

La ciencia de datos en la gestión de los riesgos climáticos y de la naturaleza

SONIA DE PAZ COBO

Actuaria de seguros.

Universidad Rey Juan Carlos. Facultad de Ciencias Jurídicas y Sociales. sonia.depaz@urjc.es

JUAN MANUEL LÓPEZ ZAFRA

Actuario de seguros.

Colegio Universitario de Estudios Financieros. Dep. de Métodos Cuantitativos. jmlopezzafra@cunef.edu

El mundo se enfrenta a una mayor volatilidad de fenómenos extremos meteorológicos y de la naturaleza. Según estimaciones de la Organización Meteorológica Mundial, veinte de los años más cálidos desde que comenzaron las mediciones se encuentran entre los últimos veintidós. Se estima que entre 1999 y 2018, alrededor de 495.000 personas murieron en todo el mundo y se produjeron pérdidas de 3,54 billones de dólares (en PPP) como resultado directo de más de 12.000 eventos climáticos extremos (Eckstein *et al.*, 2019).

Un indicador de este hecho es el Índice Global de Riesgo Climático 2020, el inglés *Global Climate Risk Index 2020 (CRI)*, que analiza en qué medida los países y las regiones se han visto afectados por los impactos de los eventos de pérdida relacionados con el clima (tormentas, inundaciones, olas de calor, etc.), tanto en términos de muertes como de pérdidas económicas. Para el análisis y cálculo se utiliza los datos más recientes disponibles, los de 2018 y la serie de 1999 a 2018 proporcionados por Munich Re NatCatSERVICE, considerada en todo el mundo, como una de las bases de datos más confiables y completas sobre este tema. Dicha base de datos recoge el número de pérdidas totales causadas por eventos climáticos, el número de muertes, los daños asegurados y los daños económicos totales (estos últimos indicadores se expresan en millones de dólares estadounidenses, valores originales, ajustados por inflación).

Debido a las limitaciones de los datos disponibles, particularmente los datos a largo plazo, algunos países muy pequeños, o ciertos pequeños estados insulares, no se incluyen en el análisis. Dicho índice puede servir como una señal de alerta para las vulnerabilidades ya existentes, que pueden aumentar aún más a medida que los eventos extremos se vuelvan más frecuentes o severos.

El CRI examina los impactos tanto absolutos como relativos para crear una clasificación promedio de países

en cuatro categorías, con un mayor énfasis en los indicadores relativos. Los países que ocupan los primeros puestos son los más afectados y deberían considerar el CRI como una señal de advertencia de que corren un alto riesgo de eventos catastróficos.

El CRI no proporciona un análisis exhaustivo de los riesgos del cambio climático, pero debe verse como un indicador de la exposición y la vulnerabilidad de los países a los riesgos relacionados con el clima, en función de los datos.

El Global Climate Risk Index 2020 (CRI) analiza en qué medida los países y las regiones se han visto afectados por los impactos de los eventos de pérdida relacionados con el clima, tanto en términos de muertes como de pérdidas económicas

Japón, Filipinas y Alemania fueron los países más afectados en 2018, seguidos de Madagascar, India y Sri Lanka. Japón, fue golpeado por tres eventos climáticos extremos excepcionalmente fuertes durante ese año. Del 6 al 8 de julio, se midieron fuertes lluvias con más de 200 mm / día, que es aproximadamente el doble de lluvia que la que se experimenta generalmente en el día más húmedo en Japón. Las lluvias torrenciales resultaron en inundaciones repentinas y deslizamientos de tierra, matando a más de 200 personas y causando daños a más de 5.000 casas y la evacuación de 2,3 millones de personas. En general, las lluvias causaron daños por más de 7 mil millones de dólares. Por otro lado, desde mediados de julio hasta finales de agosto de 2018, los sistemas de alta presión de dos niveles causaron una fuerte ola de calor que provocó 138 muertes y más de 70.000 personas que requirieron hospitaliza-

ción debido a golpes de calor y agotamiento por calor. En la ciudad de Kumagaya, se informaron temperaturas de 41,1°C, un récord nacional de calor en Japón. Además en septiembre del mismo año, el tifón Jebi tocó tierra en Japón, convirtiéndose en el ciclón tropical más intenso en el país durante más de 25 años. Jebi rompió varios récords históricos de vientos sostenidos en Japón, causando daños económicos por más de 12 mil millones de dólares. (Eckstein et al., 2019).

Del análisis del CRI a largo plazo se observa que Puerto Rico, Myanmar y Haití han sido identificados como los países más afectados (promedios anuales) en este período de veinte años, seguidos por Filipinas, Pakistán y Vietnam.

