



**TECNOLOGÍAS DIGITALES DISRUPTIVAS
APLICADAS A LA GESTIÓN DE LA PANDEMIA POR
COVID-19: UN ANÁLISIS A TRAVÉS DE LA
PRODUCCIÓN CIENTÍFICA**

**Ignacio Rodríguez Rodríguez
José-Víctor Rodríguez**

umaeditorial 
Universidad de Málaga



UNIVERSIDAD
DE MÁLAGA

© 2022, Ignacio Rodríguez Rodríguez y José-Víctor Rodríguez

© UMA Editorial. Universidad de Málaga

Bulevar Louis Pasteur, 30 (Campus de Teatinos)

29071 - Málaga

www.umaeditorial.uma.es

Primera edición, 2022

I.S.B.N.: 978-84-1335-143-8



Esta obra está sujeta a una licencia Creative Commons:

Reconocimiento - No comercial - SinObraDerivada (cc-by-nc-nd):

<http://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/3.0/es>

Cualquier parte de esta obra se puede reproducir sin autorización
pero con el reconocimiento y atribución de los autores.

No se puede hacer uso comercial de la obra y no se puede alterar, transformar o
hacer obras derivadas.

ÍNDICE

1. INTRODUCCIÓN	1
2. TECNOLOGÍAS DIGITALES DISRUPTIVAS APLICADAS AL ÁMBITO DE LA SALUD	8
2.1. ¿Qué son las tecnologías digitales disruptivas?	8
2.2. Impacto actual de las tecnologías digitales disruptivas en la medicina	9
2.3. Impacto de las tecnologías digitales disruptivas en la medicina del futuro.....	16
3. ¿QUÉ ES LA CIENCIOMETRÍA?	19
3.1. Cienciometría y minería de textos	19
3.2. Software cienciométrico utilizado para el análisis	20
3.3. Indicadores considerados	21
3.3.1. Análisis de la cantidad de producción científica y su cronología	21
3.3.2. Análisis de temas (<i>topics</i>)	21
3.3.3. Análisis de las citas y los elementos más citados	22
3.3.4. Análisis de la co-citación	22
3.3.5. Visualización de mapas con superposición de parámetros	23
3.4. Adquisición de los datos	23
3.4.1. Fuentes de datos	23
3.4.2. Datos recogidos	26
4. ANÁLISIS DE LA PRODUCCIÓN CIENTÍFICA CENTRADA EN TECNOLOGÍAS DISRUPTIVAS APLICADAS A LA GESTIÓN DE LA PANDEMIA POR COVID-19 28	
4.1. Análisis de la cantidad de producción científica y su cronología.....	28
4.2. Análisis de temas (<i>topics</i>).....	35
4.2.1. Tecnología aplicada a las adaptaciones de los diferentes sectores de actividad de la sociedad a la pandemia (grupo rojo).....	37
4.2.2. Inteligencia artificial aplicada a las políticas públicas de gestión de la COVID-19 a gran escala (grupo azul oscuro)	38
4.2.3. Análisis de datos relativos a las cuestiones psicosociales provocadas por la pandemia de la COVID-19 (grupo azul claro)	39
4.2.4. Reutilización de medicamentos y desarrollo de vacunas (grupo verde).....	40
4.2.5. Diagnóstico y pruebas asistidas por IA (grupo amarillo)	41

4.2.6. Progresión de la enfermedad (grupo violeta).....	42
4.2.7. Equivalencias con la fuente WoS.	42
4.3. Análisis de la variación de los temas a lo largo del tiempo.....	43
4.4. Análisis de las citas y los elementos más citados.....	45
4.4.1. Citación por fuente.....	45
4.4.2. Citación por número de artículos.....	47
4.5. Análisis de la co-citación.....	48
4.5.1. Co-citación por revista.....	48
4.5.2. Co-citación por autor.....	50
5. CONCLUSIONES.....	53
REFERENCIAS.....	56

1. Introducción

En marzo de 2020, la Organización Mundial de la Salud (OMS) declaró pandemia la enfermedad causada por el coronavirus SARS-CoV-2 (denominada COVID-19) que, desde entonces, se ha cobrado la vida de millones de personas en todo el mundo.

A partir de ese momento, investigadores de todo el planeta han trabajado para comprender el funcionamiento del virus, en un intento de detener su propagación. En este sentido, la contribución de las estrategias apoyadas en la inteligencia artificial (IA) y otras tecnologías emergentes ha sido incuestionable. Así, el análisis inteligente de datos –que se ha hecho posible gracias al desarrollo de recursos informáticos de alto rendimiento (computación en la nube) y a las recientes mejoras en los algoritmos de aprendizaje profundo (*deep learning*, DL), aprendizaje automático (*machine learning*, ML) y redes neuronales (*neural networks*, NN)– ha permitido a los investigadores procesar con éxito grandes cantidades de datos y extraer conocimiento. De esta manera, la IA ha contribuido a estos objetivos aportando eficiencia y rapidez en la obtención de resultados, así como generando nuevas soluciones y líneas de investigación.

Desde el comienzo de la pandemia, la producción científica relativa a la COVID-19, a veces con el apoyo de la IA, ha seguido creciendo en muchas áreas diferentes, y los investigadores han comenzado a abordar cuestiones relacionadas con la

detección y la transmisión del virus, las vacunas, los tratamientos y, en general, la gestión adecuada de esta situación excepcional. Todo ello, ha dado lugar a un crecimiento explosivo de la literatura científica relacionada con el coronavirus, lo cual convierte en una tarea ardua el entender cómo se está desarrollando la investigación en este campo concreto, especialmente en lo que respecta a las áreas en las que se están publicando trabajos, cuáles son los temas (*topics*) candentes y qué autores o países están liderando estos estudios.

Por otro lado, como ya ha sido apuntado, han surgido un gran número de metodologías tecnológicas para gestionar los efectos de la pandemia de la COVID-19. Entre ellas, las tecnologías emergentes, como el Internet de las Cosas (*Internet of Things*, IoT), la IA, el *blockchain* y las redes de transmisión de datos de última generación, como el 5G, han sido fundamentales [1].

El Internet de las Cosas Médicas (*Internet of Medical Things*, IoMT), también conocido como el IoT de la atención médica, es una confluencia de aparatos clínicos y aplicaciones de programación que ofrece amplias prestaciones de asistencia sanitaria asociadas a los marcos de las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC) de los servicios médicos (Figura 1).



Figura 1. Representación del Internet de las Cosas Médicas (IoMT) como la posibilidad de ofrecer asistencia sanitaria a través de la nube.

Debido a su capacidad para reunir, investigar y enviar información sobre el bienestar del paciente de forma eficiente, el IoMT ha sido rápidamente aprovechado por el área de los servicios médicos, que ha comprendido rápidamente su

extraordinaria capacidad de innovación. El hecho de utilizar los avances del IoMT con el fin de llevar a cabo la observación de pacientes a distancia se denomina telemedicina. Ésta permite a los médicos evaluar, analizar y tratar a los pacientes sin necesidad de estar físicamente con ellos [2]. De esta manera, tras la pandemia provocada por la COVID-19, se han planteado algunas tecnologías IoMT y plataformas de telemedicina como solución [3].

Así mismo, los llamados *wearables* (pequeños dispositivos que se incorporan en alguna parte de nuestro cuerpo) pueden llegar a ser una tecnología muy válida para fines médicos, debido a los biosensores que albergan en su interior (Figura 2). De esta manera, su extraordinaria capacidad para examinar y monitorizar el bienestar de los pacientes ha hecho de los *wearables* toda una posibilidad innovadora dentro del área de los servicios médicos [4].

Además, cabe mencionar la tecnología *blockchain* (base de datos pública no modificable a la que pueden tener acceso multitud de usuarios de manera directa, es decir, sin intermediarios y “entre iguales”), ya que está adquiriendo cada vez más importancia debido a su aplicación en diferentes ámbitos [5] (Figura 3).

En este sentido, varios investigadores de todo el mundo han comenzado a utilizar *blockchain* para desarrollar aplicaciones que puedan ayudar a contrarrestar la COVID-19. Así, estas aplicaciones planean resolver, entre otros, un problema esencial: la falta de integración de fuentes de datos verificadas como son los certificados de vacunación [6]. Por otra parte, *blockchain* puede hacer frente a la gestión de la información cuando ésta se encuentra en constante evolución. Por tanto, esta característica resulta muy interesante para hacer frente a la pandemia de la COVID-19, ya que se ha comprobado cómo su incidencia puede aumentar muy rápidamente [7].



Figura 2. Ejemplos de wearables.



Figura 3. Concepto de *blockchain* como tecnología aplicada a la gestión de bases de datos a través de redes “entre iguales”.

En cuanto a las aplicaciones de rastreo de contagios, las tecnologías inalámbricas como el *bluetooth* y otros sistemas de comunicaciones pueden ser muy útiles [8] (Figura 4). De hecho, el *bluetooth* se trata posiblemente de la innovación más interesante utilizada para la estimación de casos de COVID-19 circundantes, ya que no detecta la localización específica de un usuario de móvil, sino la distancia relativa entre un aparato y otro, siendo de esta manera muy poco invasiva [9].

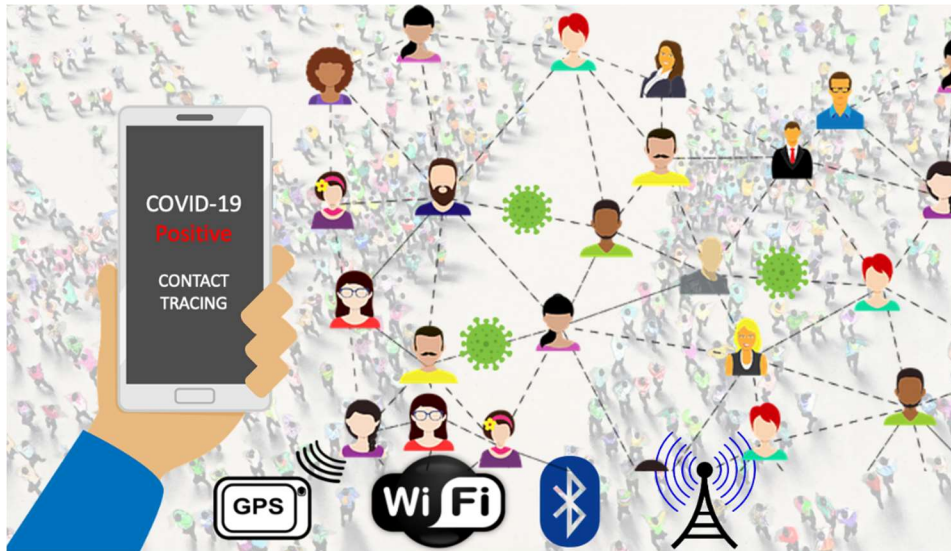


Figura 4. Detección de posibles casos de COVID-19 mediante el rastreo de móviles.

La IA y el ML son también tecnologías que han sido utilizadas contra la pandemia de la COVID-19 [10]. Así, pueden tener diferentes aplicaciones como el reconocimiento de la infección, la predicción de la evolución de los casos, el análisis clínico, la confirmación de la infección o la implementación de las medidas de acción públicas.

Por otro lado, el 5G, como quinta generación de tecnología de comunicaciones móviles inalámbricas a nivel mundial [11], ha jugado, a su vez, un papel muy importante en lo que a la atención médica de la pandemia de COVID-19 se refiere. De esta manera, junto a otras tecnologías disruptivas como el IoT y la IA, el 5G ha ayudado al personal sanitario proporcionando un seguimiento de la infección, la monitorización del paciente, distribución de información y desarrollo de investigación respecto a la pandemia [12].

En otro orden de cosas, los estudios científicos disponibles respecto a la utilización de tecnologías disruptivas en la gestión de la COVID-19 están dispersos a lo largo de multitud de repositorios y su número es realmente abrumador, lo que

dificulta a los investigadores obtener una visión ordenada, completa y estructurada del estado de la cuestión. Por tanto, aunque afortunadamente surgieron, al principio de la pandemia, algunos interesantes trabajos de revisión bibliográfica que intentaron proporcionar un compendio de investigaciones lo más actualizado posible [13], se hace, a todas luces, necesario un enfoque mucho más amplio que permita un estudio global de la vasta producción científica relacionada con el uso de la tecnología en la lucha contra la pandemia.

En este sentido, el análisis cienciométrico es una técnica que puede proporcionar una visión macroscópica de una gran cantidad de literatura académica. Así, a través de un estudio cuantitativo que utiliza técnicas de minería de textos (*text mining*), es posible mapear el desarrollo científico de un determinado campo de investigación. De este modo, se pueden identificar patrones relacionados con los autores, las revistas, los países y los temas en los que se centran las publicaciones.

En relación con el tema que nos ocupa, el análisis cienciométrico puede proporcionar una visión general de las áreas que son multidisciplinares o que están experimentando una mayor colaboración entre instituciones respecto a la gestión de la pandemia actual a través de tecnologías emergentes. Las técnicas automatizadas de análisis de la literatura científica pueden utilizarse para identificar las tendencias en líneas de investigación y las lagunas actuales en un campo determinado. Por tanto, estas técnicas pueden ayudar en el proceso de toma de decisiones relacionadas con la pandemia de COVID-19, así como a los organismos de financiación en lo que a la asignación de fondos se refiere.

Estas técnicas ya se han utilizado a lo largo de los meses de evolución de la pandemia con gran éxito. Varios estudios han utilizado la ciencimetría para condensar y definir las tendencias de investigación relacionada con la COVID-19. Uno de los mejores trabajos en este sentido es el presentado por Colavizza et al. [14], que utiliza la Web of Science (WoS) como fuente de datos, actualizada hasta 2020, e incluye investigaciones relacionadas con varios coronavirus. Duan y Qifan [15], a su vez, han realizado un estudio sobre la colaboración científica en torno a la COVID-19 que abarca el primer semestre de 2020 (también utilizan la WoS como fuente de datos). Haghani y Varamini [16], basándose de nuevo en la misma fuente de datos, se sitúan en finales de agosto de 2020 para estudiar los avances científicos relacionados con la pandemia utilizando la ciencimetría. Hossain [17] también revisó 422 artículos hasta abril de 2020 utilizando la WoS. Por otro lado, Pal [18] utilizó, en cambio, Scopus como base de datos, con búsquedas hasta mayo de 2020.

Los estudios anteriores, siendo de una calidad excepcional, cubren la producción científica acerca de la COVID-19 de forma general, sin centrarse en un campo de

investigación específico. Por tanto, hasta donde llega el conocimiento de los autores de este libro, no existe hasta la fecha ningún análisis cuantitativo que se centre en las aplicaciones de las llamadas tecnologías disruptivas o emergentes –encabezadas por la IA– a la gestión de la pandemia. Por otro lado, el ritmo al que avanza la investigación sobre la COVID-19 exige una actualización constante. Por todo ello, este trabajo pretende realizar un estudio de cuantimetría de las publicaciones referentes al tema anteriormente mencionado hasta finales de junio de 2021. Así, la razón de ser de este libro es doble: por un lado, ofrecer un análisis en profundidad de cómo el ML, el tratamiento del *Big Data* y otras disciplinas tecnológicas relacionadas están ayudando en la gestión de la pandemia y, al mismo tiempo, presentarlo de una manera actualizada.

De esta manera, la sección 2 aborda, en primer lugar, qué son las tecnologías digitales disruptivas aplicadas al campo de la salud y cuál puede ser su impacto tanto en la medicina actual como en la del futuro. Por otra parte, la sección 3 presenta los fundamentos teóricos de la cuantimetría y el enfoque metodológico (especialmente los procesos de recogida y tratamiento de datos). En la sección 4, se presentan los principales resultados del análisis llevado a cabo con la discusión correspondiente y, finalmente, la sección 5 contiene las conclusiones obtenidas y sugiere líneas futuras de interés.

2. Tecnologías digitales disruptivas aplicadas al ámbito de la salud

2.1. ¿Qué son las tecnologías digitales disruptivas?

Los recientes cambios tecnológicos que nuestra sociedad está experimentando tienen una enorme influencia en todos los ámbitos de la vida y, en este sentido, la medicina no es una excepción. El impacto que, en este campo, ha tenido la tecnología ha sido enorme, influyendo no sólo en los procesos hospitalarios sino, también, en la eficacia del servicio. Así, toda esta revolución tendrá incidencia en los roles que desempeñan los profesionales sanitarios, la relación entre estos y los pacientes y, dentro de un ámbito más general, en la manera en la que se desarrolla la medicina [19]. De esta manera, no es descabellado pensar que, dentro de unos años (y en algunas disciplinas ya lo estamos experimentando), los médicos se apoyen en el análisis de datos para procesar toda la cantidad de información disponible y, así, mejorar el diagnóstico y la toma de decisiones.

Las disrupciones tecnológicas generan momentos de profundo cambio, comenzando siempre con innovaciones que, en un principio, únicamente satisfacen unas necesidades muy concretas y segmentadas de unos pocos clientes. En este sentido, estas primeras innovaciones, aunque minoritarias, resultan muy sofisticadas, por lo que generan una alta rentabilidad de un sector determinado [20]. Sin embargo, pueden atender a ciertos requerimientos que solamente sean apreciados por unos pocos, en menoscabo de otros atributos más normalizados.

Una tecnología disruptiva es cualquiera que, bien por sus características innovadoras, por la mejora que ofrece la facilidad de su aplicación o por la reducción notable de gastos que supone, permite incidir de manera importante en un sector de actividad y en todo el resto de la cadena de valor, propiciando, de esta manera y en numerosas ocasiones, la aparición de nuevos roles al mismo tiempo que favorece la eliminación de otros [20].

Las numerosas mejoras en las TIC y la disrupción que generan sus innovaciones, unido a la convergencia tecnológica, sin duda está llevando a una transformación en el ámbito de la salud y la gestión de ésta, abarcando muchos aspectos como la atención al paciente, las cuestiones administrativas, así como la educación en salud a sectores poblacionales. Con esto, la efectividad y eficiencia se incrementa, permitiendo que se cumplan las funciones de atención sanitaria con un mejor uso de los recursos disponibles. En esta sección, se va a abordar el impacto, en el ámbito médico, de algunas de las tecnologías digitales que están ya muy extendidas y aceptadas en otros campos, ya que, con ellas, se pretende crear registros médicos electrónicos, atención por plataformas de telemedicina, gestión de hospitales –en general– y de áreas especialmente delicadas –concretamente, unidades de cuidados intensivos–, así como otras muchas posibilidades.

2.2. Impacto actual de las tecnologías digitales disruptivas en la medicina

Existen muchas tendencias tecnológicas digitales que encajarían dentro de la definición de “tecnología disruptiva” indicada en el punto anterior. En este apartado, se van a describir las más importantes (algunas de ellas ya mencionadas anteriormente), definiendo someramente en qué consisten y la contribución al ámbito médico que están realizando.

Inteligencia artificial (IA): es una amplia rama de la informática que se ocupa de la construcción de máquinas inteligentes capaces de realizar tareas que, normalmente, requerirían de la intervención humana. De esta manera, podemos hablar de los llamados Sistemas Expertos, los cuales permiten almacenar y utilizar el conocimiento de varias personas expertas (humanos) en un dominio de aplicación concreto. Así, gracias a su empleo, se incrementa la productividad, se mejora la eficiencia en la toma de decisiones y se pueden resolver determinados problemas cuando los expertos no están presentes. En este sentido, las NN artificiales son utilizadas como apoyo para decisiones clínicas en el ámbito del diagnóstico médico [21].

La IA es una innovación tecnológica que habilita el análisis automatizado de toma de decisiones de forma autónoma. En este punto, cabe señalar que, en el ámbito de

la IA, podemos distinguir el ML o aprendizaje automático (que se describirá con más profundidad a continuación), que se encarga de que esa tecnología aprenda de forma automatizada. El ML necesita, al principio, interacción humana para aprender (entrenamiento) y, a partir de este punto, construye modelos que aplica a nuevas situaciones. Otra vertiente de la IA sería el aprendizaje profundo o DL (que se abordará seguidamente con mayor detenimiento), definido como un conjunto de algoritmos de ML que intenta modelar abstracciones de alto nivel a partir de arquitecturas computacionales que admiten transformaciones no lineales –múltiples e iterativas– de datos expresados en forma matricial o tensorial. Por tanto, dentro de la IA, encontramos el ML y, como una particularización de éste, el DL (Figura 5).

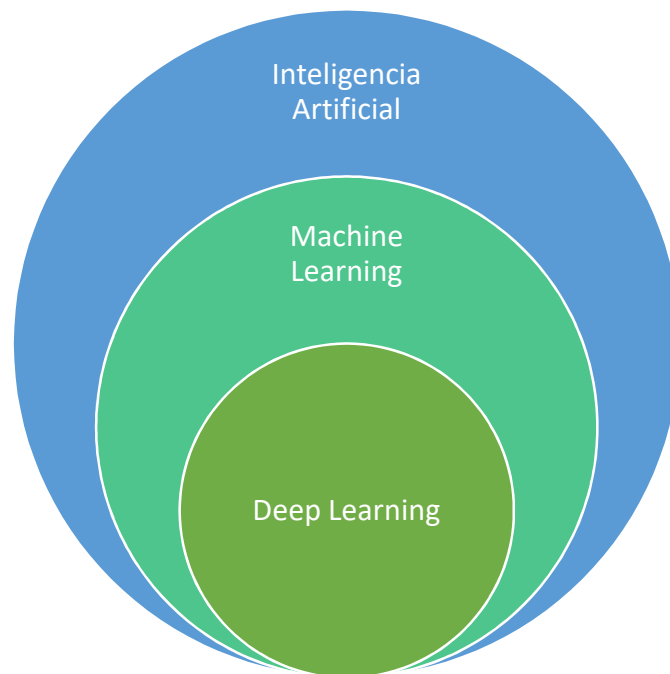


Figura 5. Diferenciación entre la IA, el ML y el DL.

