

Inteligencia artificial en el siglo XXI.

7 Autor(es)

Jiaying Liu ; Xiangjie Kong ; Feng Xia ; Xiaomei Bai ; Lei Wang ...

Ver todos los autores

4 Papel Citas

10651 Completo Vistas de texto

Export toCollabratec

Alerts

ManageContent AlertsAdd to CitationAlerts

Acceso abiertoComentario (s)

Más como este

Sociedades artificiales para el desarrollo integrado y sostenible de los sistemas metropolitanos.
Sistemas Inteligentes IEEE
Publicado: 2004

Análisis estadístico basado en características de los datos de simulación de combustión
Transacciones IEEE en visualización y gráficos de computadora
Publicado: 2011

Ver más

Resumen

Secciones de documentosYO. IntroducciónII. MetodologíaIII. ResultadosIV. Amenazas a la validezV. Conclusión

AutoresFigurasReferenciasCitasPalabras claveMétricaMore Like This



The evolution of Artificial Intelligence in the 21st Century according to following dimensions: The evolvement of AI based on the volume of publications over time; Analys... View more

Abstract: The field of artificial intelligence (AI) has shown an upward trend of growth in the 21st century (from 2000 to 2015). The evolution in AI has advanced the development of... **View more**

Topic: Human-Centered Smart Systems and Technologies

Metadata

Resumen: El campo de la inteligencia artificial (IA) ha mostrado una tendencia al alza en el crecimiento en el siglo XXI (desde 2000 hasta 2015). La evolución de la IA ha avanzado el desarrollo de la sociedad humana en nuestro tiempo, con revoluciones dramáticas formadas por teorías y técnicas. Sin embargo, las características multidisciplinares y de rápido crecimiento hacen de la IA un campo en el que es difícil entenderlo bien. En este artículo, estudiamos la evolución de la IA a principios del siglo XXI utilizando metadatos de publicación extraídos de 9 revistas de primer nivel y 12 conferencias de primer nivel de esta disciplina. Encontramos que el área está en el desarrollo sostenible y su impacto sigue creciendo. Desde la perspectiva del comportamiento de referencia, la disminución de las auto-referencias indica que la IA se está volviendo cada vez más abierta. Los artículos / investigadores / instituciones influyentes que identificamos delinean puntos de referencia en el desarrollo de este campo. Por último, pero no menos importante, exploramos la estructura interna en términos de la evolución de los temas a lo largo del tiempo. Hemos cuantificado las tendencias temporales en el nivel del tema y hemos descubierto la conexión interna entre estos temas. Estos hallazgos proporcionan una visión profunda de las innovaciones científicas actuales, así como arrojar luz sobre las políticas de financiación.

Tema: Sistemas y tecnologías inteligentes centrados en el ser humano

Publicado en: Acceso IEEE (Volumen: 6)

Vea las principales organizaciones que patentan en tecnologías mencionadas en este artículo.

ORGANIZATION 4

ORGANIZATION 3

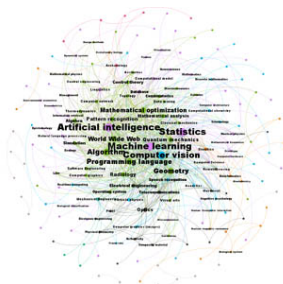
ORGANIZATION 2

ORGANIZATION 1

Haga clic para ampliar

Provided by: Innovation PLUS

POWERED BY IEEE AND IP.COM
A PATENT SEARCH AND ANALYTICS TOOL



Ocultar resumen completo ^

SECCIÓN I.

Introducción

Los estudios ya han demostrado la capacidad del análisis cuantitativo para revelar la naturaleza del campo específico y su desarrollo a lo largo del tiempo [8], [9]. Sobre la base de la ciencia de la ciencia [10], [11], muchos sistemas científicos en línea, incluidos AMiner [12], Google Scholar [13] y Microsoft Academic Services [14], se han desarrollado para la ciencia de la cerveza. También brindan oportunidades para proporcionar acceso directo a grandes datos académicos. Un importante cuerpo de trabajo se ha concentrado en el diseño de métodos y herramientas cuantitativas para cuantificar el impacto de las publicaciones [15], [16], investigadores [17], lugares, conferencias [18], y otros [19], [20]. Sobre la base de estos resultados, los investigadores ya han utilizado estos métodos y herramientas para estudiar

comunidades científicas, evaluar el impacto de los investigadores y describir la colaboración científica [21], [22]. Los análisis estadísticos basados en la publicación de datos de conferencias y revistas específicas no solo ayudan a los investigadores a comprender la evolución de las comunidades de investigación [23], sino que también pueden ser la base de una variedad de situaciones para la adquisición de conocimiento, la creación de consenso y la toma de decisiones [24].

 Contents

Aunque se han realizado más y más esfuerzos basados en la teoría y la tecnología de los grandes datos académicos [25] - [26] [27], hasta ahora, se ha prestado poca atención para proporcionar un análisis estadístico [28], [29] con la fuente de datos ampliamente accesible para representar el campo de la IA al comienzo de la 21st Siglo. Es necesario comprender la estructura interna y su evolución en el tiempo a través del análisis cuantitativo de esta área mediante la recopilación de datos bibliométricos [30].

Para llenar este vacío, confiando en la capacidad del análisis bibliométrico, estudiamos la evolución de la IA al comienzo de 21st Siglo según las siguientes cuatro dimensiones. Primero, examinamos el proceso evolutivo de la IA basado en el creciente volumen de publicaciones a lo largo del tiempo. En segundo lugar, hacemos hincapié en el impacto y el patrón de citas para caracterizar las dinámicas de comportamiento de referencia. En tercer lugar, tratamos de identificar los artículos / investigadores / instituciones influyentes y explorar sus características para cuantificar el hito y el hito en este período. Finalmente, exploramos la estructura interna investigando temas de evolución e interacción. Nuestro estudio se realizó en un conjunto de datos académicos a gran escala que consta de 58.447 publicaciones y 1.206.478 citas que abarcan desde 2000 hasta 2015. Los principales hallazgos son:

- En el contexto del crecimiento de AI, descubrimos que el número de publicaciones, así como la longitud de la lista de autores, ha aumentado en los últimos 16 años. Sugiere que la colaboración en el campo de la IA es cada vez más común y que el alcance de los proyectos de investigación es cada vez más grande. En lugar de trabajo individual, los investigadores se benefician de los esfuerzos de colaboración.
- Desde la perspectiva del comportamiento de referencia, la disminución de las auto-referencias, incluidas las auto-referencias del autor y las auto-referencias de revistas / conferencias, indica que la ciencia de la IA se está volviendo más abierta y más ampliamente compartida. El desarrollo de técnicas y herramientas (evidenciado por el comportamiento de citación de la literatura más reciente) en AI hace que el área se diversifique.
- Utilizamos el número promedio de citas por artículo de cada autor / institución como indicador para evaluar su importancia. Esas entidades influyentes son consistentes con nuestras intuiciones.
- Finalmente, exploramos la estructura interna de la IA en el 21st Siglo. Identificamos palabras clave y temas candentes desde la perspectiva de cómo cambian con el tiempo. Algunos temas han alcanzado la "inmortalidad" en este período, como la visión por computadora, el reconocimiento de patrones, la extracción de características, etc. Además, sobre la base de la co-presencia de diferentes temas y las relaciones de citas entre ellos, encontramos los patrones de interconexión y revelamos La tendencia del desarrollo en este complejo disciplinario.

En general, nuestros hallazgos demuestran que la IA se está volviendo cada vez más colaborativa, diversa y desafiante durante los primeros 16 años de la 21st Siglo. Estos resultados no solo explican el desarrollo de las horas extraordinarias de la IA, sino que también identifican los cambios importantes. También pueden dar lugar a importantes implicaciones para que las instituciones y los gobiernos ajusten las

políticas de financiamiento de la investigación, para que los investigadores comprendan el desarrollo potencial de la IA, con el objetivo final de avanzar en la evolución de la IA.

 Contents

Download PDF

SECCION II.
Metodología

En esta sección, primero presentamos el conjunto de datos de publicación que se utiliza para analizar el corpus de AI. A continuación, describimos varias medidas que cuantifican la importancia de los autores y las publicaciones en esta área. Finalmente, enfatizamos en perfilar la estructura interna del campo en base a la evolución del tema.

A. conjunto de datos

El tema es esencial para nuestro estudio: ¿qué es exactamente un documento de AI? Aquí aceptamos la respuesta más concisa: un documento de AI es un artículo publicado en una revista / conferencia de AI [31] . Aunque la definición es estrecha, su evidencia nos permite perfilar el área fácilmente. Los metadatos de publicación que utilizamos se obtienen de Microsoft Academic Graph (MAG), ¹que contiene seis tipos de entidades de datos académicos, incluidos autores, artículos, instituciones, revistas, conferencias y el campo de estudio. Nuestro propósito es construir y analizar la red de citas de AI, por lo que seleccionamos los artículos publicados en la lista de revistas y conferencias de primer nivel de la China Computer Federation (CCF), publicaciones académicas internacionales recomendadas y la Asociación de Investigación y Educación de Computación de Australasia (CORE) bajo la categoría de "Inteligencia Artificial". Finalmente, seleccionamos artículos de 9 revistas y 12 conferencias.

La TABLA 1 y la TABLA 2 enumeran las revistas / conferencias y sus estadísticas básicas, incluido el número total de artículos, el total de citas de estos documentos, el número total de autores únicos, el número promedio de autores por artículo, el número promedio de artículos publicados por autor, y el número medio de citas por artículo. Además, también enumeramos la frecuencia de la conferencia porque algunas conferencias se llevarán a cabo cada dos años, lo que puede resultar en la fluctuación de las publicaciones.

