

*GABINETE TÉCNICO.  
CENTRO DE ANÁLISIS Y PROSPECTIVA.*



**BOLETÍN DE ANÁLISIS Y  
SEGURIDAD  
INTERNACIONAL**

1/2017



GABINETE TÉCNICO DE LA GUARDIA CIVIL  
**CENTRO DE ANÁLISIS Y  
PROSPECTIVA**





# Algoritmos

## Problemas del uso de datos masivos

### Introducción

En la actualidad, los modelos matemáticos son el núcleo de la economía digital. Cualquier dispositivo que tenga un microprocesador –y son muchos dispositivos– está ejecutando uno de estos modelos. Expresados en programas, algoritmos y tecnologías matemáticas reúnen y analizan petabytes de información sin descanso. Y su centro de atención es el comportamiento del ser humano: nuestros deseos, nuestros movimientos, nuestra capacidad de compra...

Aproximadamente desde 2010, la economía de los datos masivos está provocando que las matemáticas se reivindicuen así mismas en los asuntos humanos, de un modo íntimo y personal, como nunca en la historia. Con el apoyo mayoritario del público, los algoritmos matemáticos manejan cada mínimo aspecto de nuestra vida. En principio se trata de algo positivo; al fin y al cabo una aplicación informática nos proporciona una utilidad de una manera eficiente y objetiva.

Pero el problema es que estas aplicaciones se fundamentan en elecciones adoptadas por seres humanos falibles que, aunque puedan estar basadas en las mejores intenciones, codifican sus prejuicios, sesgos y errores. Si estos programas informáticos carecen de un sistema de retroalimentación adecuado, el error o el daño que pueden causar tiende a perpetuarse. Los programas definen su propia realidad y la utilizan para justificar sus propios resultados.

Una vez que un algoritmo tiene el control, es opaco –muchas veces protegido por el secreto comercial– y su funcionamiento está libre de todo escrutinio, salvo para un grupo muy reducido de personas: matemáticos, estadísticos, ingenieros informáticos, etc. El resultado de su funcionamiento está por encima de toda apelación o debate.

Esta falta de transparencia de los algoritmos es intrínseca a los mismos. No es sólo el secreto comercial lo que la justifica sino también el hecho de que, si la gente ignora su funcionamiento, es menos probable que puedan burlar o aprovecharse del sistema. Pero si los detalles se ocultan, también es más difícil cuestionar un resultado o protestar contra el mismo.

Este es el peligro fundamental de los algoritmos que nos rodean. Sus acciones no son recurribles. Cuando un sistema automático se equivoca de forma sistemática los programadores pueden retocarlo, pero la mayor parte de las veces los usuarios nos encogemos de hombros porque “no hay nada que hacer”.

Si no tomamos las medidas adecuadas, nuestros dispositivos y nuestros “teléfonos inteligentes” pueden plantear amenazas a la equidad, a la justicia y a la democracia de un modo que no habíamos previsto hace poco más de una década<sup>1</sup>.

---

<sup>1</sup> *The Origins of 'Big Data': An Etymological Detective Story.* Steve Lohr. The New York Times. 01/02/2013.

## Algoritmos por todas partes

Dentro de un programa informático existe un algoritmo que expresa un modelo matemático. Este es la representación abstracta de un proceso –un juego recreativo, un método de producción, un mecanismo de negociación de valores, un sistema de navegación por satélite, etc.–. En un dispositivo informático, este modelo tendrá una entrada de datos y producirá respuestas en determinadas situaciones.

Pero su creación e implementación implica elegir y tomar decisiones acerca de lo que debe incluirse en el mismo. Aceptamos que, en ocasiones, los algoritmos puedan actuar erróneamente o que tengan puntos ciegos –por ejemplo, que una aplicación cartográfica nos indique una dirección y una ruta, pero que no nos muestre los edificios o los jardines porque no son relevantes–. Estas zonas ciegas reflejan los juicios y las prioridades de los programadores.

