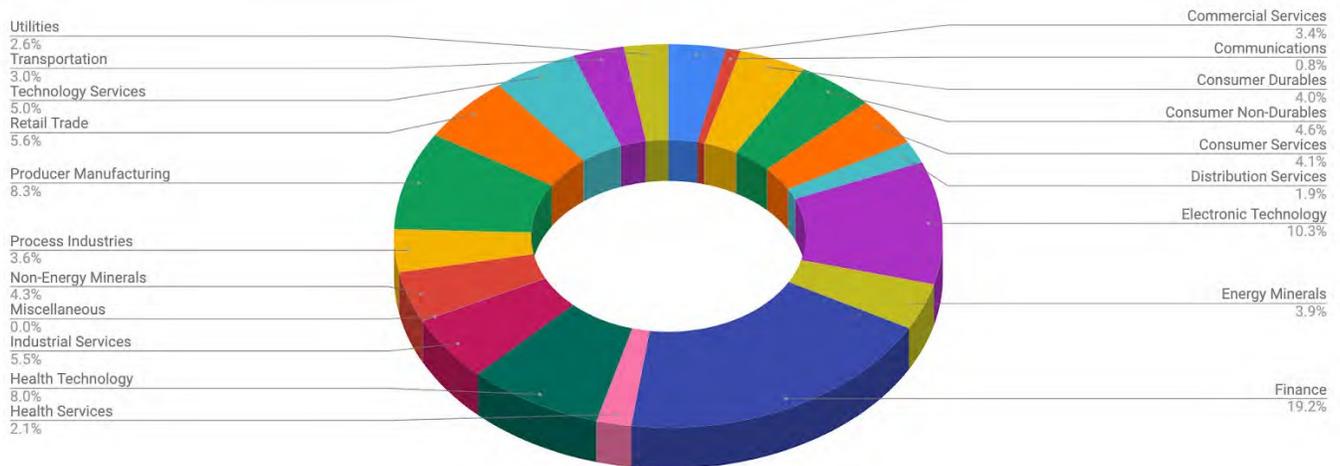


Fig. A7.2b.

AI mentions as a share of total earnings calls by sector (%), 2003-19

Source: Prattle, 2019.

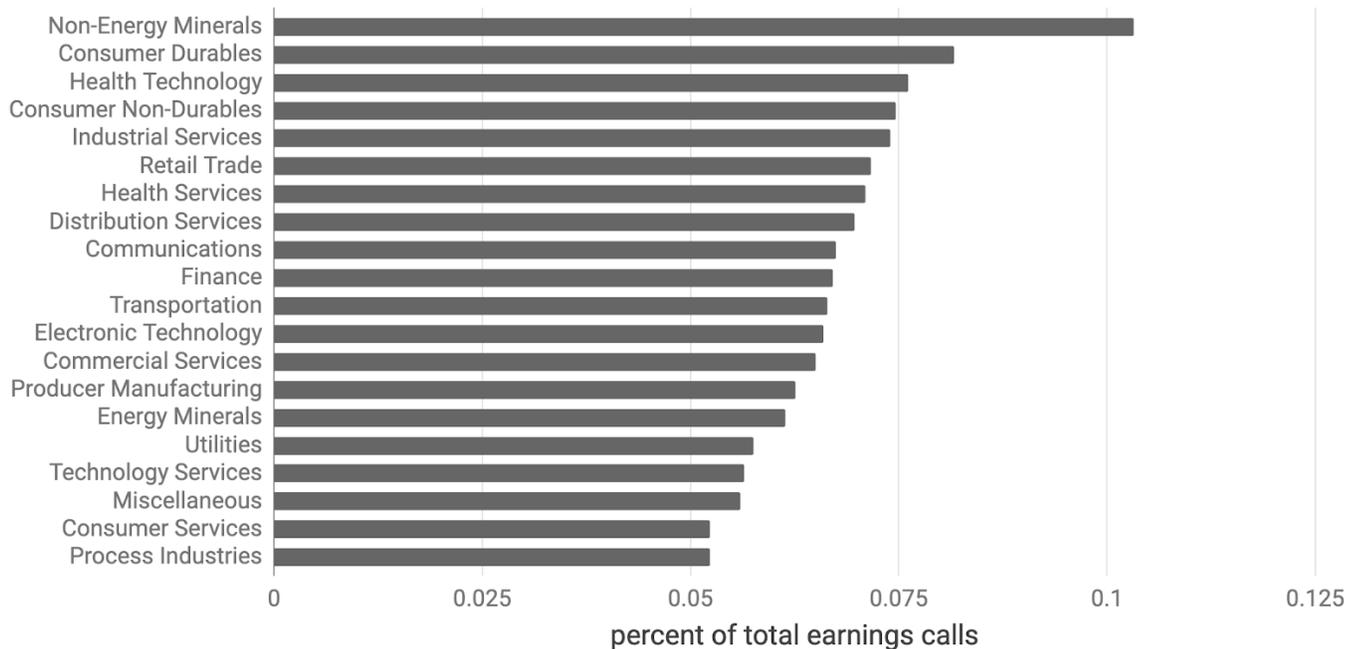


Fig. A7.2c.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 7 - Public Perception

Return to Public Perception - [Government Perception](#)

Government mentions

Sources

Data collection and analysis was performed by [the McKinsey Global Institute \(MGI\)](#).

Methodologies, and Nuances, by country:

Canada (House of Commons):

Data was collected using [the Hansard search](#) feature on Parliament of Canada website. MGI searched for the terms “*Artificial Intelligence*” and “*Machine Learning*” (quotes included) and downloaded the results as a CSV. The date range was set to “All debates.” Data is as of 11/20/2018. Data are available online from 08/31/2002.

Each count indicates that *Artificial Intelligence* or *Machine Learning* was mentioned in a particular comment or remark during the proceedings of the House of Commons. This means that within an event or conversation, if a member mentions *AI* or *ML* multiple times within their remarks, it will appear only once. However if, during the same event, the speaker mentions *AI* or *ML* in separate comments (with other speakers in between) it will appear multiple times. Counts for *Artificial Intelligence* and *Machine Learning* are separate, as they were conducted in separate searches. Mentions of the abbreviations “*AI*” or “*ML*” are not included.

United Kingdom (House of Commons, House of Lords, Westminster Hall, and Committees)

Data was collected using the [Find References](#) feature of the [Hansard website](#) of the UK Parliament. MGI searched for the terms “*Artificial Intelligence*” and “*Machine Learning*” (quotes included) and catalogued the results. Data is as of 11/20/2018. Data are available online from 1/1/1800 onwards. Contains Parliamentary information licensed under the [Open Parliament Licence v3.0](#).