TABLA 1 Estadísticas para cada revista

Journal name	Papers	Authors	Citations	Authors per paper	Authors per paper (max)	Papers per author	Citations per paper
Artificial Intelligence	2693	5127	31534	2.67	12	0.52	11.71
IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence	3093	5600	187119	2.91	32	0.55	60.50
International Journal of Computer Vision	1612	3027	75522	2.93	19	0.53	46.85
Journal of Machine Learning Research	1598	3075	70717	2.85	23	0.52	44.25
Computational Linguistics	882	1231	13901	1.78	12	0.72	15.76
IEEE Transactions on Evolutionary Computation	891	1779	50468	2.79	11	0.505	56.64
IEEE Transactions on Fuzzy Systems	1740	2560	43373	2.62	9	0.68	24.93
Machine Learning	1216	2269	34729	2.41	14	0.54	28.56
Pattern Recognition	4998	9754	84674	2.92	19	0.51	16.94

TABLA 2 Estadísticas para cada conferencia

Conference name	Papers	Authors	Citations	Authors per paper	Authors per paper (max)	Papers per author	Citations per paper	Frequency
AAAI Conference on Artificial Intelligence	4938	9393	40383	3.00	23	0.53	8.18	every 2 years before 2004, every 1 year or 2 years since then
IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition	8384	12477	18604	3.16	24	0.67	21.78	once a year after 2003
International Conference on Computer Vision	4374	8775	71031	3.25	51	0.50	16.24	every 2 years
International Conference on Machine Learning	3199	5421	69292	2.90	21	0.59	21.66	once a year
International Joint Conference on Artificial Intelligence	3188	5871	35254	2.78	12	0.54	11.06	every two years
Annual Conference on Neural Information Processing Systems	4706	7072	90025	2.91	18	0.67	19.13	once a year
Annual Meeting of the Association for Computational Linguistics	4362	6617	64342	2.81	26	0.66	14.75	once a year
Annual Conference on Computational Learning Theory	613	761	6167	2.28	6	0.81	10.06	once a year
International Conference on Automated Planning and Scheduling	273	557	1248	2.97	9	0.49	4.57	once a year
International Conference on Principles of Knowledge Representation and Reasoning	569	849	5893	2.41	13	0.67	10.36	every 2 years
International Conference on Uncertainty in Artificial Intelligence	992	1379	12800	2.33	11	0.72	12.90	once a year
International Joint Conference on Autonomous Agents and Multi-agent Systems	4126	5928	35402	3.03	23	0.70	8.58	once a year

B. Medición de los resultados de la investigación a través de la altimetría Contents

Down!

Utilizamos las siguientes métricas para cuantificar la importancia de los autores y las publicaciones en esta área.

1) Medición de los resultados de la investigación a través de Altimetrics

El promedio de autores por artículo se calcula como $\frac{\sum_{p \in P} |un_{pag}|}{|PAG|}$, donde $|PAG|$ es el número total de artículos en las revistas / conferencias y $|un_{pag}|$ es el número de autores en el artículo. Del mismo modo, el promedio de artículos por autor y las citas por artículo se pueden calcular como $\frac{|PAG|}{\sum_{p \in P} |un_{pag}|}$ y $\frac{\sum_{p \in P} |ci_{pag}|}{|PAG|}$ ($|ci_{pag}|$ representa el número total de citas del artículo), respectivamente.

2) Tasa de auto-referencia

La autorreferencia del autor es la referencia a un artículo de los mismos autores. La tasa de autorreferencia del autor en un artículo se define como la proporción de autorreferencias del autor en el número total de referencias. Se puede calcular como $\frac{\sum_{r \in R} |un_{rr}|}{|R|}$, donde $|R|$ es el número total de referencias de las revistas / conferencias y $|un_{rr}|$ es el número de autorreferencias del autor.

Para revistas y conferencias, una referencia a sí misma es una referencia a un artículo de la misma revista / conferencia. La tasa de auto-referencia de la revista / conferencia se define como el número de auto-referencias de la revista / conferencia expresada como un porcentaje del total de referencias a la revista / conferencia. Se puede calcular como $\frac{\sum_{r \in R} |jr_r|}{|R|}$, donde $|R|$ es el número total de referencias de las revistas / conferencias y $|jr_r|$ es el número de auto-referencia de la revista / conferencia.

C. La estructura interna de la IA

1) Descubriendo temas

La IA no es un sujeto independiente sino que pertenece a la ciencia interdisciplinaria. En el conjunto de datos MAG, para cada artículo, proporciona palabras clave que pueden representar la clasificación abstracta del documento. También proporciona el campo de estudio ID del papel asignado a sus palabras clave. Primero extraemos palabras clave para todos los artículos publicados en las principales revistas / conferencias durante 2000 y 2015. De acuerdo con estas palabras clave, las asignamos a la ID de estudio. Luego, sobre la base de la relación jerárquica para los campos de estudio proporcionados por MAG, encontramos el campo principal de segundo orden para que el ID de estudio represente los temas de nuestro trabajo. Tome la palabra clave "KNN" como ejemplo, es un elemento secundario del campo "aprendizaje automático" en jerarquías; al mismo tiempo, el "aprendizaje automático" es el elemento secundario de "minería de datos", que es el nodo secundario del campo de estudio. "Ciencias de la Computación".

2) La relevancia de los temas.

Para investigar más a fondo la relevancia de todos los temas, teniendo en cuenta dos temas $UN_{Asegundo}$ calculamos la probabilidad de $segundo$ a condición de que $UN_{Aprimero}$ aparezca de la siguiente manera:

1. Calcula la probabilidad de tema $UN_{Asegundo}$ $PAG = \frac{|norte|}{|norte|}$ donde $|norte|$ representa el número total de artículos que contienen el tema. $UN_{Asegundo}$ $|norte|$ número total de papeles.
2. Calcular $PAG = \frac{|norte|}{|norte|}$ donde PAG es la probabilidad de $UN_{Asegundo}$ apareciendo simultáneamente, y $|norte|$ es el número de publicaciones que contiene simultáneamente $UN_{Asegundo}$

3. $PAG(A|B)$ es la probabilidad de que U aparece bajo la condición de que $segundo$

Contents

Down:
PDF

3) Proporción del tema en diferentes años

Para observar la evolución del tema a lo largo del tiempo, utilizamos $\theta_k^{[t]}$ [32] para representar la proporción del tema k al año t . Como puede verse, θ es la distribución de temas promediados en todos los artículos. Esta métrica nos permite cuantificar la importancia del tema en el período de tiempo específico.

4) Temas populares

Para investigar temas populares, calculamos el índice de aumento entre dos períodos de tiempo. $r_k = \frac{\sum_{t=2008}^{2015} \theta_k^{[t]}}{\sum_{t=2000}^{2007} \theta_k^{[t]}}$ para cada tema k . Para los resultados, $r_k > 1$ demuestra que el tema k se vuelve más popular en 2008–2015 que en 2000–2007, mientras que $r_k < 1$ indica que la popularidad del tema tiene una tendencia decreciente.

5) Red de Temas Co-Presencia

Meyer *et al.* [9] han realizado experimentos de análisis de co-citas para revelar la evolución en el campo de la simulación social. Siguiendo sus pasos, empleamos el método para construir la red de temas de presencia conjunta para descubrir los patrones de interconexión entre ellos. Confiando en la relevancia de los temas, $PACPAAGPAC$, calculamos un coeficiente de co-presencia $co(A, B) = \frac{P_{AB}^2}{min(P_{UN}P_{segundo}, P_{UN}P_{primero})}$. Y así, elegimos los temas cuyos $co(A, B) > 0.5$. Construir la red de co-presencia.

SECCION III.
Resultados

A. El crecimiento de la IA

A lo largo del desarrollo de la IA, como el cambio de las técnicas de aprendizaje automático, se ha producido una explosión de publicaciones y ha dado lugar a algunos subcampos. La existencia de este crecimiento está respaldada por la cantidad de artículos publicados cada año (ver en la Fig. 1). Algunas conferencias ocurren cada 2 años, lo que afecta el número de publicaciones e influye en los resultados generales. Para demostrar mejor el desarrollo de esta disciplina, se compilarán algunas estadísticas cada dos años. En la Fig. 2 (a) podemos ver que el número de documentos de AI ha aumentado de forma más o menos lineal en el 21st Siglo. Tenga en cuenta que la tasa de crecimiento de los artículos de revistas se distingue del crecimiento de los documentos de conferencias. En general, el propósito de las conferencias es principalmente brindar a los científicos la oportunidad de comunicarse y ver lo que otros están haciendo. Pueden publicar sus hallazgos lo antes posible, lo cual es muy importante para los temas que requieren puntualidad. En contraste, los periódicos tienen un período de revisión más largo que puede resultar en la fluctuación de la tasa de crecimiento.

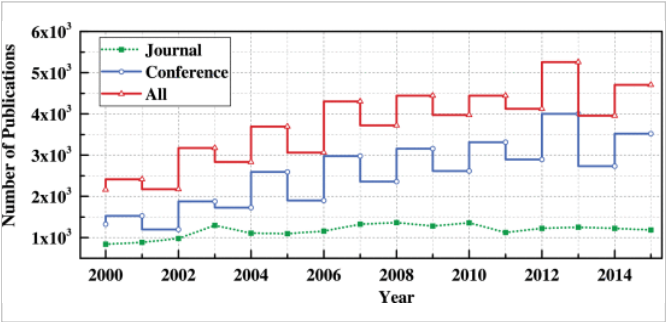
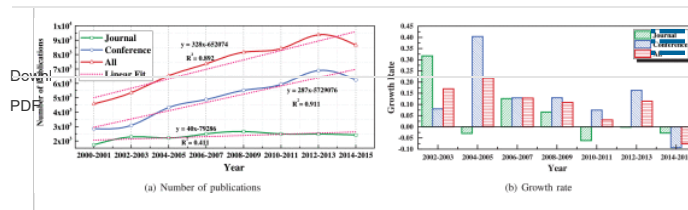


FIGURA 1. Cambios en el número de artículos en AI (cada año) en el 21st Siglo.

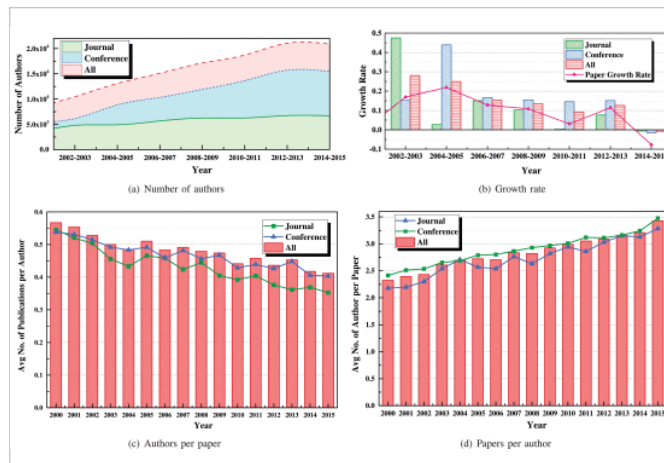


Contents

FIGURA 2.

