

Reseña del libro: “Armas de destrucción matemática: Cómo el Big Data aumenta la desigualdad y amenaza la democracia”, Cathy O’Neil, Madrid, Capitán Swing, 2017, ISBN: 9788494740848, 280 págs.



Hoy día, asistimos a una recogida y acumulación de datos sin precedentes, potenciada gracias a la expansión e informatización de los servicios, el interés tanto de actores públicos como privados y el desarrollo de una tecnología capaz de acumular y realizar operaciones con ellos. Estos datos se utilizan para crear modelos matemáticos en un intento de representar y predecir la realidad, si bien bajo los intereses de la entidad que los solicita. Con este libro, la doctora en matemáticas Cathy O’Neil, tras haber trabajado en la articulación de estos modelos matemáticos, busca señalar los principales problemas

y efectos colaterales que plantean al aplicarse a la población. A aquellos efectos extremadamente dañinos para la misma y que fomentan la desigualdad los denomina como *Armas de Destrucción Matemática* (ADM). Así pues, a lo largo del libro la autora pone de manifiesto algunos ADM (o con vista de serlo) presentes en el caso estadounidense en su mayoría. Para ello, hará uso de un lenguaje claro y sencillo, libre de tecnicismos, fórmulas o planteamientos lógico-matemáticos, dirigiéndose el libro a un público general no especializado.

Los modelos matemáticos se fundamentan y mantienen bajo los prejuicios de los creadores y los demandantes. En este sentido, para la elaboración de estos modelos se utilizan datos producidos en un pasado concreto, a menos que estos sean revisados constantemente o reciban retroalimentación del mundo social en el que se inscribe y de las personas a las que se les aplica. Por supuesto, más difícil es que atiendan estos modelos por sí solos a sus consecuencias, como las injusticias generadas y el incremento de la desigualdad. Es por ello, que la autora distinguirá a su juicio las tres principales características que definen y hacen peligroso a una ADM con respecto a otros modelos matemáticos aplicados a las personas. En primer lugar, las ADM son opacos, ya que no se revela por parte de los responsables ni qué datos se incorporan al modelo, ni cómo operan, ni en ocasiones tampoco qué resultados salen ni cómo se interpretan. En segundo lugar, son dañinos, ya que si bien algunas personas pueden beneficiarse de los mismos, también pueden actuar injustamente y en menoscabo de determinados sectores de la población. En tercer lugar, la última característica que define su peligrosidad es su escala: a mayor escala, más difícil es escapar de ellos y más amplio es su campo de actuación. Teniendo en cuenta cada una de estas características, es posible profundizar en ellas poniendo como ejemplo distintos ADM que aparecen a lo largo del libro.

Considerando la característica de la opacidad, ésta se presenta por ejemplo en los modelos de reincidencia de los presos con motivo de la asignación u orientación del tiempo de condena (Capítulo 1). Estos modelos basan sus resultados en indicadores como el número de veces que el sujeto ha estado previamente en la cárcel.

No obstante, también considerará como indicadores el código postal de residencia, penalizando a las personas que viven en determinados barrios, la edad con la que han tenido un encuentro directo con la policía, o si sus familiares y conocidos han cometido un delito. ¿Dónde está entonces la característica de la opacidad? Pues en que muchas veces se desconoce por parte de los procesados, e incluso por los propios responsables del algoritmo, qué datos se han utilizado y cómo se han empleado en la estimación del tiempo de condena. Al no conocerse, no pueden criticarse, pudiendo mantenerse presentes prejuicios de los programadores y adquiriendo estos resultados la condición de ser un juicio divino aséptico e incuestionable para las víctimas.

Sin embargo, la característica de la opacidad va más allá. Considerando los indicadores expuestos, muchas veces ocultos y desconocidos para los afectados, éstos no penalizan el comportamiento pasado del sujeto, sino que en el caso considerado atribuyen su comportamiento futuro en base a datos que poco o nada tiene que ver con el mismo. Pese a que no se utilizan datos prohibidos como la “raza”, es de esperar que indirectamente esta sea una variable clave, al haber víctimas del racismo social e institucional. Las personas con un color de piel negra tienen más posibilidades de ser vigiladas y registradas por la policía aún si no presentan ningún indicio de delito, pueden ser excluidas de trabajos de acuerdo con los prejuicios de los empleadores y pueden ser castigadas con mayor severidad por un mismo delito que las personas con color de piel blanca. Ello supone que a una persona de piel negra que haya tenido un contacto temprano con la policía bajo un criterio prejuicioso se le asignará injustamente un mayor tiempo de condena. Otra variable clave y criticable del mismo modelo es el hecho de qué delitos concretos son los que se tienen en cuenta: los cuerpos de seguridad están más atentos de los delitos en los barrios pobres que en los barrios ricos. Y ciertamente, la justicia no es igual para todos, al menos en lo que respecta a la capacidad de contratar a los mejores abogados, teniendo las personas pobres más posibilidad de entrar en prisión.

Por tanto, la opacidad no solo estará presente en el desconocimiento y la imposibilidad de recurrir ante estos algoritmos, sino que también permitirá entre otras cuestiones la no problematización del racismo y la criminalización de la pobreza. La opacidad también se ve claramente en otras ADM, como la predicción de las zonas de delincuencia (Capítulo 5) o la microsegmentación de las campañas políticas a través de las páginas webs de los candidatos (Capítulo 10), en las que aparece enunciado lo que el sujeto (o grupo al que se le ha asignado a través del seguimiento web y *cookies*) espera ver y oír, pudiendo aparecer mensajes y promesas opuestas hacia los distintos votantes sin ser conscientes éstos de ello, y por tanto, al menos uno de ellos será víctima de un engaño para conseguir su voto.