Los algoritmos, pese a que puedan ser aparentemente imparciales, reflejan ideologías y objetivos. Los deseos y valores del programador condicionan sus elecciones, desde el tipo de información que se selecciona en la minería de datos a las cuestiones que pueden plantearse al programa. Al final, “los modelos son opiniones imbricadas en matemáticas”<sup>2</sup>.

Si una aplicación es válida para la realidad actual esto no quiere decir que lo sea en el futuro. Como los precios, las personas y sus preferencias también evolucionan. Si bien es cierto que algunos modelos son efectivos en el tiempo –como un sistema antiincendios basado en la detección de humos–, los algoritmos devendrán obsoletos si no son continuamente actualizados.

Por ejemplo, la situación económica o el racismo pueden convertirse en factores que se integren en modelos predictivos. Una vez que los datos indiquen determinada correlación entre la propensión al delito y la pobreza o la condición de inmigrante, se puede generar la predicción de que todos los que pertenezcan a esos grupos son propensos al delito. Cuando este modelo se convierte en creencia pasa a ser algo preprogramado, reforzado por datos aleatorios y correlaciones defectuosas, aumentado por desigualdades sociales e institucionales y contaminado por sesgos de confirmación<sup>3</sup>.

Además, frecuentemente los algoritmos son reutilizados para distintas aplicaciones. Por ejemplo, se han utilizado programas de investigación epidemiológica para predicciones de ingresos en taquilla, o algoritmos de filtrado de correo no deseado se han reacondicionado como aplicaciones para la identificación del virus del SIDA<sup>4</sup>. Cuando un algoritmo funciona en un campo es factible que pueda extenderse a otros muy diferentes, con resultados colaterales difíciles de estimar.

Los modelos informatizados de predicción, de selección, de gestión de riesgos, etc., aparentan neutralidad, asepsia y ausencia de prejuicios con sus fórmulas

---

<sup>2</sup> *Weapons of math destruction: how big data increases inequality and threatens democracy.* Cathy O’Neil. Crown Publishers. 2016, p. 19.

<sup>3</sup> *Relying on algorithms and bots can be really, really dangerous.* Clive Thompson. Wired. 25/03/2013.

<sup>4</sup> *How can spam e-mail help fight HIV?* Josh Clark. HowStuffWorks.com. 26/10/2007.

matemáticas y su proceso masivo de datos. La cuestión es si en ellos se ha eliminado el sesgo humano o simplemente se ha camuflado en una nube de tecnología.

En Estados Unidos esto puede verse en el modelo llamado Nivel de Servicio de Inventario Revisado (LSI-R, por su nombre en inglés) que se utiliza en el sistema de prisiones desde 1995 para, entre otras cosas, evaluar el riesgo de reincidencia de los presos. Entre las preguntas con alta ponderación para este cálculo de la posible reincidencia de los individuos se incluyen algunas como: ¿cuántas condenas ha tenido en el pasado?, ¿cuál fue la primera vez que tuvo problemas con la policía?, ¿tiene amigos o familiares con antecedentes policiales o penales?, etc. Aparentemente son preguntas relevantes y neutrales.

Pero la señal que producen es muy diferente si se realizan a individuos pertenecientes a una minoría racial o a habitantes de barrios pobres, o bien a individuos acomodados o que vivan en barrios prósperos que estén cumpliendo eventualmente alguna condena. En algún caso son flagrantemente injustos: ¿cómo debería influir en una condena el hecho de que tu hermano haya cometido algún delito? Además tienen una retroalimentación negativa.

En algunos estados, los cuestionarios influyen para la concesión de la libertad condicional pero en otros –Idaho, Colorado– estos datos se utilizan por los jueces para determinar la propia condena. Una persona de “riesgo alto” probablemente será un desempleado que viva en un barrio en el que muchos de sus familiares o amigos hayan tenido problemas con la ley y, por tanto, tendrá una condena mayor y será puesto en libertad en el mismo vecindario con antecedentes penales, siéndole más difícil encontrar trabajo. Si delinque de nuevo, el modelo LSI-R confirmará su eficacia. Pero el hecho es que la propia aplicación está contribuyendo a un ciclo pernicioso y ayudando a mantenerlo.

