

Capítulo quinto

Agua e inteligencia artificial

Víctor Gómez-Escalonilla, Pedro Martínez-Santos

Resumen

De la mano de la creciente digitalización que experimenta el mundo actual, la inteligencia artificial viene permeando nuestra realidad cotidiana ya desde hace algún tiempo. El ámbito de los recursos hídricos, pese a su general reticencia al cambio, comienza también a asimilar los nuevos paradigmas asociados a la aplicación de técnicas de aprendizaje automático. Este artículo, de carácter introductorio, tiene por objeto dar una visión de conjunto sobre las implicaciones que la inteligencia artificial tiene o puede tener en el futuro en el mundo del agua. Se comienza con un desglose de nociones elementales de inteligencia artificial y aprendizaje automático, a fin de establecer la base sobre la que desarrollar los argumentos posteriores. Acto seguido, se procede a comentar, de forma somera, la importancia del agua como recurso y su carácter de recurso esencial para la sociedad. Se hace hincapié en su carácter transversal y en su natural tendencia a generar problemáticas complejas, lo que, a su vez, justifica el potencial interés en el uso de técnicas de inteligencia artificial. El del texto se centra, por último, en detallar algunas de las principales aportaciones que la inteligencia artificial ha realizado ya al mundo de los recursos hídricos, las dificultades asociadas al

cambio de paradigma que esto supone y los riesgos asociados a la adopción de estas nuevas tecnologías.

Palabras clave

Machine learning, Inteligencia artificial, Algoritmos, Aprendizaje automático.

Water and artificial intelligence

Abstract

Artificial intelligence permeates our daily reality, hand in hand with the increasing digitalization of today's world. The field of water resources, despite its reluctance to change, is now beginning to assimilate the new paradigms associated with machine learning techniques. This introductory article provides an overview of the applications and implications that artificial intelligence has or may have in the future in the field of water resources. It begins with a breakdown of elementary notions of artificial intelligence and machine learning, in order to establish the basis on which to develop subsequent arguments. This is followed by a brief discussion of the importance of water as a resource. Emphasis is placed on its cross-cutting nature and its natural tendency to give rise to complex problems, which, in turn, justifies the potential interest in the use of artificial intelligence techniques. The rest of the text focuses on the main contributions that artificial intelligence has already made in the world of water resources, the difficulties associated with the paradigm shift it implies, the potential impact on water consumption and the risks associated with its adoption.

Keywords

Machine learning, Artificial intelligence, Algorithm, Automated learning.

Introducción

El término «inteligencia artificial» hace referencia a un conjunto de tecnologías de carácter transversal cuyas aplicaciones han comenzado a concitar el interés del gran público en la última década. Hoy en día, no existe una definición universal de inteligencia artificial, en gran parte porque se habla de un campo del conocimiento en plena efervescencia, que evoluciona con extrema rapidez, pero se podría decir que se trata de una disciplina del mundo informático enfocada a la automatización de tareas complejas, como el aprendizaje, el razonamiento o la predicción que, tradicionalmente, se pensaba que solo podía llevar a cabo una inteligencia humana.

Los algoritmos de inteligencia artificial son capaces de procesar grandes conjuntos de datos, encontrar correlaciones complejas entre los mismos y utilizarlas para conseguir un objetivo, que puede ser, por ejemplo, la predicción de un determinado comportamiento. En este sentido, existe un cierto debate acerca de si hay verdaderamente una diferencia entre la inteligencia artificial y la inferencia estadística tradicional. Sin entrar en detalles, se podría argumentar que el aprendizaje automático no es más que una evolución lógica de las técnicas de inferencia estadística, derivada de los avances tecnológicos aparecidos en las últimas décadas. El gran aporte de la inteligencia artificial consiste en el desarrollo de algoritmos con capacidad de aprender de forma autónoma a partir de ejemplos, de manera similar a la forma en que aprendemos los seres humanos. Para comprender mejor lo que esto significa, se considera, a modo de ejemplo, cómo es el proceso natural de aprendizaje: un estudiante de ingeniería comienza por memorizar una fórmula que después usa para resolver una serie de ejercicios concretos. Durante este proceso, su cerebro aprende a ir más allá, a extrapolar la aplicabilidad de la fórmula. Comprende que el principio subyacente permite abordar una miríada de problemáticas prácticas, no solo los ejemplos teóricos en los que se basó para aprender. De manera análoga, los algoritmos informáticos tienen por objeto detectar patrones en conjuntos de datos para después utilizarlos con un propósito práctico. Así funcionan, sin ir más lejos, los algoritmos programados en las páginas web, que analizan el historial de visitas de sus usuarios hasta comprender de qué tipo de productos pueden ser consumidores potenciales y, a partir de ello, generar anuncios personalizados en tiempo real.

En contra de lo que mucha gente cree, la inteligencia artificial no es nueva. De hecho, el término se acuña hace ya casi setenta años, durante una conferencia organizada por el Dartmouth College, en 1956 (Moor, 2006). De la misma forma, algoritmos ampliamente utilizados hoy en día, como los árboles de decisión o las redes neuronales, hunden sus raíces en las décadas de los cincuenta y sesenta del siglo pasado (Rosenblatt, 1958; Belson, 1959; Morgan y Sonquist, 1963), y existen precedentes incluso anteriores en la literatura académica (McCulloch y Pitts, 1943). Se puede, por tanto, concluir que la inteligencia artificial es una disciplina con un más que respetable recorrido histórico a sus espaldas.

Lo que sí es novedoso es la democratización de la informática, entendida como la puesta a disposición del gran público de ordenadores cuya potencia de cálculo hoy se da por sentada, pero que, hasta hace pocas décadas, nadie podía barruntar. También lo es la creciente digitalización de nuestras actividades cotidianas —y su rastreo por parte de terceros—, lo que redundará en la existencia de grandes bases de datos que los algoritmos pueden explotar para mejorar su capacidad predictiva. De la publicidad y la mercadotecnia al armamento y la defensa, que pasa por el mundo financiero, son cada vez más los ejemplos que se encuentran de cómo la adopción en masa de las técnicas de inteligencia artificial repercute de forma directa en nuestras vidas.

El objetivo de las siguientes páginas es poner de manifiesto lo que la inteligencia artificial puede aportar en el ámbito del agua y debatir las posibles implicaciones prácticas que de ello pueden derivarse en un futuro más o menos próximo. Se comenzará por comentar algunos conceptos básicos, tales como la noción de aprendizaje automático, a fin de comprender cómo funcionan, a nivel conceptual, los algoritmos de inteligencia artificial. Después, se hará hincapié en la naturaleza transversal del recurso agua, cuya complejidad constituye un punto de encuentro idóneo con el mundo de la inteligencia artificial. A continuación, se explica por qué el uso de la inteligencia artificial supone un importante cambio de paradigma y las dificultades que esto conlleva para su adopción, poniendo, además, algunos ejemplos de aplicaciones reales de la inteligencia artificial en el ámbito de los recursos hídricos. Finalmente, se comentarán algunos de los principales riesgos asociados a la inteligencia artificial, lo que incluye su consumo hídrico, su posible vulnerabilidad ante amenazas de tipo malicioso, como el ciberterrorismo, y diversas problemáticas de tipo ético sobre las que aún no existe un consenso claro.

1 Conceptos básicos de inteligencia artificial

El advenimiento de la inteligencia artificial ha dado entrada en el vocabulario cotidiano a numerosos neologismos. Las confusiones terminológicas resultan frecuentes y, a menudo, se derivan de un uso poco riguroso por parte de quien las divulga. Así, son múltiples los términos relativos al campo de la inteligencia artificial que se escucha de forma habitual en los medios y que representan conceptos distintos, aunque, a menudo, altamente complementarios. Entre ellos se podrían citar *ciencia de datos*, *minería de datos*, *inteligencia generativa* o *aprendizaje automático*, así como palabras y acrónimos importados directamente del inglés, como *IA*, *ChatGPT*, *data mining*, *big data*, *machine learning*, *deep fake* o *deep learning*.