Like in Canada, each count indicates that *Artificial Intelligence* or *Machine Learning* was mentioned in a particular comment or remark during a proceeding. Therefore, if a member mentions *AI* or *ML* multiple times

within their remarks, it will appear only once. However if, during the same event, the same speaker mentions *AI* or *ML* in separate comments (with other speakers in between) it will appear multiple times. Counts for *Artificial Intelligence* and *Machine Learning* are separate, as they were conducted in separate searches. Mentions of the abbreviations “*AI*” or “*ML*” are not included.

United States (Senate and House of Representatives)

Data was collected using the [advanced search](#) feature of the [US Congressional Record](#) website. MGI searched the terms “*Artificial Intelligence*” and “*Machine Learning*” (quotes included) and downloaded the results as a CSV. The “word variant” option was not selected, and proceedings included Senate, the House of Representatives, and Extensions of Remarks, but did not include the Daily Digest. Data is as of 11/20/2018, and data is available online from the 104th Congress onwards (1995).

Each count indicates that *Artificial Intelligence* or *Machine Learning* was mentioned during a particular event contained in the Congressional Record, including the reading of a bill. If a speaker mentioned *AI* or *ML* multiple times within remarks, or multiple speakers mentioned *AI* or *ML* within the same event, it would appear only once as a result. Counts for *Artificial Intelligence* and *Machine Learning* are separate, as they were conducted in separate searches. Mentions of the abbreviations “*AI*” or “*ML*” are not included.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 8 - Societal Considerations

Return to Societal Considerations - [Ethical Challenges](#)

Ethical Challenges

Sources

The data on ethical challenges and principles is curated by experts and topic modeling by PwC. Organizations globally, both private and public, are releasing core sets of ethical AI principles by which AI should operate. However, these principles vary organization by organization. To

create a common set of principles, PwC has analyzed and categorized existing ethical AI principles documents for comparison. To learn more about PwC and PwC's work in Responsible AI, please see [here](#).

Methodology

Candidate documents are updated on an ongoing basis. Team members then review the document for relevance; if the document is considered relevant for scrutiny, it is assigned a three letter acronym. The document is then reviewed, with principles identified and categorized according to principle definitions (see Appendix tables). This is a **living document**, and new entries are continuously added. Future documents will be categorized

automatically, using AI/NLP methods. This document is not meant to be all inclusive; while extensive, **we recognize our list may not be fully exhaustive** given the frequency of release, breadth of organizations releasing such documents, and language considerations. The complete list of aggregated ethical principles are presented in the table below.

Table A8.1.

Ethical Challenges	Definition
Data Privacy	Users must have the right to manage their data which is used to train and run AI systems.
Beneficial AI	The development of AI should promote the common good.
Fairness	The development of AI should refrain from using datasets that contain discriminatory biases.
Accountability	All stakeholders of AI systems are responsible in the moral implications of their use and misuse.
AI Understanding	Designers and users of AI systems should educate themselves about AI.
Human Agency	A fully autonomous power should never be vested in AI technologies.
Diversity & Inclusion	Understand and respect the interests of all stakeholders impacted by your AI technology.
Safety	Throughout their operational lifetime, AI systems should not compromise the physical safety or mental integrity of humans.
Transparency	An AI system should be able to explain its decision making process in a clear and understandable manner.
Human Rights & Values	AI systems should be designed such that their behaviour and actions are aligned with human rights and values.
Lawfulness & Compliance	All the stakeholders in design of an AI system must always act in accordance with the law and all relevant regulatory regimes.
Reliability	AI systems should be development such that they will operate reliably over long periods of time using the right models and datasets.
Sustainability	The AI development must ensure the sustainability of our planet is preserved for future

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 8 - Societal Considerations

Return to Societal Considerations - [Ethical Challenges](#)

Table A8.2. List of Organizational Documents

Acronym	Document title	Document Categorization	Issuer
MTL	Montreal Declaration for Responsible AI	Academia	Université de Montréal
ASM	Asilomar AI Principles	Associations & Consortiums	Future of Life Institute
IEE	IEEE Ethically Aligned Design v2	Associations & Consortiums	IEEE
EGE	Statement on AI, Robotics and 'Autonomous' Systems	Think Tanks / Policy Institutes	European Group on Ethics in Science and New Technologies
UKL	AI in the UK: ready, willing and able?	Official Government/Regulation	UK House of Lords
PAI	Tenets	Associations & Consortiums	Partnership on AI
OXM	Oxford-Munich Code of Conduct for Professional Data Scientists	Academia	University consortium
MIG	Ethics Framework	Associations & Consortiums	Digital Catapult's Machine Intelligence Garage
GOO	AI at Google: our principles	Tech Companies	Google
MSF	Microsoft AI Principles	Tech Companies	Microsoft
ACC	Universal principles of data ethics - 12 guidelines for developing ethics codes	Industry & Consultancy	Accenture
IBM	Trusting AI	Tech Companies	IBM
KPM	Guardians of Trust	Industry & Consultancy	KPMG
DMN	Exploring the real-world impacts of AI	Tech Companies	DeepMind
COM	Community Principles on Ethical Data Practices	Associations & Consortiums	Datapractices.org - The Linux Foundation Projects
FWW	TOP 10 PRINCIPLES FOR ETHICAL ARTIFICIAL INTELLIGENCE	Associations & Consortiums	Future World of Work
I4E	The Responsible Machine Learning Principles	Associations & Consortiums	The Institute for Ethical AI & Machine Learning
A4P	A4PEOPLE Ethical Framework for a Good AI Society: Opportunities, Risks, Principles, and	Associations & Consortiums	A4PEOPLE - ATOMIUM
SGE	The Ethics of Code: Developing AI for Business with Five Core Principles	Tech Companies	Sage
PHS	Phrasee's AI Ethics Policy	Tech Companies	Phrasee
JAI	Japanese Society for Artificial Intelligence (JSAI) Ethical Guidelines	Associations & Consortiums	Japanese Society for Artificial Intelligence
DKN	Ethical principles for pro bono data scientists	Associations & Consortiums	Data Kind
ACM	ACM Code of Ethics and Professional Conduct	Associations & Consortiums	Association for Computing Machinery (ACM)



Return to Societal Considerations - [Ethical Challenges](#)