El ejemplo anterior nos muestra algunas características que pueden hacer que un algoritmo informático tenga efectos nocivos:

- **Opacidad.** Aunque sepamos que estamos siendo evaluados o para qué se usa el algoritmo –concedernos un crédito, contratar un seguro, calcular la severidad de una condena penal, etc.–, el modelo puede ser poco transparente o incluso invisible. De hecho, suelen serlo frecuentemente por razones comerciales, de propiedad intelectual o para evitar que sean burlados. Estos modelos matemáticos se convierten en cajas negras para los ciudadanos.
- **Retroalimentación desfavorable.** El modelo puede tener resultados perjudiciales para los intereses individuales o colectivos, ser injusto o, en definitiva hacer daño a los usuarios, mientras que al tiempo, es internamente coherente y proporciona resultados óptimos.
- **Capacidad de crecimiento exponencial o escalabilidad.** Con lo que se hace referencia a las circunstancias que permiten que los resultados de un modelo influyan en otros y terminen afectando a la vida entera del individuo. Por ejemplo, el modelo LSI-R afectará a la capacidad de obtener trabajo, estudiar, conseguir un crédito, etc.

## Minería

Otro problema de estos algoritmos es que, por su naturaleza, están basados en el pasado y en la asunción de que los patrones que se encuentran en los datos se repetirán en el futuro.

Por ejemplo, si existe alguna pequeña anomalía en los mercados financieros, un analista cuantitativo de algún fondo de inversión creará un algoritmo y lo empleará para estudiar años o décadas de datos del pasado para predecir ese error recurrente y aprovecharlo, tomando posiciones que pueden representar millones de euros.

Esto ha podido verse en la crisis financiera de 2008 provocada por el estallido de la burbuja inmobiliaria en Estados Unidos. Detrás de la misma se encontraban algoritmos que fraccionaban hipotecas en tramos y las titularizaban con la pretensión de eliminar el riesgo de las inversiones. La opacidad del sistema era proverbial y ni siquiera los inversores conocían la calidad de sus títulos hipotecarios. Esto se vio reforzado por los análisis cuasi fraudulentos de las agencias de calificación de riesgos.

El problema era que cuando los bancos convertían sus hipotecas en activos financieros, se basaban en modelos matemáticos deficientes<sup>5</sup> que confiaban excesivamente en su capacidad de análisis de unos datos dudosos y en el supuesto de que nunca habría una cantidad de impagados demasiado grande, pues nunca la había habido antes. Los algoritmos no eran transparentes, intimidaban matemáticamente y asumían que el futuro no sería diferente del pasado.

Lo que hizo que el problema fuera catastrófico fue la escalabilidad de los modelos. La potencia de la informática moderna alimentó un fraude sin parangón en la historia y extendió la crisis al resto de los mercados. Al final, los propios algoritmos que crearon los mercados, operaron en ellos y evaluaron los riesgos, fueron incapaces de calcular el precio de los restos y las ruinas del desastre. Las matemáticas que crearon el desbarajuste fueron incapaces de descifrar lo que habían hecho.

Sin embargo a muchos de los perpetradores no les fue tan mal y el dinero disipa muchas dudas. Muchos de los algoritmos estadísticos se trasladaron a otros campos, como el comercio electrónico, donde en vez de predecir los movimientos de los activos financieros pasarían a pronosticar los *clicks* de los clientes.

Lo cierto es que los algoritmos predictivos basados en datos masivos tienden a confundir correlación con causación, basando sus modelos en fundamentos estadísticos. Esto les confiere un aura de neutralidad aparentemente fundada en ciencia sólida.

Otro caso similar puede verse en los modelos matemáticos de predicción de riesgos utilizados por las compañías aseguradoras. Estos no pretenden adivinar el destino de los individuos sino estimar la prevalencia de accidentes o muertes en grandes grupos de población. Esto es algo bueno porque permite que los individuos nos protejamos asegurándonos colectivamente contra el riesgo.

---

<sup>5</sup> *Was software responsible for the financial crisis?* Sean Dodson. The Guardian. 16/10/2008.