1.1 Aprendizaje automático

Tal vez, el concepto más relevante para el propósito de este artículo es el de aprendizaje automático. El aprendizaje automático, o *machine learning*, es la rama de la inteligencia artificial cuyo objeto consiste en programar los ordenadores para que aprendan a partir de conjuntos de datos e, idealmente, actúen en consecuencia. A grandes rasgos, el aprendizaje automático se divide en dos categorías, a saber, aprendizaje automático supervisado y no supervisado. Ambos se caracterizan por utilizar procedimientos matemáticos —algoritmos— para encontrar asociaciones más o menos complejas entre los distintos tipos de información contenidos en una base de datos. Estas asociaciones o correlaciones tienden a ser más fiables en la medida en que se observan con mayor frecuencia. Por este motivo, y aunque solo sea por una cuestión de mera probabilidad, tiende a ser más fácil encontrar correlaciones fiables cuando se trabaja con conjuntos de datos más voluminosos. Así, no extraña que el mundo del aprendizaje automático guarde una estrecha relación con lo que se ha dado en llamar macrodatos, o *big data* —conjuntos de datos de gran tamaño y complejidad que requieren de aplicaciones informáticas no tradicionales para su correcto procesado y tratamiento—, de la misma manera que las disciplinas en las que estas técnicas han alcanzado un mayor grado de desarrollo e implantación son, precisamente, aquellas a las que les resulta más connatural la generación de grandes volúmenes de información.

En el caso del aprendizaje supervisado, el algoritmo intenta predecir una variable del conjunto de datos en función del resto, para lo que cuenta con una serie de casos resueltos. A llevar esto al ámbito del agua, se podría estar hablando de un registro histórico de variables de tipo meteorológico, como velocidad y dirección de los vientos, temperatura, nubosidad, presiones y precipitación. Si la variable que se quiere predecir —o variable objetivo— es la precipitación, el algoritmo buscará correlaciones entre ella y todas las demás —que se considerarán variables explicativas—, de manera que, conociendo solo estas últimas, el algoritmo llegue a ser capaz de predecir cuánto va a llover.

Por su parte, el aprendizaje no supervisado se caracteriza por la ausencia de una variable objetivo. En otras palabras, los algoritmos no supervisados no tienen por objeto predecir, sino buscar patrones en la estructura interna de la información contenida en la base de datos con la que trabajan. Para seguir con el caso anterior, la aplicación de un algoritmo no supervisado al conjunto de datos no serviría para predecir la lluvia en función del resto de variables, pero sí para identificar, por ejemplo, que en ese conjunto de datos en concreto, la dirección y la velocidad de los vientos están fuertemente correlacionadas entre sí y con la nubosidad, pero solo cuando la temperatura está por debajo de un determinado umbral, y que ninguna de estas variables guarda una correlación apreciable con los fenómenos extremos de precipitación.

A un nivel más avanzado, se podría hablar de variantes híbridas de aprendizaje automático, como el aprendizaje semisupervisado, en el que solo se conoce el valor de la variable objetivo en una parte del conjunto inicial de datos. De la misma manera, existen técnicas de aprendizaje por refuerzo. Se trata de un tipo específico de entrenamiento en el que los algoritmos reciben recompensas o penalizaciones en función de su capacidad de predecir correctamente un resultado. En último término, el comportamiento de dichos algoritmos se evalúa con arreglo a su capacidad de maximizar el valor de una función recompensa.

En términos generales, los algoritmos de aprendizaje supervisado resultan más interesantes para nuestro propósito, de manera que, en lo sucesivo, se hará referencia fundamentalmente a ellos. Los algoritmos de aprendizaje automático supervisado se dividen, a su vez, en dos tipos, clasificación y regresión, en función de la naturaleza de la variable objetivo. Los algoritmos de clasificación aprenden y predicen una variable objetivo de valor discreto o

categorico. Por ejemplo, pueden servir para predecir, en función de otras variables, si un pozo perforado en un punto encontrará agua subterránea o no. Por su parte, los algoritmos de regresión aprenden y predicen una variable objetivo con valores continuos, de manera que podrían servir para pronosticar el caudal que dará un pozo perforado en un sitio concreto.

1.2 Funcionamiento elemental de los algoritmos de aprendizaje supervisado

Dado el carácter introductorio de este artículo, así como la multitud de algoritmos existentes, no tendría sentido pretender ahondar en sus mecanismos de funcionamiento interno. En su lugar, nos limitaremos, a continuación, a proporcionar una descripción genérica de su proceso de aplicación que puede considerarse representativa de la inmensa mayoría de ellos. Para el lector interesado en ampliar conocimientos, bastará citar algunos de los algoritmos más conocidos, como los árboles de decisión, los bosques aleatorios, las máquinas de soporte vector o la regresión logística, y remitirnos a la literatura especializada (Breiman *et al.*, 1984; Breiman, 2001; Pedregosa *et al.*, 2011; Géron, 2017).

La aplicación de un algoritmo supervisado consta de una fase de entrenamiento y de otra de calibración. En la primera, se utiliza una parte del conjunto de datos disponible para entrenar al algoritmo, es decir, para que este establezca correlaciones entre las variables explicativas y la variable objetivo. Durante este proceso, el algoritmo puede «ver» la variable objetivo, de manera que conoce el resultado que debe obtener cuando combina las distintas variables explicativas. El procedimiento permite, además, optimizar los distintos parámetros matemáticos que gobiernan el algoritmo. La parte del conjunto de datos que no se utilizó para el entrenamiento interviene en la fase de calibración, que es cuando se comprueba si el algoritmo, en efecto, es capaz de generalizar, es decir, si es capaz de predecir la variable objetivo cuando no conoce el resultado de antemano.

La capacidad del algoritmo de predecir la variable objetivo puede evaluarse mediante distintas métricas, siendo la más simple la precisión, que se define como la tasa de aciertos en relación con el número total de intentos de predicción. En la práctica, un algoritmo incapaz de hallar correlaciones en la fase de entrenamiento se comportará de forma pobre durante la fase de calibración. Esto es lo que se conoce como subajuste o *underfitting* e implica

que los procedimientos matemáticos que gobiernan el algoritmo tienen dificultades para interpretar los datos de partida. Los motivos pueden ser muy variados. Por ejemplo, el conjunto de datos puede ser demasiado pequeño o carecer de una estructura de interdependencia entre las distintas variables. También puede darse el caso de que un algoritmo tenga una precisión muy elevada en la fase de entrenamiento y muy baja en la fase de calibración. Se habla, entonces, de sobreajuste u *overfitting*. En este caso, se podría decir que el algoritmo se asemeja a un alumno que se aprende los ejercicios de memoria y es capaz de reproducirlos en condiciones de examen siempre y cuando estos sean siempre los mismos, pero que, al no entender los principios subyacentes, tenderá a equivocarse cuando el profesor cambie los números del enunciado.

Como ya se ha dicho, cada algoritmo funciona de manera distinta. Tal vez, el ejemplo más sencillo para explicar cómo procede un algoritmo a nivel interno es el del árbol de decisión. Esto sirve para estructurar la información contenida en una base de datos, a fin de identificar cómo la combinación de las distintas variables explicativas permite predecir una determinada variable objetivo. El nombre de árbol de decisión viene porque la información se estructura como las ramas de un árbol: en función de una posible elección, surgen determinadas posibilidades o ramas que, a su vez, se ramifican en nuevas posibilidades. Cada rama viene a representar el efecto de una variable explicativa, mientras que el valor al final de cada ramificación —las hojas— es el valor de la variable objetivo resultado de una determinada combinación de variables explicativas.