La evolución del número de artículos de AI en el 21^o Siglo. (a) El número de publicaciones cada 2 años. (b) La tasa de crecimiento de las publicaciones cada dos años.

¿El crecimiento de los documentos está impulsado por el crecimiento en el número de científicos de la IA? Para responder a esta pregunta, analizamos el número de autores en el conjunto de datos (Fig. 3 (a)) y encontramos que la tasa de crecimiento tiene la misma tendencia que el número de publicaciones, pero es un poco más alta (Fig. 3 (b)). Esto lleva a la conclusión de que el aumento de las publicaciones de AI puede ser impulsado por el creciente número de autores. También observamos que el número promedio de autores por artículo aumenta con el tiempo (ver en la Fig. 3 (c)), que declara que la colaboración es cada vez más común en esta era.

**FIGURA 3.**

La evolución del número de autores en el área de la IA. (a) El número de autores cada 2 años. (b) La tasa de crecimiento de los autores, así como el total de publicaciones cada dos años. (c) El número medio de autores por artículo. (d) La productividad media de los científicos de la IA.

La Fig. 3 (d) traza cómo el número promedio de publicaciones por autor varía con el tiempo. Hay una clara tendencia a la baja de 3.6 a 1.8 durante 2000-2012, lo que sugiere que la productividad promedio se está debilitando en este período. Después de ese tiempo, el número promedio de artículos por autor aumentó a 2.3 hasta 2015.

B. Análisis de impacto y patrones de citas

En la Fig. 4 podemos ver que las citas aumentan mucho más rápidamente que el número de publicaciones (Fig. 2 (a)). Indica que los investigadores prestan más atención al trabajo de otros. El fuerte crecimiento de las citas puede ser alimentado por dos aspectos: el número creciente de referencias por artículo y el número creciente de publicaciones.

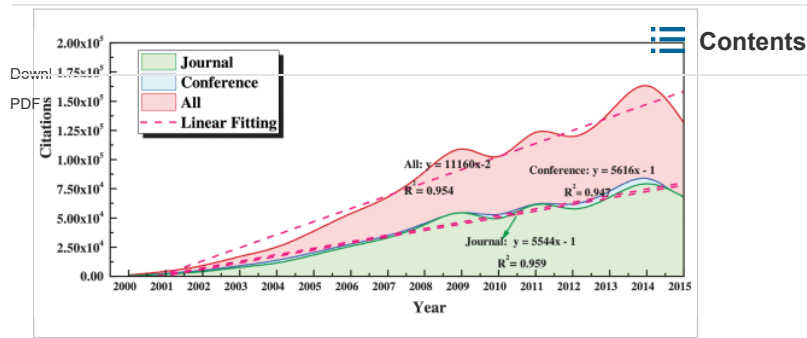


FIGURA 4.
Cambios en las citas.

La Fig. 5 (a) muestra cómo la longitud promedio de la lista de referencias de un documento cambia de 2000 a 2015. En general, los artículos de revistas tienen más referencias que los documentos de conferencias. Los documentos de la conferencia se concentran más en la idea, por lo que pueden aceptarse siempre que sean razonables y novedosos. Los trabajos de diario siempre requieren experimentos y resultados extensos. Por lo tanto, los documentos de conferencia pueden ser cortos, pero los artículos de diario siempre tienen un requisito en las páginas, lo que puede causar una gran diferencia en el número de referencias. El número promedio de referencias por artículo ha crecido constantemente de 15 en 2000 a aproximadamente 30 en 2011 (artículos de revistas). Los documentos de la conferencia tienen la misma tendencia (de 5 en 2000 a 10 en 2008).

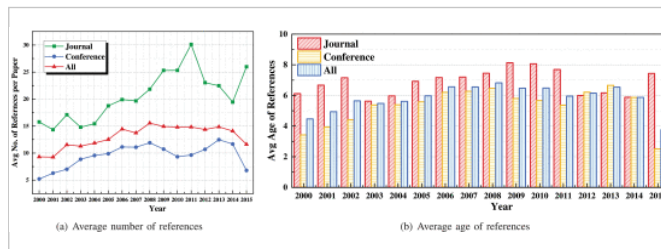


FIGURA 5.
La evolución de las referencias. (a) El número medio de referencias por papel.
(b) Las diferencias de edad promedio entre el papel citado y el papel citado.

La era evolucionó de referencias profundas (es decir, referencias a artículos "clásicos") a referencias miopes (es decir, referencias a documentos "más recientes"), lo que puede evidenciarse a partir de la disminución gradual en la edad de referencia promedio de los documentos que se muestran en la Fig. 5 (b). Existe una clara discontinuidad en la forma en que los científicos citan artículos, que se producen en 2011. En realidad, en 2012, Krizhevsky *et al.* [33] Primero usamos el aprendizaje profundo para clasificar imágenes de alta resolución. La profunda red neuronal convolucional supera a la tecnología de aprendizaje automático tradicional. Hace que la gente sea consciente de que el aprendizaje profundo puede ser mucho mejor y lo lleva de vuelta al campo de la tecnología general. Los científicos han abierto un nuevo capítulo sobre el aprendizaje profundo en 2012, cada vez más académicos tratan de mantenerse al tanto de los últimos avances en el aprendizaje profundo. Puede causar que las diferencias de edad promedio disminuyan entre los documentos citados y los artículos citados.

El número promedio de citas por artículo no había disminuido antes de 2009 (Fig. 6). Sin embargo, podemos encontrar que tanto el número de publicaciones como las citas muestran una tendencia de fluctuación más adelante. Especialmente, la tasa de inflación dentro de los 18.7 puntos porcentuales de los artículos de revistas y el 14.9% de los documentos de conferencias.

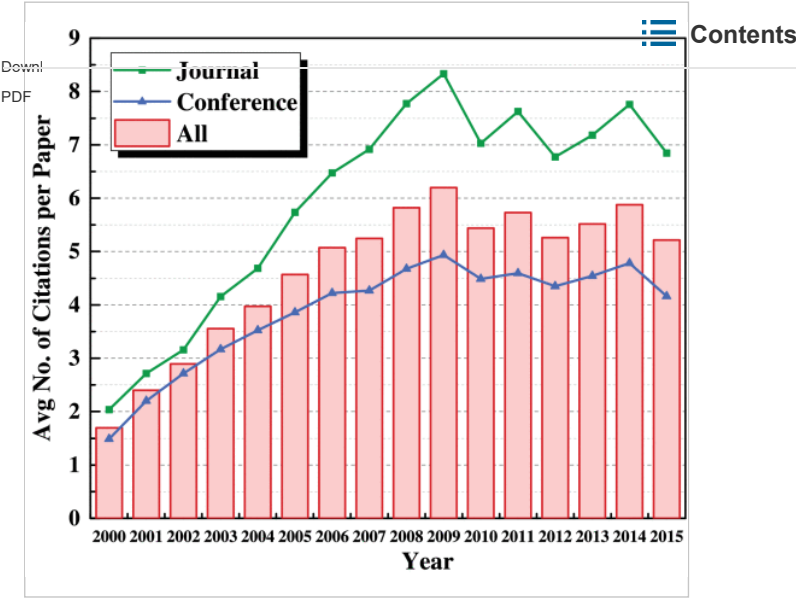


FIGURA 6.
El número medio de citas por papel.

El aumento del tamaño de la lista de referencia de un artículo puede deberse a que los científicos han citado cada vez más sus propios documentos a lo largo del tiempo. La Fig. 7 proporciona la tasa promedio de autorreferencias, incluidas las autorreferencias de autor, las autorreferencias de revistas y las referencias de conferencia en una publicación. Los resultados resultan ser que la tendencia de los investigadores a citar sus propios artículos ha caído con el tiempo. La tasa promedio de autorreferencia del autor es superior al 40% al comienzo de la 21st Siglo y solo 10-15% en la última parte de la década de 2000. En 2015, la tasa de autorreferencia se ha reducido a solo alrededor del 10%. En comparación con la tasa de auto-referencia de la revista, la tasa de auto-referencia de la conferencia es mucho más baja.

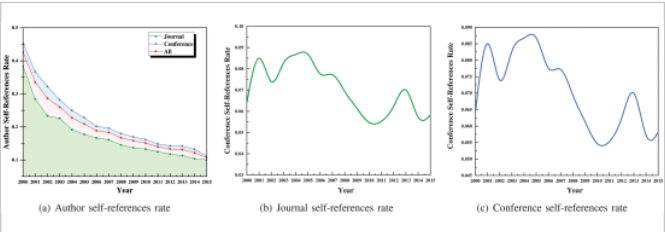


FIGURA 7.
La evolución del comportamiento de referencia. (a) La proporción del comportamiento de autorreferencias del autor en las principales revistas y conferencias. (b) La tasa promedio de auto-referencias de las principales revistas a lo largo del tiempo. (c) La tasa promedio de auto-referencias de conferencia de las conferencias principales a lo largo del tiempo.

C. Identificación de documentos influyentes / investigadores / instituciones

Para cuantificar la importancia de los documentos / investigadores / instituciones en el desarrollo de esta era, utilizamos el número total de citas para cuantificar las entidades importantes de AI en el 21st Siglo. Aquí consideramos los artículos que más citas han recibido durante el período 2000-2015 como los documentos influyentes. La TABLA 3 muestra la clasificación de los artículos según el número total de citas. Todos estos artículos se publicaron durante el 2000-2015. También dividimos los documentos en artículos de revistas y periódicos. A partir de la clasificación de estos documentos, podemos identificar los problemas cruciales y la palabra clave en los diferentes períodos de tiempo. Por ejemplo, al comienzo de la 21st Siglo, los investigadores se concentraron en la visión por computadora y luego invirtieron tiempo y esfuerzos significativos en la minería de datos (extracción de características, aprendizaje profundo).