Sin embargo, en nuestro mundo de datos masivos, las empresas utilizan la información para clasificar a las personas en grupos reducidos y segmentados para ofrecer así productos y precios diferenciados. Pero estos grupos se basan en similitudes aparentes obtenidas de patrones de compra, valoraciones de solvencia y otros datos intermedios desconocidos para el usuario, que son procesados por los algoritmos para hacer su propia clasificación.

Por ejemplo, en los seguros de automóvil en Florida, Estados Unidos, anualmente “un adulto con un buen historial de tráfico y una mala valoración crediticia paga anualmente en promedio 1.500 dólares de media *más* que otro adulto con una estimación de solvencia excelente y una condena por conducción bajo los efectos del alcohol”<sup>6</sup>. Se trata de un problema clásico de selección adversa pero en el que los parámetros son completamente arbitrarios y desconocidos por el cliente.

## Opacidad

Esta falta de transparencia de los algoritmos es una característica intrínseca de los mismos. Si usted publica o comparte un contenido en su página de Facebook no sabrá quienes de sus contactos lo verán en sus actualizaciones. Es el algoritmo de la empresa quien calcula el interés de la noticia y la tendencia de sus amigos a leer los artículos que comparte. Facebook determina, según su propio interés, que es lo que vemos o aprendemos en su red social.

De hecho, los proveedores de servicios de redes sociales experimentan con sus modelos continuamente para evaluar cómo afectan al comportamiento de sus usuarios los diferentes tipos de actualizaciones. Se trata de estudios en un laboratorio humano de una escala sin precedentes, cuyos resultados pueden utilizarse para influir en las acciones de las personas y que son absolutamente opacos para los usuarios. Es un poder importante cuando se considera que es posible que una empresa pueda modificar el comportamiento y las preferencias políticas de millones de personas simplemente afinando sus algoritmos<sup>7</sup>.

Pero estas actuaciones no son nuevas. Al fin y al cabo es lo que hacen los canales de televisión o los periódicos con sus noticias o sus campañas publicitarias. La diferencia es que en estos casos todo el mundo puede verlo, puede conocer las líneas editoriales y puede debatir. En el caso de los algoritmos se trata de algo oculto al público. En Estados Unidos, el 62% de los usuarios de Facebook ni siquiera sabe que sus noticias están siendo filtradas<sup>8</sup>. No es necesario un gran esfuerzo imaginativo para adivinar las consecuencias de estos filtros en los motores de búsqueda.

En la actualidad las noticias, las campañas publicitarias y las políticas se individualizan cada vez más y no sabemos qué noticias o mensajes reciben nuestros vecinos. Esto nos aísla cada vez más y dificulta el debate y la comprensión de las creencias y opiniones de los demás. La asimetría informativa y la personalización son útiles pero en un cierto punto comprometen a la democracia.

---

<sup>6</sup> Cathy O’Neil, op. cit. 2016, p. 91.

<sup>7</sup> Facebook experiment boosts US voter turnout. Zoe Corbyn. Nature. 12/09/2012.

<sup>8</sup> Here’s How Facebook’s News Feed Actually Works. Victor Luckerson. Time. 09/07/2015.

## Algoritmos personalizados

En los primeros años de la “red de redes” nadie sabía que eras un perro<sup>9</sup> pero en la actualidad es todo lo contrario. Los usuarios estamos clasificados en cientos de modelos y ordenados según nuestro comportamiento y nuestras preferencias. En el mundo de la publicidad personalizada, el caudal de datos con el que cada persona contribuye proporciona a los anunciantes la capacidad de aprender sobre nosotros con gran nivel de detalle. En teoría esto proporcionará a las empresas la capacidad de dirigirse a nosotros con información valiosa que nos será facilitada en el momento y el lugar adecuados.

El problema de los anuncios personalizados es que tienden a ser efectivos para las personas más indefensas de la sociedad, y a una escala enorme. La vulnerabilidad es un valor añadido para el marketing online. Madres solteras, personas que viven de una pensión, embarazadas con baja autoestima, con trabajos sin futuro y con bajos salarios... La publicidad personalizada se aprovechará de esas circunstancias –desde luego las empresas saben que no van a vender baratijas a un señor que duda entre un *Bugatti Stratos* y un *Ferrari 458 Italia*–.