Para comprenderlo mejor, hay que pensar en una base de datos cuyo objetivo sea predecir lo que una persona va a comer hoy con base a su historial pasado. La base de datos disponible contiene información sobre lo que ha comido cada día de los últimos seis meses. Dicha información se estructura en varias columnas que pueden ser, por ejemplo, el día de la semana, con quién comió, dónde lo hizo y, por supuesto, la variable objetivo, es decir, lo que comió. Un árbol de decisión utiliza procedimientos matemáticos para encontrar la manera óptima de estructurar estos datos, de manera que, al saber el día que es, con quién y dónde va a comer esa persona, se pueda predecir de antemano lo que va a comer hoy. Hay que suponer que el árbol identifica que la variable más importante —el primer nodo de ramificación— es si la persona come sola o acompañada. Cada una de estas dos opciones es

una rama. La primera rama dice que, si come sola, independientemente del resto de variables, los datos demuestran que siempre comerá comida que se ha traído de casa, de manera que ya seríamos capaces de predecir su comportamiento. Cuando, por el contrario, come acompañada, se tomará la segunda rama. Esta se bifurca, a su vez, en un nuevo nodo de decisión, que se corresponde con la segunda variable más importante: el día de la semana. Los datos dicen que los lunes y los miércoles come sola, los martes come con su hermana, los jueves con un compañero de trabajo y los viernes, con su madre. Cada una de estas cuatro alternativas se bifurca, a su vez, en la tercera variable más importante, que es el sitio donde come. En función de con quién ha quedado, tendrá una serie de sitios favoritos. El lugar constituirá la última variable: la lógica es que en cada sitio hay una carta distinta, con una serie de platos determinados y que la persona en cuestión tenderá a elegir siempre sus preferidos. Una vez se tiene el árbol completo, con saber que hoy es martes, que come con su hermana y que van a un determinado restaurante italiano, se sabrá que existe una elevada probabilidad de que coma pasta.

Por analogía, resulta sencillo entender cómo una estructura de estas características puede llevar a predecir el consumo de agua de un hogar en función de variables explicativas tales como su número de miembros, la época del año y si tiene piscina o no.

2 El agua: un recurso poliédrico y transversal

El agua es un recurso necesario para todos los seres humanos, tanto por lo que respecta a la hidratación y a la higiene como a la salud, la producción de alimentos, la actividad económica, el ocio o la conservación del medio ambiente. Tanto es así, que el nivel de acceso al agua potable refleja el nivel de desarrollo de cualquier sociedad humana y constituye uno de los principales indicadores socioeconómicos que distinguen a los países industrializados de los de media y baja renta. Es bien conocido, por ejemplo, que existe una elevada correlación entre el índice de escolarización infantil y disponibilidad de agua potable (Ortiz-Correa *et al.*, 2016). Asimismo, el agua es un recurso estratégico de primera magnitud, no solo por el papel fundamental que juega dentro del nexo agua-energía-alimentación, sino también por su implicación, de una manera u otra, en la práctica totalidad de las actividades económicas. Es por todo ello por lo que las Naciones Unidas definen el acceso al agua como un derecho humano fun-

damental, así como un requisito indispensable para garantizar otros muchos derechos humanos (ONU, 2002; 2010).

Como no podía ser de otra manera, la relación del ser humano con el recurso hídrico se remonta a los albores de la raza humana. No en vano, las cuatro primeras grandes civilizaciones de la Antigüedad, —la egipcia, establecida en torno al cauce del Nilo; la mesopotámica, entre los ríos Tigris y Éufrates; la hindú, en torno al Indo; y la china, en torno al Amarillo—, son conocidas en los libros de historia bajo la denominación común de «civilizaciones hidráulicas». Incluso hoy, los ríos constituyen elementos vertebradores del territorio. No hay más que pensar en el Nilo, a lo largo de cuyo cauce se establece la práctica totalidad de la población de Egipto, uno de los quince países más poblados del mundo; o numerosos ríos de América Latina, incluido el Amazonas, que constituyen una vía de transporte y comunicación principal en el día a día de las comunidades ribereñas.

Sin embargo, la gestión del agua sigue representando un importante desafío en muchos lugares del planeta. El creciente patrón de industrialización, urbanización y migraciones, unido al incremento de la población global, redundan en una presión cada vez mayor sobre los recursos hídricos. La escasez, la contaminación, los usos ineficientes, los intereses espurios y los conflictos derivados de la competición entre usuarios, son susceptibles de poner en peligro las garantías de suministro para los seres humanos y la conservación de los ecosistemas y constituyen un quebradero de cabeza permanente para usuarios, administraciones, empresas de abastecimiento y grupos de conservación de la naturaleza, cuando no también para organismos supranacionales.

Al hilo de esto último, no se puede dejar de mencionar en este breve resumen las implicaciones geoestratégicas del recurso hídrico. En efecto, el gran público ignora, en términos generales, que el acceso al agua constituye uno de los ejes centrales de conflictos tan arraigados como el palestino-israelí y que fue causa principal de una guerra entre Siria e Israel en los años sesenta del siglo pasado. Si bien el número de conflictos armados recientes vinculados con el agua es, por fortuna, limitado (Wolf, 1998), no menos cierto es que el contexto de escasez que experimentan muchas regiones del planeta supone un caldo de cultivo susceptible de alimentar conflictos en el futuro (Makengo *et al.*, 2021). Se refiere a la creciente retórica de confrontación a cuenta de ríos compartidos entre países como Etiopía, Sudán y Egipto, o India y Pakistán, así como a los recurrentes problemas de vecindad

entre China y el conjunto de países que componen la cuenca baja del Mekong por cuestiones como la construcción de embalses de cabecera, la contaminación de los ríos o la sobrepesca, por citar algunos ejemplos.

Muchas de las principales catástrofes ambientales acaecidas en el último siglo han tenido por receptores principales a los ecosistemas acuáticos. En la mente de todos, permanecen las imágenes del vertido incontrolado al mar de residuos radiactivos de la central nuclear de Fukushima, en 2011; la lenta agonía del mar Aral y las comunidades humanas que vivían de él, a lo largo de la segunda mitad del siglo xx; o la contaminación por hidrocarburos del delta del Níger, ocurrida a lo largo de las últimas décadas. En nuestro país hemos sido testigos de ejemplos a menor escala, pero, aun así, relevantes: esto se refiere al vertido del *Prestige*, a la desecación del Parque Nacional de Las Tablas de Daimiel, vinculada a la explotación intensiva del acuífero de la Mancha Occidental, o, más recientemente, a las problemáticas ambientales del mar Menor y los humedales de Doñana.

De lo anterior se desprende que, si bien existe una tradición más o menos sólida de manejo de los recursos hídricos en la práctica totalidad del planeta, no menos cierto es que hay un amplio margen de mejora en muchos aspectos relacionados con la protección ambiental y la gestión del agua. Asimismo, resulta inevitable concluir que el adecuado uso del recurso hídrico es un desafío poliédrico, que debe acometerse siempre desde una perspectiva multidisciplinar, teniendo en cuenta factores no solo hidrológicos, sino también sociales, económicos, políticos, ambientales, éticos y culturales.

La inteligencia artificial es, por su propia naturaleza, una tecnología capaz de lidiar con realidades complejas. Tal vez esto último es lo que lleva a algunos a pensar en la inteligencia artificial como un mecanismo capaz de alcanzar los complicados equilibrios que a menudo dificultan la gestión del agua y abordar desde una perspectiva distinta problemas arraigados a los que las prácticas tradicionales no han sido capaces de dar solución.