TABLA 3 Clasificación de documentos según el número total de citas recibidas en 2000–2015

Journal papers				Conference papers			
No.	Title	Citations	Published year	Title	Citations	Published year	
1	Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints	9820	2004	Histograms of Oriented Gradients for Human Detection	4990	2005	
2	A Fast and Elitist Multiobjective Genetic Algorithm: NSGA-II	6233	2002	Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features	4512	2001	
3	Latent Dirichlet Allocation	4618	2003	BLEU: A Method for Automatic Evaluation of Machine Translation	2475	2002	
4	Normalized Cuts and Image Segmentation	3734	2000	Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data	2448	2001	
5	Mean Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis	3680	2002	Beyond Bags of Features: Spatial Pyramid Matching for Recognizing Natural Scene Categories	2291	2006	
6	An Introduction to Variable and Feature Selection	3243	2003	Video Google: A Text Retrieval Approach to Object Matching in Videos	2090	2003	
7	Content-based Image Retrieval at the End of the Early Years	2822	2000	On Spectral Clustering: Analysis and an Algorithm	2046	2002	
8	A Flexible New Technique for Camera Calibration	2699	2000	Algorithms for Non-negative Matrix Factorization	1680	2001	
9	Statistical Pattern Recognition: A Review	2545	2000	Thumb's up or Thumb's down? Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews	1309	2002	
10	The Particle Swarm - Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space	2483	2002	Minimum Error Rate Training in Statistical Machine Translation	1201	2003	
11	Multiresolution Gray-Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns	2460	2002	A Database of Human Segmented Natural Images and its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics	1165	2001	
12	Robust Real-Time Face Detection	2425	2004	Accurate Unlexicalized Parsing	1140	2003	
13	Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts	2058	2002	Scalable Recognition with a Vocabulary Tree	1140	2006	
14	Robust Face Recognition via Sparse Representation	1977	2009	Object Class Recognition by Unsupervised Scale-Invariant Learning	1134	2003	
15	Kernel-based object tracking	1964	2003	Locality Preserving Projections	1117	2003	
16	Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines	1881	2002	Real-time tracking of non-rigid objects using Mean Shift	1111	2000	
17	Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets	1878	2006	Learning with Local and Global Consistency	1079	2004	
18	Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts	1818	2001	Laplacian Eigenmaps and Spectral Techniques for Embedding and Clustering	988	2002	
19	Robust Real-time Object Detection	1744	2001	ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks	949	2012	
20	A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms	1695	2002	PCA-SIFT: A More Distinctive Representation for Local Image Descriptors	925	2004	
21	Detecting Faces in Images: A survey	1626	2002	Semi-Supervised Learning Using Gaussian Fields and Harmonic Functions	907	2003	
22	A Performance Evaluation of Local Descriptors	1624	2005	Learning Realistic Human Actions from Movies	899	2008	
23	Modeling the Shape of the Scene: A Holistic Representation of the Spatial Envelope	1610	2001	Distance Metric Learning with Application to Clustering with Side-Information	867	2003	
24	Sparse Bayesian Learning and the Relevance Vector Machine	1587	2001	Intensive Graph Cuts for Optimal Boundary & Region Segmentation of Objects in N-D Images	861	2001	
25	Learning Patterns of Activity Using Real-Time Tracking	1569	2000	Overview of the Face Recognition Grand Challenge	855	2005	
26	From Few to Many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose	1462	2001	ImageNet: A Large-Scale Hierarchical Image Database	829	2009	
27	The FERET Evaluation Methodology for Face-Recognition Algorithms	1459	2000	A non-local Algorithm for Image Denoising	814	2005	
28	Scale & Affine Invariant Interest Point Detection	1398	2004	A Bayesian Hierarchical Model for Learning Natural Scene Categories	775	2005	
29	Feature Selection Based on Mutual Information Criteria of Max-Dependency, Max-Relevance, and Min-Redundancy	1369	2005	Object Retrieval with Large Vocabularies and Fast Spatial Matching	725	2007	
30	LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification	1328	2008	Computing Semantic Relatedness Using Wikipedia-Based Explicit Semantic Analysis	717	2007	

Contents

De la misma manera, los investigadores influyentes son aquellos que tienen más citas por artículo. Tabla 4 enumera los 30 principales investigadores que tienen el mayor promedio de citas por artículo, así como el número total de publicaciones publicadas en revistas y conferencias de primer nivel en nuestro conjunto de datos. Aunque algunos investigadores han publicado pocos artículos, han recibido altas citas. Por ejemplo, Meyarivan y Pratap escribieron el artículo “Un algoritmo genético multi-objetivo rápido y elitista: NSGA-II” juntos. El papel ha generado un enorme interés y ha recibido numerosas citas. Así que ambos autores tienen un alto promedio de citas. Algunos investigadores han publicado una gran cantidad de artículos y algunos tienen citas relativamente altas, pero otros no. Andrew Y. Ng ha publicado más de 80 artículos en las principales revistas / conferencias y el más famoso "Asignación de Dirichlet Latente" ha recibido más de 4,600 citas desde su publicación.

TABLA 4 Clasificación de los autores según el número promedio de citas por artículo durante 2000–2015

No.	Author name	Total Citations	Number of Publications	Avg No. of Citations per Paper	Standard Deviation
1	T. Meyarivan	7517	2	3758.5	2474.5
2	Ameri Pratap	7517	2	3758.5	2474.5
3	Samir Agarwal	6268	4	1567	2693.92
4	David Lowe	11157	14	796.93	2505.53
5	Michael J. Jones	5413	9	601.44	832.31
6	Paul Viola	10589	18	588.28	1144.60
7	Kalyanmuri Deb	8188	14	584.86	1598.56
8	Peter Meer	7266	19	382.42	914.89
9	Bill Triggs	6581	24	274.21	987.65
10	Partha Niyogi	5406	23	235.04	360.86
11	Matti Pietikainen	5986	32	187.06	465.07
12	Pedro F. Felzenszwalb	5045	27	186.85	313.94
13	Jitendra Malik	12159	67	181.48	520.14
14	Richard Szeliski	5404	31	174.32	315.88
15	Dorin Comaniciu	8129	50	162.58	590.30
16	Andrew Y. Ng	14723	92	160.03	524.62
17	Jianbo Shi	5665	37	153.11	694.66
18	David M. Blei	8718	57	152.95	610.13
19	Cordelia Schmid	13058	91	143.50	320.39
20	Andrew McCallum	6659	56	118.91	355
21	Andrew Zisserman	8114	72	112.70	176.85
22	Anil K. Jain	9297	83	112.01	299.05
23	Michael I. Jordan	14949	145	103.10	431.47
24	Jean Ponce	5923	59	100.39	304.50
25	David J. Kriegman	5298	54	98.11	296.55
26	Antonio Torralba	6261	72	86.96	215.31
27	Pietro Perona	6648	78	85.23	182.35
28	William T. Freeman	6571	82	80.13	132.82
29	Sebastian Thrun	5835	84	69.46	149.53
30	Bernhard Scholkopf	6308	130	48.52	116.45

Las instituciones científicas pueden considerarse como grupos de investigadores con roles esenciales [34] . Por lo tanto, se deduce que las instituciones influyentes tienen la mayor cantidad de citas por artículo publicado por el investigador que pertenece a la institución. Tabla

5enumera las 30 instituciones principales, así como el número de investigadores, el número total de citas, el número total de publicaciones y el número promedio de citas por artículo. Tenga en cuenta que el número de investigadores representa el número total de autores que han publicado artículos en las principales revistas / conferencias, y el número total de publicaciones significa la cantidad de publicaciones que estos investigadores han publicado en las principales revistas / conferencias. Podemos ver que la mayoría de las instituciones están ubicadas en América del Norte (18 instituciones), especialmente en América. Asia tiene las segundas instituciones más influyentes (8 instituciones) y el resto se distribuye en Europa (4 instituciones).

Contents

TABLA 5 Clasificación de las instituciones según el número promedio de citas por papel durante 2000–2015

No.	Institutions	Number of Researchers	Total Number of Citations	Total Number of Publications	Avg No. of Citations per Paper	Standard Deviation
1	University of California Berkeley	355	52392	821	63.81	287.49
2	French Institute for Research in Computer Science and Automation	390	48630	879	55.32	262.56
3	Stanford University	617	61551	1279	48.12	159.36
4	Massachusetts Institute of Technology	686	59681	1447	41.24	115.80
5	University of Washington	381	31030	808	38.40	80.63
6	University of Illinois at Urbana Champaign	343	27433	732	37.48	159.05
7	Max Planck Society	377	40820	1110	36.78	136.71
8	Microsoft	792	73972	2156	34.31	114.49
9	Hebrew University of Jerusalem	183	18906	604	31.30	66.04
10	University of Pennsylvania	294	18761	647	29.00	62.37
11	IBM	490	24420	849	28.76	175.00
12	University of Toronto	306	23931	841	28.46	61.13
13	Carnegie Mellon University	943	62318	2297	27.13	74.90
14	University of Southern California	450	31631	1277	24.77	56.42
15	University of Texas at Austin	367	22432	923	24.30	67.12
16	Eth Zurich	259	14995	625	24.00	40.93
17	University of Massachusetts Amherst	216	14700	621	23.67	41.38
18	Nanyang Technological University	347	16880	714	23.66	82.77
19	University of Maryland College Park	365	21588	944	22.87	44.43
20	Chinese Academy of Sciences	546	22922	1139	20.12	50.61
21	Georgia Institute of Technology	337	13761	712	19.33	39.42
22	Technion Israel Institute of Technology	221	11407	596	19.14	50.70
23	University of California Los Angeles	226	11718	628	18.70	60.44
24	The Chinese University of Hong Kong	217	11540	654	17.65	25.97
25	University of Alberta	290	11986	780	15.367	28.74
26	National University of Singapore	421	14460	956	15.13	12.86
27	Tsinghua University	418	12615	839	15.04	44.46
28	Centre National De La Recherche Scientifique	486	10675	721	14.81	24.66
29	University of Michigan	218	7617	597	12.76	23.37
30	University of Tokyo	289	6233	644	9.68	17.62

Además, también calculamos la Desviación Estándar (SD) de las citas para cada autor e institución. Un valor alto de SD significa que los puntos en el conjunto de datos se extienden sobre un rango más amplio de valores, mientras que una SD baja indica que los puntos están cerca de la media. Su objetivo es ayudar a los lectores a comprender mejor la importancia del autor / institución objetivo (por ejemplo, algunos artículos del autor / institución determinados pueden atraer un número muy alto de citas, mientras que otros no).