Machine Learning (ML): es una de las formas más comunes de IA. Procesa y encuentra patrones en grandes conjuntos de datos para permitir la toma de decisiones. Así, las aplicaciones de aprendizaje automático consisten en una serie de diferentes algoritmos: una colección de instrucciones para realizar un conjunto específico de tareas. De esta manera, los algoritmos están diseñados para aprender de los datos de forma independiente, sin intervención humana. Algunos de los algoritmos más conocidos en esta tecnología digital disruptiva serían: *random forest*, *support vector machines (SVM)*, *decision trees*, *genetic algorithm*, *gradient boosting*, *k nearest neighbors*, *naïve bayes*, etc.

El ML permite a las máquinas pasar por un proceso de aprendizaje. Así, el algoritmo de ML modifica el modelo cada vez que recorre los datos y encuentra nuevos patrones. Este enfoque permite el aprendizaje y proporciona resultados cada vez más precisos. Por otra parte, el ML puede ser supervisado, no supervisado, semisupervisado o reforzado:

- Aprendizaje supervisado. El algoritmo se entrena con datos y, con estos, construye el modelo. Según Gartner, el aprendizaje supervisado –un tipo de aprendizaje automático en el que se introducen en los algoritmos datos de entrada y salida históricos y clasificados– seguirá siendo el más utilizado hasta 2022 [22].

- Aprendizaje no supervisado. En este caso, los algoritmos pueden identificar de forma independiente patrones en los datos sin una clasificación previa.

- Aprendizaje reforzado. Aquí se enseña a los algoritmos mediante un sistema de recompensas. Los algoritmos producen varias salidas y aprenden a seleccionar las correctas. En este sentido, son recompensados por las acciones deseadas y castigados por las no deseadas.

Los algoritmos de aprendizaje automático pueden detectar patrones asociados a enfermedades y condiciones de salud mediante el estudio de miles de registros sanitarios y otros datos de pacientes. La Figura 6 resume la clasificación de los distintos tipos de ML mencionados con sus posibles aplicaciones.

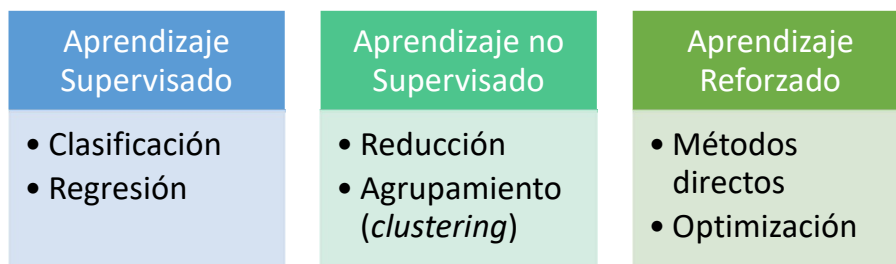


Figura 6. Tipos de algoritmos de ML y sus aplicaciones.

Deep Learning (DL): se trata de una técnica de análisis inteligente de datos englobada dentro del ML. En este caso, se utilizan una o varias redes neuronales artificiales, que imitan a las humanas, de manera que los modelos, por sí solos (sin que exista participación activa de ninguna persona), pueden aplicarse con éxito a

tareas de enorme complejidad como el reconocimiento del habla o la identificación de imágenes.

El DL se ha utilizado con gran éxito en el desarrollo de nuevos medicamentos, así como en el tratamiento automatizado de todo tipo de imágenes (radiografías, tomografías, etc.) [23]. Igualmente, está desempeñando un gran papel en genética y la comprensión de enfermedades derivadas de mutaciones.

Procesamiento del Lenguaje Natural (PLN): hace referencia a la capacidad –por medio de procesamiento realizado por IA– de entender los términos del habla humana y el texto de manera eficaz. Se utiliza en privacidad del correo electrónico, asistentes personales de voz y aplicaciones de traducción de idiomas, entre otros ejemplos.

La adopción del PLN en la sanidad está aumentando por su reconocido potencial para buscar, analizar e interpretar cantidades ingentes de conjuntos de datos de pacientes [21].

Big Data: en este caso, se trata de una tendencia tecnológica que se utiliza para el manejo de grandes y complejos conjuntos de datos que son difíciles de procesar con herramientas de gestión de bases de datos convencionales. La cuestión principal de la que se encarga esta tecnología es el acceso, distribución y uso de esa gran cantidad de datos no estructurados, de forma que sean útiles para la toma de decisiones.

En el ámbito médico, la información relativa a los pacientes, los hospitales y las clínicas genera una cantidad ingente de datos clínicos que, además, pueden encontrarse tanto en formato papel como en electrónico. Por tanto, este hecho supone una enorme dificultad para que estos datos sean utilizados de forma real y eficiente.

Por otro lado, la recopilación de grandes bases de información ha permitido el avance significativo en el diagnóstico de enfermedades [24]. Así, por ejemplo, la secuenciación del genoma humano ha requerido, al margen de una enorme capacidad computacional, una eficiente gestión de todos los bits de datos que lo expresan. De esta manera, el Big Data ha permitido clasificar y gestionar –de forma rápida y útil– toda la información recogida, brindando así una magnífica oportunidad a miles de científicos en todo el mundo de acceder a una cantidad masiva de datos. Gracias al Big Data, la información se encuentra más contextualizada, ordenada y clasificada, lo que se traduce, a su vez, en diagnósticos más concretos y atención más personalizada.

Internet of the Medical Things (IoMT): es el conjunto de dispositivos y aplicaciones médicas que se conectan a los sistemas informáticos sanitarios a través de redes informáticas. Los dispositivos médicos equipados con sistemas de comunicación inalámbricos permiten su comunicación entre sí, lo que representa el fundamento del IoMT. Así, estos dispositivos IoMT se conectan, a su vez, a plataformas en la nube, en las que se pueden almacenar y analizar los datos capturados.

Algunos ejemplos de aplicaciones del IoMT son la monitorización remota de pacientes con enfermedades crónicas o de larga duración, el seguimiento de sus pautas de medicación o la localización de pacientes ingresados en hospitales. Por otra parte, también se puede hacer uso de dispositivos móviles que monitoricen a pacientes y que puedan enviar información a sus cuidadores [25]. De la misma manera, las camas de hospital que están equipadas con sensores que miden las constantes vitales de los pacientes son dispositivos médicos que también pueden convertirse en tecnología IoMT.

Cloud computing (CC): la computación en la nube (*cloud computing*) es una tecnología disruptiva que permite el acceso remoto a aplicaciones informáticas, almacenamiento masivo de datos y procesamiento de estos en potentes servidores remotos. Así, este proceso se realiza por medio de Internet –de forma desatendida–, siendo así una alternativa a la ejecución en un ordenador personal o servidor local.

La combinación del CC con la medicina tiene el potencial de mejorar una serie de funciones relacionadas con la atención sanitaria –lo que se conoce como telemedicina [3]– e, igualmente, da soporte tanto a los planes de atención que se despliegan tras la hospitalización del paciente como al seguimiento *online* de la enfermedad, desde su aparición hasta su curación. Además, también mejora el acceso a los servicios sanitarios a través de la denominada telesalud. En la Figura 7, se muestra un ejemplo de plataforma de gestión basada conjuntamente en el IoMT y el CC [2].

Por último, cabe mencionar que, recientemente, conceptos como el Edge Computing y el Quantum Computing han ampliado aún más las posibilidades de la idea inicial de la computación en la nube.

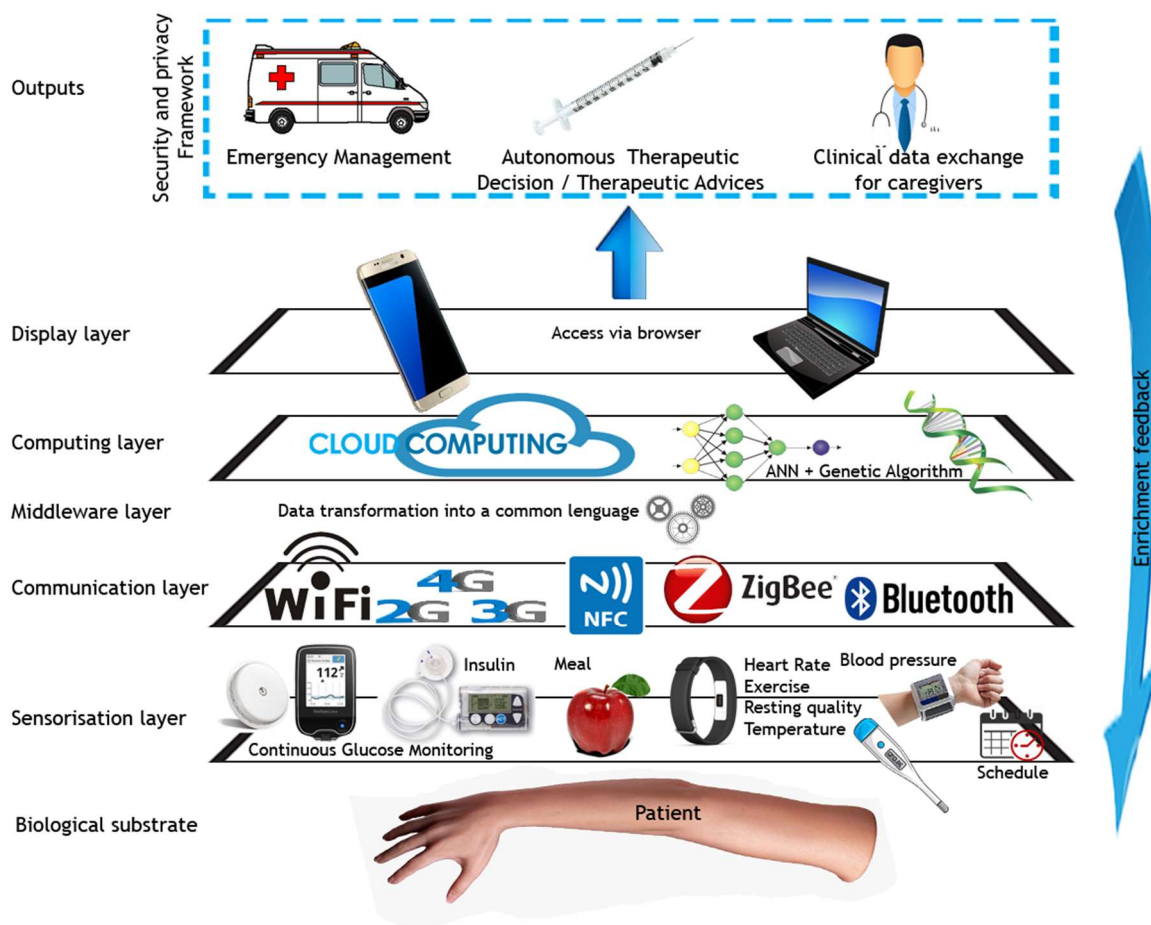


Figura 7. Plataforma de gestión médica y atención al paciente basada en el IoMT y el CC [2].

Realidad aumentada y realidad virtual: con estas tecnologías, se pretende incrementar la cantidad de información que está presente en la realidad a través de la superposición de las llamadas realidades artificiales. Así, los elementos que se pueden ver y tocar se combinan con otros elementos virtuales con el fin de mejorar la experiencia del personal sanitario; por ejemplo, para la enseñanza en las cirugías y otras especialidades [26].

Wearables: los revolucionarios avances de la electrónica han introducido la miniaturización y las innovaciones más potentes en la denominada biometría, que es el campo en el que se estudian las características biológicas medibles (Figura 8). De esta manera, en la actualidad, es posible medir ciertas variables –la mayoría de ellas signos vitales como la frecuencia cardíaca, el ejercicio y otras– de forma continua [9].

Hace unos años, era difícil obtener datos biométricos de un largo periodo de tiempo, pero, hoy en día, dispositivos como las *smartbands*, los *smartwatches* y otros

wearables médicos y de *fitness* hacen que este objetivo sea fácilmente alcanzable, ofreciendo así mucha información útil. De esta manera, este tipo de innovaciones tecnológicas tienen un potencial enorme en el campo de la salud debido a su capacidad para recopilar diferentes tipos de datos y presentarlos de forma sencilla [27]. Además, este potencial también es debido a su conectividad, ya que suelen estar provistos de una conexión *Bluetooth*. Sin embargo, se ven limitados por su tamaño, la duración de la batería y el hecho de que estos dispositivos se conciben, a veces, para usos profesionales no sanitarios. Estos factores arrojan algunas dudas sobre su precisión, pero, en cualquier caso, pueden proporcionar, en ciertas circunstancias, datos de un orden de magnitud adecuado.



Figura 8. Uso de *wearables* y biometría.

5G: la tecnología de quinta generación 5G proporcionará un estándar de conectividad mejor que el de las generaciones anteriores de redes de telefonía móvil, lo que permitirá mejorar las consultas a distancia gracias a la mayor calidad de las transmisiones de vídeo y a la alta velocidad con la que los médicos podrán recuperar información de los dispositivos conectados, como la presión arterial, fotografías detalladas, peso, altura, etc.

Por otra parte, la capacidad de intercambiar contenidos de alta definición de forma rápida y segura (por ejemplo, escáneres, resonancias magnéticas, etc.) apoyará, aún más, la teleconsulta y las consultas multidisciplinarias entre instituciones [12].

Finalmente, cabe señalar que el 5G permitirá acelerar el diagnóstico y la atención al paciente desde la propia ambulancia. De esta manera, el personal sanitario podrá transmitir, en tiempo real, imágenes y exámenes médicos iniciales al personal del hospital.

Blockchain y ciberseguridad: la tecnología *blockchain* produce una estructura de datos con cualidades de seguridad inherentes. Se basa en principios de criptografía y descentralización que garantizan la confianza en las transacciones. Así, en la mayoría de los casos, los datos se estructuran en bloques y cada bloque contiene una transacción o un conjunto de transacciones. De esta forma, cada nuevo bloque se conecta a todos los bloques anteriores en una cadena criptográfica de tal manera que es casi imposible de manipular. Además, todas las transacciones dentro de los bloques son validadas y acordadas por un mecanismo de consenso, asegurando así que cada transacción es verdadera y correcta [5].

Gracias a este nivel de seguridad, se han propuesto plataformas médicas que permiten a los pacientes autorizados acceder de forma fácil y segura a sus historiales médicos electrónicos encriptados –que se encuentran en los servidores del sistema sanitario– y gestionarlos según sea necesario [10].

Otra ventaja de los controles de acceso basados en *blockchain* es que, una vez establecidas las políticas correspondientes, son imposibles de manipular. De esta manera, aunque cada administrador es libre de modificar los controles de acceso en su área de responsabilidad, cada cambio debe ser verificado por las demás partes.

2.3. *Impacto de las tecnologías digitales disruptivas en la medicina del futuro*

La información proveniente de registros médicos, conformados principalmente por datos de pacientes, no va a parar de crecer en los próximos tiempos. Se estima que esta información biomédica se va a multiplicar por dos cada dos años, por lo que, sin duda, el desafío que se plantea es evidente, no sólo para gestionarlos, sino también para extraer conocimiento útil que ayude a la toma de decisiones, por lo que es conveniente prepararse para una adecuada gestión.

Así, en los distintos servicios médicos será necesario prever la aplicación de tecnologías que ayuden en el manejo de toda esta información, implementando políticas que permitan explotar de la manera más eficiente y económica las últimas tendencias tecnológicas disruptivas. Por tanto, será importante evaluar toda esta nueva situación desde un enfoque político, social, educativo y económico.

La medicina debe estar enfocada como Predictiva, Preventiva, Personalizada y Participativa (4P). En este contexto, la visión tecnológica resulta imprescindible para

satisfacer los requerimientos de los usuarios respecto a los servicios de asistencia sanitaria.

Sin duda, las tecnologías digitales disruptivas que se han descrito en este libro están abriendo una etapa en la que las especulaciones acerca de los tratamientos y las posibles enfermedades de los pacientes están dando paso a una medicina mucho más precisa, que se anticipa y se convierte en predictiva [28], y que es capaz de leer literalmente el genoma de cada persona, trazando de esta manera el pasado y el futuro de su salud a lo largo de toda su vida. Así, la genética, junto con la bioinformática, y ésta, a su vez, apoyada en técnicas de IA, están siendo capaces de entender los mecanismos que dan lugar a deficiencias en la salud y, yendo más allá, avanzar los tratamientos necesarios. Estas poderosísimas técnicas las hemos visto recientemente aplicadas al desarrollo de las vacunas contra el virus SARS-CoV-2 –causante de la COVID-19–, tal y como se desarrollará más adelante.

Se puede, pues, prever que el desarrollo tecnológico que se anticipa para la próxima década tendrá un impacto muy importante en la medicina y la salud en general. De hecho, este impacto se está ya produciendo prácticamente en todos los ámbitos médicos: en epidemiología, genómica, operativa clínica, ensayos clínicos, recogida de datos y muestras, tele-asistencia [2], gestión y administración, etc. Además, es ya una realidad que todos los modelos sanitarios conducen hacia una recolección y posterior almacenamiento de datos, pudiendo resaltar al respecto que estos procesos deben realizarse siempre de forma segura y garantizando el acceso ubicuo tanto por parte del médico como también por parte del propio paciente. En definitiva, el análisis y el apoyo diagnóstico se generará de forma automática –debiendo únicamente el médico validar los resultados–, representando este hecho la antesala de una realidad médica que, sin duda, irá cada vez a más.

Por otro lado, todo lo planteado anteriormente está dando lugar a nuevos retos: con el fin de asegurar la necesaria competencia y eficiencia, se debe dar la formación adecuada al personal médico –y sanitario, en general– para que esté familiarizado con todas estas nuevas tecnologías y puedan aprovechar así sus ventajas de una manera integral.

La generación de datos diaria biomédica es ingente, suponiendo este hecho un reto enorme a nivel de almacenamiento y tratamiento. Para tener una idea de la magnitud de información a la que el sistema sanitario se enfrenta, hay que considerar que sólo el ADN de un paciente puede llegar a ocupar unos 3 *gigabytes* (GB), a lo que hay que unir cada vez más información que se guarda en formato digital: radiografías, resonancias magnéticas, etc. [24], pero también informes rutinarios de revisiones o resultados de pruebas diagnósticas. Dentro de poco (en algunos casos,

ya mismo), se añadirán las constantes vitales de pacientes recogidas las 24 horas del día como el ejercicio físico, el ritmo cardiaco u otras más específicas como la glucemia en sangre o la tensión arterial. Por tanto, toda esta vorágine de información no se puede gestionar con las bases de datos tradicionales, exigiendo este hecho nuevas formas de almacenamiento y, sobre todo, comunicaciones de muy alta velocidad, tanto para garantizar el proceso de adquisición de datos y almacenamiento en su destino final como el acceso posterior.

En definitiva, teniendo en cuenta todo lo anteriormente expuesto, es necesario considerar como esencial la implementación de todas estas tecnologías digitales disruptivas en el ámbito biosanitario, así como continuar con su integración. De hecho, en momentos de crisis mundial como es el caso de la reciente pandemia ocasionada por la COVID-19, se ha puesto a prueba la capacidad del sistema para hacer uso de estas novedosas tendencias tecnológicas y, a la postre, tal y como se abordará a continuación, han resultado ser fundamentales en la lucha contra el virus.

3. ¿Qué es la cienciometría?

3.1. Cienciometría y minería de textos

La cienciometría es el estudio de los aspectos cuantitativos de la producción, difusión y uso de la información científica, con el objetivo de lograr una mejor comprensión de los mecanismos de la investigación y su evolución [29]. Por tanto, representa una técnica de análisis en las ciencias de la información y las bibliotecas que puede utilizarse para examinar datos bibliográficos –como los autores, el año de publicación, el país de origen y otros– mediante el uso de herramientas cuantitativas como la minería de textos [30]. Este tipo de análisis es muy apropiado para inferir un determinado esquema representativo de un conjunto de documentos científicos. Según la bibliografía, se han utilizado muchas herramientas de cienciometría para analizar una enorme variedad de aspectos, como temas y palabras clave [31], instituciones, autores y países. Hay muchos indicadores diferentes que pueden utilizarse para medir la importancia de esta información; por ejemplo, el número de artículos y las citas [32]. De esta manera, este trabajo aplica varios de estos indicadores con el fin de ofrecer una gama diversa de puntos de vista, con el fin de que el lector pueda interpretar los resultados en función de sus circunstancias y necesidades particulares.

No existe un acuerdo general sobre la mejor manera de analizar correctamente un conjunto de documentos científicos. Desde un punto de vista general, las dos

principales métricas utilizadas para estimar la producción de la investigación son la productividad y la influencia [33]. La productividad suele medirse en función de la cantidad total de publicaciones, mientras que la influencia se refleja en el número de citas. No obstante, existen otros indicadores diferentes para el estudio de la producción científica y, así mismo, pueden surgir numerosas circunstancias extraordinarias al llevar a cabo dicho análisis.