3 Agua e inteligencia artificial

3.1 El complejo cambio de paradigma

En comparación con sectores como la publicidad, los seguros o las finanzas, el mundo del agua tiene un largo camino por recorrer en lo que respecta a la utilización de técnicas de inteligencia

artificial. Esto no sorprende en absoluto si se tiene en cuenta que el sector del agua es un sector de naturaleza eminentemente conservadora, fuertemente regulado y caracterizado por importantes inercias, así como por la lenta adopción de nuevos paradigmas y tecnologías. De la misma manera, los largos tiempos de planificación y ejecución de los proyectos hidráulicos, y sus elevados costes, distan mucho de entroncar de manera natural con las metodologías experimentales. Algo parecido puede decirse de las implicaciones políticas y de salud pública de la gestión del recurso, y de la naturaleza estratégica y sensible de su operación.

En el campo del agua, existe una multitud de aplicaciones, modelos y estructuras de toma de decisiones bien asentadas e informadas, tanto por la experiencia práctica como por el conocimiento de los procesos físicos, químicos, geológicos y biológicos que intervienen en el ciclo hidrológico. Desde ese punto de vista, puede decirse que la inteligencia artificial, aunque puede representar un valor añadido, no se percibe como una evolución necesaria dentro del sector. Para comprender mejor esta apreciación, se puede partir de una analogía conceptual entre la inteligencia natural y la inteligencia artificial. Tal vez, la principal diferencia entre ambas es el mecanismo por el que se llevan a cabo los razonamientos que dan lugar a una determinada acción o respuesta. Nuestro cerebro utiliza millones de neuronas para procesar la información que recibe —un estímulo— y la coteja con su experiencia previa para producir una reacción. En el caso de los algoritmos de inteligencia artificial, el estímulo es un conjunto de datos, mientras que las neuronas son los procedimientos matemáticos para la búsqueda de correlaciones entre dichos datos que, a su vez, permiten generar una respuesta, equivalente a nuestra reacción. Al igual que solo se comprende el comportamiento del cerebro a grandes rasgos, solo se puede comprender la complejidad con la que interactúan los procesos matemáticos sobre un determinado conjunto de datos a nivel de principios. En otras palabras, la mayoría de los algoritmos de inteligencia artificial funcionan como una caja negra: se conocen los datos de entrada y se sabe que el algoritmo es capaz de darnos una predicción correcta sobre los mismos, pero, en la mayoría de los casos, no se sabe con exactitud por qué. Esto, en cierto modo, representa un cambio radical con respecto a los paradigmas vigentes durante más de un siglo. En efecto, como ya se ha comentado, los procesos naturales que gobiernan el ciclo hidrológico son bien conocidos: pese a su complejidad, el ser humano comprende los mecanismos de generación de precipitación, escorrentía o evapotranspiración, y

es capaz de predecirlos con cierta exactitud mediante modelos numéricos. El hecho de que los algoritmos de inteligencia artificial tiendan a reemplazar estos procesos físicos elementales con correlaciones matemáticas no necesariamente evidentes detrae de su potencial adopción en la práctica, puesto que choca con la mentalidad de muchos profesionales. Desde este punto de vista, la combinación de ambas perspectivas es, posiblemente, la vía más prometedora para su adopción. En todo caso, cabe esperar que esta última sea tutelada en el futuro por los profesionales del mundo del agua, al contrario de lo que ocurre en otros campos, en los que son los profesionales de la ciencia de datos quienes introducen nuevas tecnologías que, a su vez, propagan importantes turbulencias sobre la actividad de profesionales establecidos desde hace muchos años. Se habla, por ejemplo, del ámbito del arte y el diseño gráfico.

Una barrera importante es la ausencia de una masa crítica de capital humano formado. En efecto, el grueso de los trabajadores en empresas y organismos relacionados con el agua carece, hoy en día, de nociones específicas de inteligencia artificial. Si bien podría argumentarse que esta no es estrictamente necesaria —un usuario de Internet no tiene por qué tener conocimientos de programación—, no menos cierto es que un técnico especializado que se relacione con los resultados de los algoritmos en su día a día debería tener conocimiento suficiente sobre los mismos como para saber qué eventualidades podrían descarrilar su comportamiento, al objeto de prevenirlas y, llegado el caso, solventarlas. Desde esta perspectiva, el cambio de paradigma requeriría primero un cambio de mentalidad a nivel de los altos cuadros de las empresas y organismos de gestión del agua, pues estos deberían ser los primeros en concienciarse sobre la necesidad de contar no solo con herramientas basadas en el aprendizaje automático, sino también con personal capaz de manejarlas de forma eficaz. Tanto el sector privado como el mundo académico pueden jugar un papel decisivo en todo ello mediante programas específicos de investigación y desarrollo enfocados a diseñar herramientas innovadoras que den respuesta a necesidades concretas. Se citarán algunos ejemplos bajo el epígrafe siguiente.

Otro obstáculo importante para la aplicación de tecnologías de inteligencia artificial en el mundo del agua es que la frecuente ausencia de grandes conjuntos de datos hidrológicos con los que trabajar a escalas locales, e incluso regionales. Como consecuencia, suele resultar difícil disponer de información suficiente para

el entrenamiento de los algoritmos, lo que, a su vez, coarta las posibilidades de desarrollar herramientas y probar su eficacia a nivel industrial.

Por último, podría argumentarse que los aportes que las técnicas de inteligencia artificial son susceptibles de hacer en el ámbito de la gestión del agua son, en términos generales, menos evidentes que en otros campos. Esto no quiere decir, sin embargo, que los avances hasta la fecha hayan sido insignificantes: sería más justo decir que el mundo académico ha liderado el camino, con una perspectiva casi siempre exploratoria de las potencialidades de la inteligencia artificial, mientras que la industria y las administraciones públicas se han mantenido a la expectativa. Cabe resaltar, sin embargo, que ir por detrás de otros ámbitos no necesariamente constituye una desventaja, más bien lo contrario, pues permite aprender de sus aciertos y errores.

Aun así, y por citar un alentador ejemplo español, hace ya algunos años que la empresa pública de abastecimiento de aguas de Madrid, el Canal de Isabel II, junto con la Fundación Canal, llevó a cabo una detallada investigación sobre posibles aplicaciones de la inteligencia artificial en el sector del agua (CYII-FC, 2020). Esta iniciativa documenta un total de 42 ejemplos concretos en distintos países europeos y no europeos, que incluyen, entre otros, el diseño de redes de tuberías, la predicción de averías en sistemas de suministro, la delimitación de zonas con presencia de algas mediante teledetección, el desarrollo de sistemas inteligentes de riego, la predicción de inundaciones y del clima, la modelización de fenómenos extremos o la monitorización de presas con vistas a mejorar su mantenimiento. Aproximadamente un tercio de las aplicaciones identificadas estaban aún en fase de investigación en el momento de elaboración del informe, mientras que otro tercio estaba en fase piloto y la proporción restante en fase de explotación comercial. Alrededor del 60 % de las experiencias se concentraban en países anglosajones —Estados Unidos, Canadá, Australia y Reino Unido—, con un 20 % adicional en países de Europa.