Table A8.2. List of Organizational Documents

Acronym	Document Title	Document Categorization	Issuer
COE	European ethical Charter on the use of Artificial Intelligence in judicial systems and their environment	Official Government/Regulation	EUROPEAN COMMISSION FOR THE EFFICIENCY OF JUSTICE (CEPEJ)
EUR	European Guidelines for Trustworthy AI	Official Government/Regulation	AI HLEG
AUS	Artificial Intelligence - Australia's Ethics Framework	Official Government/Regulation	Australian Government - Department of Industry, Innovation & Science
DUB	SMART DUBAI AI ETHICS PRINCIPLES & GUIDELINES	Official Government/Regulation	Smart Dubai
OEC	OECD Principles on AI	Think Tanks / Policy Institutes	OECD
G20	G20 Ministerial Statement on Trade and Digital Economy	Official Government/Regulation	G20
PDP	Singapore Personal Data Protection Commission	Official Government/Regulation	Singapore PDPC
DLT	AI Ethics: The Next Big Thing In Government	Industry & Consultancy	Deloitte
MEA	Work in the age of artificial intelligence. Four perspectives on the economy, employment, skills and ethics	Official Government/Regulation	Finland - Ministry of Economic Affairs and Employment
TIE	Tieto's AI ethics guidelines	Tech Companies	Tieto
OPG	Commitments and principles	Industry & Consultancy	OP Financial Group
FDP	How can humans keep the upper hand? Report on the ethical matters raised by AI algorithms	Think Tanks / Policy Institutes	France - Commission Nationale de l'Informatique et des Libertés
DTK	AI Guidelines	Industry & Consultancy	Deutsche Telekom
SAP	SAP's guiding principles for artificial intelligence	Tech Companies	SAP
AGI	L'intelligenza artificiale al servizio del cittadino	Official Government/Regulation	Agenzia per l'Italia Digitale
ICP	Draft AI R&D Guidelines for International Discussions	Associations & Consortiums	Japan - Conference toward AI Network Society
SNY	Sony Group AI Ethics Guidelines	Tech Companies	Sony
TEL	AI Principles of Telefónica	Industry & Consultancy	Telefonica
IBE	Business Ethics and Artificial Intelligence	Think Tanks / Policy Institutes	Institute of Business Ethics
UKH	Initial code of conduct for data-driven health and care technology	Official Government/Regulation	UK - Department of Health and Social Care
IAF	Unified Ethical Frame for Big Data Analysis. IAF Big Data Ethics Initiative, Part A	Associations & Consortiums	The Information Accountability Foundation



Return to Societal Considerations - [Ethical Challenges](#)

Table A8.2. List of Organizational Documents

Acronym	Document Title	Document Categorization	Issuer
AMA	Policy Recommendations on Augmented Intelligence in Health Care H-480.940	Associations & Consortiums	AMA (American medical Association)
UNT	Introducing Unity's Guiding Principles for Ethical AI – Unity Blog	Tech Companies	Unity Technologies
GWG	Position on Robotics and Artificial Intelligence	Official Government/Regulation	The Greens, European Parliament
SII	Ethical Principles for Artificial Intelligence and Data Analytics	Associations & Consortiums	Software and Information Industry Association
ITI	ITI AI Policy Principles	Think Tanks / Policy Institutes	Information Technology Industry Council
WEF	White Paper: How to Prevent Discriminatory Outcomes in Machine Learning	Think Tanks / Policy Institutes	World Economic Forum
ICD	Declaration on ethics and data protection in Artificial Intelligence	Associations & Consortiums	International Conference of Data Protection and Privacy Commissioners
TPV	Universal Guidelines for Artificial Intelligence	Associations & Consortiums	The Public Voice Coalition
FAT	Principles for Accountable Algorithms and a Social Impact Statement for Algorithms	Associations & Consortiums	FATML
MAS	Principles to Promote Fairness, Ethics, Accountability and Transparency (FEAT) in the Use of Artificial Intelligence and Data Analytics in Singapore's Financial Sector	Official Government/Regulation	Monetary Authority of Singapore
VOD	Artificial Intelligence framework	Industry & Consultancy	Vodafone
DNB	General Principles for the use of Artificial Intelligence in the Financial Sector	Industry & Consultancy	DeNederlandsche Bank
IND	Artificial Intelligence in the Governance Sector in India	Associations & Consortiums	The centre for Internet & Society
DEK	Opinion of the Data Ethics Commission	Official Government/Regulation	Daten Ethik Kommission

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 8 - Societal Considerations

Return to Societal Considerations - [Ethics and AI: Global News Media](#)

Global News Media

Sources

Quid is a data analytics platform that applies advanced natural language processing technology, semantic analysis, and artificial intelligence algorithms to reveal patterns in large, unstructured datasets, and generate visualizations to allow users to gain actionable insights. Quid uses Boolean query to search for focus areas, topics, and keywords within the archived news and blogs, companies and patents database, as well as any custom uploaded datasets. Users can then filter their search by published

date time frame, source regions, source categories, or industry categories on the news; and by regions, investment amount, operating status, organization type (private/public), and founding year within the companies database. Quid then visualizes these data points based on the semantic similarity.

Network:

Searched for [AI technology keywords + Harvard ethics principles keywords] global news from 08/12/2018 ~ 08/12/2019

Search Query: (AI OR["artificial intelligence"]("artificial intelligence" OR "pattern recognition" OR algorithms) OR ["machine learning"]("machine learning" OR "predictive analytics" OR "big data" OR "pattern recognition" OR "deep learning") OR["natural language"]("natural language" OR "speech recognition") OR NLP OR "computer vision" OR ["robotics"]("robotics" OR "factory automation") OR "intelligent systems" OR["facial recognition"]("facial recognition" OR "face recognition" OR "voice recognition"

OR "iris recognition") OR["image recognition"]("image recognition" OR "pattern recognition" OR "gesture recognition" OR "augmented reality") OR["semantic search"]("semantic search" OR data-mining OR "full-text search" OR "predictive coding") OR "semantic web" OR "text analytics" OR "virtual assistant" OR "visual search") AND (ethics OR "human rights" OR "human values" OR "responsibility" OR "human control" OR "fairness" OR discrimination OR non-discrimination OR "transparency" OR "explainability" OR "safety and security" OR "accountability" OR "privacy")

News dataset data source:

Quid indexes millions of global-source English-language news articles and blog posts from LexisNexis. The platform has archived news and blogs from August 2013 to the

present, updating every 15 minutes. Sources include over 60,000 news sources and over 500,000 blogs.

Visualization in Quid software:

Quid uses Boolean query to search for topics, trends, key words within the archived news database, with the ability to filter results by the published date time frame, source regions, source categories, or industry categories.