3.2. Software *cienciométrico* utilizado para el análisis

En este libro, se ha llevado a cabo la cartografía *cienciométrica* y la minería de textos utilizando el *software* VOSviewer, desarrollado en la Universidad de Leiden (Países Bajos) [34] y basado en Java (Figura 9). VOSviewer utiliza la minería de textos para identificar las palabras clave de las publicaciones y, a continuación, utiliza una técnica de mapeo llamada visualización de similitudes (VOS) para dibujar mapas bibliométricos llamados paisajes [35]. Los paisajes pueden visualizarse de diferentes maneras para que el investigador pueda inferir las diferentes características del contenido de los artículos de investigación.

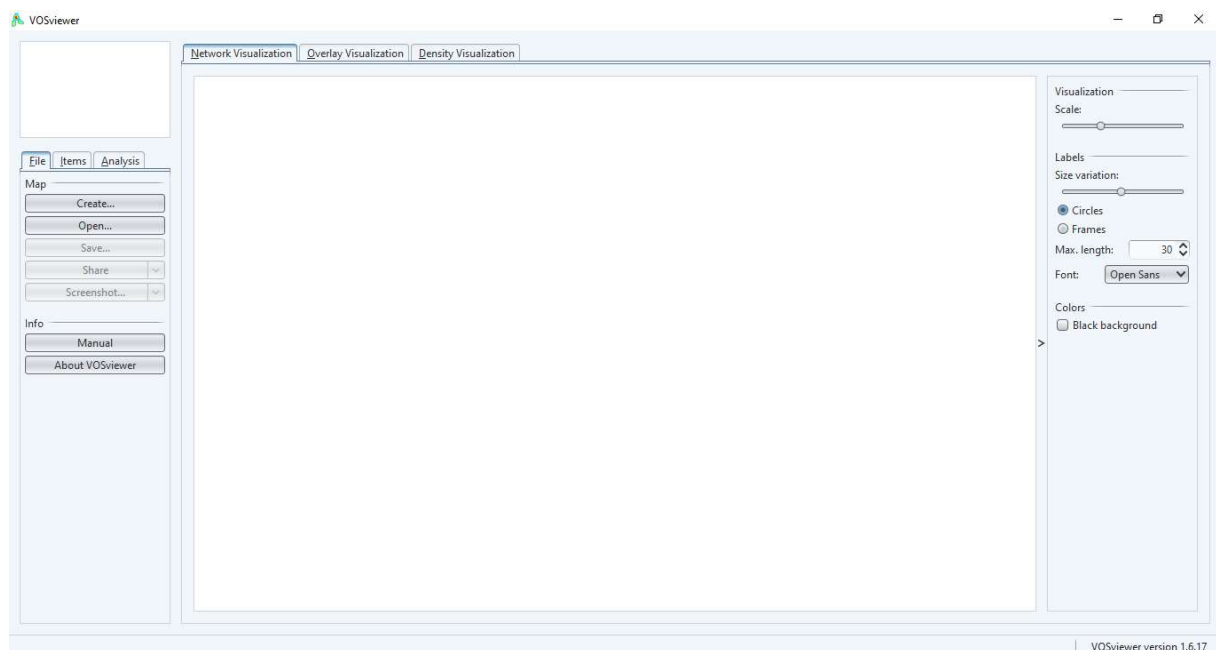


Figura 9. Pantalla inicial del *software* VOSviewer [34].

VOSviewer recopila datos bibliográficos y ofrece mapas gráficos que representan el acoplamiento bibliográfico [36], las co-citaciones [37], la coautoría y la concurrencia de palabras clave de los autores.

El programa utiliza el algoritmo de Leiden para encontrar grupos o *clusters* conectados a lo largo de las redes existentes. En este sentido, este algoritmo mejora el algoritmo de Louvain en el hecho de que solventa algunas de las deficiencias de este último, ya que, en el caso de Louvain, los *clusters* encontrados podían estar conectados de forma arbitraria. Sin embargo, el algoritmo de Leiden genera conjuntos que tienen la garantía de estar conectados. De hecho, cuando el algoritmo de Leiden se utiliza de forma iterativa, éste converge a una partición en la que todos los subconjuntos de todas las poblaciones están agrupados localmente de forma óptima [38].

VOSviewer utiliza para el diseño gráfico el algoritmo de visualización de similitudes (VOS), propuesto en 2007 por los autores Van Eck y Waltman [39]. Así, VOS proporciona una visualización de dimensión reducida en la que los objetos están ubicados de tal manera que la distancia entre cualquiera de ellos refleja su similitud con la mayor precisión posible. La idea de VOS es minimizar la suma ponderada de las distancias euclidianas al cuadrado entre todos los pares de objetos. De esta manera, cuanto mayor sea la similitud entre dos objetos, mayor será el peso de su distancia al cuadrado en la suma.

3.3. Indicadores considerados

Con el fin de proporcionar un análisis adecuado de la producción científica relacionada con la aplicación de tecnologías digitales disruptivas a la gestión de la pandemia producida por la COVID-19, se consideraron los indicadores que se describen a continuación.

3.3.1. Análisis de la cantidad de producción científica y su cronología

El primer dato que se analizó fue la cantidad de producción investigadora relacionada con las aplicaciones de la IA a la gestión de la COVID-19. De este modo, se pudo identificar a los países más productivos y analizarlos en función de su producto interior bruto (PIB). La distribución de esta investigación a lo largo del tiempo puede darnos una idea de hasta qué punto es un tema candente en el ámbito científico.

El PIB es una medida de la riqueza de un país que sin duda se correlaciona con la inversión en investigación y desarrollo del país. En líneas generales, un mayor PIB redundará en unas mejores instalaciones, inversiones, formación de investigadores, etc., que conducirán a la larga en abundantes resultados científicos.

3.3.2. Análisis de temas (*topics*)

Este indicador se utiliza para extraer los temas abordados en los materiales bibliográficos bajo análisis mediante una técnica de mapeo de *topics*. Este examen aplica una metodología que convierte los temas escondidos entre cantidades ingentes de materiales bibliográficos (no evidentes o indetectables) en visualizaciones inequívocas de grupos de *topics*, así como las asociaciones entre ellos. En este sentido, el análisis de mapas temáticos es una herramienta muy prometedora que se utiliza en la ciencia de datos y la minería de textos [40]. Así, esta técnica explota las diferencias entre las distribuciones de probabilidad, o lo que es lo mismo, la distribución de un elemento semántico dado sobre el grupo de todos los temas, así como la distribución de todos los elementos semánticos sobre el grupo de todos los temas [41]. Cuando estas distribuciones son muy divergentes, podemos concluir que es probable que un elemento semántico caracterice una determinada idea; sin embargo, si las distribuciones están muy relacionadas, significa que un elemento semántico no representa un concepto específico. Por otro lado, las relaciones entre las palabras clave se calculan en función del número de veces que coinciden en los artículos: un mayor número de artículos en los que coinciden dos términos indica una relación más sólida entre ambos. A partir de los resultados, los términos pueden agruparse en *clusters* para formar un mapa, utilizando la técnica VOS [42].

3.3.3. Análisis de las citas y los elementos más citados

Las revistas, los artículos y los autores más citados pueden utilizarse para identificar los elementos más importantes de la investigación en el ámbito de la COVID-19 y las tecnologías digitales disruptivas.

3.3.4. Análisis de la co-citación

Un análisis de co-citación aplica pesos que corresponden a la fuerza de las co-citaciones, donde un valor mayor indica una mayor tendencia a que los autores o las revistas sean citadas juntas en el mismo artículo. La idea en la que se basa el análisis de co-citación es que los artículos de los investigadores que se co-citan a menudo es probable que aborden ideas similares o relacionadas [43]. En este sentido, el mencionado *software* VOSviewer crea una matriz de co-citación utilizando la técnica de agrupamiento o *clustering* de Van Eck [44] para mostrar grupos de publicaciones estrechamente relacionadas. El análisis de co-citación se realiza típicamente a partir de un mínimo de 20 citas, siendo el propósito de este umbral el hecho de mejorar la visualización de los datos. En cualquier caso, en este trabajo, también se fijaron otros umbrales de co-citación más bajos (por ejemplo, en 5, 10 o 15 citas) con el fin de optimizar los resultados. Este proceso de co-citación puede realizarse tanto a nivel de autor como de revista; en el primero, se calcula un valor de co-citación basado en las relaciones entre los artículos de un determinado autor, y en el segundo, basado

en las relaciones entre las revistas. Así, las estructuras resultantes pueden proporcionar una visión ilustrativa de co-citación dentro del campo de las aplicaciones de la IA a la gestión de la COVID-19.

3.3.5. Visualización de mapas con superposición de parámetros

Este tipo de análisis permite superponer otro tipo de información, como el año de publicación, a la visualización de cualquiera de los dos análisis anteriores descritos, lo que permite ver la trayectoria de una determinada línea de investigación o colaboraciones. Esta estrategia es una de las herramientas más importantes que se pueden utilizar en cienciometría para la detección automática de tendencias [45]. Utilizando este enfoque, es posible ver, de un vistazo, la evolución de un tema. Así, VOSviewer puede utilizarse para trazar un mapa que muestre las relaciones entre determinados elementos y, a continuación, superponer otros datos que muestren información añadida (por ejemplo, el impacto de las citas, la fecha de la publicación, etc.).

3.4. *Adquisición de los datos*

3.4.1. Fuentes de datos

WoS y Scopus son las dos bases de datos bibliográficas generalmente reconocidas como las más completas para ser utilizadas para diversos propósitos [46]. WoS fue la primera base de datos bibliográfica internacional global. Así, con el tiempo, se ha convertido en la fuente de datos bibliográficos más influyente y utilizada tradicionalmente para el análisis bibliométrico [47]. Sin embargo, a lo largo de los años, Scopus se ha hecho un hueco como fuente bibliográfica exhaustiva y ha demostrado ser fiable y, en algunos casos, incluso mejor que WoS [48].

WoS es una base de datos multidisciplinar y selectiva compuesta por un gran número de índices especializados (Figura 10). La parte principal de la plataforma WoS es la Core Collection (WoS CC), que comprende seis índices de citas principales: Science Citation Index Expanded (SCIE), Social Science Citation Index (SSCI), Arts and Humanities Citation Index (AandHCI), Conference Proceedings' Citation Index (CPCI), Book Citation Index (BKCI), y el recientemente creado Emerging Sources Citation Index (ESCI) [49].

Scopus es una base de datos multidisciplinar similar [50] (Figura 11). Así, también contiene contenidos de muchas bases de datos especializadas, como Embase, Compendex, World Textile Index, Fluidex, Geobase, Biobase y Medline [51], cuyo contenido está integrado y disponible de forma análoga a WoS.

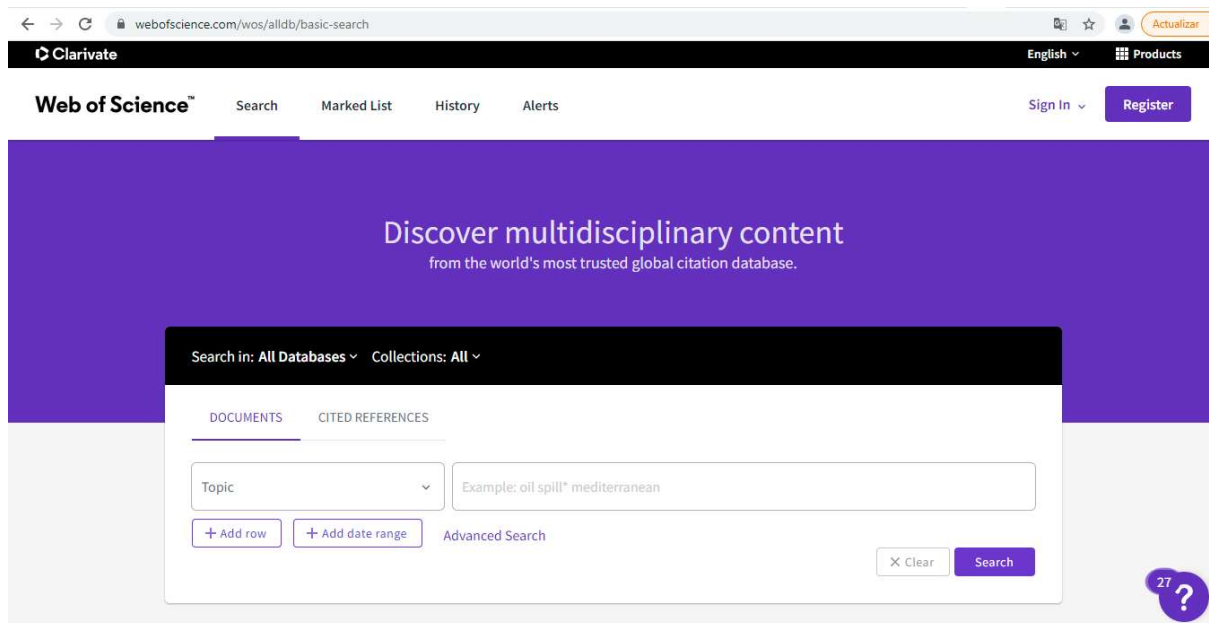


Figura 10. Página principal de WoS (www.webofscience.com).

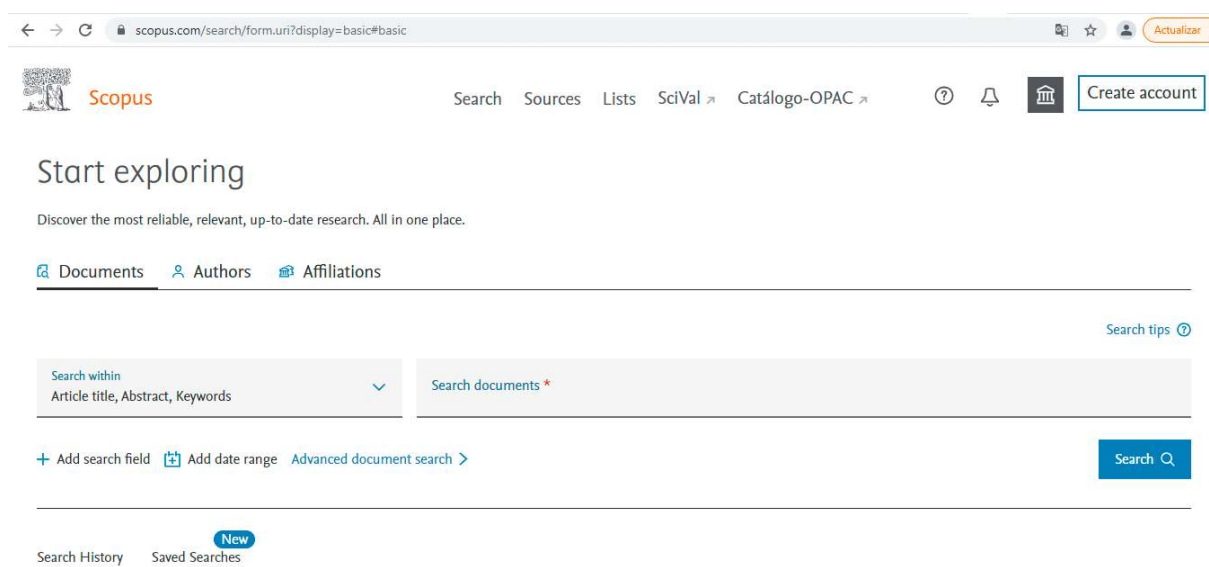


Figura 11. Página principal de Scopus (www.scopus.com).

También existen otras bases de datos como Google Scholar (GS) [52] (Figura 12). La principal ventaja de esta base de datos es que no es necesario suscribirse y todo el contenido está disponible de forma gratuita para todos los usuarios. GS también ofrece un contenido general mucho más amplio y profundo, aunque no está claramente definido. El acceso gratuito y la cobertura global dan a GS una gran ventaja sobre WoS y Scopus. Sin embargo, esto también hace que GS sea menos

fiable como fuente de datos bibliográficos. En este sentido, las principales desventajas de GS son la falta de transparencia, estabilidad y precisión [53]. Por lo tanto, en este artículo no se va a considerar GS.



Figura 12. Página principal de Google Scholar (www.scholar.google.es).

Al margen de WoS y Scopus, existen otras fuentes de datos que pueden ser más provechosas que GS para determinados fines. Sin embargo, muchas de ellas son productos relativamente nuevos y gratuitos, como Microsoft Academic, CrossRef, ResearchGate, OpenCitations, etc. [54], por lo que su validez es aún cuestionable y será preferible no incluirlas en este estudio.

Scopus ofrece una cobertura global de contenidos más amplia que WoS CC, habiendo sido este hecho confirmado en múltiples ocasiones, tanto a través de comparaciones llevadas a cabo en el pasado como a partir de las más recientes. En este sentido, los contenidos indexados en WoS y Scopus mostraron, en general, un gran solapamiento, pero Scopus indexó un mayor número de fuentes únicas que no fueron registradas por WoS [55]. Así mismo, una comparación a gran escala a nivel de revistas ha demostrado que tanto WoS como Scopus abordan temáticas de ciencias naturales, ingeniería e investigación biomédica, pero Scopus ofrece una cobertura más amplia de todas las áreas estudiadas, particularmente la biomedicina [56]. En resumen, cabe decir que la gran mayoría de los estudios realizados defienden una mejor cobertura de Scopus frente a WoS a lo largo de todas las disciplinas investigadoras importantes [57].

Por todo lo anterior, en este libro se ha utilizado la base de datos Scopus como referencia para buscar aplicaciones específicas del análisis inteligente de datos a la gestión de la pandemia producida por la COVID-19. No obstante, en el siguiente apartado, se llevará a cabo una comparación con WoS de todos los datos obtenidos con Scopus (así como comparaciones específicas de resultados) con el fin de verificar

las conclusiones que posteriormente se extraerán del análisis detallado de toda la información recogida.

3.4.2. Datos recogidos

Los datos se recogieron de Scopus hasta el 30 de julio de 2021, y se consideraron todas las publicaciones disponibles, lo que arroja un total de 18.955 manuscritos. Dado que el brote del virus del SARS-CoV-2 se produjo a principios del año anterior, los resultados abarcaron el año 2020 y los primeros seis meses de 2021, de forma que se ha analizado un año y medio de producción científica.

Así, se exportaron numerosos campos para cada registro, incluidos los autores, el país de origen, el título, el resumen, las palabras clave, la fecha de publicación y la revista. En este sentido, más adelante, en la sección 3, se mostrará una tabla que resume las búsquedas realizadas y los términos (en inglés) de búsqueda utilizados finalmente.

Para identificar todos los registros de interés, se han realizado búsquedas que conectan la COVID-19 con conceptos relacionados con las tecnologías digitales disruptivas. De esta manera, se han buscado los términos más generales relacionados con la IA, los cuales han sido tomados de la literatura reciente [58], y completados con trabajos específicos de revisión sobre tecnologías emergentes [59,60].

Además de las áreas de aplicación más generales, se incluyeron varias búsquedas de algoritmos y aplicaciones concretas [61], aunque algunas de ellas sólo dieron resultados marginales. Por otra parte, se excluyeron otros términos de búsqueda que devolvían un gran número de artículos científicos como "*clustering*" o "*dataset*", ya que, en algunos casos, la aparición de esta palabra no significaba necesariamente que el artículo estuviera relacionado con el tema de interés. Finalmente, cabe señalar que otros términos mucho más inusuales y específicos arrojaron muy pocos resultados y, por otro lado, estos resultados ya aparecían en otras búsquedas más generales, como "*machine learning*", "*artificial intelligence*" o "*big data*".

También es importante reseñar que los trabajos que aparecieron en varias subsecciones se contabilizaron una sola vez, por lo que se ha evitado la inclusión de duplicidades.

Por otro lado, los datos se exportaron a formato de texto, tanto de manera total como desglosados por meses, y se prepararon para su importación en VOSviewer tras filtrar los valores atípicos y algunos registros incompletos, así como erratas en la escritura de algunos nombres de autores.

Con el fin de realizar una comparación, se llevó a cabo la misma búsqueda (con los mismos términos) también en WoS, exportando a su vez los resultados de la manera explicada anteriormente.

4. Análisis de la producción científica centrada en tecnologías disruptivas aplicadas a la gestión de la pandemia por COVID-19

4.1. Análisis de la cantidad de producción científica y su cronología

A medida que la pandemia ha ido avanzando y, consecuentemente, el conjunto de investigaciones relacionadas con la COVID-19 ha aumentado, se ha intensificado el uso del análisis inteligente de datos. En la Figura 13, se puede observar la evolución temporal del número de publicaciones relacionadas con las tecnologías emergentes y la COVID-19, a partir de Scopus, y según los criterios de búsqueda de la Tabla 1 (donde se ha utilizado el asterisco “*” como carácter comodín). Cabe mencionar que, del total de manuscritos identificados en la fase de adquisición de datos (18.955), 8.597 se generaron durante 2020, mientras que, en 2021, ya se habían publicado un total de 10.358 a finales de junio. Sin embargo, la introducción de las vacunas y su eficacia demostrada, que ha supuesto una disminución del número de casos y un mejor pronóstico, ha llevado a una normalización de la situación en muchos países, y esto parece haber provocado una reducción del número de manuscritos publicados en los últimos meses analizados. De esta manera, en la Figura 13, se observa una estabilización del número de artículos tras la explosión inicial. Por otra parte, es importante tener en cuenta que 12.270 del número total de artículos se publicaron en revistas de acceso abierto (*open access*), según los resultados elaborados por Scopus.

Cabe destacar que, utilizando los mismos criterios de búsqueda, tanto terminológicos como temporales, en WoS, los documentos recogidos ascienden a 5.938, de los cuales 2.576 fueron publicados en 2020 y 3.362 corresponden al año 2021. Este resultado confirma las observaciones realizadas en el capítulo anterior, en el que se indicaban algunas observaciones sobre la mayor cobertura de Scopus en comparación con WoS. Así mismo, del total, 4.847 corresponden a artículos en formato abierto.