Los anuncios personalizados pueden ser útiles pero tienen el problema de la escalabilidad, afectando diariamente a millones de personas. La clave para cualquier programa de optimización es elegir el objetivo adecuado. Con esto en mente, los analistas informáticos tienen que plantearse como gestionar los canales de comunicación para llegar al objetivo. Si eres un publicista, un 1% de respuesta a tu campaña es el porcentaje de tus sueños<sup>10</sup>.

Internet ha proporcionado una plataforma para los anunciantes sin precedentes en la historia. Las respuestas se producen en segundos y, en unas horas, cualquier campaña publicitaria puede centrarse en los mensajes más efectivos y conseguir una audiencia máxima, en el momento preciso y con el mejor mensaje, para determinar una decisión de compra.

## Escalabilidad

Las dificultades que surgen con la capacidad de difusión exponencial de los modelos informáticos vienen dadas porque aunque un algoritmo –una ruta, una dieta, un método de selección de candidatos, una valoración de capacidad tributaria, etc.– sea eficiente e inocuo en teoría, cuando se convierte en un estándar nacional o global puede crear sus propias estructuras distorsionadas. Su particular mundo distópico.

Por ejemplo, a finales de los ochenta, una prestigiosa revista estadounidense creó un modelo para evaluar la excelencia educacional de las universidades del país<sup>11</sup>. El algoritmo –que equivalía a  $\frac{3}{4}$  partes de la evaluación– tenía en cuenta las puntuaciones en las pruebas de admisión, la proporción de estudiantes por profesor, tasas de admisión, etc.

---

<sup>9</sup> *Cartoon Captures Spirit of the Internet*. Glenn Fleishman. The New York Times. 14/12/2000.

<sup>10</sup> Cathy O’Neil. Op. cit. 2016, p. 46.

<sup>11</sup> *Robert Morse: The Man Behind the U.S. News College Rankings*. Laura Fitzpatrick. Time. 20/08/2009.

Pero en realidad el modelo se reforzaba a sí mismo. Si una universidad puntuaba mal en la revista, su reputación se veía afectada y los mejores estudiantes y profesores trataban de evitarla, su financiación se reducía y las condiciones generales se deterioraban. Por otro lado, si la universidad trabajaba para satisfacer al algoritmo conseguía más financiación, atraía mejores profesores y alumnos y por tanto seguía ascendiendo en la lista. Al final, el algoritmo no valoraba la excelencia educativa sino que determinaba el destino.

La escalabilidad del modelo provocaba que las universidades trataran de obtener una puntuación elevada en la clasificación, tomando medidas para... bueno, para puntuar bien en la clasificación –llegando a enviar datos falsos a la revista–. Al final la excelencia educativa era tenida en cuenta por poca gente, siendo más importante el propio modelo de valoración<sup>12</sup>. El algoritmo no hace nada por la educación. La escalabilidad forzaba a todo el mundo a intentar conseguir los mismos objetivos –una mayor puntuación– creando una competitividad feroz que provocaba efectos contraproducentes no deseados.

En la actualidad, el mercado automatizado de las clasificaciones académicas es un sector en expansión en todo el mundo. Se extiende a escuelas de medicina, programas de especialización, estudios de postgrado, etc. Y todo el mundo trata de hacer saltar la banca en su favor –por ejemplo, el departamento de matemáticas de la Universidad Rey Abdulaziz de Arabia Saudí, creado en 2012, es el hoy el séptimo mejor del mundo<sup>13</sup> y el número uno en los países árabes<sup>14</sup>– afinando sus calificaciones para satisfacer a los algoritmos.

La escalabilidad también supone que los fundamentos de los modelos salten de un ámbito a otro aplicándose de un modo que no es completamente neutral. Por ejemplo, las valoraciones electrónicas de solvencia se utilizan en Estados Unidos para la concesión de créditos según estándares transparentes. Pero si estas evaluaciones se emplean para la selección de empleados, estamos haciendo el salto cualitativo de asumir que la solvencia de un individuo determina su fiabilidad. También se da un salto curioso cuando se utilizan modelos basados en estas premisas para determinar la compatibilidad de una posible pareja en los sitios de citas online.