(In this case, we only looked at global news published from 08/12/2018 to 08/12/2019) Quid then selects 10,000 most relevant stories using its NLP algorithm, and visualizes de-duplicated unique articles.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 8 - Societal Considerations

Return to Societal Considerations - [Ethics and AI: Global News Media](#)

How to read Quid Map in news:

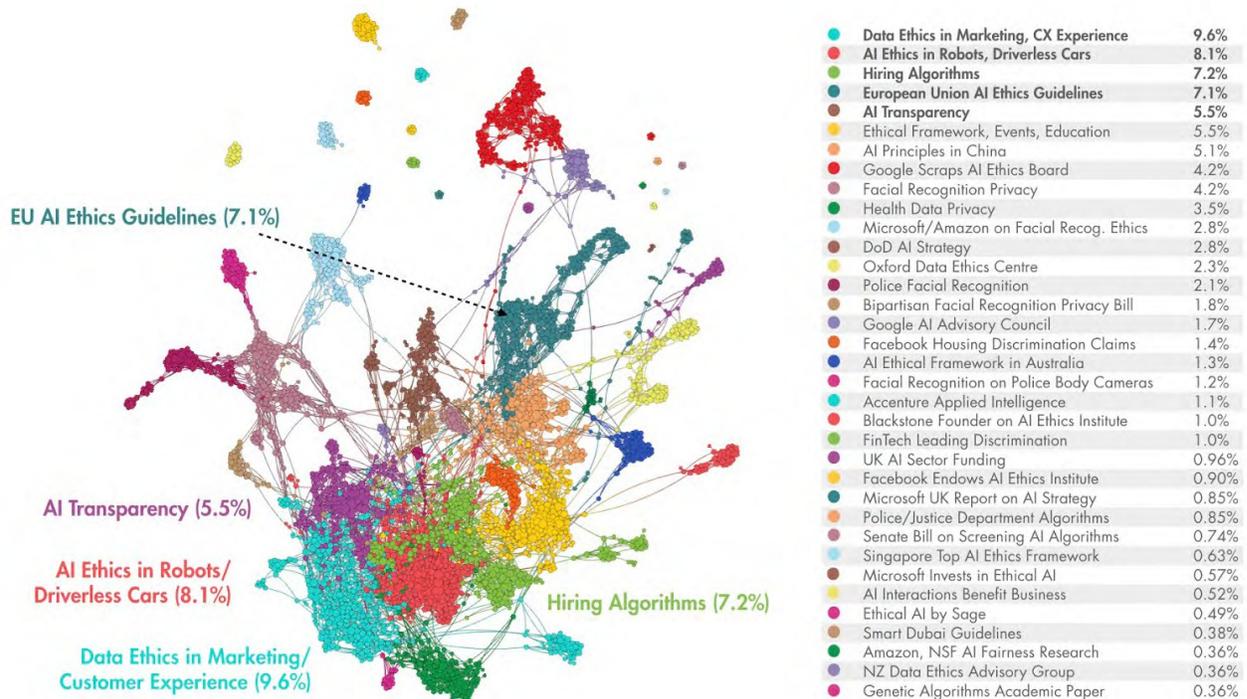


Fig. A8.1.

*How to read map visualization: Each node represents a news article. Links connect articles sharing similar languages. Clusters form when many articles share strong similarity, revealing topics.

When considering the network, cardinal directions (e.g. North, South, East, West) does not matter – what does

matter is proximity. Two clusters which are close together (e.g. [health data privacy](#) and [data ethics in marketing, customer experience](#)) share more common language than the ones that are far away (e.g. [Google Scraps AI ethics board](#)). Centrality also matters – those clusters that are more central to network are more core to the narrative versus those on the periphery.



AI for Sustainable Development

Source

Data and analysis was provided by the McKinsey Global Institute. You can find additional details of MGI's research on AI for social good [here](#).

Methodology

To build this use case library, MGI adopted a two-pronged approach, both societal and technological. From a societal point of view, MGI sought to identify key problems that are known to the social-sector community and determine where AI could aid efforts to resolve them. For a technological point of view, MGI took a curated list of 18 AI capabilities and sought to identify which types of social problems they could best contribute to solving.

For each use case, MGI tried to identify at least one existing case study. Where none were identified, they

worked iteratively with experts to identify gaps and added corresponding use cases to our library. To guide their thinking, MGI conducted interviews with over 100 experts in the social sector, technology, business, and academia.

Each use case highlights a type of meaningful problem that can be solved by an AI capability or some combination of AI capabilities. The problem to solve was given a sufficiently broad definition so that similar solutions would be grouped together. The library is not comprehensive, but it nonetheless showcases a wide range of problems where AI can be applied for social good.



Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

National AI Strategy Radar

Source

PwC's Global Data Analytics and AI consulting practices have been supporting government entities in their design of artificial intelligence national strategies, as well as enabling business globally to build, deploy and monitor enterprise AI. Some of these initiatives may be broad in mandate and difficult to define. Other countries have made strides to more clearly articulate their priorities, resulting in lengthy documents that can be a challenge to

quickly consume and compare against others. To further those efforts, PwC created the National AI Strategy Radar (NAISR) to monitor advancements in and the changing landscape around how regulatory bodies discuss their priorities with respect to AI.

You can learn more about PwC's efforts working with national entities on AI [here](#).

Methodology

The NAISR dashboard uses AI to monitor national AI strategies, by surfacing key priorities and topics that are discussed in policy documents and publications from

regulatory bodies around the globe regarding AI and its implications. It helps assess what is being talked about where and the direction these discussions are taking.

Approach:

- Extracting all relevant PDFs along with metadata
- Extracting text from PDF by paragraphs
- Identifying all countries mentioned in the paragraphs using NER approach
- Identifying other entities/noun phrases in the paragraphs
- Topic modelling to cluster similar PDFs and get relevant themes for comparison
- Time series analysis and data visualization

Datasets Used:

- Recent government publications and related documents summarizing investments and priorities in the AI space

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

Table A9.1.