Valorando la característica del daño, se encontrarán ADM especialmente dañinas como la clasificación en ranking de las “mejores” universidades (Capítulo 3). Este modelo intentará posicionar a las distintas universidades de acuerdo con determinados indicadores, ya que en principio el constructo de “mejor universidad” es difícilmente cuantificable empíricamente y su valor está fuertemente influenciado tanto por la subjetividad de la persona y su experiencia con la misma, como por la apreciación generalmente positiva de aquellas universidades más conocidas. Para ello, se utilizan indicadores como el número de estudiantes que pasan de curso, la cuantía total de las donaciones que reciben (supuestamente esto indica que las personas están muy satisfechas con la universidad), la ratio de estudiantes rechazados, etc. Todo

ello, por supuesto, teniendo como referentes principales determinadas universidades de corte elitista y altamente costosas para los alumnos, como Cambridge o Harvard.

Este tipo de rankings supone en un primer nivel un daño muy claro: las universidades peor puntuadas son vistas como de peor calidad (o que presentan un deterioro) tanto por los antiguos alumnos como por posibles futuros estudiantes. Esto supondrá que se inscriban menos alumnos, reciban menos dinero por las matrículas y donaciones y, en general, condiciones que conllevan a un verdadero deterioro de la universidad, actuando la calificación del ranking como profecía autocumplida. En un segundo nivel, los alumnos que han estudiado en estas universidades también verán devaluados sus propios títulos, o al menos en mayor medida que antes de la aparición de estos rankings. En un tercer nivel, las universidades intentarán “subir” en el ranking mediante una serie de maniobras, desde acciones fraudulentas, como el maquillaje o falseo de los resultados de exámenes y porcentaje de egresados con trabajo, hasta bajar el nivel de exigencia de las asignaturas para aumentar el número de alumnos que pasen de curso. También, se llevan a cabo aumentos de gasto para mejorar las instalaciones especialmente las deportivas y la realización de campañas de marketing, aunque ello suponga un mayor coste en las matrículas, conllevando o bien la exclusión de las personas con menos ingresos o bien el aumento de la cuantía de las deudas. Otros ejemplos de AMD fuertemente dañinos serán la evaluación de docentes en institutos (Capítulo de Introducción), la destinación de publicidad abusiva y engañosa dirigida a la población más pobre, desamparada y con deseos de movilidad social ascendente (Capítulo 4), o la asignación de horarios laborales en función de la eficiencia y rentabilidad de la empresa, en detrimento de la conciliación y una vida digna de los trabajadores (Capítulo 7).

Atendiendo a la característica de escala, la autora pone de manifiesto modelos como el de la evaluación de candidatos para determinados trabajos (Capítulo 6), normalmente de baja o media cualificación en cadenas o grandes empresas. En este sentido, se ha generalizado en entrevistas de trabajo la aplicación de determinados cuestionarios para valorar la aptitud de ciertas personas en un puesto de trabajo. Estos cuestionarios pueden penalizar por ejemplo a personas con enfermedades mentales, ya que, si bien no lo preguntan directamente en cuanto a que está prohibido, los usos de determinadas preguntas pueden indicar ciertos rasgos, costumbres y hábitos considerados poco “aptos” para ser buenos trabajadores según el juicio de los creadores del modelo. También será usado como indicador del buen trabajador su solvencia crediticia. En cualquier caso, es extremadamente criticable que estos atributos puedan indicar y predecir el desempeño laboral de la persona.

Al extenderse este tipo de modelos entre las distintas empresas, es de esperar que una persona nunca pueda conseguir un empleo en ningún sitio que utilice el mismo modelo matemático al ser descartado en todos los sitios por lo mismo, aunque hayan demostrado en trabajos previos ser excelentes trabajadores. En este sentido, muchas veces no puede saberse cuál fue el motivo de exclusión del proceso, en relación con la característica de la opacidad. Si se ha mencionado que afecta a los trabajos de baja y media cualificación en cadenas o grandes empresas, es porque generalmente estos modelos se aplican para trabajar con grandes volúmenes de personas, en contraposición a trabajos donde aún se valora a los candidatos sin el uso de este tipo de algoritmos. Sin embargo, estos últimos tienden a desaparecer, quedando cada vez más este criterio solo en aquellos puestos de corte elitista o con criterios poco justos

donde a los candidatos “no les hace falta” pasar por estos filtros. A lo largo del libro también se presentan otros modelos en los que juega un papel decisivo la escala, como la valoración de un candidato a la hora de conceder un préstamo y el tipo de interés asociado (Capítulo 8) o la contratación de un seguro (Capítulo 9).

Por consiguiente, *Armas de destrucción matemática* se plantea como un intento de esclarecer las consecuencias de las ADM a modo de crítica, en una época en la que es de esperar el aumento de este tipo de modelos. De manera colateral, también supondrá una reflexión sobre cómo medimos el éxito o fracaso de un modelo, así como si éste tiene retroalimentación externa, o por el contrario, se basa en el criterio de los programadores iniciales como si de un criterio divino se tratase. En este sentido, de acuerdo con estos modelos y de no haber un cambio de rumbo en la elaboración y mantenimiento de los mismos, las personas son consideradas meros números deshumanizados, deteriorándose elementos imprescindibles en las sociedades como la democracia, la igualdad y una vida digna.

David Moreno Alameda
Universidad Complutense de Madrid (España)
E-mail: davidmorenoalameda@gmail.com