La retroalimentación en estos casos es evidente. Si no puedes obtener un trabajo por tener una mala valoración en tu tarjeta de crédito, tu solvencia será cada vez peor y la dificultad para conseguir empleo aumentará, etc., etc. Además, considerar una deuda como un problema moral es injusto y erróneo; mucha gente honrada y trabajadora puede perder su empleo y fallar en el pago de una hipoteca por una crisis, un ajuste empresarial o porque su empresa se desplace a otro sitio. Aunque en nuestro país resultaría ilegal utilizar estas valoraciones, en Estados Unidos estas prácticas son legales en más de cuarenta estados<sup>15</sup>.

---

<sup>12</sup> *Is there life after rankings?* Colin Diver. The Atlantic. Noviembre, 2005.

<sup>13</sup> *Secondary affiliations lift King Abdulaziz University in rankings.* Paul Jump. Times Higher Education. 17/07/2014.

<sup>14</sup> *The Kingdom is King.* The Economist. 31/03/2016.

<sup>15</sup> Cathy O'Neil. Op. cit. 2016, p. 83.

## Predicción

Los algoritmos que intentan predecir el futuro tienen una utilidad incuestionable pero también pueden ocasionar complicaciones. Es muy probable que usted haya utilizado el buscador web de la multinacional Alphabet Inc. (conocido como Google) y también que haya experimentado la característica de sugerencias de búsqueda (o búsqueda instantánea) por la que los resultados se muestran antes de que la propia consulta haya sido planteada. Por supuesto esto es algo muy práctico aunque también supone un modo de orientar las búsquedas, responder sesgadamente y es una forma de censura directa<sup>16,17</sup>.

También es muy útil para las empresas predecir –mediante algoritmos que evalúan los datos de la cantidad tráfico generado por los clientes, o el tiempo atmosférico, o si hay un evento deportivo importante ese día, etc.– su volumen de ventas, y calcular exactamente la cantidad de empleados que necesitarán en cada momento del día.

El lado negativo de esta predicción se produce en el de los trabajadores, que deben aceptar una gran flexibilidad horaria al servicio de la compañía. En EE.UU. se ha inventado el término *clopening* para designar al trabajador que está en su puesto al cerrar el negocio y regresa unas horas después para abrir antes del amanecer, siendo el que cierra y abre la empresa, con un horario temporal por horas. Además, dada la opacidad del algoritmo, los empleados no saben hasta unos días antes cuándo irán a trabajar<sup>18</sup>. Todo esto se realiza con modelos de matemáticas aplicadas, en el campo de la investigación operacional.

Otra cuestión complicada la plantea la creciente adopción, por las fuerzas de seguridad, de software para la predicción del crimen –cartografía del delito, reducción criminal mediante la utilización de historia estadística, CRUSH, *PredPol*, *CompStat*, etc.– que se estima a partir de datos de delitos cometidos en el pasado<sup>19</sup>. La policía emplea con más intensidad sus recursos en las zonas señaladas y constata una reducción de determinados delitos en las mismas. Al fin y al cabo, parece lógico que una mayor presencia policial desanime a los criminales.

Algunos algoritmos –como el empleado en *PredPol*, que se basa en modelos de estudios de seísmos– pueden predecir incluso oleadas de crímenes y pretenden ser totalmente neutrales porque no discriminan y se centran exclusivamente en la geografía, el tipo y la localización del delito.

Sin embargo, al emplearlos, las fuerzas de seguridad hacen una elección. Pueden definir un tipo de crimen que suponga el empleo de la fuerza –violaciones, asesinatos, robos con violencia– que normalmente es denunciado u otro que suponga alteración del orden sin violencia –consumo de drogas, prostitución, altercados– que muchas veces pasa desapercibido si la policía no lo detecta directamente.

---

<sup>16</sup> *Google Instant Censorship: The Strangest Terms Blacklisted By Google*. Bianca Bosker. The Huffington Post. 29/09/2010.