La Fig. 8 traza los mapas del mundo integrados con dos tipos de instituciones influyentes y las relaciones de citas entre ellos durante el 2000 y el 2015. La Fig. 8 (a) muestra las 50 instituciones más importantes que han recibido la mayoría de las citas basadas en los artículos publicados en las principales revistas. . Del mismo modo, la figura 8 (b)muestra las 50 principales instituciones que han recibido la mayoría de las citas basadas en los trabajos publicados en las principales conferencias. El tamaño de los círculos en el mapa en nombre del número relativo de autocitas de la institución. Puede considerarse como el resumen de las relaciones de citas entre instituciones influyentes. Ilustra que la difusión del conocimiento es cada vez más globalización. También hay una gran diferencia en el comportamiento de referencia. Según el ranking de citas de artículos de revistas, parece que las instituciones influyentes están ubicadas en Asia, Europa y América del Norte con citas distribuidas uniformemente. Las principales instituciones basadas en las citas recibidas por los principales documentos de la conferencia se distribuyen en Asia, Europa, América del Norte y Oceanía. Las relaciones de citas ocurren ampliamente entre América del Norte y Europa. Otro hallazgo interesante es que la mayoría de las instituciones que tienen más autocitas se encuentran en América del Norte. Puede ser porque estas instituciones reciben más citas que otras.

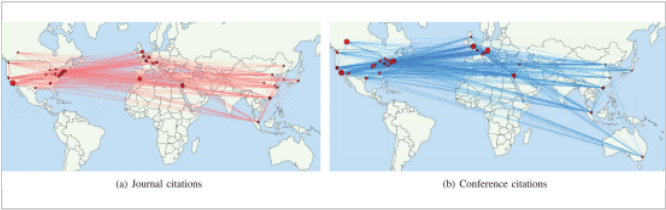


FIGURA 8. La descripción general de las relaciones de citas de AI entre 2000 y 2015. Los artículos rojos representan: (a) las 50 instituciones más citadas en base a documentos publicados en revistas de primer nivel, y (b) las 50 instituciones más citadas en la base de trabajos publicados en conferencias de primer nivel. Las líneas representan las relaciones de citas entre ellos.

 Contents

D. La estructura interna de la IA

La IA no es monolítica, pero contiene docenas de temas. Estos temas son individuales y tienen sus propios retos intelectuales, metodologías y cultura. Para profundizar en la inteligencia artificial, usamos palabras clave en el conjunto de datos para clasificar toda la literatura en temas principales. Las palabras clave se utilizan generalmente para clasificar de forma abstracta el contenido de un artículo. También proporciona la base para examinar temas y aspectos clave en un campo particular de investigación [35] . Las palabras clave populares con una alta frecuencia (el 1 por ciento superior) cada año se proporcionan en la Tabla 6. Algunos temas han alcanzado la "inmortalidad" en este periodo, como la visión por computadora, el reconocimiento de patrones, la extracción de características, etc. Otros son temas emergentes en los últimos años (por ejemplo, inteligencia artificial y sistema multiagente) que llevan a la IA a una nueva etapa y también traer nuevas oportunidades para el desarrollo de la IA.

TABLA 6 Clasificación de palabras clave calientes según la frecuencia durante 2000–2015

Year	Rate of Hot Keywords	Hot Keywords
2000	0.38239344	computer vision, indexing terms, image segmentation, layout, pattern recognition, machine learning, shape, computational complexity, computer science, neural networks, robotics, image reconstruction, feature extraction, satisfiability, motion estimation, image processing, neural networks, real-time, genetic algorithms, fuzzy systems, image analysis, reinforcement learning, object recognition, testing, multi-agent system
2001	0.408036454	computer vision, layout, image segmentation, shape, computer science, robotics, pattern recognition, image reconstruction, feature extraction, indexing terms, object recognition, motion estimation, image recognition, face recognition, real-time, lighting, image analysis, pixel, tracking, application software, face detection, machine learning, testing, probability, principal component analysis, genetic algorithms, data mining, computational geometry, geometry, genetic algorithm
2002	0.406982085	pattern recognition, indexing terms, multi-agent system, computational complexity, computer vision, Bayesian networks, machine learning, reinforcement learning, image segmentation, neural network, fuzzy systems, support vector machine, feature extraction, genetic algorithms, expert systems, real-time, fuzzy logic, satisfiability, genetic algorithm, fuzzy control, object recognition, neural networks, fuzzy sets, testing fuzzy set theory, information retrieval
2003	0.426188328	computer vision, feature extraction, pattern recognition, image segmentation, machine vision, machine learning, indexing terms, object recognition, image reconstruction, support vector machine, layout, shape, computer science, motion estimation, robustness, image sensors, multi-agent system, computational geometry, data mining edge detection, face recognition, principal component analysis, real-time, computational complexity, satisfiability, stereo vision, image recognition, image processing, image classification, pixel, feature selection, neural network, reinforcement learning, learning artificial intelligence
2004	0.460670194	computer vision, computer science, pattern recognition, image segmentation, indexing terms, artificial intelligence, multiagent systems, feature extraction, machine learning, multi-agent system, reinforcement learning, face recognition, algorithms support vector machine, object recognition, satisfiability, real-time, Markov processes, robustness, application software, computational complexity, principal component analysis, image reconstruction, tracking, protocols, image processing, data mining, layout, face detection, game theory shape
2005	0.427952329	computer vision, feature extraction, indexing terms, image segmentation, face recognition, pattern recognition, computer science, layout, machine learning, robustness, object recognition, learning artificial intelligence, image reconstruction, shape, image classification, artificial intelligence, support vector machine, algorithms, real-time, data mining, principal component analysis computational geometry, multi-agent system, satisfiability, image processing, image recognition, face detection, testing probability motion estimation, computational complexity, lighting, tracking, cluster analysis, geometry
2006	0.428291408	computer vision, pattern recognition, robustness, image segmentation, shape, layout, machine learning, computer science, artificial intelligence, indexing terms, feature extraction, face recognition, algorithms, support vector machine, image reconstruction, real-time, testing object, recognition image analysis, application softwares, data mining, computational complexity, multi-agent system, satisfiability, image recognition, lighting, face detection, principal component analysis, reinforcement learning, motion estimation, geometry, pixel, Bayesian methods, parameter estimation
2007	0.43633829	computer vision, image segmentation, feature extraction, machine learning, robustness, image reconstruction, face recognition, layout, pattern recognition, image classification, object recognition, learning artificial intelligence, shape, artificial intelligence, computer science, real-time, satisfiability, image recognition, indexing terms, algorithms, image processing, support vector machine, testing, principal component analysis, image resolution, data mining, multi-agent system, computational complexity, image segmentation, graph theory, image retrieval lighting, fuzzy set theory, statistical analysis, image analysis, pixel, motion estimation, face detection, image texture, probability
2008	0.421052632	computer vision, pixel, feature extraction, shape, image segmentation, robustness, layout, machine learning, computer science, image reconstruction, testing, pattern recognition, face recognition, computational modeling, object recognition, data mining, learning artificial intelligence, artificial intelligence, image processing, image classification, kernel, image recognition, algorithm design and analysis, optimization, tracking, algorithms, mathematical model, image analysis, computational complexity, visualization, histograms, image resolution, fuzzy set theory, estimation, classification algorithms, real-time, application software, principal component analysis, lighting, support vector machine
2009	0.467462383	computer vision, data mining, feature extraction, pixel, image segmentation, shape, robustness, artificial intelligence, learning artificial intelligence, layout, machine learning, computational modeling, object recognition, image reconstruction, image classification, kernel, face recognition, computer science, testing histograms, pattern recognition, support vector machines, mathematical model, optimization, computational complexity, face, image recognition, lighting, algorithm design and analysis, geometry, image processing, estimation, databases, visualization, tracking, detectors, Markov processes, support vector machine, satisfiability, principal component analysis, graph theory, probability, image retrieval, solid modeling
2010	0.397232704	computer vision, feature extraction, pixel, image segmentation, layout, robustness, shape, machine learning, computer science, image reconstruction, face recognition, learning artificial intelligence, support vector machines, object recognition, image classification, optimization, kernel, pattern recognition, data mining, computational modeling, testing, histograms, image recognition, face, algorithm design and analysis, mathematical model, image analysis, databases, computational complexity, visualization, application software, support vector machine, principal component analysis, tracking, lighting, real-time, image processing, estimation, solid modeling
2011	0.383333333	feature extraction, computer vision, image segmentation, three dimensional, shape, learning artificial intelligence, computational modeling, image classification, image reconstruction, optimization, visualization, vectors estimation, face recognition, kernel, computer model, robustness, face, mathematical model, accuracy, object recognition, histograms, support vector machines, pose estimation, object tracking, databases, lighting, real-time, support vector machine, detectors, machine learning, graph theory, noise
2012	0.295940126	feature extraction, vectors, computer vision, learning artificial intelligence, image segmentation, image classification, optimization, visualization, shape, computational modeling, robustness, support vector machines, image reconstruction, kernel, estimation, face recognition, machine learning, object recognition, face, accuracy, detectors, mathematical model, algorithm design and analysis, object tracking, histograms, databases, measurement lighting
2013	0.291341579	feature extraction, learning artificial intelligence, computer vision, image segmentation, image classification, vectors, face recognition, image reconstruction, optimization, computational modeling, shape, object recognition, support vector machines, visualization, graph theory, object tracking, pose estimation, estimation, kernel, accuracy, detectors, probability, robustness, face, histograms, image recognition, computational complexity
2014	0.207227698	vectors, feature extraction, computer vision, optimization, visualization, learning artificial intelligence, image classification, image segmentation, computational modeling, estimation, shape, kernel, image reconstruction, robustness, accuracy, face recognition, object recognition, histograms, face, support vector machines, detectors, mathematical model
2015	0.127071823	feature extraction, optimization, vectors, computational modeling, mathematical model, uncertainty, image segmentation, computer vision, machine learning, visualization, data models, sociology, shape, indexes, coauthoring, face recognition, support vector machines, algorithm design and analysis

Además, aplicamos el método introducido en la Sección II-C.1 al conjunto de datos para dividir la IA en diferentes temas. La Fig. 9 traza estos temas y las relaciones de citas entre ellos. Estos temas son mantenidos juntos por AI. El tamaño del tema mide en función del número de publicaciones. Los temas dentro de AI se citan entre sí de manera estadísticamente significativa, y tienden a no ser los mismos para las revistas y conferencias. Tomadas en conjunto las palabras clave (TABLA 6) y los temas (Fig. 9), llevan a la conclusión de que la IA es heterogénea. Contiene varios temas con un impacto, vida útil y desarrollo muy diferentes, pero todos interactúan entre sí.