Por tanto, y tal y como ya se apuntó anteriormente, el presente estudio se llevará a cabo utilizando los datos obtenidos de Scopus, con comparaciones ocasionales con los datos de WoS.

En la Figura 14, se muestra el número de publicaciones por país, y, en este sentido, se observa que la producción científica se concentra claramente en los Estados Unidos de América (4.473) y China (2.727). Así mismo, el Reino Unido ha publicado 1.843 artículos y la India 1.661, seguidos de Italia.

Tabla 1. Criterios de búsqueda en las fuentes de datos.

Criterios de búsqueda	
	(machine learning OR
	artificial intelligence OR
	deep learning OR
	neural network OR
	big data OR
	internet of things OR
	cloud computing OR
	edge computing OR
	quantum computing OR
	virtual reality OR
Covid * OR	augmented reality OR
sars-cov-2 OR	cyber security OR
2019-ncov OR	AND
Severe Acute	biometrics OR
	5G OR
Respiratory Syndrome	natural language processing OR

feature selection OR
random forest OR
support vector machines OR
decision trees OR
blockchain OR
cloud computing OR
genetic algorithm OR
gradient boosting OR
k nearest neighbors OR
naïve bayes

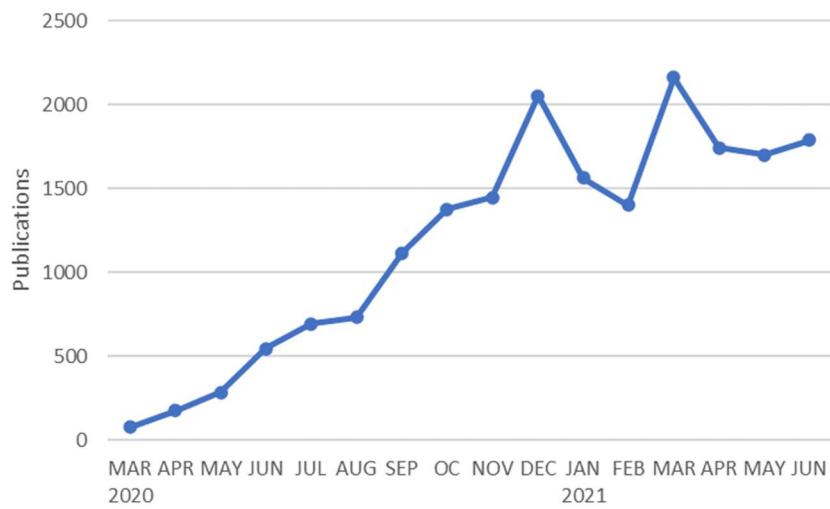


Figura 13. Evolución temporal del número de publicaciones relacionadas con las tecnologías emergentes y la COVID-19 (fuente Scopus).

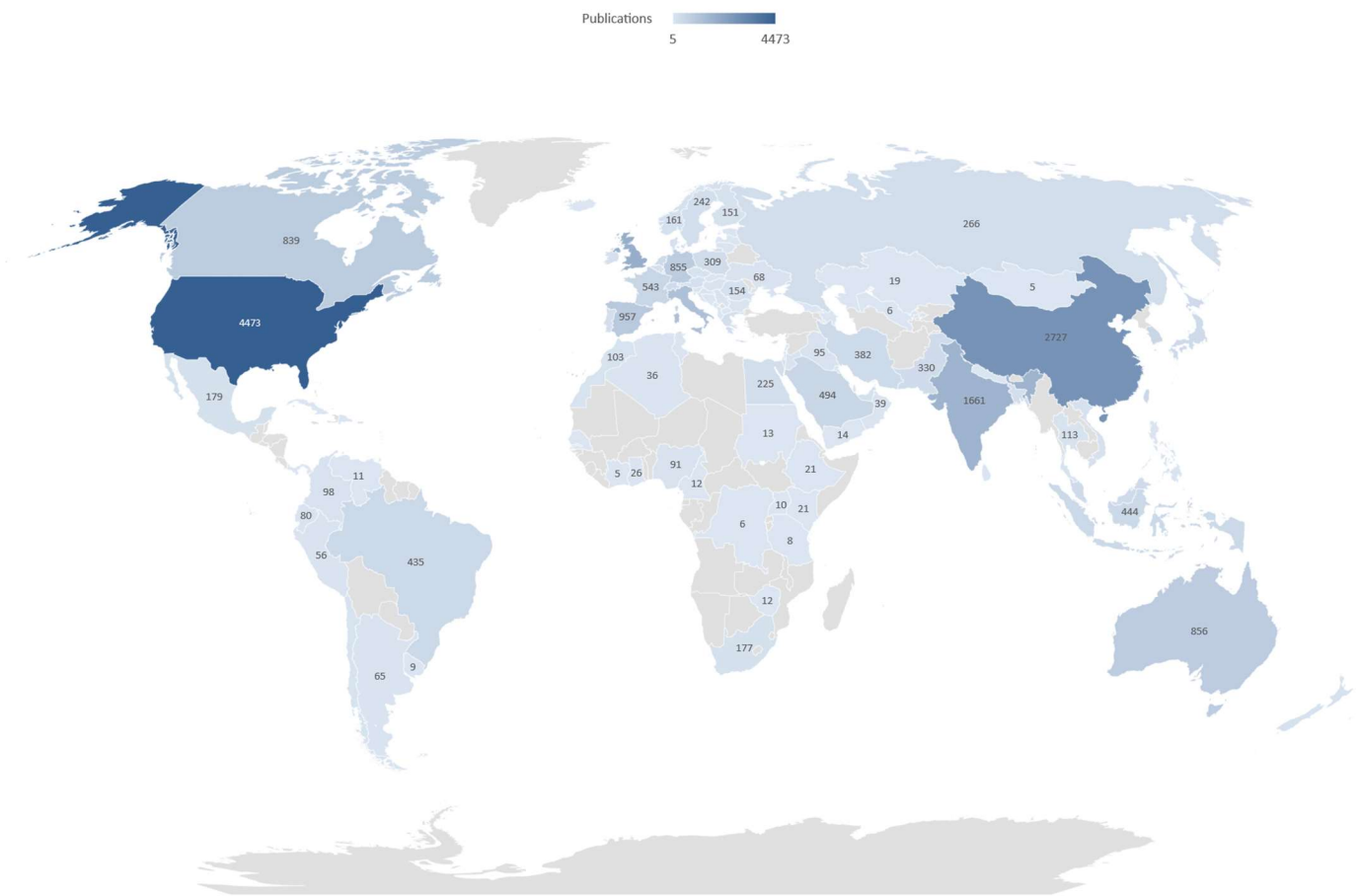


Figura 14. Número de publicaciones sobre la COVID-19 y tecnologías emergentes, por país (fuente Scopus).

Otros países europeos también han generado una elevada producción científica relacionada con la aplicación del análisis inteligente de datos a la COVID-19. En cualquier caso, es interesante señalar que, si realizamos el mismo estudio, pero esta vez con WoS, los resultados ofrecen el mismo orden para las cinco primeras posiciones de países.

Cabe mencionar que los dos países con mayor producción científica también se corresponden con las dos mayores economías del mundo, según su PIB (21.433.226.000.000 USD y 14.342.903.006.431 USD, de EE.UU. y China, respectivamente [62]). Por otra parte, los 10 países con mayor número de publicaciones están clasificados como naciones de renta alta por el Banco Mundial [63], con la excepción de China e India, que se encuentran en la franja de renta media-alta y media-baja, respectivamente (Figura 15). En esta clasificación basada en el número de artículos, el país catalogado como de renta baja que cuenta con una mayor cantidad de publicaciones es Etiopía, que, situado en el puesto 60, ha publicado 10 artículos.

Por otra parte, la distribución que se muestra en la Figura 16 sigue a grandes rasgos el patrón de publicación científica mundial (teniendo en cuenta todas las disciplinas y todas las materias). En este sentido, Scopus proporciona el *ranking* de los países a través de su índice SCImago. Éste es uno de los diferentes parámetros de medida de calidad que ofrece Scopus. Así mismo, SCImago presenta los *rankings* haciendo uso de los datos suministrados por Scopus.

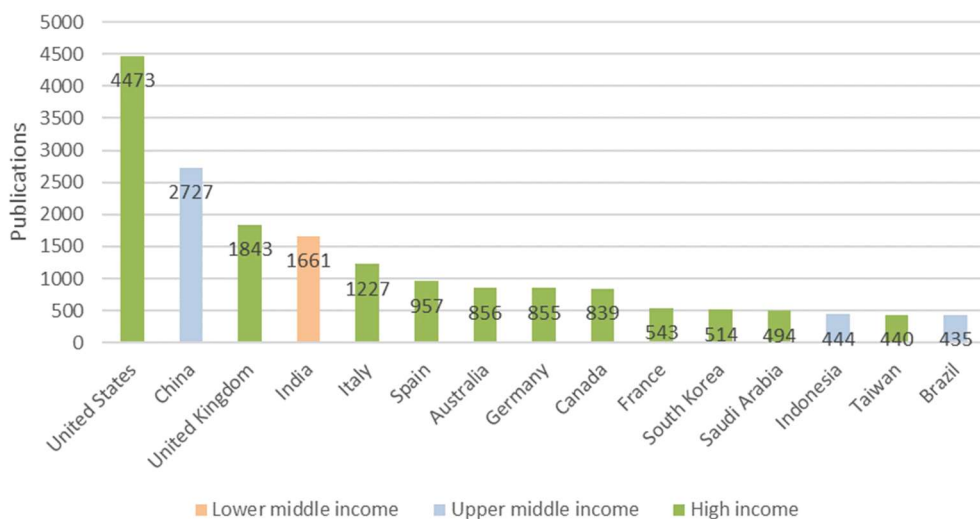


Figura 15. Los 15 países más productivos y su clasificación según los ingresos (fuente Scopus).

La Figura 16 muestra los datos de productividad de los países, a lo largo del año 2020 y teniendo en cuenta todos los campos científicos, con el fin de hacer una comparación con los datos obtenidos anteriormente según los criterios de búsqueda de la Tabla 1. En este sentido, se puede observar que los primeros puestos los ocupan China y Estados Unidos, en este orden, aunque, en lo que respecta a la COVID-19 y tecnologías emergentes, ya se ha observado cómo Estados Unidos está a la cabeza de forma muy clara, probablemente debido a una mayor inversión privada. Por otra parte, continuando con los datos de la Figura 16, en tercer y cuarto lugar encontramos a Reino Unido e India, respectivamente, tal y como ocurría en la Figura 15. A partir de aquí, el número de trabajos (en ambos casos) es muy similar entre los países en las posiciones quinta a decimoquinta, comprobando cómo Alemania, Canadá, Francia y Corea del Sur, aparecen en ambos *rankings*.

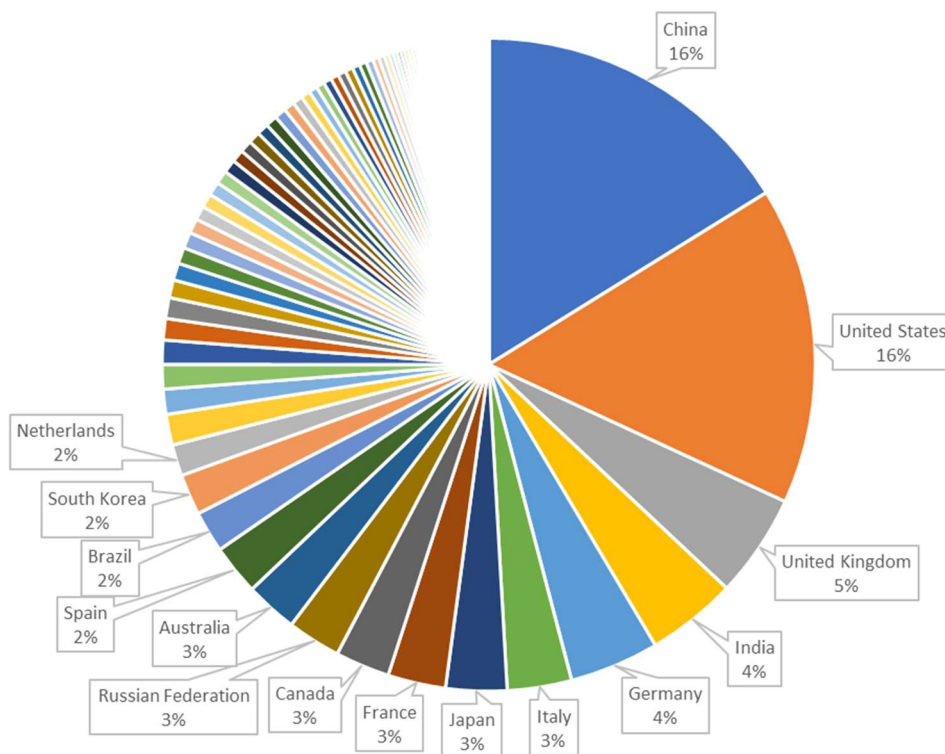


Figura 16. Países más productivos en todos los campos científicos en 2020 (fuente Scopus).

Cabe destacar que, en cuanto a la investigación de la COVID, Italia y España ocupan posiciones más altas que en el *ranking* general. A este respecto, no hay que olvidar que la pandemia tuvo un mayor impacto en Europa en estos dos países.

En cualquier caso, podemos concluir que la presencia de una buena estructura de producción científica previa (en todos los campos y disciplinas) ha dado soporte a una investigación que ha sido necesario realizar de forma rápida y urgente debido a la situación de emergencia provocada por la COVID-19.

Tras examinar la cantidad de producción científica, a continuación, se muestran las principales colaboraciones entre países (coautorías) en lo que a investigación de aplicaciones de tecnologías disruptivas a la gestión de la pandemia se refiere (Figura 17). Cabe señalar que los colores de los grupos no están relacionados con los colores utilizados en las figuras anteriores.

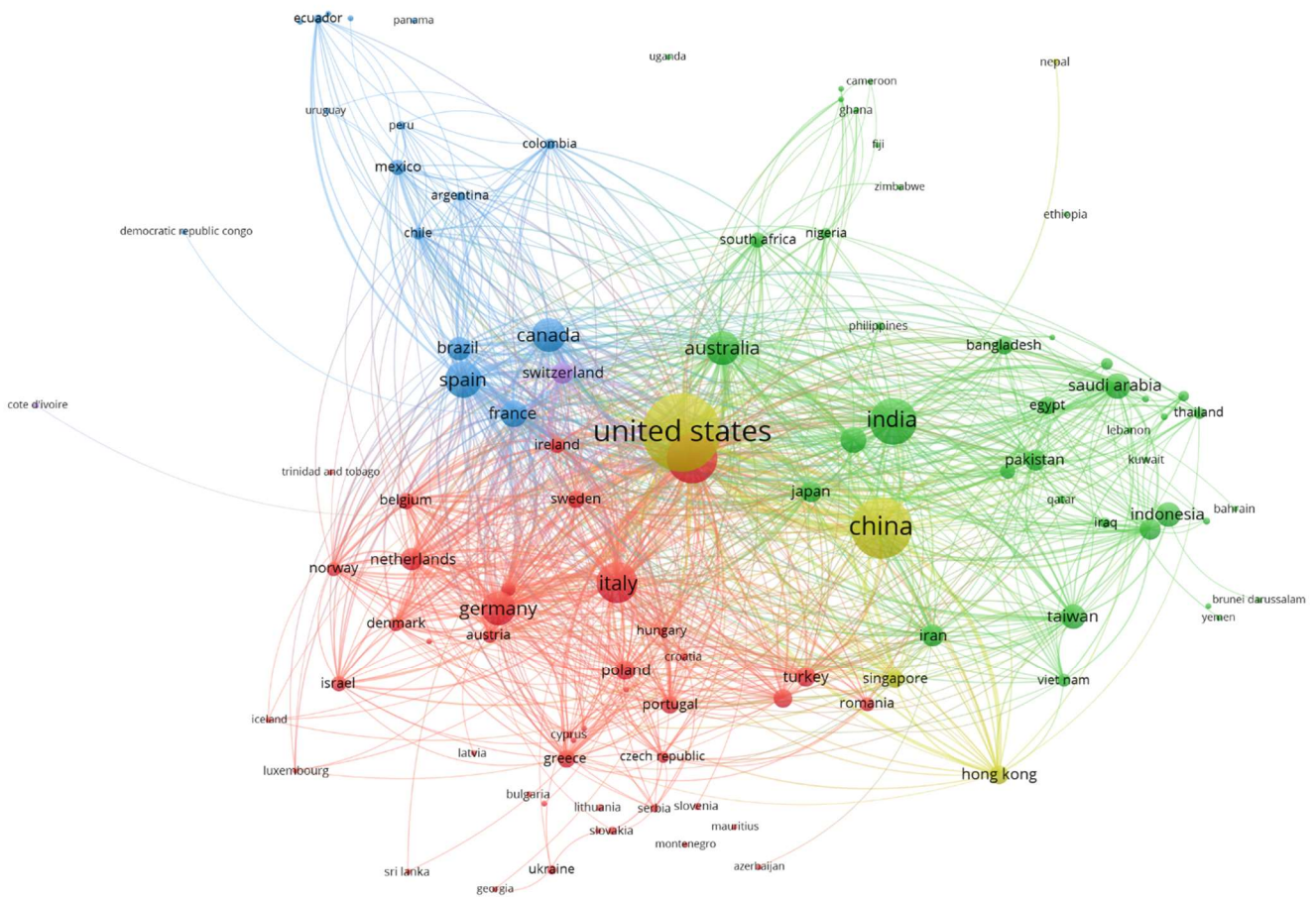


Figura 17. Coautorías por países (fuente Scopus).

Los grupos de diferente color (*clusters*) se crearon a partir de la frecuencia de términos coincidentes entre países; es decir, a medida que estos términos van coincidiendo más frecuentemente en los trabajos de los diferentes países, estos se van enmarcando en grupos (colores). El tamaño de cada esfera representa el número de artículos publicados por un país, mientras que el grosor de cada línea ilustra la magnitud de la colaboración. Se puede observar, a simple vista, que las coautorías están dominadas por dos productores científicos principales (*clusters* amarillos), Estados Unidos y China, con un alto nivel de colaboración entre ellos (casi exclusivo), pudiendo mencionar la adición a estos dos países de algunas regiones punteras en tecnología y análisis inteligente, como Hong Kong.

Otros grupos de colaboración parecen organizarse principalmente en función de la compartición de zona geográfica o de la afinidad cultural/social. El *cluster* rojo comprende, principalmente, países de Europa Central y del Norte, mientras que el *cluster* azul se refiere, en su mayoría, a países de autores latinoamericanos (junto a

España, entre otros). El grupo verde incluye países asiáticos y algunos norteafricanos, así como colaboraciones entre países árabes. Por tanto, podemos deducir que las colaboraciones están muy condicionadas por la proximidad geográfica, las cuestiones culturales y la similitud lingüística.

Se puede obtener un gráfico muy similar con los datos de la WoS (Figura 18). De esta manera, se observan, básicamente, los mismos grupos de colaboración entre países y sus interconexiones. Una vez más, queda claro el predominio de Estados Unidos y China, así como las diferentes coautorías entre países. En este sentido, cabe mencionar el papel predominante de España como nexo de unión entre Europa y América latina.

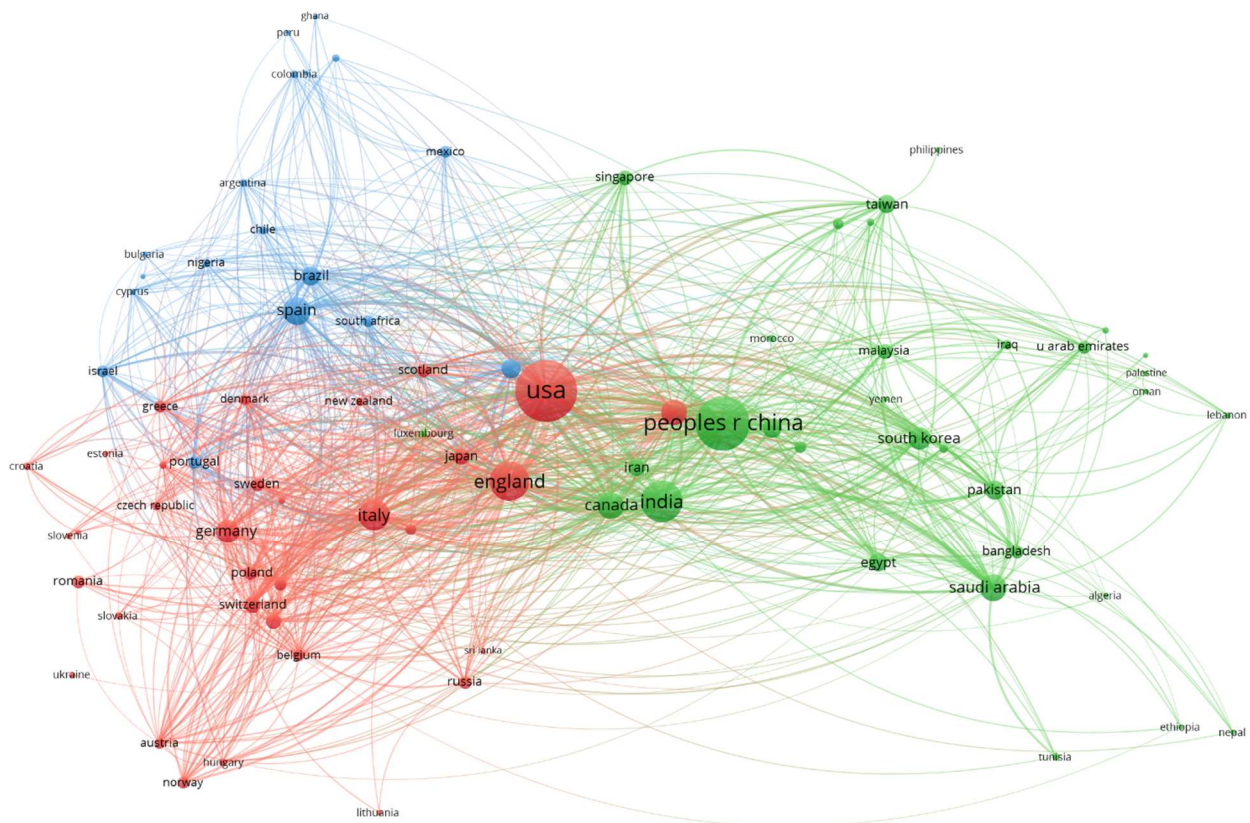


Figura 18. Coautorías por países (fuente WoS).