Country	Title	AuthorOrg	Publishing Date
Global	AI NOW 2017 Report	New York University	12/1/2017
UK	AI In The UK: Ready, Willing And Able?	UK Parliament – House of Lords	4/1/2018
Global	European Union regulations on algorithmic decision-making and a “right to explanation”	Oxford University	8/1/2016
Global	Smart Policies for Artificial Intelligence	Miles Brundage, Joanna Bryson	8/1/2016
Global	The Malicious Use of Artificial Intelligence: Forecasting, Prevention, and Mitigation	Future of Humanity Institute, Oxford University, Centre for the Study of Existential Risk, University of Cambridge, Center for a New American Security, Electronic Frontier Foundation, OpenAI	2/1/2018
Global	On the Promotion of Safe and Socially Beneficial Artificial Intelligence	AI & Society	10/1/2017
Global	Artificial Intelligence Index: 2017 Annual Report	Yoav Shoham, Raymond Perrault, Erik Brynjolfsson, Jack Clark, Calvin LeGassick	11/1/2017
Global	Regulating Artificial Intelligence Systems: Risks, Challenges, Competencies, and Strategies	Harvard Journal of Law & Technology	1/1/2016
Global	Artificial General Intelligence	Foresight Institute	11/1/2017
Global	Artificial Intelligence and National Security	Harvard Kennedy School	7/1/2017
Global	Artificial Intelligence and Foreign Policy	Stiftung Neue Verantwortung	1/1/2018
Global	Artificial Intelligence and Life in 2030	Stanford University, AI100	9/1/2016
Global	Algorithmic Impact Assessments: A Practical Framework for Public Agency Accountability	AI Now	4/1/2018
Global	Regulating Artificial Intelligence Proposal for a Global Solution	Association for the Advancement of Artificial Intelligence	1/1/2018
Global	Policy Desiderata in the Development of Superintelligent AI	Future of Humanity Institute, Oxford University, Yale University	1/1/2017
Global	Prosperity Through Innovation	Australian Government	1/11/2017
Global	Federal Automated Vehicles Policy: Accelerating the Next Revolution In Roadway Safety	US Department of Transportation, National Highway Traffic Safety Administration	9/1/2016
Global	Data management and use: Governance in the 21st century	British Academy, The Royal Society	6/1/2017
Global	National Strategy for Artificial Intelligence	Danish Government	1/3/2019
Global	Destination unknown: Exploring the impact of Artificial Intelligence on Government September 2017 Working Paper	Center for Public Impact	9/1/2017
Global			

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

Table A9.1.

Country	Title	AuthorOrg	Date
Global	Existential Risk Diplomacy and Governance	Global Priorities Project	1/1/2017
Finland	Finland's Age of Artificial Intelligence	Ministry of Economic Affairs and Employment of Finland	1/12/2017
France	Machine Politics Europe and the AI Revolution	European Council on Foreign Relations	1/6/2019
Global	Artificial Intelligence: An Overview Of State Initiatives	Future Grasp	1/6/2019
German	Artificial Intelligence Strategy	The Federal Government Germany	1/11/2018
y Global	Global Catastrophic Risks 2016	Global Challenges Foundation	1/11/2018
India	National Strategy for Artificial Intelligence #AI For All	NITI Aayog	1/6/2018
Globa	International Cooperation vs. AI Arms Race	Foundational Research institute	12/1/2013
I	Artificial Intelligence Technology Strategy	Strategic Council for AI Technology	1/3/2017
Japan	Mid- to Long-Term Master Plan in Preparation for the Intelligent Information Society	Government of the Republic of Korea Interdepartmental Exercise	1/12/2016
Korea	Making the AI revolution work for everyone	The Future Society, AI Initiative	1/1/2017
Globa	For A Meaningful Artificial Intelligence: Towards A French And European Strategy	French Parliament	3/1/2018
I	The National Artificial Intelligence Research And Development Strategic Plan	Executive Office of the President National Science and Technology Council Committee on Technology	10/1/2016
Franc	Strategic Implications of Openness in AI Development	Oxford University, Future of Humanity Institute	1/1/2017
e	Map of the Polish AI	Digital Poland Foundation	1/1/2019
US	Preparing For The Future Of Artificial Intelligence	Executive Office of the President National Science and Technology Council Committee on Technology	10/1/2016
Global	National Artificial Intelligence Strategy For Qatar	Qatar Computing Research Institute	1/1/2018
Polan	Racing To The Precipice: A Model Of Artificial Intelligence Development	Future of Humanity Institute	12/1/2013
d US	How Might Artificial Intelligence Affect the Risk of Nuclear War?	Edward Geist and Andrew J. Lohn, Security 2040, RAND Corporation	1/1/2018
Qatar	Vision 2030	Council of Economic and Development Affairs	1/1/2018
Globa	National approach to artificial intelligence	Government Offices of Sweden	1/1/2018
I			
Globa			

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

Table A9.1.

Country	Title	AuthorOrg	Date
Switzerland	Digital Switzerland Strategy	Switzerland Federal Council	1/9/2018
Taiwan	AI Taiwan	Taiwan Cabinet	1/9/2018
n	The MADCOM future: how artificial intelligence will enhance computational propaganda, reprogram human culture, and threaten democracy... And what can be done about it	Atlantic Council	9/1/2017
Global	The Future of Employment: how susceptible are jobs to computerisation?	Carl Benedikt Frey, Michael A. Osborne	9/1/2013
Globa	A Next Generation Artificial Intelligence Development Plan	China State Council	7/1/2017
I	AI in the UK: Ready, Willing and Able?	Secretary of State for Business, Energy and Industrial Strategy	1/6/2018
China	Artificial Intelligence and Robotics for Law Enforcement	United Nations Interregional Crime and Justice Research Institute	1/1/2019
UK	Unprecedented Technological Risks	Future of Humanity Institute, Oxford University, Centre for the Study of Existential Risk, University of Cambridge	9/1/2014
Globa	Artificial Intelligence: The Race Is On The Global Policy Response To AI	FTI Consulting	2/1/2018
I			
Globa			
I			
Global			

Topic Concept Graph of AI Strategy Documents

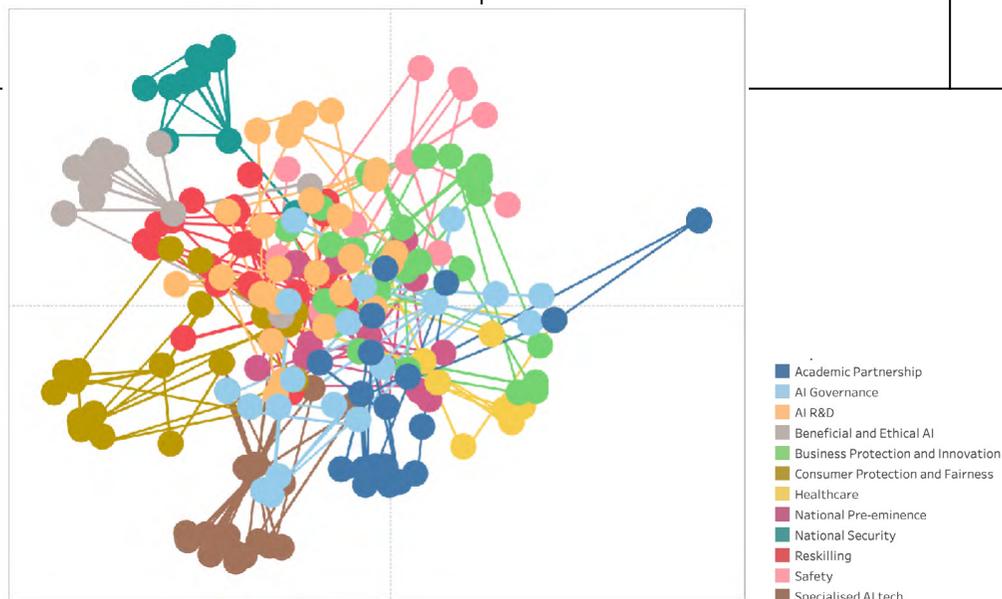


Fig. A9.1.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

Non-exhaustive List of AI Strategies and Policies in place

Note: The listing below was manually generated, and used to inform the “Strategy In Place” portion of the NAISR dashboard. Not all documents below were included in the broader topic and thematic analysis; many were too high level or not directly relevant, and were therefore excluded from the topic modeling exercises.

a) **Australia:** Australia has dedicated \$29.9 million in the country’s annual budget to promote and guide the development of AI.