No extraña esto último si se tiene en cuenta que, al igual que la mayoría de las grandes soluciones innovadoras de nuestro tiempo, la inteligencia artificial tiende a encontrar acomodo preferente en las sociedades industrializadas, donde se establecen los principales centros de desarrollo tecnológico. Sin embargo, no menos cierto es que también se han documentado ya múltiples aplicaciones directas a problemáticas propias de países de media

y baja renta. En los últimos años, los autores de este artículo han tenido ocasión de colaborar en una iniciativa auspiciada por la agencia de cooperación suiza y el Gobierno de la República del Chad. Dicha iniciativa, concluida con éxito, estaba relacionada con el desarrollo de cartografía de aguas subterráneas a escala regional partir de técnicas de aprendizaje automático. En ese caso, el propósito era identificar, a partir de algoritmos matemáticos, cartografía preexistente e imágenes de satélite, los principales marcadores que permiten predecir la presencia de aguas subterráneas en zonas áridas, al objeto de mejorar el suministro de aguas de la región de Abéché, al este del país (Gómez-Escalonilla *et al.*, 2022). En la actualidad se trabaja en un proyecto auspiciado por Unicef en el sur de Madagascar. Su objeto principal es identificar qué pozos comunitarios entre los que abastecen actualmente zonas rurales admitirían la instalación de bombas alimentadas con energía solar, a fin de aumentar su caudal de explotación y mejorar su eficiencia energética (Asplund *et al.*, 2024).

3.2 Aplicaciones reales de la inteligencia artificial en el ámbito de los recursos hídricos

Como se decía anteriormente, y a pesar de las dificultades, lo cierto es que, hoy en día, existen muchos ejemplos concretos de aplicaciones de la inteligencia artificial que han encontrado acomodo en el mundo de los recursos hídricos. Se dedicará este epígrafe a citar algunos de ellos. En términos generales, se pueden distinguir tres niveles de aplicación, a saber, la gestión del agua a escala de cuenca, la gestión de la red —es decir, la acumulación, tratamiento y distribución del recurso, incluido todo lo relativo a los procesos de depuración y vertido—, y las aplicaciones a nivel usuario.

Cuando se habla de escala de cuenca, se refiere a todo aquello que tiene que ver con mejorar el conocimiento y la gestión del ciclo hidrológico a nivel regional, lo que, a menudo, puede concretarse a partir del concepto geográfico de cuenca hidrográfica. En el contexto español, esto sitúa al nivel de la planificación y gestión hidrológica, que es el plano en el que se mueven, sobre todo, las confederaciones hidrográficas. A este nivel, las aplicaciones de inteligencia artificial se han mostrado útiles como herramientas para procesar imágenes de satélite y evaluar cambios en la disponibilidad de recursos hídricos, así como para eva-

luar el estado de conservación de los ecosistemas, tanto a corto como a largo plazo. De la misma manera, el uso de algoritmos de clasificación supervisada permite mejorar las estimaciones de consumo hídrico en el ámbito de la agricultura, principal usuario del recurso a nivel mundial. Esto, a su vez, permite mejorar la gestión de problemáticas relacionadas, por ejemplo, con la sobreexplotación de acuíferos. En España puede citarse como ejemplo del uso de metodologías de clasificación supervisada para identificar cultivos a partir de imágenes de satélite y estimar las extracciones de agua en el acuífero de la Mancha Oriental (Castaño et al 2012).

Dentro de las aplicaciones a escala de cuenca, encontramos también el desarrollo de sistemas de alerta temprana para la prevención de riesgos asociados al agua, tales como sequías e inundaciones, así como la gestión de la calidad del agua en ecosistemas acuáticos y sus problemáticas de contaminación.

A nivel de gestión de la red, la inteligencia artificial se ha utilizado con éxito como elemento de optimización de la operatividad de infraestructuras tecnológicas, tanto en lo que respecta al tratamiento de aguas como a su depuración (Alam et al 2022, Toryla et al 2023). También se ha utilizado en la recogida e interpretación de datos, con vistas a mejorar la eficacia global del funcionamiento de las infraestructuras de suministro de agua, así como para la gestión de pérdidas de agua en la red, la localización de averías y puntos necesitados de mantenimiento. Asimismo, existen ejemplos de aplicaciones de inteligencia artificial para el desarrollo de sistemas de alerta temprana sobre la calidad del agua en la red, la optimización de las presiones dentro de la misma o la aplicación de tecnologías basadas en el principio de los gemelos digitales.

Por último, a nivel de usuario podemos citar un buen número de tecnologías ya disponibles a escala doméstica. Hablamos, por ejemplo de contadores, inodoros y aspersores inteligentes. Algunas de estas tecnologías son también aplicables en el sector productivo. Sirvan como ejemplo los sistemas inteligentes de asesoramiento a regantes, que suelen combinar imaginería de satélite o dron con datos evapotranspirativos y de humedad en el suelo para optimizar los costes asociados con el riego, y, con ellos, el propio consumo hídrico.

A los ejemplos anteriores se añaden las aplicaciones desarrolladas dentro del ámbito de la investigación. Como ocurre con

muchas de las metodologías y herramientas de tipo exploratorio que se elaboran a este nivel, cabe esperar que encuentren acomodo en el sector productivo en la medida en que sean capaces de dar respuesta a problemáticas reales y se diseñen adecuadamente mecanismos de transferencia tecnológica. Entre ellas podemos citar la predicción de la evolución del potencial hidráulico en aguas subterráneas, la simulación del comportamiento de embalses, la predicción de avenidas o el estudio de la vulnerabilidad de acuíferos a la contaminación, entre otras muchas (Tang et al 2023, Raisa et al 2024, Himanshu et al 2024, Singh et al 2024).

4 Riesgos asociados a la inteligencia artificial

4.1 Incremento de consumo hídrico

Ya se ha visto que la inteligencia artificial puede utilizarse como herramienta para mejorar la gestión de los recursos hídricos en multitud de circunstancias. No obstante, el mero hecho de hacer uso de ella conlleva una serie de implicaciones ambientales que resultan cada vez más difíciles de soslayar. Hace ya algunos años, se puso de manifiesto que los grandes centros de procesamiento de datos generan una importante huella de carbono (Dhar, 2020; Henderson *et al.*, 2020). En tiempos más recientes, se ha comenzado a hablar también de su huella hídrica (George *et al.*, 2023), hasta el punto de que basta una simple búsqueda en Internet para encontrar referencias a esta cuestión en medios de comunicación de renombre (Guerrini, 2023) y en portales asociados a organismos supranacionales, como la OCDE (Ren, 2023).

Los citados centros de datos, a los que a menudo se hace referencia en el habla coloquial como *data centers* o servidores, son infraestructuras de carácter físico, es decir, consisten en la acumulación en uno o varios edificios de una multitud de equipos informáticos con gran capacidad para procesar información. La inteligencia artificial depende de este tipo de supercomputadores para almacenar datos, entrenar a los algoritmos con arreglo a ellos y, finalmente, ejecutarlos con el objetivo correspondiente, todo ello mientras el sistema se protege en tiempo real con las medidas de seguridad informática más avanzadas.

Pese a que solo hay unos pocos miles en todo el planeta, se estima que estos grandes centros de datos consumen ya en torno al 1 % de la electricidad a nivel global, y que suponen, aproxi-

madamente, la misma proporción de la huella de carbono (IEA, 2023). Como se decía antes, se ha hablado menos de su impacto sobre los recursos hídricos, pero lo cierto es que un *data center* consume agua por múltiples vías. El consumo más importante a largo plazo es la refrigeración, pues tiene lugar en tiempo real durante toda la vida útil de la infraestructura, que puede estimarse en décadas. En efecto, la operación conjunta de los servidores informáticos genera ingentes cantidades de calor, por lo que es necesario bajar la temperatura de las instalaciones continuamente mediante la evaporación de grandes volúmenes de agua. Lo mismo puede decirse del proceso de generación de la energía eléctrica que los servidores necesitan para funcionar, pues la producción de energía en centrales térmicas y nucleares también se basa en el principio de evaporar agua para generar frío.