Al obtenerse resultados muy similares utilizando Scopus y WoS, se comprueba que, ambas muestras, aunque muy diferentes en tamaño, reflejan información equivalente.

4.2. Análisis de temas (topics)

En este punto, se llevó a cabo un análisis de temas (*topics*) con VOSviewer [64] con el fin de construir un mapa que representara los principales temas relevantes y

sus relaciones, utilizando el análisis semántico. De esta manera, los algoritmos de minería de textos identificaron 4.485 temas relevantes a partir de Scopus, y el proceso de *clustering* o agrupamiento los clasificó en seis *clusters* principales (colores), según sus similitudes (Figura 19). Los grupos se crearon en función de la frecuencia de términos coincidentes: cuanto más a menudo tienden a coincidir ciertas palabras en los diferentes trabajos publicados, éstas se van agrupando en *clusters*. Así mismo, el tamaño de cada círculo representa el número de veces que aparece una palabra.

Dado que el presente trabajo pretende ofrecer una visión general de casi 19.000 artículos (considerando Scopus), los siguientes puntos no pretenden ser una revisión exhaustiva de todas las posibles contribuciones, sino más bien ofrecer ejemplos clarificadores de los temas representados por cada uno de los *clusters*.

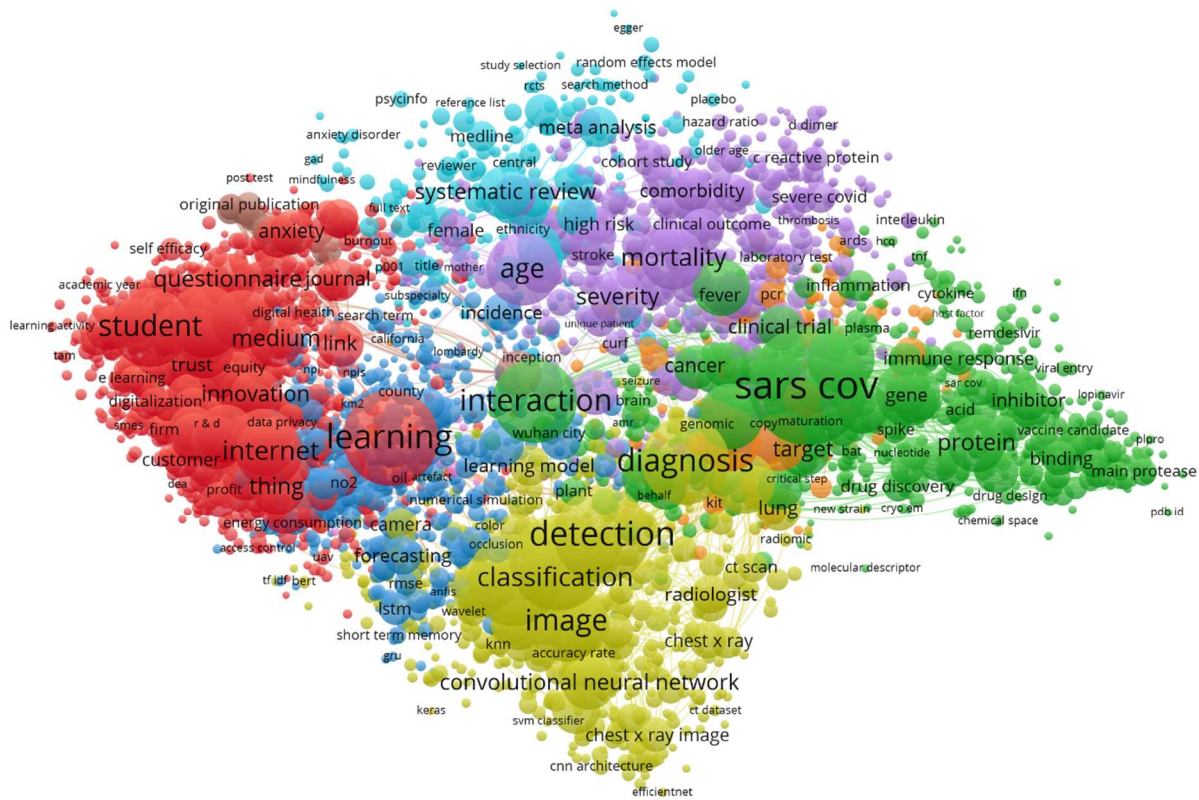


Figura 19. Mapeo de temas y agrupación basada en afinidades (fuente Scopus).

Los seis grupos existentes en la Figura 19 (colores) pueden analizarse como se describe a continuación. En primer lugar, se distinguen claramente dos grupos principales de temas. El primero de ellos, formado por los colores rojo, azul claro y azul oscuro, representa *topics* relacionados con las aplicaciones de IA –y el análisis de datos a gran escala y a nivel social– para la gestión de la COVID-19: el seguimiento

de la propagación del virus, la localización de los brotes, las adaptaciones sociales al trabajo a distancia, las políticas públicas y las consecuencias psicosociales de la pandemia. En este primer grupo, los límites pueden ser a veces difusos, ya que ciertas aplicaciones de análisis inteligente de datos pueden situarse en la frontera entre una categoría y otra.

Por otra parte, los tres colores restantes (violeta, verde, amarillo) conforman el segundo gran grupo de temas y representa diferentes aspectos relacionados con la bioquímica, el desarrollo de vacunas y fármacos, el conocimiento de la enfermedad, los posibles medicamentos y otras cuestiones generales enfocadas a nivel individual con respecto al tratamiento de los pacientes que sufren o han sufrido COVID-19.

A continuación, se incluye un análisis pormenorizado de cada uno de los *clusters* (colores) existentes en la Figura 19.

4.2.1. Tecnología aplicada a las adaptaciones de los diferentes sectores de actividad de la sociedad a la pandemia (grupo rojo).

La pandemia ha obligado a las empresas y servicios a adaptarse al trabajo a distancia. Muchas empresas han utilizado diferentes soluciones tecnológicas relacionadas con el uso de Internet y la comunicación para hacer frente a situaciones de aislamiento, cuarentena y cierre. Tras los confinamientos impuestos en marzo de 2020, muchas empresas tuvieron que adaptar sus operaciones al teletrabajo de forma rápida e inesperada, a veces con grandes impactos económicos (pérdida de ingresos e inversiones no planificadas) [65]. Además, se han desarrollado soluciones de IA para optimizar la eficacia y la productividad, así como para evaluar la fatiga digital de los empleados que trabajan a distancia [66].

La pandemia también ha obligado a muchas empresas a reajustar su servicio de atención al cliente, las ventas *online* y el telemarketing. Muchos sectores ya estaban totalmente adaptados, pero otros, como la compra de alimentos por *internet* [67], han tenido que actualizarse. Incluso sectores como el de los juegos de azar han experimentado un auge en este sentido [68], y desde un punto de vista general, toda la estrategia de *marketing* se ha redefinido [69]. Además, cabe señalar que el trabajo humano que no puede ser sustituido por un algoritmo (conocido como *turking*) ha cobrado aún más importancia, poniendo de manifiesto las limitaciones que pueden tener las empresas en este sentido [70].

El impacto del confinamiento derivado de la pandemia también se hizo patente en todo el sistema educativo, obligando a los profesores de todos los niveles a pasar bruscamente a las clases *online* y a utilizar toda la potencia tecnológica a su disposición para conseguir continuar con la actividad académica. En este sentido, la

educación asistida por IA es un campo prometedor y también se conoce como inteligencia educativa. Se define como "el uso de tecnología en varias etapas del ciclo de vida del estudiante con el fin de que éste tome decisiones formadas que tengan un impacto positivo en los resultados del aprendizaje" [71]. A este respecto, la IA puede usarse para desarrollar y simular el pensamiento humano, así como la toma de decisiones, en un modelo de aprendizaje. De hecho, la IA ya se utiliza en los sistemas educativos adaptativos en el ámbito del aprendizaje electrónico –incluidos los cursos *online* masivos y abiertos (MOOC)– la minería de datos educativos y el análisis de los y las estudiantes.

Sin embargo, si hay un ámbito en el que la adaptación a la situación de pandemia ha supuesto un gran reto, éste ha sido el campo de la asistencia sanitaria no relacionada con la COVID-19, donde la escasez de recursos públicos ha llevado a la necesidad de priorizarlos. Sin embargo, las tecnologías digitales disruptivas han surgido como un gran aliado, por ejemplo, mediante la posible utilización de los datos de las historias clínicas electrónicas (HCE) para identificar los factores de riesgo clínico de los individuos [72]. En cualquier caso, con el fin de hacer frente al reto de la atención médica a distancia (es decir, sin la presencia física del paciente), los *wearables* del IoMT están llamados a canalizar la prestación de atención sanitaria inteligente impulsada por la IA, servicios esenciales y atención clínica individualizada [73].

4.2.2. Inteligencia artificial aplicada a las políticas públicas de gestión de la COVID-19 a gran escala (grupo azul oscuro)

Una visión detallada de este grupo muestra que los temas comunes son la aplicación del análisis inteligente de datos y diversos campos relacionados a la predicción de brotes, la modelización de la propagación de la enfermedad o la detección del virus a gran escala. Esto puede denominarse colectivamente como epidemiología. El modelado y la predicción de la propagación de la COVID-19 mediante técnicas de IA y ML pueden proporcionar información valiosa para los gobiernos, las organizaciones sanitarias, las empresas y los individuos en lo que a la gestión de la pandemia se refiere. Las NN también han desempeñado un papel importante a este respecto. De esta manera, se han utilizado tanto las NN multicapa pre-alimentadas [74] como las redes neuronales convolucionales (*convolutional neural networks*, CNN) [75] para predecir casos. Además, se han probado otros algoritmos muy conocidos como el modelo autorregresivo integrado de promedio móvil (*autoregressive integrated moving average*, ARIMA) [76] y máquinas de vectores de soporte (SVM), que se utilizan principalmente para la predicción de datos de series temporales [77,68]. De hecho, algunos de estos modelos se han aplicado

como predictores de las infecciones diarias esperadas bajo diferentes tipos de restricciones sociales, ayudando así a la toma de decisiones del gobierno [79,80]. En definitiva, las técnicas de ML se han utilizado con éxito para planificar políticas públicas [81].

Una vez que se ha diagnosticado y confirmado que una persona tiene COVID-19, el siguiente paso esencial es el rastreo de contactos con el fin de detener la propagación de la enfermedad. Por ello, muchos países afectados por la pandemia han estado utilizando aplicaciones móviles para llevar a cabo todo un proceso digital de rastreo de contactos, utilizando para dicho propósito diversas tecnologías como Bluetooth, sistemas de posicionamiento global (*global positioning system*, GPS), datos de contacto y seguimiento de teléfonos inteligentes. Por otra parte, una combinación de *big data* y sistemas de información geográfica (SIG) es también útil en este sentido [82], al igual que ciertas soluciones basadas en IoT [83], que beben de la filosofía de otras plataformas previas de gestión de enfermedades, también fundamentadas en IoT [84]. Finalmente, también cabe mencionar que pueden implementarse otras soluciones tecnológicas de seguimiento social como el uso de cámaras térmicas para detectar individuos con fiebre [85].

4.2.3. Análisis de datos relativos a las cuestiones psicosociales provocadas por la pandemia de la COVID-19 (grupo azul claro)

Las palabras que se identificaron en este *cluster*, como "ansiedad", "sentimiento negativo", "comportamiento", "angustia psicológica", se relacionan con problemas psicológicos derivados de la inusual situación provocada por la pandemia. No hay que olvidar que la inestabilidad económica resultante de ésta y, en muchos casos, los confinamientos y las situaciones de cuarentena han provocado problemas psicosociales, los cuales pueden detectarse a gran escala mediante la minería de textos procedentes de los medios de comunicación sociales [86]. De esta manera, se sabe que la soledad ha sido una de las principales consecuencias para las personas que viven solas y los ancianos. Pues bien, ésta puede mitigarse mediante la utilización de las TIC [87]. Así mismo, también se ha estudiado el impacto de la soledad en las redes sociales mediante estrategias de minería de textos [88]. Por último, la IA ha sido capaz de predecir los trastornos mentales sufridos por los trabajadores sanitarios durante lo peor de la pandemia [89].

Sin embargo, el enorme número de fuentes de información ha dado lugar a la llamada "infodemia", es decir, a "una sobreabundancia de información (algunas necesarias y otras no) que dificulta a las personas encontrar fuentes fiables" [90]. Afortunadamente, se han desarrollado herramientas de ML e IA para evitar la propagación de información falsa (*fakes*) en las redes sociales y otros medios de

comunicación [91]. Esta "infodemia" también se observa en el ámbito científico, ya que, debido a la enorme cantidad de estudios que se han publicado en el último año y medio, a veces es difícil extraer información correcta [92].

4.2.4. Reutilización de medicamentos y desarrollo de vacunas (grupo verde)

Una aplicación importante del uso de técnicas informáticas para el tratamiento de nuevas enfermedades como la COVID-19 es la posible reutilización de medicamentos mediante la identificación de fármacos creados para tratar otras enfermedades. Así, esta reutilización de medicamentos puede llevarse a cabo mediante el estudio de los diversos fármacos y el análisis de las interacciones entre los mismos, lo que puede lograrse utilizando herramientas basadas en IA [93]. De esta manera, como se muestra en un nuevo informe, el uso de IA y *big data* puede mejorar el marco de los servicios médicos y, a su vez, puede arrojar resultados positivos en el mercado de los medicamentos. En este sentido, los expertos de esta industria han anticipado que la creación de fármacos a través de estrategias de IA para combatir la COVID-19 y otras enfermedades será pronto una realidad [94]. Mientras tanto, algunas organizaciones están utilizando técnicas de IA para descubrir nuevos usos de medicamentos ya existentes con el fin de luchar contra la COVID-19 [95].

El PLN es otro campo de la IA que puede aplicarse a la mejora de medicamentos para enfrentarse a la COVID-19. Esta estrategia puede ser valiosa en lo que respecta a la extracción de conocimiento a partir de textos mediante el uso de herramientas de IA y la búsqueda de contenido biomédico relacionado con la readaptación de fármacos [96].

La IA y el análisis inteligente de datos también han sido cruciales en el desarrollo de vacunas. Las técnicas de ML y la IA son muy eficaces para tareas repetitivas que requieren un análisis de información a gran escala, por lo que esto las hace muy apropiadas para el desarrollo de medicamentos. En este sentido, el DL ha sido una herramienta especialmente importante para predecir las propiedades y aplicaciones que ciertos compuestos químicos podrían tener como respuesta a una infección en el organismo [97]. Así mismo, automatizar este proceso investigador es inmensamente valioso, ya que generalmente requiere largos períodos de experimentación y un gran presupuesto [98]. Por otra parte, los científicos han sido capaces de entrenar modelos para predecir qué inmunógenos deben incluirse en una vacuna para permitir que el sistema inmunitario aprenda y se prepare para encontrar esos antígenos concretos [99]. Finalmente, la IA también puede ser utilizada para reconocer antígenos previamente identificados en patógenos que pueden ser similares a los de una nueva infección, lo que acelera aún más el proceso.

Como ya se ha comentado, la IA está desempeñando un papel importante en el desarrollo de vacunas, y una de sus aplicaciones a este respecto es que facilita la comprensión de las construcciones de las proteínas virales y ayuda a los especialistas clínicos a explorar varios miles de resultados de investigación relevantes a mayor velocidad de lo que sería posible de otro modo [100]. En este sentido, el conocimiento de la estructura de un virus puede ser decisivo para el desarrollo de una vacuna exitosa.

En su trabajo sobre la COVID-19, los analistas del Laboratorio de Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial (*Computer Science and Artificial Intelligence Laboratory*, CSAIL) del Instituto de Tecnología de Massachusetts (*Massachusetts Institute of Technology*, MIT) se han centrado en las proteínas de pico del virus, una parte particular del virus que puede actuar como objetivo. Así, su enfoque ha sugerido estrategias para planificar nuevas vacunas peptídicas, evaluar los anticuerpos existentes y ampliar los planes de inmunización existentes [101].

Cabe señalar que las proteínas de pico son importantes en el tratamiento actual de inmunización contra la COVID-19, ya que incorporan antígenos que pueden ser identificados y atacados por el sistema inmunitario [102].

4.2.5. Diagnóstico y pruebas asistidas por IA (grupo amarillo)

En este *cluster*, palabras como "detección", "imagen", "imagen de radiografía de tórax", "diagnóstico" y "neumonía" sugieren un tema general relacionado con el diagnóstico de la enfermedad y las pruebas médicas asociadas. De esta manera, el grupo contiene trabajos sobre la aplicación del DL y los clasificadores ML a estas cuestiones.

Las imágenes de tomografía computarizada (TC) de tórax pueden ayudar en el diagnóstico de la COVID-19. Así, los rasgos característicos que muestran los pacientes con COVID-19, como el engrosamiento vascular, la opacidad reticular fina, la opacidad en vidrio esmerilado y la distribución periférica pueden ser detectados por un clasificador basado en IA [103]. En este sentido, se han utilizado CNNs con el objetivo de ayudar al personal médico a tomar decisiones más acertadas [104].

Así mismo, también se han utilizado otras soluciones que implican dispositivos inteligentes basados en IoT y técnicas de ML para ayudar en el diagnóstico de la COVID-19 [105].

Finalmente, técnicas como SVM se han aplicado a la COVID-19 para identificar la enfermedad y los factores de riesgo relevantes basándose en características como la presentación clínica, los resultados de laboratorio, la edad, el peso y las comorbilidades, para, con todo ello, estimar el riesgo de mortalidad [107].

4.2.6. Progresión de la enfermedad (grupo violeta)

Este grupo está relacionado con la evolución de la enfermedad en un determinado paciente y se centra en el individuo. Conceptos como "ingreso", "comorbilidad" y "predictor" se asocian a esta idea, al igual que otros términos relacionados con el tratamiento (excluyendo el farmacológico) como "ventilación mecánica" o "unidad de cuidados intensivos", todos los cuales giran en torno al paciente. A este respecto, cabe mencionar que la IA ha desempeñado un papel importante en los cuidados intensivos de los pacientes con COVID-19. Varios estudios [108] han demostrado que estrategias basadas en NN, ML y DL pueden ayudar en la toma de decisiones de la unidad de cuidados intensivos (UCI) en relación al tratamiento, el manejo del riesgo y el deterioro de los pacientes en el servicio de urgencias [109]. Así mismo, la IA también puede mejorar las evaluaciones respecto a la gravedad de la neumonía derivada de la COVID-19 y así predecir la necesidad de ventilación mecánica [110].

4.2.7. Equivalencias con la fuente WoS.

Procediendo de la misma manera que se ha descrito anteriormente, en la Figura 20, se muestra el mapeo de temas, pero esta vez obtenido a partir de la WoS. Como se puede observar, surgen de nuevo los mismos seis *clusters* en el mapa generado con Scopus y, en este sentido, se han utilizado los mismos colores para una mejor identificación. El hecho de que ambas bases de datos (Scopus y WoS) presenten las diferencias descritas en la sección 2.4.1. hace que las palabras clave identificadas automáticamente no sean exactamente las mismas, aunque se pueden ver claras equivalencias. Por ejemplo, en el grupo rojo, se pueden identificar perfectamente los conceptos "aprendizaje" o "estudiante" en ambas fuentes de datos y, en el azul claro, "ansiedad" o "trastorno mental". Es cierto que en el *cluster* azul oscuro, estas equivalencias no se identifican tan claramente. Sin embargo, los grupos restantes presentan también una evidente correlación entre las dos fuentes de datos, como el amarillo, el verde y el violeta, claramente orientados, respectivamente, al diagnóstico ("imagen", "detección"), al desarrollo bioquímico ("fármaco", "proteína", "vacuna") o a la evolución del paciente.