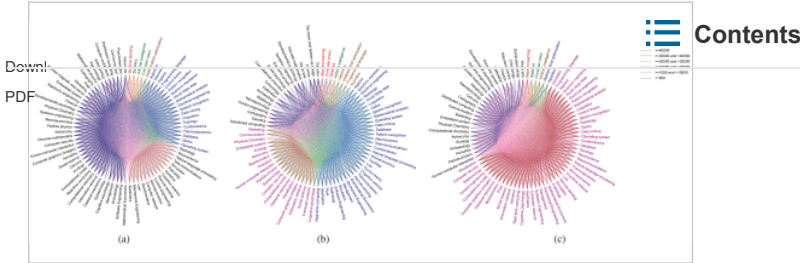


FIGURA 9. Los temas basados en revistas y conferencias, así como sus relaciones de citas. Los diferentes colores de los temas representan el tamaño de los temas que se miden en función del número de publicaciones. (a) Revistas. (b) Conferencias. (llamada).

Fig. 10 y Fig. 11presentar la proporción de temas de revistas durante el período de estudio. Con la frecuencia de estos temas, podemos priorizarlos con gran claridad. Los tres temas más populares son: "aprendizaje automático: estática, inteligencia artificial, visión artificial ..."; "Estática: inteligencia artificial, visión artificial, mecánica cuántica ...", y "visión artificial: aprendizaje automático, lenguaje de programación, reconocimiento de patrones ...". Para temas de conferencias, los enfoques son: "aprendizaje automático: visión por computador, estática, lenguaje de programación ...", "visión por ordenador: estática, lenguaje de programación, aprendizaje automático ..." y "estática: inteligencia artificial, visión por ordenador, geometría ...". Estas nubes de temas contienen el tema popular y otros temas relacionados con él. La relevancia puede ser representada por el tamaño de la palabra.Sección II-C.2 .



FIGURA 10. Palabra-nube de temas populares de artículos de revistas. (a) 1. (b) 2. (c) 3. (d) 4. (e) 5. (f) 6. (g) 7. (h) 8. (i) 9. (j) 10. (k) 11. (l) 12. (m) 13. (n) 14. (o) 15. (p) 16. (q) 17. (r) 18. (s) 19. (t) 20. (u) 21. (v) 22. (w) 23. (x) 24. (y) 25.

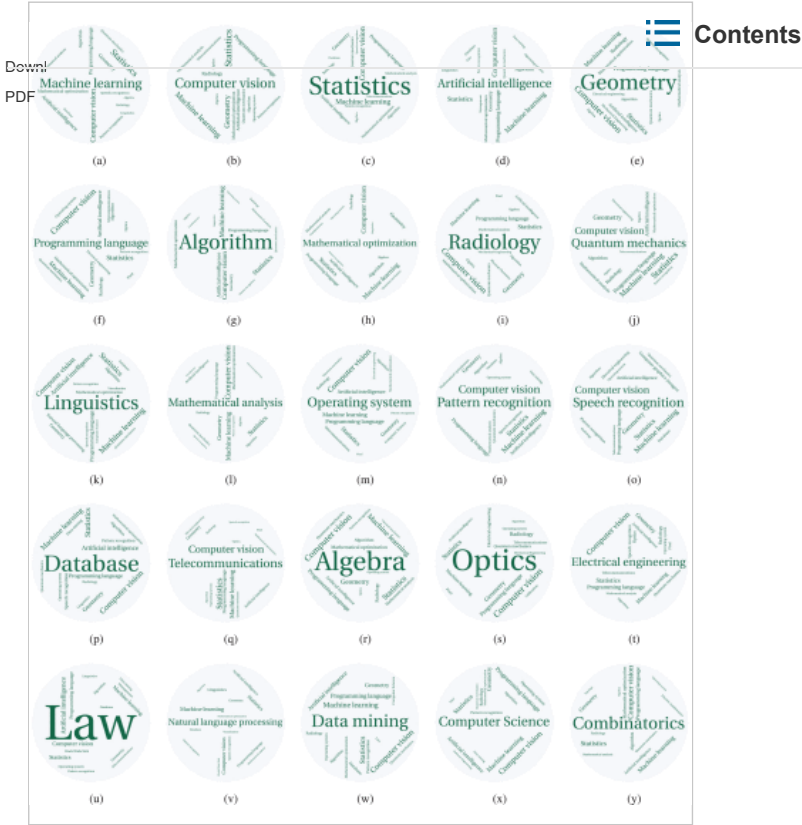


FIGURA 11. Palabra-nube de temas populares de ponencias de congresos. (a) 1. (b) 2. (c) 3. (d) 4. (e) 5. (f) 6. (g) 7. (h) 8. (i) 9. (j) 10. (k) 11. (l) 12. (m) 13. (n) 14. (o) 15. (p) 16. (q) 17. (r) 18. (s) 19. (t) 20. (u) 21. (v) 22. (w) 23. (x) 24. (y) 25.

Para artículos de revistas y documentos de conferencias, como se definió anteriormente en la Sección II-C.3 , utilizamos $\theta_k^{[t]}$ Analizar la tendencia temporal del tema. k . En este sentido, nos concentramos en la dinámica del tema. La Fig. 12 muestra la proporción de los temas más populares de 2000 a 2015. Estos temas se muestran en orden de popularidad de abajo hacia arriba. Para los temas en el nivel de la revista y el nivel de la conferencia, hay puntos en común y diferencias. Por ejemplo, ambos se concentran en el tema "minería de datos", "combinatoria" y "telecomunicaciones". Las conferencias se centran en el "procesamiento del lenguaje natural", pero las revistas no lo hacen. Esta figura también puede reflejar claramente la evolución de los temas: algunos temas han ido disminuyendo con el tiempo, sin embargo, algunos han recibido mucha atención.

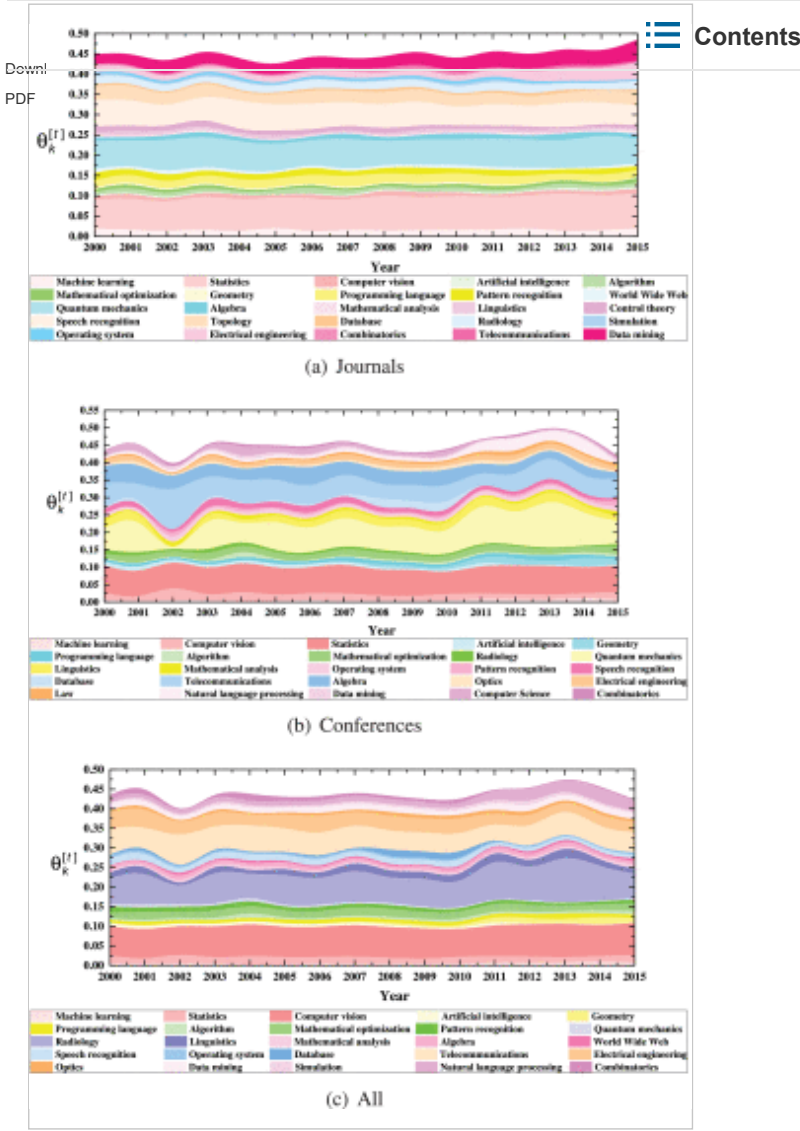


FIGURA 12. La evolución de los temas a lo largo del tiempo. (a) Revistas. (b) Conferencias. (llamada).

Para investigar más a fondo la popularidad de los temas, utilizamos el índice de aumento definido en la Sección II-C.4 para evaluar estos temas. TABLA 7 listas estimadas r_k para todos los temas en orden decreciente. Los temas más candentes son "Internet", "ingeniería de control" y "informática".

TABLA 7 Aumento del índice para temas populares

Topic	r_k	Topic	r_k	Topic	r_k	Topic	r_k	Topic	r_k
World Wide Web	2.49	Artificial intelligence	1.25	Speech recognition	1.07	Aesthetics	0.94	Remote sensing	0.74
Control engineering	2.03	Programming language	1.21	Law	1.02	Data mining	0.92	Geometry	0.71
Computer Science	2.02	Topology	1.20	Natural language processing	1.02	Algebra	0.92	Mechanical Engineering	0.68
Real-time computing	1.88	Neuroscience	1.19	Quantum mechanics	1.00	Combinatorics	0.91	Cognitive psychology	0.63
Computer graphics (images)	1.82	Linguistics	1.16	Genetics	1.00	Computer network	0.89	Simulation	0.61
Software Engineering	1.67	Algorithm	1.15	Management	0.99	Telecommunications	0.87	Pixel	0.60
Pattern recognition	1.58	Social science	1.13	Electrical engineering	0.99	Computer vision	0.85	Classical mechanics	0.52
Control theory	1.42	Particle physics	1.10	Mathematical Economics	0.98	Mathematical optimization	0.79	Mathematical analysis	0.49
Operating system	1.40	Machine learning	1.09	Statistics	0.97	Radiology	0.77	Computational model	0.16
Thermodynamics	1.35	Optics	1.08	Microeconomics	0.96	Database	0.76	Visualization	0.11

La Fig. 13 es la estructura de la red de co-presencia temática definida por la Sección II-C.5 . Los temas de los clústeres de red que están altamente conectados. Para una mejor visualización, solo seleccionamos los temas que contienen más de 100 artículos y mostramos el componente conectado más grande de la red. La Fig. 13 (a) , la Fig. 13 (b) y la Fig. 13 (c) consisten en 175 vértices y 751 bordes, 180 vértices y 654 bordes, y 185 vértices y 673 bordes, respectivamente. Como los bordes de estas redes se seleccionan en función del coeficiente de co-presencia, pueden reflejar la estructura del tema en términos del grado determinado.