La refrigeración es un consumo operativo, es decir, tiene lugar en paralelo a la explotación del centro de datos y es estrictamente necesaria para ella. No existe mucha información en relación con el consumo real de agua que esto supone, por lo que resulta difícil establecer comparaciones con la huella hídrica de otros sectores, pero sí hay algunos precedentes en la literatura que invitan a pensar en un consumo nada despreciable de agua. La mayoría se refieren al entorno de Silicon Valley, en California, una región conocida tanto por su condición de centro referente en innovación tecnológica como por sus recurrentes problemas de agua.

Por ejemplo, se estima que el entrenamiento de un modelo de lenguaje, como el archiconocido ChatGPT, consume millones de litros de agua en concepto de refrigeración. De la misma manera, por cada decena de respuestas que este algoritmo proporciona a sus usuarios puede llegar a consumir medio litro de agua (Ren, 2023). Para darse cuenta de lo que esto significa, basta con entrar en la aplicación a través de cualquier navegador de Internet y comenzar una conversación casual con la máquina. En cierto modo, esta se asemejará a las que se mantiene todos los días por aplicaciones móviles de mensajería instantánea, y podrá prolongarse tanto tiempo como se desee. No hay más que multiplicar el número de mensajes que se escriben por los millones de consultas que se producen cada día y el consumo hídrico antes citado para hacerse una idea de la demanda de agua que esto supone.

Otros consumos operativos incluyen las instalaciones de agua y saneamiento, necesarias para el día a día de los empleados, la

limpieza, la calefacción y el aire acondicionado, así como, en su caso, el riego de zonas ajardinadas. Estos consumos son más sencillos de estimar, pues pueden considerarse asimilables a los de edificios industriales o del sector servicios con un tamaño y un volumen de empleados semejante.

El otro gran bloque de consumo es el implícito en la infraestructura física que conforma el propio centro de datos. Se estima, por ejemplo, que la producción de uno solo de los cientos de miles de chips informáticos que puede contener una instalación de estas características requiere, por término medio, unos ocho mil litros de agua. A ello hay que sumar la huella hídrica de los materiales utilizados en el proceso de construcción.

En vista de las tendencias actuales, la inteligencia artificial tiene visos de comenzar a ocupar su propio lugar en las estadísticas de consumo de agua en un futuro más o menos próximo. Esto lleva, inevitablemente, a pensar en posibles estrategias de mitigación del consumo hídrico. Aunque esto aún tiene un amplio recorrido por delante, se pueden citar distintas acciones e incluir la optimización geográfica, mejoras en la eficiencia hídrica de los sistemas, la regulación normativa, la limitación de actividades fraudulentas y la puesta en práctica de políticas de transparencia (Makridis, 2023).

La optimización geográfica tiene que ver, sobre todo, con implementar servidores en climas húmedos, donde la disponibilidad de agua no constituye un problema y donde la generación de energía hidroeléctrica resulta barata y, en general, ambientalmente aceptable. Y está relacionada, asimismo, con la dispersión espacial de las instalaciones: mientras que, a escala regional, esto ayuda a evitar que el consumo hídrico se concentre en un solo ámbito geográfico, en lo que respecta a infraestructuras concretas, una mayor dispersión espacial facilita la disipación del calor y minimiza los requerimientos de refrigeración, aunque sea a cambio de un mayor coste económico. A su vez, todo ello guarda relación directa con la implementación de mejoras en la eficiencia hídrica de los servidores de datos, lo que incluye el desarrollo de métodos de refrigeración más respetuosos con el medio ambiente y la implementación sistemática de chips de bajo consumo.

Desde una perspectiva normativa, parece deseable que la legislación contemple incentivos específicos para que las empresas reduzcan su consumo hídrico, de la misma manera que deben contemplarse multas o incrementos progresivos de costes para

aquellos casos en los que pueda producirse un mal uso del recurso. De la misma manera, el desarrollo de estrategias de *labelling* puede contribuir a estimular un uso responsable del agua por parte de las grandes compañías tecnológicas, de manera análoga a cómo otras industrias utilizan sellos de garantía de respeto al medioambiente como estrategia para atraer clientes concienciados con la conservación del planeta.

Cabe mencionar, por último, que el mundo de la inteligencia artificial cuenta con algunas ventajas operativas. A diferencia de lo que ocurre en otros campos como la agricultura, en los que la estimación de los consumos puede ser problemática, el caso de las grandes empresas tecnológicas presenta la ventaja de que es perfectamente asequible conocer el consumo real de las infraestructuras, al menos cuando estas están conectadas a las redes municipales de aguas.

4.2 Vulnerabilidad ante amenazas de tipo malicioso

La legislación vigente define las infraestructuras críticas como aquellas «infraestructuras estratégicas cuyo funcionamiento es indispensable y no permite soluciones alternativas, por lo que su perturbación o destrucción tendría un grave impacto sobre los servicios esenciales» y, a su vez, define los servicios esenciales como aquellos que son «necesarios para el mantenimiento de las funciones sociales básicas, la salud, la seguridad, el bienestar social y económico de los ciudadanos o el eficaz funcionamiento de las Instituciones del Estado y las Administraciones Públicas» (BOE, 2011). El mismo artículo de la ley define las infraestructuras estratégicas como «instalaciones, redes, sistemas y equipos físicos y de tecnología de la información sobre las que descansa el funcionamiento de los servicios esenciales». De lo anterior se desprende que los servicios esenciales dependen de las infraestructuras críticas, que a su vez dependen de las infraestructuras estratégicas.

Todo aquello que tiene que ver con el tratamiento y suministro de agua es, por definición, un servicio esencial, pues, como ya se ha comentado, el agua es indispensable para el mantenimiento de la actividad cotidiana. De la misma manera, toda infraestructura que tenga por objeto canalizar el suministro de aguas para cualquier uso, incluido su retorno al medio ambiente, constituye una infraestructura crítica. Por tanto, el uso de algoritmos de inteligencia artificial en el campo de los recursos hídricos encontraría

fácil acomodo en el ámbito de las infraestructuras estratégicas. Aceptar que los sistemas de suministro hídrico dependan de algoritmos de inteligencia artificial supone aceptar que estos están, a su vez, sujetos a los riesgos a los que se exponen habitualmente las infraestructuras estratégicas, que incluyen terrorismo, crimen organizado —también cibercrimen—, espionaje y los efectos de las catástrofes naturales, entre otros. Dado que algunas de estas amenazas son tan nuevas como el propio concepto de inteligencia artificial, todavía resulta difícil establecer tanto el nivel de vulnerabilidad al que la sociedad se expone adoptándolas como las posibles consecuencias que de ello pudieran derivarse.

La innovación tecnológica conlleva riesgos intrínsecos. Como es lógico, a medida que se desarrollan procesos y herramientas nuevas, surgen también nuevas vulnerabilidades. En ocasiones, estas no se detectan con facilidad durante la fase de desarrollo, por lo que solo quedan expuestas cuando se enfrentan a un ataque malicioso o a una situación de excepcionalidad. El vigente paradigma de digitalización, entendido como interconexión de muchos aspectos de la vida cotidiana a través de Internet, es susceptible de comprometer la seguridad de unos sistemas en función de las debilidades de otros si no se implementan mecanismos cortafuegos de manera adecuada. Por este motivo, los procesos que dependen de forma crítica de la tecnología pueden resultar más vulnerables y menos resilientes que determinados sistemas tradicionales. Como se decía anteriormente, esto constituye un desafío importante que tener en cuenta en el caso de cualquier servicio esencial, incluido el suministro de aguas.

Un aspecto importante relacionado con esto último es el anonimato propio de la red, que tiende a enmascarar las amenazas de carácter malicioso, lo que, en la práctica, se puede traducir en impunidad. En efecto, el hecho de que los ataques a un sistema determinado puedan llevarse a cabo en cualquier momento desde cualquier punto del planeta, unido a la ausencia de mecanismos de cooperación policial y judicial internacional, facilita el trabajo de los ciberdelincuentes y fomenta la reincidencia.