<sup>17</sup> *Google is not 'just' a platform. It frames, shapes and distorts how we see the world*. Carole Cadwalladr. The Guardian. 11/12/2016.

<sup>18</sup> *In Service Sector, No Rest for the Working*. Steven Greenhouse. The New York Times. 21/02/2015.

<sup>19</sup> *Can 'predictive policing' prevent crime before it happens?* Mara Hvistendahl. Science. 28/09/2016.

El problema es que este último tipo de delitos es más frecuente en los barrios marginales y, si se incluyen en el modelo predictivo, se acaba enviando más agentes a estas zonas y realizando más detenciones. El algoritmo se ve así reforzado por los resultados y se enviarán más dotaciones a estos sitios creándose así un bucle de retroalimentación pernicioso. El modelo ya no es neutral y criminaliza la pobreza<sup>20</sup>.

Pero supongamos que el modelo indicara una mayor presencia policial en un vecindario privilegiado de una ciudad. Es posible que aumenten las detenciones en esa zona por discusiones de pareja, infracciones de tráfico, etc. Las detenciones crearán datos y el algoritmo mandará más agentes a la zona, con lo que aumentarán los arrestos y las confrontaciones con los ciudadanos... De nuevo sería injusto debido a la retroalimentación negativa, aunque seguramente, es menos probable que suceda.

Cuanto más avance la tecnología más fácil será que se utilice para detectar delincuentes o terroristas *potenciales*. Que se utilicen sistemas de vigilancia masiva, que se hagan listas de criminales probables o se rastreen las redes sociales en busca de relaciones comprometidas, son factores que se pueden realizar con la mejor de las intenciones pero también son terreno fértil para la creación de algoritmos peligrosos.

La cuestión es que estamos haciendo que sistemas automáticos evalúen el futuro y nos juzguen en el futuro. Por ejemplo, otro campo que está experimentando un gran auge es la utilización de algoritmos para la contratación de personal por parte de grandes multinacionales<sup>21</sup>. Muchos de ellos incluyen tests de personalidad y en gran parte tienen como objetivo excluir el mayor número de candidatos posible.

Por supuesto estos programas no pueden incorporar información sobre cómo serán los trabajadores porque eso se verá en el futuro y por tanto es algo desconocido. Lo que sí se aprecia en el presente es que estos algoritmos son opacos, tienen una retroalimentación perniciosa y pueden ser escalables. Esto puede verse en el caso hipotético de que un candidato sea excluido por algún problema de salud mental; esto provocará que no pueda conseguir un trabajo normal y llevar una vida plena, aumentando su exclusión y entrando en una espiral negativa. No es para esto por lo que los países avanzados aprobamos leyes para la integración laboral de las personas con discapacidad.

## Conclusión

Demasiados modelos matemáticos mal planteados gestionan demasiados detalles de nuestra sociedad. Se encargan de anuncios, transferencias bancarias, compras, citas médicas, prisiones... pronto conducirán nuestros coches y realizarán nuestro trabajo.

Se trata de programas incomprensibles e incuestionables para la mayoría de los usuarios y que, al tiempo, operan a una escala que clasifica y “optimiza” a millones de personas. La ciencia de datos pierde de vista a sus usuarios con demasiada frecuencia. Los analistas saben que los programas de proceso masivo de datos pueden cometer

---

<sup>20</sup> *The policy machine. The dangers of letting algorithms make decisions in law enforcement, welfare, and child protection.* Virginia Eubanks. Slate. 30/04/2015.

<sup>21</sup> *Big data and hiring: Robot recruiters.* The Economist. 06/05/2013.

errores de interpretación un determinado porcentaje de veces pero normalmente, este problema no es su prioridad.

Los valores que se eligen para predecir la reincidencia, la selección de jugadores de fútbol o la excelencia educativa son, después de todo, aproximaciones informadas. Es cierto que la evaluación académica puede tener algo que ver con el rendimiento intelectual, pero es sólo una aproximación... Sin embargo tiene sentido incluirlo en un algoritmo.