- AI and automation are already considered under the national [Innovation Strategy](#) and are also featured in several more recent initiatives
- The Australian Government unveiled a new [Digital Economy Strategy](#) on September 19, 2017

b) **Canada:** Canada has a national AI strategy called the [Pan-Canadian Artificial Intelligence Strategy](#).

- Launched the Pan-Canadian Artificial Intelligence (AI) Strategy in its [2017 Budget](#) with the allocation of \$125 million.

c) **China:** China has a national AI strategy, defined under the [“New Generation Artificial Intelligence Development Plan.”](#)

- July 2017, The State Council of China released the “New Generation Artificial Intelligence Development Plan” which outlines China’s strategy to build a domestic AI industry worth nearly US\$150 billion in the next few years and to become the leading AI power by 2030
- Back in 2016, the Chinese [Three-Year Guidance for Internet Plus Artificial Intelligence Plan](#) (2016-2018) indicated an intention to make AI a strong driving force in socioeconomic development. The [Three-Year Action Plan for Promoting Development of a New Generation Artificial Intelligence Industry](#) (2018–2020) reinforced this goal.

d) **Denmark:** Denmark has a digital strategy that includes a focus on AI along with other technologies.

- In January 2018, the Danish Government [launched](#) the “Strategy for Denmark’s Digital Growth,” which consists of seven main initiatives: Digital Hub Denmark; SME:Digital; The Technology Pact; Strengthened Computational Thinking in Elementary School; Data as a Driver of Growth; Agile Regulation for New Business Models; and Strengthened Cyber Security in Companies.

- In October 2017, Denmark published, [“Towards a Digital Growth Strategy – MADE,”](#) which identified AI as a major growth area, with a Danish center for artificial intelligence (DCKAI) listed as one of the targeted strategies.

e) **Finland:** Finland has an Artificial Intelligence Programme guided by a steering group under the Ministry of Economic Affairs and Employment.

- first report in December 2017 titled, [“Finland’s Age of Artificial Intelligence: Turning Finland into a leading country in the application of artificial intelligence.”](#)
- report June 2018 titled, [“Artificial Intelligence: Four Perspectives on the Economy, Employment, Knowledge and Ethics.”](#) The report provides 28 policy recommendations related to the effects of AI on economics and employment, the labor market, education and skills management, and ethics.

f) **France:** France has a national strategy for AI called “AI for Humanity,” which is outlined in the “Villani Report”.

- developed a [national strategy for AI](#) titled “AI for Humanity” outlined in the “Villani Report”.
- [Digital Republic Bill](#). Its objective included ensuring “characteristics that must be at the heart of the French AI model: respect for privacy, protection of personal data, transparency, accountability of actors and contribution to collective wellbeing.”

g) **Germany:** The German Government adopted its Artificial Intelligence Strategy in November 2018.

- Adopted a [national AI strategy](#) (available to download [here](#)) and earmarked €3 billion for investment in AI research and development.
- [launched](#) a government aid campaign in the field of machine learning in 2017
- German Federal Ministry of Transport and Digital Infrastructure (BMVI) published ethical guidelines for self-driving cars in a report titled, [“Ethics Commission: Automated and Connected Driving,”](#) which defined 20 ethical rules for automated and connected vehicular traffic.

Germany has since released findings from the Data Ethics Commission

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

Non-exhaustive List of AI Strategies and Policies in place

h) **India:** India defined a national policy on AI in a working paper titled, “National Strategy for Artificial Intelligence #AI forAll.”

- defined a national policy on AI in a working paper titled, “[National Strategy for Artificial Intelligence #AIforAll](#).”

i) **Japan:** Japan has an “Artificial Intelligence Technology Strategy” and has also included AI in its “integrated innovation strategy.”

- “[Artificial Intelligence Technology Strategy](#)” in March 2017
- On July 28, 2017, Japan published [Draft AI R&D GUIDELINES for International Discussions](#) in preparation for the Conference toward AI Network Society.

j) **Singapore:** Singapore has a national AI program called AI Singapore and is establishing an AI ethics advisory council.

- [AI Singapore](#) is the national program established in May 2017 to harness AI throughout the country.

k) **South Korea:** South Korea has an Artificial Intelligence Information Industry Development Strategy.

- Defined an Artificial Intelligence Information Industry Development Strategy in 2016 (70-page [report](#)) which lays out a “National Vision” which is “Realizing a Human-Centered Intelligent Information Society.”

l) **Sweden:** The Swedish government has released a “[National Approach for Artificial Intelligence](#).”

- In May 2018 Sweden released their “National Approach for Artificial Intelligence,” (translated to English [here](#).) a 12-page guiding document outlining the governments’ assessments of what is needed for the country to be at the forefront of AI development and use.

m) **United Arab Emirates:** The UAE has a national strategy for AI and was the first country to name an AI Minister.

- In October 2017, the UAE Government [announced](#) the [UAE Strategy for Artificial Intelligence](#)

n) **United States of America:** The US launched the American AI Initiative February 2019.

- US President Donald Trump issued an [Executive Order](#) launching the [American AI Initiative](#) on February 11, 2019
- The day after the Executive Order was released, the US Department of Defense followed up with its own [Artificial Intelligence Strategy](#)

o) **United Kingdom:** The UK government launched a Sector Deal for AI to advance the UK’s ambitions in AI consistent with its Industrial Strategy, and taking into account the advice of the Parliament’s Select Committee on AI.

- On March 6, 2018 the UK government launched a [Sector Deal](#) for AI led by Business Secretary Greg Clark. The Deal aims to take “immediate, tangible actions” to advance the UK’s ambitions in AI that are consistent with the Industrial Strategy
- The UK Government’s [Industrial Strategy](#) was published in November 2017. The section on the Grand Challenges (pg. 30) features AI.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies and Global AI Vibrancy](#)

In Consideration / Development in Progress:

p) **Estonia:** Estonia is developing a legal framework for the use of AI in its country, including a bill on AI liability.