Por último, se pueden citar como amenazas la falta de una cultura de privacidad y seguridad digital en el conjunto de la ciudadanía, así como muchas prácticas de dudosa ética que llevan a cabo tanto las entidades privadas como públicas, que comparten datos e informaciones sensibles de forma más o menos sistemática. Todo ello es susceptible de generar vulnerabilidades a todas las escalas, y, en particular a la escala de usuario.

4.3 Problemáticas de tipo ético

Lo anterior constituye, sin duda, un importante reto de futuro cuyas implicaciones irán destapándose a medida que la digitalización se vaya imponiendo en la realidad cotidiana. Sin embargo, el estado del arte, en lo que respecta al desarrollo de tecnologías de inteligencia artificial, presenta desafíos adicionales que distan mucho de estar resueltos. Es verdad que en la actualidad existen aplicaciones probadas y plenamente funcionales, pero estas suelen abordar situaciones y problemas muy específicos. Por ejemplo, el uso de contadores inteligentes en tuberías de suministro permite establecer patrones de consumo por zonas de una determinada población. Con ello, se puede predecir con suficiente exactitud el consumo de agua en función de variables tales como la hora del día, la época del año, el nivel de renta o la tipología de vivienda, por citar algunas, lo que, a su vez, contribuye a informar la toma de decisiones a nivel técnico. Sin embargo, como se veía antes, el agua es un recurso fundamentalmente transversal, cuya gestión presenta derivadas no solo sociales y económicas, sino también ambientales, culturales y políticas. Desde este punto de vista, un importante reto en lo que respecta al desarrollo de aplicaciones útiles consiste en dotar a los algoritmos de la capacidad de gestionar de forma adecuada realidades complejas. Sirva otro ejemplo para ilustrar lo que esto quiere decir: con la tecnología actual, es técnicamente posible diseñar un sistema de bombeo basado en algoritmos de inteligencia artificial que permita predecir los requerimientos hídricos de una comunidad de regantes en tiempo real, extraer agua del acuífero mediante un pozo y distribuirla de forma automática a los campos de cultivo colindantes para regar. Sin embargo, si el objeto único de la aplicación consiste en automatizar el proceso de extracción y distribución de agua de riego, por muy satisfactoriamente que esto se consiga, se corre el riesgo de generar problemas en el entorno, como la desecación de ecosistemas acuáticos asociados a las aguas subterráneas o la movilización de determinados contaminantes en el subsuelo. Dicho de otro modo: dado el carácter transversal del recurso, el diseño y aplicación de herramientas de inteligencia artificial en el ámbito del agua debe tener siempre en cuenta las posibles consecuencias, directas o indirectas, sobre la sociedad y los ecosistemas, a fin de, en la medida de lo posible, incorporarlas al proceso automatizado de toma de decisiones y evitar efectos no deseados. Como ya se ha dicho, la inteligencia artificial tiene todavía un importante camino por recorrer hasta asentarse de forma defini-

tiva en el sector del agua. Desde ese punto de vista, sí se puede hablar de tecnología novedosa y, como ocurre con toda tecnología novedosa, la inteligencia artificial no está exenta de riesgos. No hay más que mirar a otros sectores donde la inteligencia artificial ya ha alcanzado un nivel de aceptación apreciable para darse cuenta. Sirva como ejemplo una realidad que afecta a casi todos, que tiene que ver con lo compleja que resulta la protección de datos de carácter personal que la inteligencia artificial recaba en un ámbito tan poco regulado como Internet. Por su propia naturaleza, los algoritmos requieren de ingentes volúmenes de datos para establecer las correlaciones que permiten predecir unas variables en función de otras. En ocasiones, dichos datos provienen de usuarios particulares, que pueden ver comprometida su privacidad, a veces, a partir del propio dato y, a veces, a partir de la información que de él puede derivarse, incluso con fines maliciosos. Lo novedoso de la tecnología impide ir más allá de una serie de apreciaciones genéricas, pero parece claro que el desarrollo de normas para la protección de datos de carácter personal debe ser prioritario —mediante técnicas de anonimización o de otro tipo—; por el mismo motivo, los sistemas de inteligencia artificial deben poder ser supervisados y, en su caso, auditados, de manera que, siempre que se requiera, sea posible atribuir las pertinentes responsabilidades éticas y jurídicas.

Desde el punto de vista ético, son varios los problemas que plantea la generalización de la inteligencia artificial al conjunto de los recursos hídricos (Doorn, 2021). Si bien está claro que los algoritmos pueden ayudar a encontrar soluciones óptimas a problemas complejos, sobre todo, en lo que respecta a conflictos entre usuarios, no es menos cierto que las perspectivas de éxito dependerán, en todo caso, de la formulación analítica de los problemas, y que, en último término, existirá siempre una decisión política de carácter superior. Se encuentra en ello una dualidad que podría desembocar en un uso menos que óptimo de la tecnología, aun en el caso de que esta proporcione soluciones verdaderamente eficaces. Esto podría, a su vez, ir en detrimento de su adopción.

Por último, hay que tener en cuenta que el desarrollo de nuevas tecnologías tiende a constituirse en fuente de desigualdades, en tanto que es más factible tener acceso a este tipo de aplicaciones en sociedades industrializadas y en ambientes de mayor poder adquisitivo que en el contexto de países de media y baja renta y en círculos sociales desfavorecidos.

Conclusiones

Desde hace ya algunos años, el advenimiento de la inteligencia artificial ha traído consigo importantes cambios en la realidad cotidiana. Algunas de sus implicaciones prácticas resultan ya evidentes y, previsiblemente, no harán más que incrementarse en el futuro. Cabe esperar que algo parecido ocurra en el seno de los distintos ámbitos profesionales, si bien, como sucede con todo cambio de paradigma, la adopción de técnicas de inteligencia artificial en el sector productivo será un proceso gradual, no exento de dificultades, con importantes asimetrías de un campo a otro. Mientras que algunos sectores como el diseño gráfico, la banca o el *marketing* abrazaron estas tecnologías casi desde el principio, el mundo del agua las ha ido acogiendo con un ritmo más parsimonioso. Esto se atribuye, en gran medida, a la naturaleza crítica del recurso hídrico y a la existencia de prácticas y métodos de gestión sólidamente implantados y enraizados en un profundo conocimiento de los procesos químicos, físicos, geológicos y biológicos que gobiernan el ciclo hidrológico, lo que hace que, sin existir una oposición frontal, la adopción de estas nuevas tecnologías no se perciba como una necesidad prioritaria.

Aun así, existen ya numerosas aplicaciones directas de la inteligencia artificial en el campo de los recursos hídricos, tanto a escala de cuenca, como a la de suministro, tratamiento y depuración de aguas, y también a la del propio usuario. Por lo general, estas herramientas abordan aspectos y objetivos muy específicos, tales como la optimización de procesos, consumos y costes. En este sentido, un importante reto de futuro es la generalización de su uso a problemáticas más complejas, que permitan informar la toma de decisiones dando peso a variables de tipo social, económico, hidrológico y ambiental a la vez.