El incentivo principal de las empresas es ganar dinero y si sus modelos matemáticos lo consiguen, no existe razón para cambiarlos. La tendencia es a reemplazar a las personas por una profusión de datos y transformarlas en compradores, trabajadores o votantes eficientes que maximicen sus objetivos.

El procesamiento de datos masivos codifica el pasado, no inventa el futuro. Su éxito se mide en términos de beneficios económicos, eficiencia, tasas de impagos, etc. Se trata de medir algo que sea cuantificable, pero ningún sistema algorítmico es perfecto. Las aplicaciones tendrán víctimas y estas serán sus “daños colaterales”. A la escala en que funcionan las tecnologías de la información, determinadas imperfecciones pueden ser ignoradas. Los sistemas están diseñados para ejecutarse de la forma más automática posible porque esa es la forma eficiente y la que maximiza los beneficios.

Y cuantos más datos se obtienen más precisos se vuelven los algoritmos. Aquel que puede obtener más inteligencia de los datos, más rendimiento económico obtiene, lo que le hace ser a su vez más eficiente. Es la naturaleza de la economía de los datos: cuantos más beneficios producen éstos, mayor es la presión para obtener más. Los algoritmos son prácticos y efectivos. En ellos se basan enormes modelos de negocio que afectan a millones de personas que están prácticamente indefensas ante sus decisiones. El hecho de que generen grandes beneficios implica que estos programas informáticos evolucionarán y se difundirán cada vez más.

Por tanto, el mundo de los datos masivos seguirá expandiéndose y cada uno de nosotros seguiremos produciendo actualizaciones constantes de nuestras vidas. Estos datos seguirán alimentando los algoritmos y los modelos matemáticos que, supuestamente, tomarán decisiones óptimas y harán valoraciones autorizadas, basadas en la “ciencia”. Lo realmente importante será plantear si los ciudadanos podemos saber si esa “ciencia” está basada en las premisas adecuadas.

Los algoritmos no se construyen sólo a partir de datos sino también de preferencias y elecciones. En cada caso, debemos preguntarnos quién ha diseñado una aplicación o un modelo determinado y también qué es lo que esa persona o empresa trata de conseguir. Los valores que se codifican en el mismo pueden tener sentido pero en algún punto deben imponerse valores humanos a estos sistemas informáticos, aun a costa de su eficiencia. Al final, ¿qué objetivo tiene el creador del algoritmo?

Nos encontramos ante una inmensidad de datos sobre nuestro comportamiento que están siendo proporcionados continuamente a sistemas de inteligencia artificial. Estos sistemas los evaluarán y actuarán de acuerdo a ellos, de un modo que será un misterio –una “caja negra”– para nosotros. Los algoritmos determinarán cada vez más cómo somos tratados por otros algoritmos y esto es algo que sin duda nos proporcionará

calidad de vida. Pero también será algo arbitrario y que no rendirá cuentas a nadie, porque nadie lo comprenderá ni podrá explicarlo.



## **Lecturas adicionales**

*Weapons of math destruction: how big data increases inequality and threatens democracy.* Cathy O'Neil. Crown Publishers. 2016.

*La locura del solucionismo tecnológico.* Evgeny Morozov. Katz. 2015.



Todas las imágenes y contenido multimedia contenidos en este boletín son de libre uso. Preferentemente obtenidos del contenido Wiki Commons y, cuando no se indique lo contrario, sujetos a licencia en los términos.



O bien,



Boletín de actualidad internacional por Centro de Análisis y Prospectiva se encuentra bajo una Licencia [Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 3.0 Unported](http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/).

Para ver una copia de esta licencia, visite <http://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/3.0/> o envíe una carta a Creative Commons, 171 Second Street, Suite 300, San Francisco, California 94105, USA.

<http://es.creativecommons.org/licencia/>



**Reconocimiento (Attribution):** En cualquier explotación de la obra autorizada por la licencia hará falta reconocer la autoría.



**No Comercial (Non commercial):** La explotación de la obra queda limitada a usos no comerciales.



**Compartir Igual (Share alike):** La explotación autorizada incluye la creación de obras derivadas siempre que mantengan la misma licencia al ser divulgadas.