Tomando la figura 13 (a) como ejemplo, el tema "Aprendizaje automático" aparece en gran medida con "Algoritmos" y "Estadísticas" (Ver en los grupos en verde). También se puede utilizar como una herramienta para medir la distancia de concepción entre los temas en AI. En una palabra, los temas en la IA se conectan de manera diferente por su distribución y los coeficientes de co-presencia son muy diferentes.

 Contents

Download
PDF

Downl
PDF

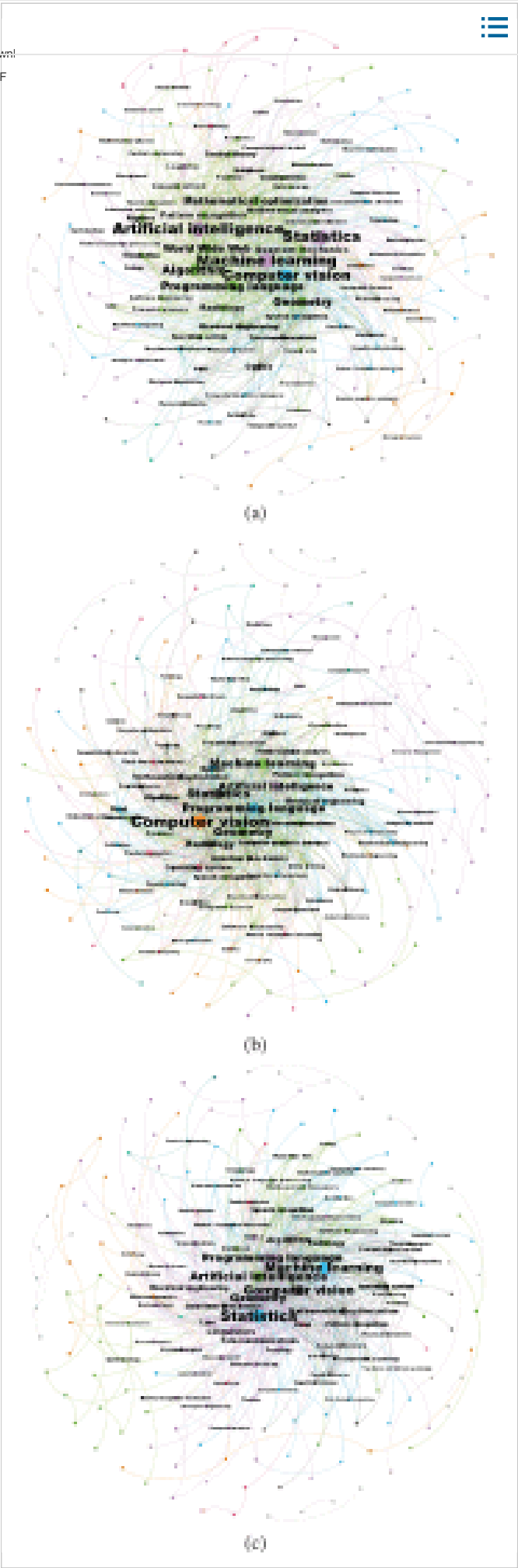


FIGURA 13. Co-presencia en red de temas. (a) Revistas. (b) Conferencias. (Ilamada.

Down!

PDF

SECCION IV.**Amenazas a la validez**

En esta sección, identificaremos y abordaremos las amenazas desde las perspectivas de validez de constructo, validez interna, validez externa y confiabilidad.

A. Validez de construcción

La validez de construcción se refiere a la adecuación de las inferencias hechas sobre la base de mediciones. Con la ayuda de examinar la validez del contenido de la prueba, dividimos el conjunto de datos de acuerdo con los atributos correspondientes de los artículos (por ejemplo, años de publicación, número de citas), y seleccionamos al azar el conjunto de pruebas en proporción para compilar el experimento. Los resultados muestran que los experimentos tienen una alta validez de contenido, lo que también puede garantizar la validez del constructo.

B. Validez interna

La validez interna se refiere al grado de correlación entre las variables dependientes y las variables independientes de los experimentos. Se utiliza para reflejar qué parte del cambio en la variable dependiente es de la variable independiente. Hay muchos factores que afectan la validez interna, como la mortalidad experimental, el sesgo del experimentador y la regresión a la media. En este trabajo, combinamos la investigación con experimentos para asegurar la validez interna. Examinamos en detalle el desarrollo de la IA en base a la recopilación de la literatura relativa y al hacer un resumen antes de los experimentos. Los resultados experimentales se ajustan a la ley de evolución interna de la Ciencia de la Ciencia en cierta medida y de acuerdo con el desarrollo de la disciplina basada en la literatura. Además,

C. Validez externa

La validez externa se refiere al grado de generalización de los resultados experienciales. Indica el nivel de generalización en la investigación. En nuestro estudio, nuestro objetivo es descubrir los cambios en el campo de la IA desde diferentes perspectivas. En el campo de la Ciencia de la Ciencia, cada campo tiene sus características únicas y reglas de desarrollo. Debido al desarrollo de tecnologías relacionadas, la IA se ha desarrollado rápidamente en los últimos años. Nuestras conclusiones pueden no ser aplicables a otras disciplinas. Se necesitará mucho más trabajo para descubrir patrones cambiantes en cada disciplina.

D. confiabilidad

Para garantizar la fiabilidad de los resultados, motivamos la derivación de cada métrica en profundidad. Por ejemplo, las métricas que utilizamos para medir el crecimiento de la IA consideran cada entidad de datos académicos. Además, hemos discutido formas alternativas de medir la misma entidad de interés. Clasificamos los artículos / autores / instituciones según diferentes métricas (los resultados se pueden ver en los APÉNDICES A, B y C).

SECCION V.**Conclusión**

En este trabajo, presentamos una anatomía de la IA que abarca los primeros 16 años de la 21st Siglo. Para cuantificar mejor el desarrollo, hemos utilizado publicaciones científicas. Los metadatos abarcan 9 revistas de primer nivel y 12 conferencias de primer nivel desde 2000 hasta 2015. Además del título, los autores y las instituciones de los

autores, los metadatos también nos proporcionan la Número de citas para cada trabajo. De acuerdo con el número creciente de publicaciones, hemos observado una tendencia creciente en la colaboración y una tendencia decreciente en la productividad promedio para cada investigador. Desde la perspectiva del comportamiento de referencia, la tendencia de desarrollo de la IA se está convirtiendo en una mentalidad abierta y popularizada, como se refleja en las tasas reducidas de auto-referencias a lo largo del tiempo. También utilizamos el número promedio de citas por artículo de cada artículo / autor / institución como indicador para evaluar su importancia. Esas entidades influyentes son consistentes con nuestras intuiciones. Finalmente, exploramos la estructura interna de esta área diversa y concluimos que el área se compone de varios temas. Hay diferencias y conexiones entre ellos. Estos hallazgos revelan los patrones ocultos de la IA en el 21^o Siglo. También brindan a los científicos nuevas oportunidades para mejorar la comprensión de la IA con el objetivo final de forjar un mundo mejor.

A pesar del extenso análisis de estos temas complejos, todavía hay algunas limitaciones en este trabajo. Primero, si bien este trabajo se centra en las publicaciones publicadas en las principales revistas / conferencias, será interesante considerar todas las publicaciones en el campo de la IA. Segundo, su complejidad nos ha empujado a responder preguntas como: ¿Cuál es la estructura interna de su red de colaboración? ¿Cuáles son los resultados computacionales basados en las medidas de centralidad para vértices y aristas? ¿Cómo cambiará en los próximos diez años? Finalmente, tiene sentido explorar la relación entre el futuro de la IA y el desarrollo económico.

Apéndice A Clasificación de documentos según el número promedio de citas

La TABLA 8 presenta los resultados de clasificación de los documentos según el número promedio de citas recibidas por año en 2000–2015.

TABLA 8 Clasificación de documentos según el número promedio de citas por año recibidas en 2000–2015