La adopción de técnicas de inteligencia artificial en el sector del agua no está exenta de efectos secundarios. Cada vez resulta más evidente que la inteligencia artificial presenta una huella ecológica no desdeñable, que se traduce en un importante consumo de agua a nivel de los grandes centros de procesamiento de datos. Las implicaciones que de esto puedan derivarse deberán ser abordadas caso por caso, pues son susceptibles de plantear desafíos de gestión en cuencas deficitarias. Por otra parte, las técnicas de inteligencia artificial conllevan riesgos afines a los de la creciente digitalización que experimenta la sociedad actual, es decir, la fragilidad propia de los sistemas fuertemente interconec-

tados, los problemas derivados de la innovación tecnológica, que crea nuevas vulnerabilidades al tiempo que desarrolla nuevas herramientas, o la ausencia de una cultura de privacidad y seguridad digital, tanto a nivel de empresas e instituciones como del conjunto de la población. Todo esto constituye un riesgo potencial para la ciudadanía, habida cuenta del carácter de servicio esencial del suministro de agua y de la existencia de amenazas de nuevo cuño, como el ciberterrorismo. De la misma manera, la inteligencia artificial plantea importantes debates éticos para los que aún no existen consensos claros. Se habla, por ejemplo, de los asociados a la protección de datos o a las desigualdades sociales derivadas de la falta de competencias digitales o de acceso a las tecnologías de la información.

De todo ello, se puede concluir que la efervescencia tecnológica que experimentan actualmente las sociedades industrializadas constituye un excelente caldo de cultivo para la innovación, y que esto tiene el potencial de contribuir a mejorar las prácticas de gestión del agua en el futuro. Sin embargo, existen riesgos inherentes a los que habrá que ir dando respuesta conforme planteen nuevos desafíos.

Bibliografía

- Alam, G., Ihsanullah, I., Naushad., M. y Sillanpää, M. (2022). Applications of artificial intelligence in water treatment for optimization and automation of adsorption processes: Recent advances and prospects. *Chemical Engineering Journal*. 427, 130011.
- Asplund, F., Jensen, B., Ramanampihe, M. V., Fussi, F., Rahobisoa, J. J., Ramanantsoa, H., Gómez-Escalonilla, V. y Martínez-Santos, P. (2024). *A geospatial database of groundwater data in southern Madagascar*. Davos, Suiza, IAH World Congress
- Belson, W. (1959). Matching and Prediction on the Principle of Biological Classification. *Applied Statistics*. 8(2), pp. 65-75
- Breiman, L., Friedman, J., Olshen, R. A. y Stone, C. J. (1984). *Classification and Regression Trees*. Routledge.
- Breiman, L. (2001). Random forests. *Machine learning*. 45, pp. 5-32.
- Castañó, S., Sanz, D. y Gómez-Alday, J. J. (2012). Remote Sensing and GIS Tools for the Groundwater Withdrawals Quantification. *Journal of Agricultural Science and Applications*. 1(1), pp. 33-36.

- CYII-FC. (2020). *Cuaderno de aplicaciones de la inteligencia artificial en el sector del agua*. Canal de Isabel II y Fundación Canal.
- Dhar, P. (2020). The carbon impact of artificial intelligence. *Nature Machine Intelligence*. 2(8), pp. 423-425.
- Doorn, N. (2021). Artificial intelligence in the water domain: Opportunities for responsible use. *Science of the Total Environment*. Vol. 755. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2020.142561
- España. (2011). Ley 8/2011, de 28 de abril, por la que se establecen medidas para la protección de las infraestructuras críticas. *Boletín Oficial del Estado*. 29 de abril, núm. 102.
- Géron, A. (2017). *Hands-on machine learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow*. O'Reilly Media, Inc.
- George, A., Hovan, A. S. y Gabrio, A. S. (2023). The Environmental Impact of AI: A Case Study of Water Consumption by Chat GPT [en línea]. *Partners Universal International Innovation Journal*. 1(2), pp. 91-104 [Consulta: 2025]. DOI:10.5281/zenodo.7855594
- Gómez-Escalonilla, V., Vogt, M. L., Destro, E., Isseini, M., Origgi, G., Djoret, D., Martínez-Santos, P. y Holecz, F. (2022). Delineation of groundwater potential zones by means of ensemble tree supervised classification methods in the Eastern Lake Chad basin. *Geocarto International*. 37(25), pp. 8924-8951.
- Guerrini, F. (2023). AI's unsustainable water use: how tech giants contribute to global water shortages [en línea]. *Revista Forbes*. [Consulta: abril 2024]. Disponible en: <https://www.forbes.com/sites/federicoguerrini/2023/04/14/ais-unsustainable-water-use-how-tech-giants-contribute-to-global-water-shortages/?sh=66b69de84939>
- Henderson, P., Hu, J., Romoff, J., Brunskill, E., Jurafsky, D. y Pineau, J. (2020). Towards the systematic reporting of the energy and carbon footprints of machine learning. *Journal of Machine Learning Research*. 21(1).
- Himangshu, S., Goriwale, S. S., Ghosh, J. K., Ojha, C. S. P. y Ghosh, S. J. (2024). Potential of machine learning algorithms in groundwater level prediction using temporal gravity data. *Groundwater for Sustainable Development*. Vol. 25.
- International Energy agency (IEA). (2023). Tracking Clean Energy Progress. Technical Report. International Energy Agency.
- Makengo, B., Molanga, J., Mbutamuntu, J., Londo, P. y Nsiy, T. (2021). Water: A Major Stake of Conflicts in the Twenty-First Century. *Open Journal of Social Sciences*. 9, pp. 125-148.

- Makridis, C. A. (2023). A double-edged sword: AI's energy & water footprint and its role in resource conservation [en línea]. Global Water Forum. [Consulta: abril 2024]. Disponible en: <https://www.globalwaterforum.org/2023/11/02/a-double-edged-sword-ais-energy-water-footprint-and-its-role-in-resource-conservation/>
- McCulloch, W. S., Pitts, W. (1943). A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biology*. 5, pp. 115-133.
- Moor, J. (2006). The Dartmouth College artificial intelligence conference: the next fifty years. *AI Magazine*. 27, pp. 87-89.
- Morgan, J. N. y Sonquist, J. A. (1963). Problems in the analysis of survey data, and a proposal. *Journal of the American Statistical Association*. 58, pp. 415-434.
- ONU. (2002). *General Comment No. 15. The right to water. UN Committee on Economic, Social and Cultural Rights*. Organización de las Naciones Unidas.
- ONU. (2010). *Resolution A/RES/64/292. United Nations General Assembly*. Organización de las Naciones Unidas.
- Ortiz-Correa, J. S., Filho, M. S., Dinar, A. (2016). Impact of access to water and sanitation services on educational attainment. *Water Resources and Economics*. 14, pp. 31-43.
- Pedregosa, F. et al. (2011). Scikit-learn: Machine learning in Python. *Mach Learn Python*. 12, pp. 2825-2830.
- Raisa, S. S., Sarkar, S. K. y Sadiq, M. A. (2024). Advancing groundwater vulnerability assessment in Bangladesh: a comprehensive machine learning approach. *Groundwater for Sustainable Development*. Vol. 25.
- Ren, S. (2023). How much water does AI consume? The public deserves to know [en línea]. OECD Policy Observatory. [Consulta: enero 2024]. Disponible en: <https://oecd.ai/en/work/how-much-water-does-ai-consume>
- Richards, C. E. et al. (2023). Rewards, risks and responsible deployment of artificial intelligence in water systems. *Nature Water*. 1, pp. 422-432.
- Rosenblatt, F. (1958). The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*. 65(6), pp. 386-408.
- Singh, A. et al. (2024). AutoML-GWL: Automated machine learning model for the prediction of groundwater level. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. Vol. 127.

- Tang, Y., *et al.* (2023). Flood forecasting based on machine learning pattern recognition and dynamic migration of parameters. *Journal of Hydrology: Regional Studies*. Vol. 47.
- Toryla, T. M. *et al.* (2023). An overview of the applications of artificial intelligence in water engineering. *International Journal of Engineering Science and Application*. 7(1), pp. 22-31.
- Wolf, A. (1998). Conflict and Cooperation along International Waterways. *Water Policy*. 1, pp. 251-265