- [developing](#) a bill for AI liability which will be ready in March 2019
- [developing](#) a legal framework around use of AI

q) **Italy:** Italy has an interdisciplinary AI Task Force launched by the Agency for Digital Italy which released a White Paper called "[AI at the service of citizens](#)," in March 2018

r) **Malaysia:** The Malaysian government is developing a National Artificial Intelligence Framework, and establishing Digital Transformation Labs.

- existing [National Big Data Analytics Framework](#)
- [announced](#) plans to develop a National Artificial Intelligence Framework

s) **Mexico:** The Mexican government supported the creation of the white paper, "Towards an AI Strategy in Mexico: Harnessing the AI Revolution."

- A white paper titled "[Towards an AI Strategy in Mexico: Harnessing the AI Revolution](#)" was published in June 2018
- [IA2030](#) Coalition, which is a group of people helping to enhance understanding of AI and realize a Mexican AI strategy

t) **Russia:** The Russian government is currently developing an AI R&D national strategy.

- a [10-point plan](#) for AI development in Russia

u) **Tunisia:** Tunisia has created an AI Task Force and Steering Committee to develop a national AI strategy.

Related, But No Mentions of a Strategy:

v) **Austria:** Austria has an advisory Robot Council that is developing a national AI strategy.

- established a Robot Council in August 2017
- In January 2018, the new government proposed the establishment of an Ethics Council for Digitalization
- established the National Robotics-Technology Platform (GMAR) in 2015 to promote robotics, automation, and AI technology

w) **Ireland:** The Irish government has hosted AI workshops and launched a national AI Masters program.

x) **Kenya:** The Kenyan government created a Blockchain & Artificial Intelligence task force.

y) **New Zealand:** New Zealand has an AI Forum to connect and advance the country's AI ecosystem. This report is not a national AI strategy, but it explores the New Zealand AI landscape and the potential impacts of AI on the economy and society.

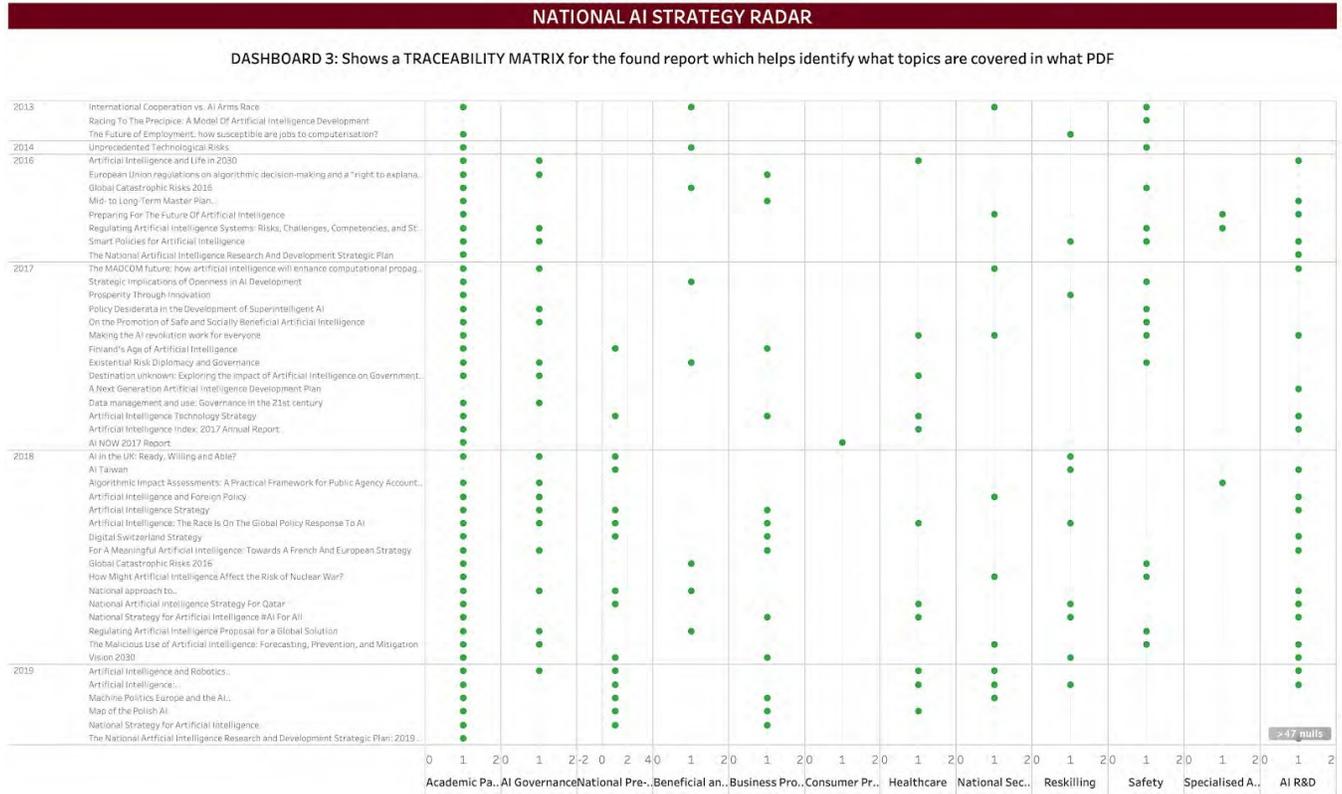
z) **Saudi Arabia:** Saudi Arabia was the first country to grant citizenship to a robot.

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [National Strategies](#)

Traceability Matrix of National AI documents





Return to [Global AI Vibrancy](#)

Construction the AI Vibrancy Index: Composite Measure

Go to [Global AI Vibrancy: Country Weighting Tool](#)

Source

The data is collected by AI Index using diverse datasets that are referenced in the 2019 AI Index Report Chapters.

Methodology

Step 1: Obtain, harmonizing, and integrating data on individual attributes across countries and time
 Step 2: Use Min-Max Scalar to normalize each indicator between 0-100

Step 3: Arithmetic Mean per country over years
 Step 4: Build Modular Weighted by high and low level categories

Aggregate Measure

The overall AI Vibrancy Index: Composite Measure is composed of the following high level pillars. This can be represented in the following simple equation:

$$AI\ Vibrancy_{c,t} = W_1 * (R\&D) + W_2 * (Economy) + W_3 * (Inclusion)$$

The approach can be improved by assigning error-bands to each metric associated with the raw data and measurement related uncertainties.