Download PDF

Journal papers					Conference papers				
No.	Title	No. of Citations per Year	No. of Citations	Year	Title	No. of Citations per Year	No. of Citations	Year	
1	Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints	818.35	9820	2004	Histograms of Oriented Gradients for Human Detection	453.64	4990	2005	
2	A Fast and Efficient Multi-objective Genetic Algorithm: NSGA-II	445.21	6233	2002	Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features	300.8	4512	2001	
3	Latent Dirichlet allocation	358.23	4618	2003	ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks	237.28	949	2012	
4	Robust Face Recognition via Sparse Representation	282.43	1977	2009	Beyond Bags of Features: Spatial Pyramid Pooling for Recognizing Natural Scene Categories	229.1	2291	2006	
5	Mean Shift: A Robust Approach toward Feature Space Analysis	262.86	3680	2002	BLEU: A Method for Automatic Evaluation of Machine Translation	176.79	2475	2002	
6	An Introduction to Variable and Feature Selection	249.46	3243	2003	Conditional Random Fields: Probabilistic Models for Segmenting and Labeling Sequence Data	165.2	2448	2001	
7	Normalized Cuts and Image Segmentation	233.38	3734	2000	Video Google: A Text Retrieval Approach to Object Matching in Videos	160.77	2000	2003	
8	Robust Real-Time Face Detection	202.08	2425	2004	On Spectral Clustering: Analysis and an Algorithm	146.14	2046	2002	
9	Statistical Comparisons of Classifiers over Multiple Data Sets	187.8	1878	2006	ImageNet: A Large-scale Hierarchical Image Database	118.43	829	2009	
10	The Particle Swarm - Explosion, Stability, and Convergence in a Multidimensional Complex Space	177.36	2483	2002	Rich Feature Hierarchies for Accurate Object Detection and Semantic Segmentation	115	230	2014	
11	Content-based Image Retrieval at the end of the Early Years	170.38	2822	2000	Scalable Recognition with a Vocabulary Tree	114	1140	2006	
12	Multi-resolution Gray-scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns	175.71	2460	2002	Learning Realistic Human Actions from Movies	112.38	899	2008	
13	A Flexible New Technique for Camera Calibration	168.69	2699	2000	Algorithms for Non-negative Matrix Factorization	112	1680	2001	
14	LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification	166	1328	2008	Thumbs up or Thumbs down?: Semantic Orientation Applied to Unsupervised Classification of Reviews	93.5	1309	2002	
15	Scikit-learn: Machine Learning in Python	161.6	808	2011	Maximum Error Rate Training in Statistical Machine Translation	92.38	1201	2003	
16	Object Detection with Discriminatively Trained Part-Based Models	159.5	957	2010	Learning with Local and Global Consistency	89.92	1079	2004	
17	Statistical Pattern Recognition: A review	159.06	2545	2000	Accurate Unlexicalized Parsing	87.70	1140	2003	
18	Kernel-based Object Tracking	151.08	1964	2003	Object Class Recognition by Unsupervised Scale-invariant Learning	87.23	1134	2003	
19	A Performance Evaluation of Local Descriptors	147.64	1624	2005	Linear Spatial Pyramid Pooling Using Sparse Coding for Image Classification	86	602	2009	
20	Shape Matching and Object Recognition Using Shape Contexts	147	2058	2002	Locality Preserving Projections	85.92	1117	2003	
21	Differential Evolution: A Survey of the State-of-the-art	145.2	726	2011	Object Retrieval with Large Vocabulary and Fast Spatial Matching	80.56	725	2007	
22	The Pascal Visual Object Classes (VOC) Challenge	137.67	836	2010	Locality-constrained Linear Coding for image classification	80.33	482	2010	
23	Gene Selection for Cancer Classification using Support Vector Machines	134.36	1881	2002	Distributed Representations of Words and Phrases and their Compositionality	80	240	2013	
24	Feature Selection based on Mutual Information Criteria of Max-dependency, Max-relevance, and Min-redundancy	124.45	1369	2005	Computing Semantic Relatedness using Wikipedia-based Explicit Semantic Analysis	79.67	717	2007	
25	Fast Approximate Energy Minimization via Graph Cuts	121.2	1818	2001	Overview of the Face Recognition Grand Challenge	77.73	855	2005	
26	A Taxonomy and Evaluation of Dense Two-Frame Stereo Correspondence Algorithms	121.07	1695	2002	A Database of Human Segmented Natural Images and Its Application to Evaluating Segmentation Algorithms and Measuring Ecological Statistics	77.67	1165	2001	
27	Scale & Affine Invariant Interest Point Detectors	116.5	1398	2004	Moses: Open Source Toolkit for Statistical Machine Translation	77.22	695	2007	
28	Robust Real-time Object Detection	116.27	1344	2001	PCL-SIFT: A More Discriminative Representation for Local Image Descriptors	77.08	925	2004	
29	Detecting Faces in Images: A Survey	116.14	1626	2002	ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF	77	385	2011	
30	Face Descriptors with Local Binary Patterns: Application to Face Recognition	111.5	1115	2006	A Non-local Algorithm for Image Denoising	74	814	2005	

Contents

Apéndice B Clasificación de autores según diferentes mediciones

La TABLA 9 proporciona los resultados de clasificación de los autores en función de diferentes mediciones que incluyen el número promedio de citas por artículo, el número total de citas y el número total de artículos.

TABLA 9 Clasificación de autores en 2000–2015

No.	Ranking by Avg No. of Citations per Paper	Ranking by Total Citations	Ranking by total No. of Papers
1	T. Meyarivan	Michael I. Jordan	Nicholas R. Jennings
2	Amrit Pratap	Andrew Y. Ng	Xiaoou Tang
3	Sameer Agarwal	Cordelia Schmid	Michael I. Jordan
4	David Lowe	Jitendra Malik	Shuicheng Yan
5	Michael J. Jones	David Lowe	Bernhard Scholkopf
6	Paul Viola	Paul Viola	Pascal Fua
7	Kalyanmoy Deb	Anil K. Jain	Thomas S. Huang
8	Peter Meer	David M. Blei	Sarit Kraus
9	Bill Triggs	Kalyanmoy Deb	Zoubin Ghahramani
10	Partha Niyogi	Dorin Comaniciu	Rong Jin
11	Matti Pietikainen	Andrew Zisserman	Takeo Kanade
12	Pedro F. Felzenszwalb	Amrit Pratap	Lei Zhang
13	Jitendra Malik	T. Meyarivan	Rama Chellappa
14	Richard Szeliski	Peter Meer	Lae Van Gool
15	Dorin Comaniciu	Andrew McCallum	Yoshua Bengio
16	Andrew Y. Ng	Pietro Perona	Michael Wooldridge
17	Junbo Shi	Bill Triggs	Songchun Zhu
18	David M. Blei	William T. Freeman	Zhibin Zhou
19	Cordelia Schmid	Bernhard Scholkopf	Horst Bischof
20	Andrew McCallum	Sameer Agarwal	Andrew Y. Ng
21	Andrew Zisserman	Antonio Torralba	Cordelia Schmid
22	Anil K. Jain	Matti Pietikainen	Alan Yuille
23	Michael I. Jordan	Jean Ponce	Edwin R. Hancock
24	Jean Ponce	Sebastian Thrun	Marial Hebert
25	David J. Kriegman	Junbo Shi	Alexander J. Smola
26	Antonio Torralba	Michael J. Jones	David Zhang
27	Pietro Perona	Partha Niyogi	Jieping Ye
28	William T. Freeman	Richard Szeliski	Daphne Koller
29	Sebastian Thrun	David J. Kriegman	Sebastian Thrun
30	Bernhard Scholkopf	Pedro F. Felzenszwalb	Anil K. Jain

Apéndice C Clasificación de las instituciones según diferentes mediciones

La TABLA 10 presenta los resultados de clasificación de las instituciones en función de diferentes mediciones, incluido el número promedio de citas por documento, el número total de citas y el número total de documentos.

TABLA 10 Clasificación de las instituciones en 2000-2015

Contents

Ranking by Avg No. of Citations per Paper	Ranking by Total Citations	Ranking by total No. of Papers
1 University of California Berkeley	Microsoft	Carnegie Mellon University
2 French Institute for Research in Computer Science and Automation	Carnegie Mellon University	Microsoft
3 Stanford University	Stanford University	Massachusetts Institute of Technology
4 Massachusetts Institute of Technology	Massachusetts Institute of Technology	Stanford University
5 University of Washington	University of California Berkeley	University of Southern California
6 University of Illinois at Urbana Champaign	French Institute for Research in Computer Science and Automation	Chinese Academy of Sciences
7 Max Planck Society	Max Planck Society	Max Planck Society
8 Microsoft	University of Southern California	National University of Singapore
9 Hebrew University of Jerusalem	University of Washington	University of Maryland College Park
10 University of Pennsylvania	University of Illinois at Urbana Champaign	University of Texas at Austin
11 IBM	IBM	French Institute for Research in Computer Science and Automation
12 University of Toronto	Siemens	IBM
13 Carnegie Mellon University	University of Toronto	University of Toronto
14 University of Southern California	University of Oxford	Tsinghua University
15 University of Texas at Austin	Robotics Institute	University of California Berkeley
16 ETH Zurich	Chinese Academy of Sciences	University of Washington
17 University of Massachusetts Amherst	University of Texas at Austin	University of Alberta
18 Nanyang Technological University	University of Maryland College Park	University of Illinois at Urbana Champaign
19 University of Maryland College Park	University of California	Centre National De La Recherche Scientifique
20 Chinese Academy of Sciences	Cornell University	Nanyang Technological University
21 Georgia Institute of Technology	Hebrew University of Jerusalem	Georgia Institute of Technology
22 Technion Israel Institute of Technology	University of Pennsylvania	The Chinese University of Hong Kong
23 University of California Los Angeles	University of British Columbia	University of Pennsylvania
24 The Chinese University of Hong Kong	University of Oulu	University of Tokyo
25 University of Alberta	Nanyang Technological University	University of California Los Angeles
26 National University of Singapore	Columbia University	ETH Zurich
27 Tsinghua University	Katholieke Universiteit Leuven	University of Massachusetts Amherst
28 Centre National De La Recherche Scientifique	ETH Zurich	Hebrew University of Jerusalem
29 University of Michigan	Brown University	University of Michigan
30 University of Tokyo	University of Massachusetts Amherst	Technion Israel Institute of Technology

Autores	▼
Figuras	▼
Referencias	▼
Citas	▼
Palabras clave	▼
Métrica	▼

0 Comments

IEEE Xplore

Login

Recommend

Tweet

Share

Sort by Newest

Start the discussion...

LOG IN WITH

OR SIGN UP WITH DISQUS

Name

Email


Password

Please access our [Privacy Policy](#) to learn what personal data Disqus collects and your choices about how it is used. All users of our service are also subject to our [Terms of Service](#).

ALSO ON IEEE XPLORE

A Blockchain-Based Framework for Data Sharing with Fine-grained Access Control in

1 comment • a year ago

 Bruno Arruda — Hi,Amazing work!Do you intend to turn the code publicly available? I'm asking because of an ongoing project in the area. In

Integrated Energy System Modelling of China for 2020 by Incorporating Demand Response,

1 comment • 2 months ago

A New Chaotic Oscillator – Properties, Analog Implementation, and Secure Communication ...

1 comment • 4 months ago

 Kennedy Otono — Very insightful work.

Infrared-based Autonomous Navigation for Civil Aircraft Precision Approach and Landing

1 comment • 4 months ago

A not-for-profit organization, IEEE is the world's largest technical professional organization dedicated to advancing technology for the benefit of humanity.
© Copyright 2019 IEEE - All rights reserved. Use of this web site signifies your agreement to the terms and conditions.

US & Canada: +1 800 678 4333
Worldwide: +1 732 981 0060

Cuenta IEEE	Detalles de la compra	Profile Information	Need Help?
» Cambiar nombre de usuario / contraseña	» Opciones de pago	» Communications Preferences	» US & Canada: +1 800 678 4333
» Dirección de actualización	» Historial de pedidos	» Profession and Education	» Worldwide: +1 732 981 0060
	» Ver documentos comprados	» Technical Interests	» Contact & Support

[About IEEE Xplore](#) | [Contact Us](#) | [Help](#) | [Accessibility](#) | [Terms of Use](#) | [Nondiscrimination Policy](#) | [Sitemap](#) | [Privacy & Opting Out of Cookies](#)

A not-for-profit organization, IEEE is the world's largest technical professional organization dedicated to advancing technology for the benefit of humanity.
© Copyright 2019 IEEE - All rights reserved. Use of this web site signifies your agreement to the terms and conditions.