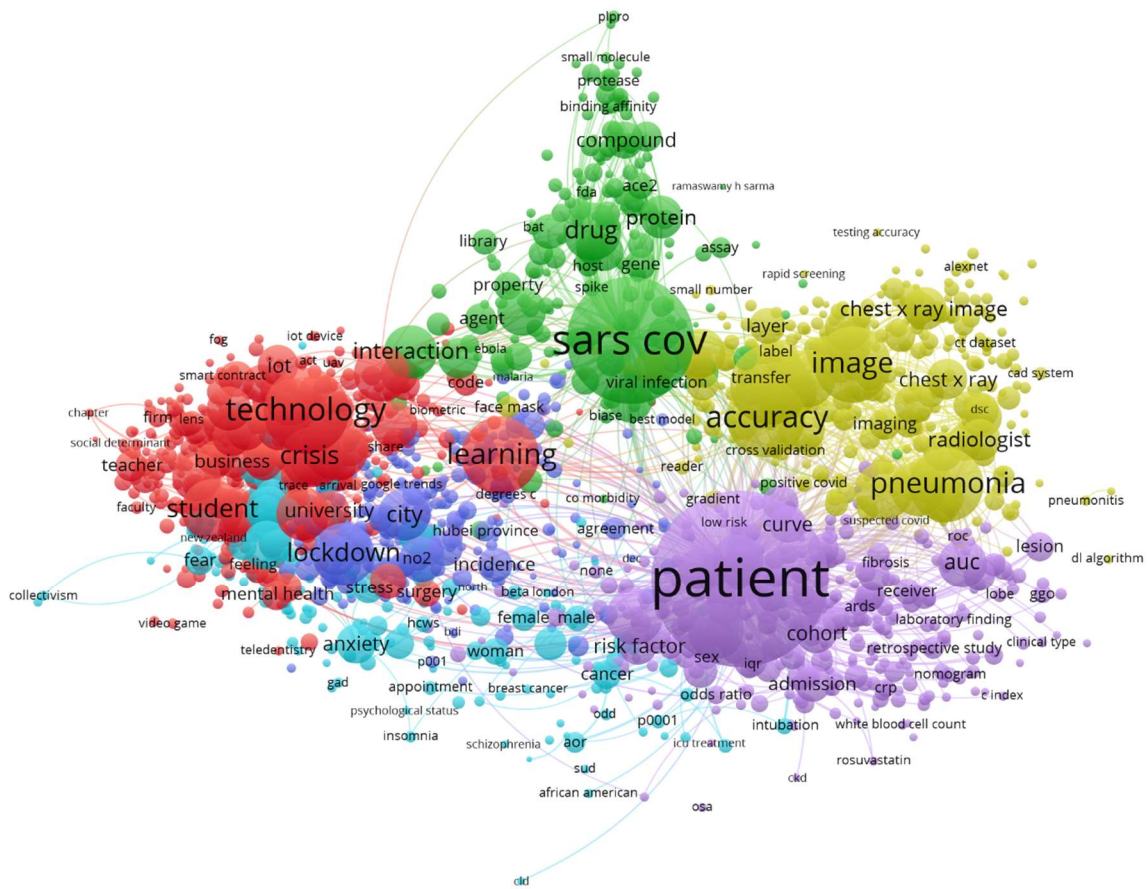


Figura 20. Mapeo de temas y agrupación basada en afinidades (fuente WoS).

4.3. Análisis de la variación de los temas a lo largo del tiempo

Una vez realizado el análisis de los temas e indicadas las afinidades encontradas entre los *clusters* obtenidos a partir de Scopus y WoS, a continuación, se presenta una visualización de superposición de la fecha media de publicación de cada tema. Esta estrategia permite observar qué líneas de investigación se desarrollaron primero en relación con la aplicación de la IA a la gestión de la COVID-19, y qué temas centran, actualmente, el interés de la investigación. La Figura 21 ilustra esta cuestión, en la que los círculos más oscuros (azul, verde oscuro) se refieren a la primera parte de 2020, y los círculos verde claro y amarillo representan trabajos más recientes (en este caso, se ha considerado la fuente de datos WoS por cuestiones de claridad en los resultados).

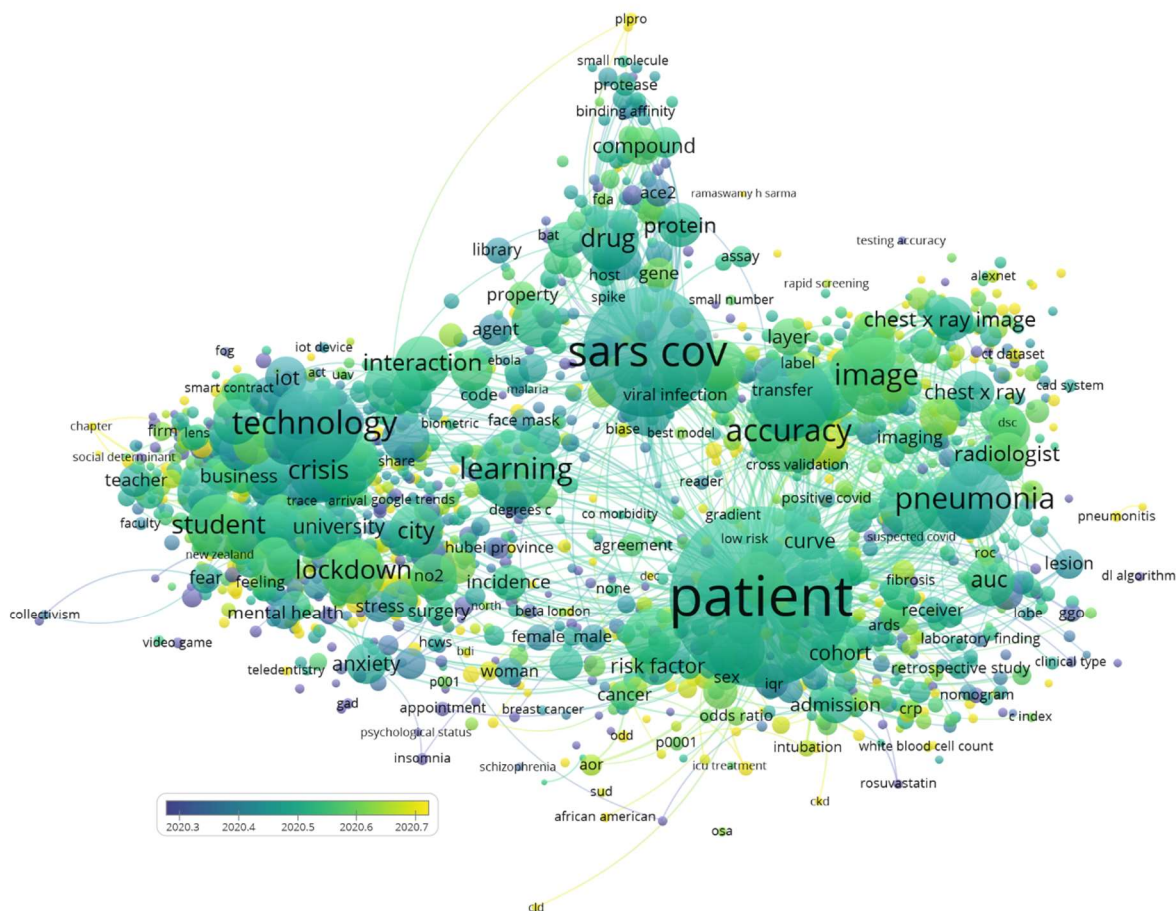


Figura 21. Mapeo y visualización de temas superpuestos con el año medio de publicación (fuente WoS).

Aunque este tipo de estudio está pensado para poder observar la evolución de temas objeto de publicación a lo largo de décadas de investigación, en nuestro caso concreto, el análisis se limita (necesariamente) a las publicaciones de 2020 y la primera parte de 2021. No obstante, se puede observar una evolución. Las aplicaciones relacionadas con las políticas públicas y el control de la propagación del virus fueron las primeras en desarrollarse [111] (correspondientes a los grupos rojo, azul oscuro y azul claro en las Figuras 19 y 20). Este resultado es el esperado, ya que se trata de aplicaciones directas de estrategias ya conocidas y empleadas en otros campos (rastreo social, teletrabajo, tele-educación, etc.), así como de gestión de políticas públicas. Del mismo modo, el análisis de emociones a través de las redes sociales era un campo que ya se había desarrollado previamente. En este sentido, algunas investigaciones a este respecto se llevaron a cabo inmediatamente después de los primeros confinamientos [112], y otras estrategias se aplicaron con el objetivo

de gestionar los cierres y las cuarentenas [113], que era una prioridad en marzo de 2020.

También encontramos publicaciones científicas relacionadas con el desarrollo farmacológico, en las que se investiga sobre la reutilización de medicamentos [114]. El desarrollo de vacunas y el apoyo a las mismas a través de la IA también se puede observar en la zona de fechas intermedia (azul claro), mientras que las innovaciones en el diagnóstico y la progresión de la enfermedad han aparecido en trabajos publicados más recientemente.

Cabe mencionar que las ideas anteriores representan una interpretación general, ya que, en todos los grupos temáticos, se pueden observar puntos aislados que se corresponden con temas que se han desarrollado en momentos diferentes a los de su entorno.

Finalmente, hay que tener en cuenta que los colores asignados al mapa de la Figura 21 representan las fechas medias de publicación de los manuscritos relacionados con cada tema, pero esto no significa que no haya publicaciones sobre un *topic* determinado que puedan ser muy recientes.

4.4. Análisis de las citas y los elementos más citados

Las revistas, artículos y autores más citados pueden utilizarse para identificar los elementos más importantes de la investigación en el campo de las tecnologías digitales disruptivas y la COVID-19.

4.4.1. Citación por fuente

Para analizar las citas por fuente, se extrajeron de Scopus las 10 revistas con más citas (Tabla 2). De esta manera, podemos distinguir, a simple vista, varios tipos de revistas, que se corresponden con dos categorías principales: revistas de carácter multidisciplinar y revistas dedicadas exclusivamente a la medicina (*medical imaging*). Así mismo, la gran mayoría de estas últimas están especializadas, a su vez, en informática médica/biomédica o bioinformática. En este sentido, las revistas más citadas en el campo de las aplicaciones de la IA a la gestión de la COVID-19 fueron publicaciones especializadas.

De esta manera, se puede observar que la revista con más citas fue *Lancet*, con 9.047 citas de 26 documentos publicados. La segunda más citada fue *Radiology*, con 2.722 citas en 20 documentos, y la tercera fue *International Journal of Environmental Research and Public Health*, con 2.310 citas y 426 artículos. Algunas revistas tuvieron un gran número de citas a partir de numerosas publicaciones sobre este tema, mientras que otras fueron citadas profusamente sólo a raíz de unos pocos

documentos. En este sentido, se ha calculado la relación cita/documento (incluida en la Tabla 1) con el fin de evaluar este aspecto. A este respecto, cabe destacar que la revista *Lancet* tiene una relación excepcional de 347,96 citas por documento.

Por último, cabe destacar que, de las 10 revistas seleccionadas, tres son específicamente de acceso abierto (un tipo de publicación que facilita el acceso y la consulta), aunque muchas otras de las que aparecen apoyan de alguna manera también esta manera de publicar.

Tabla 2. Citación por Fuente (Scopus).

Citas	Diario	Documentos	Ratio (cit/doc)	Categorías
9047	Lancet	26	347.96	Medicina, general e interna
2722	Radiology	20	136.10	Radiología, Medicina Nuclear e Imagen Médica
2310	International Journal of Environmental Research and Public Health (*)	426	5.42	Salud Pública, Medioambiental y Ocupacional-Ciencias Ambientales
2156	Nature	30	71.87	Multidisciplinar
2142	Chaos Solitons and Fractals	120	17.85	Física, Multidisciplinar-Matemáticas, Aplicaciones Interdisciplinarias-Física, Matemáticas
2103	Science of the Total Environment	70	30.04	Ciencias medioambientales
1695	Journal of Medical Internet Research (*)	294	5.77	Ciencias y Servicios de la Salud- Informática Médica
1660	Cell	21	79.05	Biología Celular, Bioquímica y Biología Molecular
1621	Clinical Infectious Diseases	9	180.11	Microbiología, enfermedades infecciosas e inmunología
1517	Plos One (*)	355	4.27	Biología, Ciencias Multidisciplinares

(*) Revistas de acceso abierto.

4.4.2. Citación por número de artículos

Los 10 artículos más citados relacionados con tecnologías emergentes y la COVID-19 se muestran en la Tabla 3.

Una cuestión a destacar es cómo, desde el comienzo de la pandemia, las investigaciones publicadas al principio de ésta han tenido un mayor impacto (número de citas). Por ello, los artículos listados en la Tabla 3 presentan todos una fecha de publicación de 2020 y, concretamente, la mayoría de ellos fueron publicados en marzo y abril de ese año.

Los modelos digitales predictivos para el diagnóstico y el pronóstico de los pacientes de COVID-19 y la aplicación de la IA al reconocimiento de imágenes de rayos X o de tomografías axiales computarizadas (TAC) encabezan esta lista. Otros trabajos abordan la gestión social de la pandemia mediante el análisis inteligente de datos. Además, cabe destacar que el cuarto artículo más citado aborda las consecuencias psicosociales de la pandemia mediante el análisis de datos de redes sociales.

Tabla 3. Citación por número de artículos (Scopus).

Título del documento	Autores	Año	Fuente	Citado por
Genomic characterization and epidemiology of 2019 novel coronavirus: implications for virus origins and receptor binding [115]	Lu, R., Zhao, X., Li, J., (...), Shi, W., Tan, W.	2020	<i>The Lancet</i> , 395 (10,224), pp. 565–574	4444
Correlation of Chest CT and RT-PCR Testing for Coronavirus Disease 2019 (COVID-19) in China: A Report of 1014 Cases [116]	Ai, T., Yang, Z., Hou, H., (...), Sun, Z., Xia, L.	2020	<i>Radiology</i> , 296 (2), pp. E32-E40	2074
In vitro antiviral activity and projection of optimized dosing design of hydroxychloroquine for the treatment of severe acute respiratory syndrome coronavirus 2 (SARS-CoV-2) [117]	Yao, X., Ye, F., Zhang, M., (...), Tan, W., Liu, D.	2020	<i>Clinical Infectious Diseases</i> , 71 (15), pp. 732–739	1292
Remdesivir in adults with severe COVID-19: a randomized, double-blind, placebo-controlled, multicenter trial [118]	Wang, Y., Zhang, D., Du, G., (...), Cao, B., Wang, C.	2020	<i>The Lancet</i> , 395 (10,236), pp. 1569–1578	1290

How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidemic? [119]	Anderson, R.M., Heesterbeek, H., Klinkenberg, D., Hollingsworth, T.D.	2020	<i>The Lancet</i> , 395 (10,228), pp. 931–934	1159
A SARS-CoV-2 protein interaction map reveals targets for drug repurposing [120]	Gordon, D.E., Jang, G.M., Bouhaddou, M., (...), Shoichet, B.K., Krogan, N.J.	2020	<i>Nature</i> , 583 (7816), pp. 459–468	1068
SARS-CoV-2 Receptor ACE2 Is an Interferon-Stimulated Gene in Human Airway Epithelial Cells and Is Detected in Specific Cell Subsets across Tissues [121]	Ziegler, C.G.K., Allon, S.J., Nyquist, S.K., (...), Xu, Y., Zhang, K.	2020	<i>Cell</i> , 181 (5), pp. 1016– 1035.e19	741
Quantifying SARS-CoV-2 transmission suggests epidemic control with digital contact tracing [122]	Ferretti, L., Wymant, C., Kendall, M., (...), Bonsall, D., Fraser, C.	2020	<i>Science</i> , 368 (6491)	706
Prediction models for diagnosis and prognosis of covid-19: Systematic review and critical appraisal [123]	Wynants, L., Van Calster, B., Collins, G.S., (...), Moons, K.G.M., Van Smeden, M.	2020	<i>The BMJ</i> , 369, m1328	651
Online mental health services in China during the COVID-19 outbreak [124]	Liu, S., Yang, L., Zhang, C., (...), Hu, S., Zhang, B.	2020	<i>The Lancet Psychiatry</i> , 7 (4), pp. e17–e18	623

4.5. Análisis de la co-citación

Este tipo de análisis es un método estadístico que puede identificar conexiones subyacentes entre revistas y/o autores y expresarlas visualmente en forma de grupos de co-citación, para así facilitar la comprensión de esta información. Este enfoque se basa en la idea de que los artículos de las revistas o de los investigadores que se citan con frecuencia probablemente aborden ideas similares o relacionadas. En este sentido, la co-citación se produce cuando dos manuscritos publicados diferentes reciben una cita de un tercer documento.

4.5.1. Co-citación por revista

Si examinamos las co-citaciones por revista, podemos ver que éstas se organizan en cinco grupos (Figura 18), que pueden describirse como se indica a continuación.

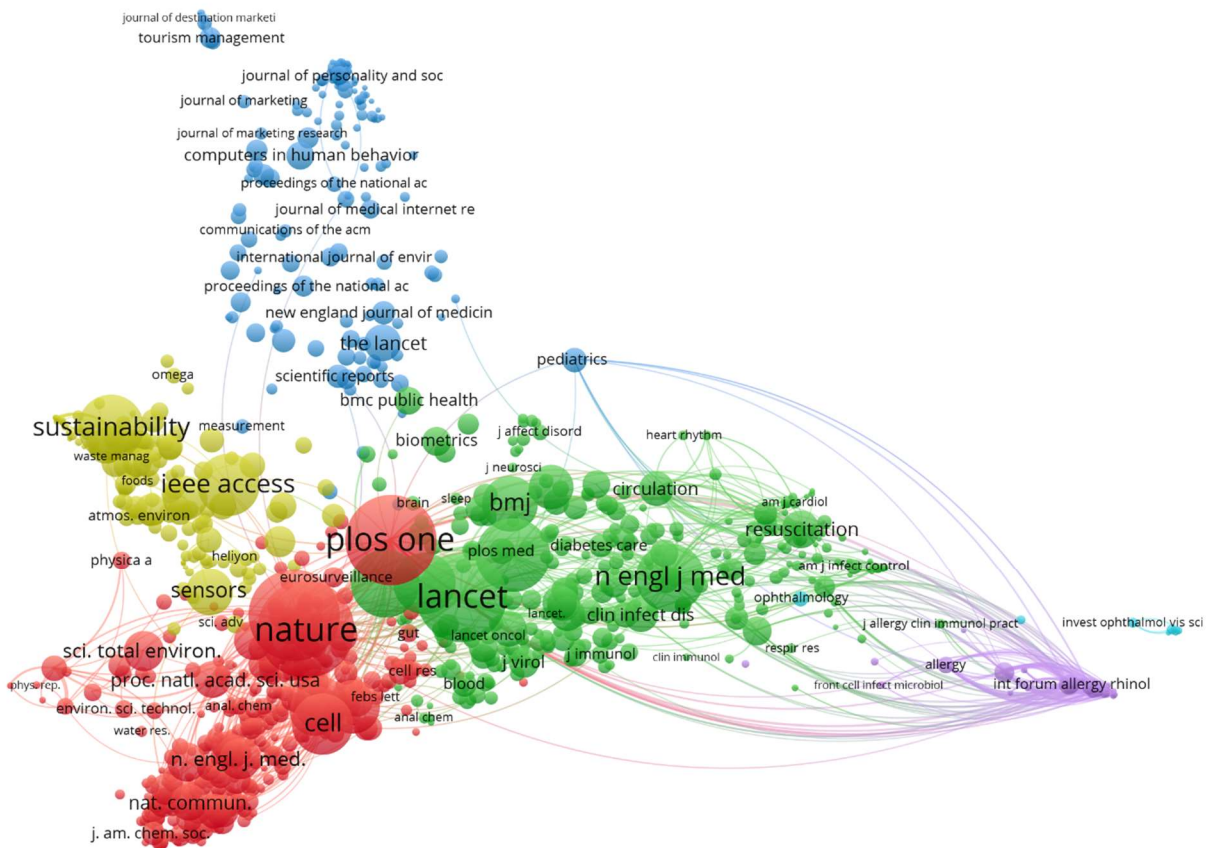


Figura 22. Mapa de co-citación por revista (fuente Scopus).

El grupo amarillo representa las revistas generalistas y multidisciplinares, como *IEEE Access* y *Sustainability*. Éstas suelen hacer referencia a publicaciones sobre temas relacionados con las aplicaciones de la IA a la COVID-19 dentro de la gestión en el ámbito social, aunque también se pueden encontrar otros temas en este *cluster*.

El grupo verde incluye las revistas que contienen artículos acerca de aplicaciones de ML y análisis inteligentes centrados en el diagnóstico. Esto incluye a *Lancet* o *Radiology*. El *cluster* rojo representa las revistas médicas especializadas, como *Nature* o *Cell*. Los temas de este grupo están relacionados con el uso del DL en el desarrollo de la vacuna y la reutilización de medicamentos. El *cluster* azul agrupa trabajos que relacionan la COVID-19 con tecnologías emergentes y otros temas, como el turismo, la sociología, la psicología o el *marketing*. Por último, el grupo violeta de la Figura 22 reúne a las revistas dedicadas a la alergia, ya que ciertos síntomas de la COVID-19 a lo largo del curso de la enfermedad pueden ser similares (asma, rinitis, erupciones cutáneas, etc.) [125].

Utilizando los datos de WoS, los resultados son similares (Figura 23), exceptuando la ausencia del *cluster* violeta. Por otra parte, el grupo azul (revistas de

sociología) es mucho menor, posiblemente debido a la mayor presencia de este tipo de trabajos en Scopus.