Normalization

To adjust for differences in units of measurement and ranges of variation, all 36 variables were normalised into the [0, 100] range, with higher scores representing better outcomes. A min-max normalisation method was adopted, given the minimum and maximum values of each variable respectively. For variables where higher values indicate better outcomes, the following normalisation formula was applied:

$$Min-max\ scalar\ (MS100) = 100 * \frac{(value) - (min)}{(max) - (min)}$$

Note all variables currently used have higher value corresponding to better outcome.

Scaled Sub-pillar Weighting

The score for each pillar is a weighted sum of its components.



Return to [Global AI Vibrancy: Country Weighting Tool](#)

Research and Development

id	Pillar	Sub-Pillar	Name	Definition	Source
1	Research and Development	Conference Publications	Number of AI conference papers*	Total count of published AI conference papers attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
2	Research and Development	Conference Publications	Number of AI conference papers per capita	Total count of published AI conference papers attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
3	Research and Development	Conference Publications	Number of AI conference citations*	Total count of AI conference citations attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
4	Research and Development	Conference Publications	Number of AI conference citations per capita	Total count of AI conference citations attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
5	Research and Development	Conference Publications	Number of AI conference references*	Total count of AI conference references attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
6	Research and Development	Conference Publications	Number of AI conference references per capita	Total count of AI conference references attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
7	Research and Development	Conference Publications	Number of AI journal papers*	Total count of published AI journal papers attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
8	Research and Development	Journal Publications	Number of AI journal papers per capita	Total count of published AI journal papers attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
9	Research and Development	Journal Publications	Number of AI journal citations*	Total count of AI journal citations attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
10	Research and Development	Journal Publications	Number of AI journal citations per capita	Total count of AI journal citations attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
11	Research and Development	Journal Publications	Number of AI journal references*	Total count of AI journal references attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
12	Research and Development	Journal Publications	Number of AI journal references per capita	Total count of AI journal references attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
13	Research and Development	Journal Publications	Number of AI patents*	Total count of published AI patents attributed to institutions in the given country.	Microsoft Academic Graph (MAG)
	Research and Development	Journal Publications			

Artificial Intelligence Index Report 2019

Technical Appendix 9 - National Strategies and Global AI Vibrancy

Return to [Global AI Vibrancy: Country Weighting Tool](#)

Research and Development

14	Research and Development	Innovation > Patents	Number of AI patents per capita	Total count of published AI patents attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
15	Research and Development	Innovation > Patents	Number of AI patent citations*	Total count of published AI patents citations attributed to institutions of originating patent filing.	Microsoft Academic Graph (MAG)
16	Research and Development	Innovation > Patents	Number of AI patent citations per capita	Total count of published AI patent citations attributed to institutions in the given country of originating patent filing, in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
17	Research and Development	Innovation > Patents	Number of AI patent references*	Total count of published AI patent references attributed to institutions in the given country of originating patent filing, in per capita terms.	Microsoft Academic Graph (MAG)
18	Research and Development	Innovation > Patents	Number of AI patent references per capita	Total count of published AI patent references attributed to institutions in the given country of originating patent filing, in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain appropriately scaled values.	Microsoft Academic Graph (MAG)
19	Research and Development	Journal Publications > Deep Learning	Number of Deep Learning papers*	Total count of arXiv papers on Deep Learning attributed to institutions in the given country.	arXiv, NESTA
20	Research and Development	Journal Publications > Deep Learning	Number of Deep Learning papers per capita	Total count of arXiv papers on Deep Learning attributed to institutions in the given country in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain scaled values.	arXiv, NESTA
21	Research and Development	Journal Publications > Deep Learning	Revealed Comparative Advantage (RCA) of Deep Learning Papers on arXiv	Measure of relative specialization in Deep Learning papers based on arXiv at the country level.	arXiv, NESTA
	Research and Development				



Return to [Global AI Vibrancy: Country Weighting Tool](#)

Economy

id	Pillar	Sub-Pillar	Name	Definition	Source
22	Economy	Skills	Percentile Rank of AI Skills on Coursera	Coursera AI Global Skill Index Percentile Rank	Coursera
23	Economy	Skill	AI (% of total enrollment)	Percent of online students enrolled in AI courses in the given country.	Coursera
24	Economy	Skills	Relative Skill Penetration	Relative skill penetration rate (this is a method to compare how prevalent AI skills are at the average occupation in each country against a benchmark (here the global average), controlling for the same set of occupations	LinkedIn Economic Graph
25	Economy	Skills	Number of unique AI occupations (job titles)	Number of unique AI occupations (or job titles) with high AI skill penetration	LinkedIn Economic Graph
26	Economy	Skills	AI hiring index	AI hiring rate is the percentage of LinkedIn members who had any AI skills (see appendix for the AI skill grouping) on their profile and added a new employer to their profile in the same month the new job began, divided by the total number of LinkedIn members in the country. This rate is then indexed to the average month in 2015-2016; for example, an index of 1.05 indicates a hiring rate that is 5% higher than the average month in 2015-2016.	LinkedIn Economic Graph
27	Economy	Investment	Total Amount of Funding*	Total amount of Private Investment Funding received for AI startups (nominal US\$).	Crunchbase, CapIQ, Quid
28	Economy	Investment	Total per capita Funding	Total amount of Private Investment Funding received for AI startups in per capita terms. The denominator is population in millions for a given year to obtain appropriately scaled values.	Crunchbase, CapIQ, Quid
29	Economy	Investment	Number of Startups Funded*	Total number of AI companies founded in the given country.	Crunchbase, CapIQ, Quid
30	Economy	Investment	Number of funded startups per capita	Total number of AI companies founded in the given country in per capita terms.	Crunchbase, CapIQ, Quid
31	Economy	Investment	Robot Installations (in thousands of units)	Number of industrial robots installed in the given country (in 1000's of units).	International Federation of Robotics (IFR)

Return to [Global AI Vibrancy: Country Weighting Tool](#)

Inclusion

id	Pillar	Sub-Pillar	Name	Definition	Source
32	Inclusion	Gender Diversity	Proportion of female AI authors	Percentage of AI papers on arXiv where one author is attributed to be female.	arXiv, NESTA
33	Inclusion	Gender Diversity	AI Skill Penetration (female)	Relative skill penetration rate (this is a method to compare how prevalent AI skills are at the average occupation in each country against a benchmark (here the global average), controlling for the same set of occupations. The female AI skill penetration measure is a relative measure of female AI skill penetration in a country to global female AI skill penetration.	LinkedIn Economic Graph
34	Inclusion	Gender Diversity	Number of unique AI occupations (job titles), female	Number of unique AI occupations (or job titles) with high AI skill penetration for females in a given country.	LinkedIn Economic Graph