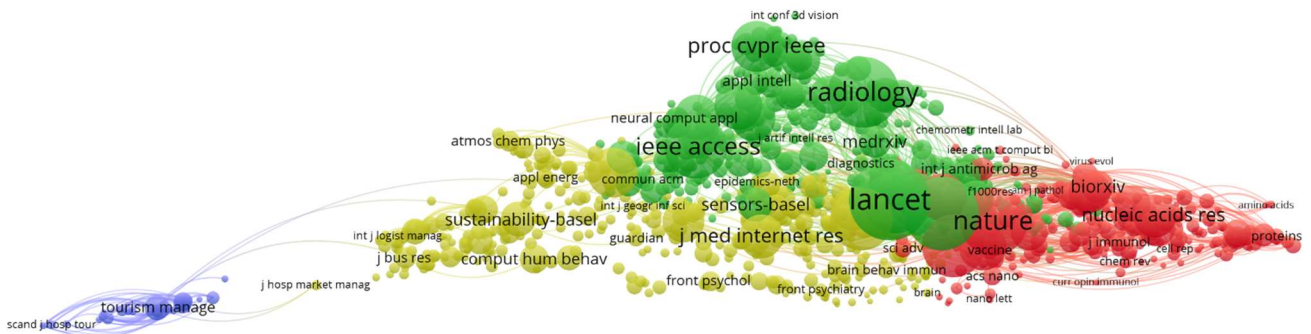


Figura 23. Mapa de co-citación por revista (fuente WoS).

4.5.2. Co-citación por autor

Un análisis de las co-citaciones por autor puede ayudar a comprender las conexiones existentes entre ellos. En este sentido, se asume que los autores que están conectados por co-citaciones pueden tener algún tipo de relación, como la misma disciplina, tema, país o afiliación. De esta manera, las agrupaciones de co-citaciones por autores formaron un mapa con dos grupos distintos (Figura 24), en función de la relación existente con los temas de investigación. El primero (mostrado en rojo) está formado por autores del ámbito de la bioquímica, la genética o la farmacología, habiendo publicado trabajos acerca de las aplicaciones del análisis inteligente de datos a la COVID-19 dentro de estas áreas. La lista de autores está encabezada por Chaolin Huang (Instituto de Virología de Wuhan, Academia China de Ciencias, Wuhan, China). Este autor presenta, a la fecha de realización de este libro, un total de 405 co-citaciones y fue el autor principal de uno de los artículos básicos de referencia sobre la COVID-19, donde describía las características clínicas de los pacientes infectados [126]. De hecho, este conjunto de características ha constituido la base de numerosos algoritmos ML para el diagnóstico de COVID-19 y ha sido citado casi 30.000 veces según Google Scholar [127].

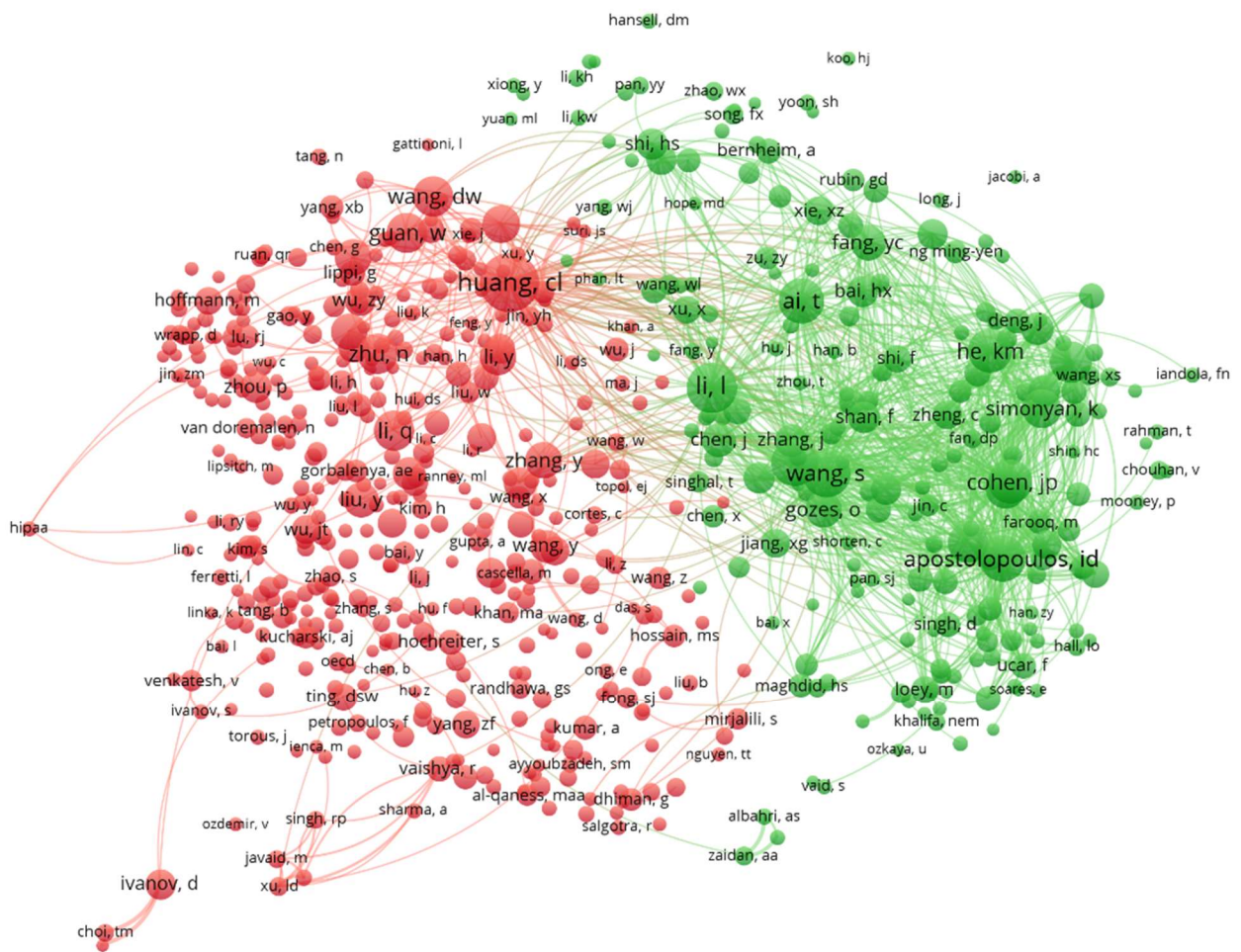


Figura 24. Mapa de co-citación por autor (fuente WoS).

El segundo grupo (en verde) está formado por autores centrados en las aplicaciones de la IA al diagnóstico de la COVID-19, principalmente aplicando el DL al reconocimiento de imágenes pulmonares para comprobar el curso de la enfermedad. En esta área, encontramos al autor Ioannis D. Apostolopoulos (Universidad de Patras, Departamento de Física Médica, Grecia), que aplicó una CNN a imágenes de rayos X para realizar un diagnóstico automático. El artículo en el que explicó esta investigación fue muy citado [128], recibiendo un total de 251 co-citaciones.

Otros autores co-citados en este segundo grupo, con un alto número de co-citas, incluyen a Shuai Wang (Departamento de Oncología de Radiación Molecular, Universidad Médica de Tianjin, China), que aplicó DL a las imágenes de TAC para detectar la COVID-19 en los pulmones [129], y Lin Li, (Departamento de Radiología, Hospital Popular de Wuhan Huangpi, Wuhan, China), con un artículo altamente citado

en el que se aplicó la IA a una gran base de datos de imágenes de TAC de tórax para identificar la COVID-19 [130].

En cuanto a este segundo *cluster*, si tenemos en cuenta que algunos temas se citan con más frecuencia que otros, podemos concluir que la aplicación de potentes herramientas de IA al diagnóstico de COVID-19 domina este grupo.

5. Conclusiones

Desde el estallido de la pandemia de COVID-19, se han hecho grandes esfuerzos para minimizar sus efectos, por lo que la búsqueda de tratamientos eficaces, vacunas y mecanismos de gestión social se ha intensificado en todo el mundo. En este sentido, la IA y otras tecnologías emergentes han desempeñado sin duda un papel muy importante, ofreciendo nuevas perspectivas y estrategias a los investigadores.

Este hecho ha propiciado que la producción científica al respecto haya experimentado un crecimiento explosivo en términos de nuevos datos, enfoques y resultados, por lo que resulta difícil de gestionar. De hecho, tal y como se indica en este libro, la publicación de artículos relacionados con la COVID-19 y las tecnologías de IA sigue aumentando: la producción total en lo que va de 2021 ya representa el doble de toda la producción de 2020. A este respecto, como resultado del análisis llevado a cabo en el presente trabajo a través del *software* VOSviewer, podemos afirmar que los países con mayor producción en este sentido son Estados Unidos, China e India. Además, resulta llamativo que, en la lista de los 10 países con mayor volumen de producción científica relacionada con el tema de la COVID-19 y la IA, casi todos son países con un alto nivel de recursos, lo que demuestra la necesidad de financiación y apoyo económico a la investigación. Por otro lado, se ha demostrado que existe un elevado índice de colaboración entre países en un mundo cada vez más globalizado. En este sentido, al margen de las intensas colaboraciones entre EE.UU. y China, ha habido una gran cooperación entre países vecinos. Esto indica

que la cercanía geográfica y las afinidades culturales pueden llevar a una mayor colaboración entre países de un mismo continente. En cualquier caso, la pandemia de COVID-19 ha incrementado el uso del teletrabajo, por lo que habrá que ver si la colaboración a distancia cambiará esta valoración a lo largo de los próximos años.

En el análisis por temas llevado a cabo en este libro, dentro de la producción científica relacionada con la aplicación de las tecnologías disruptivas a la lucha contra la COVID-19, se han identificado una serie de *topics* predominantes: tecnología aplicada a las adaptaciones de los diferentes sectores de actividad de la sociedad a la pandemia, IA aplicada a las políticas públicas de gestión de la COVID-19 a gran escala, análisis de datos aplicados a las cuestiones psicosociales y a la pandemia de la COVID-19, reutilización de medicamentos y desarrollo de vacunas, diagnóstico y pruebas asistidas por IA y tecnologías aplicadas a analizar la progresión de la enfermedad. A este respecto, se ha podido observar cómo, en función de la fecha de publicación de los diferentes artículos, los dos últimos temas se encuentran, actualmente, con un desarrollo más intenso. Sin embargo, cabe señalar que las publicaciones incluidas en estos dos *topics* fueron a veces difíciles de clasificar, por lo que se identificaron trabajos "fronterizos" que podrían haber sido considerados en más de un *cluster*.

Por otro lado, toda la producción científica analizada en este libro ha sido publicada en diferentes revistas, siendo éstas, generalmente, de un alto nivel de impacto. De esta manera, algunas revistas lograron un gran número de citas, ya sea por la calidad general de sus artículos o porque un solo trabajo fue citado con mucha frecuencia. También hay que señalar que, aunque muchos artículos relacionados con la aplicación de la IA a la COVID-19 se publicaron en revistas específicas de medicina o informática, otros también se publicaron en revistas multidisciplinares. Además, un gran número de trabajos fueron muy citados gracias al modelo *open access*, que permite el acceso libre a la información.

Finalmente, el análisis de co-citación ha mostrado cómo los artículos de revista que se centran en el mismo tema son generalmente co-citados. Además, se han identificado claramente estos temas: desde las aplicaciones de la IA a la gestión de COVID-19 hasta el diagnóstico y aspectos de medicina/bioquímica. Por otro lado, el análisis de las co-citaciones por autor ha llevado a la misma conclusión: los autores de estudios enmarcados en los campos de la bioquímica y la farmacología tienden a citarse entre sí y, de la misma manera, los autores de artículos sobre aplicaciones más directas del análisis inteligente de datos a la gestión de la pandemia también lo hacen.

El uso de dos fuentes de datos, Scopus y WoS, nos ha ayudado a comparar los resultados obtenidos. Así, se ha observado que las muestras obtenidas para los mismos criterios de búsqueda han sido de tamaños muy diferentes, pero, aun así, se han observado agrupaciones equivalentes. Esto indica que la muestra de WoS, aunque más pequeña, sigue siendo representativa de la investigación en tecnologías emergentes aplicadas a la COVID-19. Sin embargo, cabe señalar que, en algunos casos, puede haber discrepancias debido a las diferentes coberturas de cada base de datos.

En definitiva, en este libro se ha presentado, a través de un análisis cuantitativo basado en minería de textos, un estudio acerca de la investigación que se ha llevado a cabo durante un período de, aproximadamente, un año y medio (2020 y mitad de 2021) en relación con la aplicación del análisis inteligente de datos a las cuestiones derivadas de la pandemia de COVID-19. En futuros trabajos, los autores pretenden continuar el análisis de este interesante tema a través de un enfoque que incluya métodos matemáticos y estadísticos, con el fin de comprender mejor las colaboraciones existentes entre investigadores, la evolución de la producción científica y las tendencias de publicación en este ámbito.

Referencias

1. Ting, D.S.W.; Carin, L.; Dzau, V.; Wong, T.Y. Digital technology and COVID-19. *Nat. Med.* **2020**, *26*, 459–461.
2. Rodríguez-Rodríguez, I.; Zamora-Izquierdo, M.Á.; Rodríguez, J.V. Towards an ICT-based platform for type 1 diabetes mellitus management. *Appl. Sci.* **2018**, *8*, 511.
3. Calton, B.; Abedini, N.; Fratkin, M. Telemedicine in the time of coronavirus. *J. Pain Symptom Manag.* **2020**, *60*, e12–e14.
4. Rodríguez-Rodríguez, I.; Rodríguez, J.V.; Zamora-Izquierdo, M.Á. Variables to be monitored via biomedical sensors for complete type 1 diabetes mellitus management: An extension of the “on-board” concept. *J. Diabetes Res.* **2018**, *2018*, 4826984.
5. Alladi, T.; Chamola, V.; Rodrigues, J.J.; Kozlov, S.A. Blockchain in smart grids: A review on different use cases. *Sensors* **2019**, *19*, 4862.
6. Hernández-Ramos, J.L.; Karopoulos, G.; Geneiatakis, D.; Martin, T.; Kambourakis, G.; Fovino, I.N. Sharing pandemic vaccination certificates through blockchain: Case study and performance evaluation. *arXiv* **2021**, arXiv:2101.04575.
7. Fusco, A.; Dicuonzo, G.; Dell’Atti, V.; Tatullo, M. Blockchain in healthcare: Insights on COVID-19. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2020**, *17*, 7167.
8. Martin, T.; Karopoulos, G.; Hernández-Ramos, J.L.; Kambourakis, G.; Nai Fovino, I. Demystifying COVID-19 digital contact tracing: A survey on frameworks and mobile apps. *Wirel. Commun. Mob. Comput.* **2020**, *2020*, 8851429.

9. Ahmed, N.; Michelin, R.A.; Xue, W.; Ruj, S.; Malaney, R.; Kanhere, S.S.; Jha, S.K. A survey of COVID-19 contact tracing apps. *IEEE Access* **2020**, *8*, 134577–134601.
10. Chamola, V.; Hassija, V.; Gupta, V.; Guizani, M. A comprehensive review of the COVID-19 pandemic and the role of IoT, drones, AI, blockchain, and 5G in managing its impact. *IEEE Access* **2020**, *8*, 90225–90265.
11. Pham, Q.V.; Fang, F.; Ha, V.N.; Piran, M.J.; Le, M.; Le, L.B.; Ding, Z. A survey of multi-access edge computing in 5G and beyond: Fundamentals, technology integration, and state-of-the-art. *IEEE Access* **2020**, *8*, 116974–117017.
12. Siriwardhana, Y.; Gür, G.; Ylianttila, M.; Liyanage, M. The role of 5G for digital healthcare against COVID-19 pandemic: Opportunities and challenges. *ICT Express* **2021**, *7*, 244–252.
13. Latif, S.; Usman, M.; Manzoor, S.; Iqbal, W.; Qadir, J.; Tyson, G.; Crowcroft, J. Leveraging data science to combat covid-19: A comprehensive review. *IEEE Trans. Artif. Intell.* **2020**, *1*, 85–103.
14. Colavizza, G.; Costas, R.; Traag, V.A.; van Eck, N.J.; van Leeuwen, T.; Waltman, L. A scientometric overview of COVID-19. *PLoS ONE* **2021**, *16*, e0244839.
15. Duan, D.; Xia, Q. *Evolution of Scientific Collaboration on COVID-19: A Bibliometric Analysis*; Learned Publishing: Hoboken, NJ, USA, 2021; pp. 429–441.
16. Haghani, M.; Varamini, P. Temporal evolution, most influential studies and sleeping beauties of the coronavirus literature. *Scientometrics* **2021**, *126*, 1–46.
17. Hossain, M.M. Current status of global research on novel coronavirus disease (Covid-19): A bibliometric analysis and knowledge mapping. *F1000Research* **2020**, *9*, 374.
18. Pal, J.K. Visualizing the knowledge outburst in global research on COVID-19. *Scientometrics* **2021**, *126*, 4173–4193.
19. Carlson, R. J. The disruptive nature of personalized medicine technologies: implications for the health care system. *Public Health Genomics* **2009**, *12*(3), 180–184.
20. Utterback, J. M., & Acee, H. J. Disruptive technologies: An expanded view. *International journal of innovation management* **2005**, *9*(01), 1-17.
21. Mintz, Y., & Brodie, R. Introduction to artificial intelligence in medicine. *Minimally Invasive Therapy & Allied Technologies* **2019**, *28*(2), 73-81.
22. Gartner, D., & Padman, R. Machine learning for healthcare behavioural OR: Addressing waiting time perceptions in emergency care. *Journal of the Operational Research Society* **2020**, *71*(7), 1087-1101.

23. Ching, T., Himmelstein, D. S., Beaulieu-Jones, B. K., Kalinin, A. A., Do, B. T., Way, G. P., ... & Greene, C. S. Opportunities and obstacles for deep learning in biology and medicine. *Journal of The Royal Society Interface* **2018**, 15(141), 20170387.
24. Martin-Sanchez, F., & Verspoor, K. Big data in medicine is driving big changes. *Yearbook of medical informatics* **2014**, 23(01), 14-20.
25. Vishnu, S., Ramson, S. J., & Jegan, R. Internet of medical things (IoMT)-An overview. In *2020 5th international conference on devices, circuits and systems (ICDCS)*, **2020** (pp. 101-104). IEEE.
26. Eckert, M., Volmerg, J. S., & Friedrich, C. M. Augmented reality in medicine: systematic and bibliographic review. *JMIR mHealth and uHealth* **2019**, 7(4), e10967.
27. Yetisen, A. K., Martinez-Hurtado, J. L., Ünal, B., Khademhosseini, A., & Butt, H. Wearables in medicine. *Advanced Materials* **2018**, 30(33), 1706910.
28. Elemento, O. The future of precision medicine: Towards a more predictive personalized medicine. *Emerging Topics in Life Sciences* **2020**, 4(2), 175-177.
29. Chellappandi, P.; Vijayakumar, C.S. Bibliometrics, Scientometrics, Webometrics/Cybermetrics, Informetrics and Altmetrics—An Emerging Field in Library and Information Science Research. *Shanlax Int. J. Educ.* **2018**, 7, 5–8.
30. Broadus, R.N. Toward a definition of “bibliometrics”. *Scientometrics* **1987**, 12, 373–379.
31. Thongpapanl, N.T. The changing landscape of technology and innovation management: An updated ranking of journals in the field. *Technovation* **2012**, 32, 257–271.
32. Song, M.; Ding, Y. Topic modeling: Measuring scholarly impact using a topical lens. In *Measuring Scholarly Impact*; Springer: Cham, Switzerland, 2014; pp. 235–257.
33. Podsakoff, P.M.; MacKenzie, S.B.; Podsakoff, N.P.; Bachrach, D.G. Scholarly influence in the field of management: A bibliometric analysis of the determinants of university and author impact in the management literature in the past quarter century. *J. Manag.* **2008**, 34, 641–720.
34. Van Eck, N.J.; Waltman, L. Visualizing bibliometric networks. In *Measuring Scholarly Impact*; Springer: Cham, Switzerland, 2014; pp. 285–320.
35. Van Eck, N.J.; Waltman, L. Software survey: VOSviewer, a computer program for bibliometric mapping. *Scientometrics* **2010**, 84, 523–538.
36. Kessler, M.M. Bibliographic coupling between scientific papers. *Am. Doc.* **1963**, 14, 10–25.

37. Small, H. Co-citation in the scientific literature: A new measure of the relationship between two documents. *J. Am. Soc. Inf. Sci.* **1973**, *24*, 265–269.
38. Traag, V.A.; Waltman, L.; Van Eck, N.J. From Louvain to Leiden: Guaranteeing well-connected communities. *Sci. Rep.* **2019**, *9*, 1–12.
39. Van Eck, N.J.; Waltman, L. VOS: A new method for visualizing similarities between objects. In *Advances in Data Analysis*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2007; pp. 299–306.
40. Yan, E.; Ding, Y.; Jacob, E.K. Overlaying communities and topics: An analysis on publication networks. *Scientometrics* **2012**, *90*, 499–513.
41. Van Eck, N.; Waltman, L.; Noyons, E.; Buter, R. Automatic term identification for bibliometric mapping. *Scientometrics* **2010**, *82*, 581–596.
42. Huang, X., & Lai, W. (2006). Clustering graphs for visualization via node similarities. *Journal of Visual Languages & Computing*, *17*(3), 225-253..
43. Boyack, K.W.; Klavans, R. Co-citation analysis, bibliographic coupling, and direct citation: Which citation approach represents the research front most accurately? *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.* **2010**, *61*, 2389–2404.
44. Waltman, L.; Van Eck, N.J. A new methodology for constructing a publication-level classification system of science. *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.* **2012**, *63*, 2378–2392.
45. Leydesdorff, L.; Bornmann, L. Mapping (USPTO) patent data using overlays to Google Maps. *J. Am. Soc. Inf. Sci. Technol.* **2012**, *63*, 1442–1458.
46. Zhu, J.; Liu, W. A Tale of Two Databases: The Use of Web of Science and Scopus in Academic Papers. *Scientometrics* **2020**, *123*, 321–335.
47. Li, K.; Rollins, J.; Yan, E. Web of Science use in published research and review papers 1997–2017: A selective, dynamic, cross-domain, content-based analysis. *Scientometrics* **2018**, *115*, 1–20.
48. Harzing, A.W.; Alakangas, S. Google Scholar, Scopus and the Web of Science: A longitudinal and cross-disciplinary comparison. *Scientometrics* **2016**, *106*, 787–804.
49. Ahmad, M.; Batcha, M.S. Mapping of Publications Productivity on Journal of Documentation 1989–2018: A Study Based on Clarivate Analytics–Web of Science Database. *Libr. Philos. Pract.* **2019**, 2213.
50. Baas, J.; Schotten, M.; Plume, A.; Côté, G.; Karimi, R. Scopus as a curated, high-quality bibliometric data source for academic research in quantitative science studies. *Quant. Sci. Stud.* **2020**, *1*, 377–386.

51. Valderrama-Zurián, J.C.; Aguilar-Moya, R.; Melero-Fuentes, D.; Aleixandre-Benavent, R. A systematic analysis of duplicate records in Scopus. *J. Informetr.* **2015**, *9*, 570–576.
52. Halevi, G.; Moed, H.; Bar-Ilan, J. Suitability of Google Scholar as a source of scientific information and as a source of data for scientific evaluation—Review of the literature. *J. Informetr.* **2017**, *11*, 823–834.
53. Orduña Malea, E.; Martín-Martín, A.; Delgado-López-Cózar, E. Google Scholar as a source for scholarly evaluation: A bibliographic review of database errors. *Rev. Esp. Doc. Cient.* **2017**, *40*, 1–33.
54. Visser, M.; van Eck, N.J.; Waltman, L. Large-scale comparison of bibliographic data sources: Scopus, Web of Science, Dimensions, Crossref, and Microsoft Academic. *Quant. Sci. Stud.* **2021**, *2*, 20–41.
55. Wouters, P.; Thelwall, M.; Kousha, K.; Waltman, L.; de Rijcke, S.; Rushforth, A.; Wouters, P. The Metric Tide: Literature Review, Supplementary Report I to the Independent Review of the Role of Metrics in Research Assessment and Management; HEFCE: London, UK, 2015.
56. Mongeon, P.; Paul-Hus, A. The journal coverage of Web of Science and Scopus: A comparative analysis. *Scientometrics* **2016**, *106*, 213–228.
57. Aksnes, D.W.; Sivertsen, G. A criteria-based assessment of the coverage of Scopus and Web of Science. *J. Data Inf. Sci.* **2019**, *4*, 1–21.
58. Shnurenko, I.; Murovana, T.; Kushchu, I. *Artificial Intelligence*; UNESCO Institute for Information Technologies: Paris, France, 2020.
59. Vafea, M.T.; Atalla, E.; Georgakas, J.; Shehadeh, F.; Mylona, E.K.; Kalligeros, M.; Mylonakis, E. Emerging technologies for use in the study, diagnosis, and treatment of patients with COVID-19. *Cell. Mol. Bioeng.* **2020**, *13*, 249–257.
60. Qadri, Y.A.; Nauman, A.; Zikria, Y.B.; Vasilakos, A.V.; Kim, S.W. The future of healthcare internet of things: A survey of emerging technologies. *IEEE Commun. Surv. Tutor.* **2020**, *22*, 1121–1167.
61. Bonaccorso, G. Machine Learning Algorithms: Popular Algorithms for Data Science and Machine Learning; Packt Publishing Ltd.: Birmingham, UK, 2018.
62. WorldBank. World Bank Group. Gross Domestic Product 2021. Available: www.worldbank.org/indicator/NY.GDP.MKTP.CD (accessed on 15 June 2021).
63. WorldBank. World Bank Group. Country Income Classifications. Available: <https://datahelpdesk.worldbank.org/knowledgebase/articles/906519-world-bank-country-and-lending-groups/> (accessed on 15 June 2021).
64. Van Eck, N.J.; Waltman, L. Text mining and visualization using VOSviewer. *arXiv* **2011**, arXiv:1109.2058.

65. Gallacher, G.; Hossain, I. Remote work and employment dynamics under COVID-19: Evidence from Canada. *Can. Public Policy* **2020**, *46*, S44–S54.
66. Leonardi, P.M. COVID-19 and the new technologies of organizing: Digital exhaust, digital footprints, and artificial intelligence in the wake of remote work. *J. Manag. Stud.* **2020**, 12648, Epub ahead of print, doi:10.1111/joms.12648.
67. Dannenberg, P.; Fuchs, M.; Riedler, T.; Wiedemann, C. Digital transition by COVID-19 pandemic? The German food online retail. *Tijdschr. Voor Econ. En Soc. Geogr.* **2020**, *111*, 543–560.
68. Håkansson, A. Impact of COVID-19 on online gambling—a general population survey during the pandemic. *Front. Psychol.* **2020**, *11*, 2588.
69. Hoekstra, J.C.; Leeftang, P.S. Marketing in the era of COVID-19. *Ital. J. Mark.* **2020**, *2020*, 249–260.
70. Arechar, A.A.; Rand, D.G. Turking in the time of COVID. *Behav. Res. Methods* **2021**, 1–5, doi:10.3758/s13428-021-01588-4.
71. Raza, K. Artificial intelligence against COVID-19: A meta-analysis of current research. In *Big Data Analytics and Artificial Intelligence Against COVID-19: Innovation Vision and Approach*; Springer: Berlin/Heidelberg, Germany, 2020; pp. 165–176.
72. Wang, M.; Zeng, Q.; Chen, W.; Pan, J.; Wu, H.; Sudlow, C.; Robertson, D. Building the Knowledge Graph for UK Health Data Science. 2021. Available online: <https://era.ed.ac.uk/handle/1842/36684> (accessed on 25 June 2021).
73. Sawyer, J. Wearable Internet of Medical Things Sensor Devices 2020, Artificial Intelligence-driven Smart Healthcare Services, and Personalized Clinical Care in COVID-19 Telemedicine. *Am. J. Med. Res.* **2020**, *7*, 71–77.
74. Rizk-Allah, R.M.; Hassanien, A.E. COVID-19 forecasting based on an improved interior search algorithm and multi-layer feed forward neural network. *arXiv* **2020**, arXiv:2004.05960.
75. Huang, C.J.; Chen, Y.H.; Ma, Y.; Kuo, P.H. Multiple-input deep convolutional neural network model for covid-19 forecasting in china. *MedRxiv* **2020**, medRxiv:2020.03.23.20041608.
76. Gupta, R.; Pal, S.K. Trend Analysis and Forecasting of COVID-19 outbreak in India. *MedRxiv* **2020**, medRxiv:2020.03.26.20044511, doi:10.1101/2020.03.26.20044511.
77. Singh, V.; Poonia, R.C.; Kumar, S.; Dass, P.; Agarwal, P.; Bhatnagar, V.; Raja, L. Prediction of COVID-19 corona virus pandemic based on time series data using Support Vector Machine. *J. Discret. Math. Sci. Cryptogr.* **2020**, *23*, 1583–1597.

78. Rodríguez-Rodríguez, I.; Chatzigiannakis, I.; Rodríguez, J.V.; Maranghi, M.; Gentili, M.; Zamora-Izquierdo, M.Á. Utility of big data in predicting short-term blood glucose levels in type 1 diabetes mellitus through machine learning techniques. *Sensors* **2019**, *19*, 4482.
79. Saba, T.; Abunadi, I.; Shahzad, M.N.; Khan, A.R. Machine learning techniques to detect and forecast the daily total COVID-19 infected and deaths cases under different lockdown types. *Microsc. Res. Tech.* **2021**, *84*, 1462–1474.
80. Wadhwa, P.; Tripathi, A.; Singh, P.; Diwakar, M.; Kumar, N. Predicting the time period of extension of lockdown due to increase in rate of COVID-19 cases in India using machine learning. *Mater. Today Proc.* **2021**, *37*, 2617–2622.
81. Rodríguez-Rodríguez, I.; Rodríguez, J.V.; Pardo-Quiles, D.J.; Heras-González, P.; Chatzigiannakis, I. Modeling and Forecasting Gender-Based Violence through Machine Learning Techniques. *Appl. Sci.* **2020**, *10*, 8244.
82. Zhou, C.; Su, F.; Pei, T.; Zhang, A.; Du, Y.; Luo, B.; Xiao, H. COVID-19: Challenges to GIS with big data. *Geogr. Sustain.* **2020**, *1*, 77–87.
83. Jung, Y.; Agulto, R. A Public Platform for Virtual IoT-Based Monitoring and Tracking of COVID-19. *Electronics* **2021**, *10*, 12.
84. Rodríguez-Rodríguez, I.; Rodríguez, J.V.; Molina-García-Pardo, J.M.; Zamora-Izquierdo, M.Á.; Martínez-Inglés, M.T.M.I.I. A Comparison of Different Models of Glycemia Dynamics for Improved Type 1 Diabetes Mellitus Management with Advanced Intelligent Analysis in an Internet of Things Context. *Appl. Sci.* **2020**, *10*, 4381.
85. Lee, I.K.; Wang, C.C.; Lin, M.C.; Kung, C.T.; Lan, K.C.; Lee, C.T. Effective strategies to prevent coronavirus disease-2019 (COVID-19) outbreak in hospital. *J. Hosp. Infect.* **2020**, *105*, 102.
86. Albahli, S.; Algsham, A.; Aeraj, S.; Alsaeed, M.; Alrashed, M.; Rauf, H.T.; Mohammed, M.A. COVID-19 Public Sentiment Insights: A Text Mining Approach to the Gulf Countries. *Comput. Mater. Contin.* **2021**, *67*, 014265.
87. Choi, H.K.; Lee, S.H. Trends and Effectiveness of ICT Interventions for the Elderly to Reduce Loneliness: A Systematic Review. *Healthcare* **2021**, *9*, 293.
88. Koh, J.X.; Liew, T.M. How loneliness is talked about in social media during COVID-19 pandemic: Text mining of 4,492 Twitter feeds. *J. Psychiatr. Res.* **2020**, in press.
89. Ćosić, K.; Popović, S.; Šarlija, M.; Kesedžić, I.; Jovanovic, T. Artificial intelligence in prediction of mental health disorders induced by the covid-19 pandemic among health care workers. *Croat. Med. J.* **2020**, *61*, 279.

90. WHO. Infodemic Management Infodemiology. 2020. Available online: www.who.int/teams/riskcommunication/infodemic-management (accessed on: 24 June 2021).
91. Paka, W.S.; Bansal, R.; Kaushik, A.; Sengupta, S.; Chakraborty, T. Cross-SEAN: A cross-stitch semi-supervised neural attention model for COVID-19 fake news detection. *Appl. Soft Comput.* **2021**, *107*, 107393.
92. Bullock, J.; Luccioni, A.; Pham, K.H.; Lam, C.S.N.; Luengo-Oroz, M. Mapping the landscape of artificial intelligence applications against COVID-19. *J. Artif. Intell. Res.* **2020**, *69*, 807–845.
93. Wang, C.S.; Lin, P.J.; Cheng, C.L.; Tai, S.H.; Yang, Y.H.K.; Chiang, J.H. Detecting potential adverse drug reactions using a deep neural network model. *J. Med. Internet Res.* **2019**, *21*, e11016.
94. Ho, D. Addressing COVID-19 drug development with artificial intelligence. *Adv. Intell. Syst.* **2020**, *2*, 2000070.
95. Ke, Y.Y.; Peng, T.T.; Yeh, T.K.; Huang, W.Z.; Chang, S.E.; Wu, S.H.; Chen, C.T. Artificial intelligence approach fighting COVID-19 with repurposing drugs. *Biomed. J.* **2020**, *43*, 355–362.
96. Funk, B.; Sadeh-Sharvit, S.; Fitzsimmons-Craft, E.E.; Trockel, M.T.; Monterubio, G.E.; Goel, N.J.; Taylor, C.B. A framework for applying natural language processing in digital health interventions. *J. Med. Internet Res.* **2020**, *22*, e13855.
97. Chen, H.; Engkvist, O.; Wang, Y.; Olivecrona, M.; Blaschke, T. The rise of deep learning in drug discovery. *Drug Discov. Today* **2018**, *23*, 1241–1250.
98. Hughes, J.P.; Rees, S.; Kalindjian, S.B.; Philpott, K.L. Principles of early drug discovery. *Br. J. Pharmacol.* **2011**, *162*, 1239–1249.
99. Andoni, A. Artificial Intelligence Can't Help with the COVID Pandemic. Or Can It? *NODE Health* **2020**. Available online: <https://nodehealth.org/2020/07/08/artificial-intelligence-cant-help-with-the-covid-pandemic-or-can-it/> (accessed on 20 June 2021)
100. Etzioni, O.; Decario, N. AI Can Help Scientists Find a Covid-19 Vaccine. 2020. Available online: www.wired.com/story/opinion-ai-can-help-find-scientists-find-a-covid-19-vaccine/ (accessed on 2 May 2020).
101. Rojas, A. Artificial Intelligence in the COVID-19 era. *Artif. Intell.* **2020**, *27*, 8.
102. Marian, A.J. Current state of vaccine development and targeted therapies for COVID-19: Impact of basic science discoveries. *Cardiovasc. Pathol.* **2020**, *50*, 107278.
103. Mahomed, N.; van Ginneken, B.; Philipsen, R.H.; Melendez, J.; Moore, D.P.; Moodley, H.; Madhi, S.A. Computer-aided diagnosis for World Health

- Organization-defined chest radiograph primary-endpoint pneumonia in children. *Pediatric Radiol.* **2020**, *50*, 482–491.
104. Wang, L.; Lin, Z.Q.; Wong, A. Covid-net: A tailored deep convolutional neural network design for detection of covid-19 cases from chest x-ray images. *Sci. Rep.* **2020**, *10*, 1–12.
105. Maghded, H.S.; Ghafoor, K.Z.; Sadiq, A.S.; Curran, K.; Rawat, D.B.; Rabie, K. A novel AI-enabled framework to diagnose coronavirus COVID-19 using smartphone embedded sensors: Design study. In Proceedings of the 2020 IEEE 21st International Conference on Information Reuse and Integration for Data Science (IRI), Las Vegas, NV, USA, 11–13 August 2020; pp. 180–187.
106. Sun, L.; Song, F.; Shi, N.; Liu, F.; Li, S.; Li, P.; Shi, Y. Combination of four clinical indicators predicts the severe/critical symptom of patients infected COVID-19. *J. Clin. Virol.* **2020**, *128*, 104431.
107. Zhou, F.; Yu, T.; Du, R.; Fan, G.; Liu, Y.; Liu, Z.; Cao, B. Clinical course and risk factors for mortality of adult inpatients with COVID-19 in Wuhan, China: A retrospective cohort study. *Lancet* **2020**, *395*, 1054–1062.
108. Rahmatizadeh, S.; Valizadeh-Haghi, S.; Dabbagh, A. The role of artificial intelligence in management of critical COVID-19 patients. *J. Cell. Mol. Anesth.* **2020**, *5*, 16–22.
109. Shamout, F.E.; Shen, Y.; Wu, N.; Kaku, A.; Park, J.; Makino, T.; Geras, K.J. An artificial intelligence system for predicting the deterioration of COVID-19 patients in the emergency department. *NPJ Digit. Med.* **2021**, *4*, 1–11.
110. Ebrahimian, S.; Homayounieh, F.; Rockenbach, M.A.; Putha, P.; Raj, T.; Dayan, I.; Kalra, M.K. Artificial intelligence matches subjective severity assessment of pneumonia for prediction of patient outcome and need for mechanical ventilation: A cohort study. *Sci. Rep.* **2021**, *11*, 1–10.
111. Agbehadji, I.E.; Awuzie, B.O.; Ngowi, A.B.; Millham, R.C. Review of big data analytics, artificial intelligence and nature-inspired computing models towards accurate detection of COVID-19 pandemic cases and contact tracing. *Int. J. Environ. Res. Public Health* **2020**, *17*, 5330.
112. Khan, R.; Shrivastava, P.; Kapoor, A.; Tiwari, A.; Mittal, A. Social media analysis with AI: Sentiment analysis techniques for the analysis of twitter covid-19 data. *J. Critical Rev.* **2020**, *7*, 2761–2774.
113. Shenoy, V., Mahendra, S., & Vijay, N. (2020). COVID 19 lockdown technology adaption, teaching, learning, students engagement and faculty experience. *Mukt Shabd Journal*, 9(4), 698-702.

114. Zhou, Y.; Wang, F.; Tang, J.; Nussinov, R.; Cheng, F. Artificial intelligence in COVID-19 drug repurposing. *Lancet Digit. Health* **2020**, *2*, e667–e676.
115. Lu, R.; Zhao, X.; Li, J.; Niu, P.; Yang, B.; Wu, H.; Tan, W. Genomic characterisation and epidemiology of 2019 novel coronavirus: Implications for virus origins and receptor binding. *Lancet* **2020**, *395*, 565–574.
116. Ai, T.; Yang, Z.; Hou, H.; Zhan, C.; Chen, C.; Lv, W.; Xia, L. Correlation of chest CT and RT-PCR testing for coronavirus disease 2019 (COVID-19) in China: A report of 1014 cases. *Radiology* **2020**, *296*, E32–E40.
117. Yao, X.; Ye, F.; Zhang, M.; Cui, C.; Huang, B.; Niu, P.; Liu, D. In vitro antiviral activity and projection of optimized dosing design of hydroxychloroquine for the treatment of severe acute respiratory syndrome coronavirus 2 (SARS-CoV-2). *Clin. Infect. Dis.* **2020**, *71*, 732–739.
118. Wang, Y.; Zhang, D.; Du, G.; Du, R.; Zhao, J.; Jin, Y.; Wang, C. Remdesivir in adults with severe COVID-19: A randomised, double-blind, placebo-controlled, multicentre trial. *Lancet* **2020**, *395*, 1569–1578.
119. Anderson, R.M.; Heesterbeek, H.; Klinkenberg, D.; Hollingsworth, T.D. How will country-based mitigation measures influence the course of the COVID-19 epidemic? *Lancet* **2020**, *395*, 931–934.
120. Gordon, D.E.; Jang, G.M.; Bouhaddou, M.; Xu, J.; Obernier, K.; White, K.M.; Krogan, N.J. A SARS-CoV-2 protein interaction map reveals targets for drug repurposing. *Nature* **2020**, *583*, 459–468.
121. Ziegler, C.G.; Allon, S.J.; Nyquist, S.K.; Mbano, I.M.; Miao, V.N.; Tzouanas, C.N.; Zhang, K. SARS-CoV-2 receptor ACE2 is an interferon-stimulated gene in human airway epithelial cells and is detected in specific cell subsets across tissues. *Cell* **2020**, *181*, 1016–1035.
122. Ferretti, L.; Wymant, C.; Kendall, M.; Zhao, L.; Nurtay, A.; Abeler-Dörner, L.; Fraser, C. Quantifying SARS-CoV-2 transmission suggests epidemic control with digital contact tracing. *Science* **2020**, *368*, eabb6936.
123. Wynants, L.; Van Calster, B.; Collins, G.S.; Riley, R.D.; Heinze, G.; Schuit, E.; van Smeden, M. Prediction models for diagnosis and prognosis of covid-19: Systematic review and critical appraisal. *Br. Med. J.* **2020**, *369*, m1328.
124. Liu, S.; Yang, L.; Zhang, C.; Xiang, Y.T.; Liu, Z.; Hu, S.; Zhang, B. Online mental health services in China during the COVID-19 outbreak. *Lancet Psychiatry* **2020**, *7*, e17–e18.
125. Ruano, F.J.; Álvarez, M.L.S.; Haroun-Díaz, E.; de la Torre, M.V.; González, P.L.; Prieto-Moreno, A.; Díez, G.C. Impact of the COVID-19 pandemic in children with allergic asthma. *J. Allergy Clin. Immunol. Pract.* **2020**, *8*, 3172–3174.

126. Huang, C.; Wang, Y.; Li, X.; Ren, L.; Zhao, J.; Hu, Y.; Cao, B. Clinical features of patients infected with 2019 novel coronavirus in Wuhan, China. *Lancet* **2020**, *395*, 497–506.
127. Harzing, A.W.K.; Van der Wal, R. Google Scholar as a new source for citation analysis. *Ethics Sci. Environ. Politics* **2008**, *8*, 61–73.
128. Apostolopoulos, I.D.; Mpesiana, T.A. Covid-19: Automatic detection from x-ray images utilizing transfer learning with convolutional neural networks. *Phys. Eng. Sci. Med.* **2020**, *43*, 635–640.
129. Wang, S.; Kang, B.; Ma, J.; Zeng, X.; Xiao, M.; Guo, J.; Xu, B. A deep learning algorithm using CT images to screen for Corona Virus Disease (COVID-19). *Eur. Radiol.* **2021**, *31*, 6096–6104.
130. Li, L.; Qin, L.; Xu, Z.; Yin, Y.; Wang, X.; Kong, B.; Xia, J. Artificial intelligence distinguishes COVID-19 from community acquired pneumonia on chest CT. *Radiology* **2020**, *296*, E65–E71.