Por ello, no se pueden ignorar los impactos de los fenómenos extremos, tanto meteorológicos como de la naturaleza, en ningún continente o región del mundo. De este modo, se conoce que afectan más a los países más pobres, que son particularmente vulnerables a los efectos dañinos y tienen una capacidad de afrontarlos menor y adicionalmente pueden necesitar más tiempo para reconstruirse y recuperarse. Por otro lado, los países de altos ingresos están sintiendo los impactos climáticos más claramente que nunca: las olas de calor en Europa, América del Norte y Japón así lo confirman.

Los pronósticos climáticos son computacionalmente caros, mientras que los métodos de ML se están volviendo cada vez más rápidos para entrenar y ejecutar, especialmente en hardware de cómputo de próxima generación

Según datos recientes (López Zafra, J. y Queralt Sánchez de las Matas, R.A., 2019), los daños asegurados relacionados con riesgos catastróficos se aproximan a los 72.000 millones de dólares en 2018, lo que representa un valor superior a la media de los últimos 8 años, situada en 65.500 millones de dólares, aunque un valor muy por debajo de los 143.000 millones de 2017, el más costoso de la historia. El impacto de los daños totales en ese año fue superior a los 353.000 millones de dólares: sólo el efecto de los huracanes Harvey, Irma y María ascendió a 222.000 millones de dólares, con unos 80.000 millones asegurados. Por todo lo anterior, la gestión del riesgo se presenta como un elemento clave en el contexto económico actual.

Por otro lado, es necesario tener presente también que, en los últimos 10 años, el mundo ha experimentado

algunos de los terremotos más grandes registrados en términos de magnitud, con gran número de pérdida de vidas y daños a la propiedad. Algunos de estos eventos han sido de dimensiones históricas, sin embargo, incluso los de menor magnitud han causado daños catastróficos y grandes pérdida de vidas humanas.

De este modo, los grandes terremotos de estos últimos años proporcionan un importante aprendizaje para que las empresas mejoren sus estimaciones ante tales riesgos. De todo ello se puede concluir que la gravedad de los eventos sísmicos, en particular los que involucran peligros secundarios, es decir riesgos a menudo no modelizados, que reciben poca atención como inundaciones fluviales, lluvias torrenciales, deslizamientos de tierra, tormentas eléctricas, sequía, y oleadas de incendios entre otros muchos, con frecuencia, es mucho mayor de lo esperado.

El desafío de los modelos predictivos en este terreno es colosal; deben lidiar con inmensas bases de datos integradas con sistemas de información geográfica, que incluyen datos de condiciones atmosféricas como velocidad del viento a lo largo de un periodo, presión, temperaturas máximas y mínimas o temperatura de las aguas entre otras. Además de gestionar toda esa información, los procesos deben de realizarse en tiempo prácticamente real.

El seguimiento del huracán Sandy refleja la metodología completa de un proyecto de ciencia de datos: en una primera fase habría que definir las preguntas que cabrían hacerse, así como las respuestas a todas ellas, como, por ejemplo, si el huracán impactará en zonas pobladas, cuál será su intensidad, cuáles son los riesgos potenciales, entre muchas otras. En una segunda fase se desarrollaría el análisis exploratorio de datos, estudiando la velocidad del viento, la presión atmosférica, la trayectoria seguida, las temperaturas tanto atmosféricas como del mar. La siguiente fase establecería los modelos predictivos a utilizar, que tendrían en cuenta los datos proporcionados en la fase anterior, así como los proporcionados por miles de simulaciones, que a su vez considerarían múltiples hipótesis de las distintas variables, tanto de forma individual como combinándolas, así como los obstáculos naturales y arquitectónicos que el huracán pueda encontrar a su paso, y que podrían afectar tanto a su intensidad como a su trayectoria. A continuación, llegaría la fase de interpretación de resultados, que vendrían detallados en escalas de probabilidad, desde escenarios poco probables a casi seguros, y por último se concluirá con la comunicación de los resultados. Esta fase final, no por ser la última deja de ser esencial en todo proyecto de ciencia de datos, y más aún en uno en el que está en juego la vida de las personas.

MODELOS PREDICTIVOS

La primera predicción sobre el calentamiento global se hizo en 1896, cuando Arrhenius estimó que la quema de combustibles fósiles podría eventualmente liberar suficiente CO2 para calentar la Tierra en 5°C. Pero las predicciones se han vuelto mucho más detalladas y precisas. Las herramientas predictivas actuales son los modelos climáticos, que a través de la confluencia de la tecnología y la aplicación de los métodos de la ciencia de datos están suponiendo unos avances sin precedentes. Entre dichos métodos se encuentran los modelos del sistema terrestre, del inglés, *Earth system models*, que buscan simular todos los aspectos relevantes del sistema terrestre, incluyendo procesos físicos, químicos y biológicos, por lo que van mucho más allá de sus predecesores, los modelos climáticos globales, *global climate models*, que solo representan los procesos físicos atmosféricos y oceánicos.

Durante los últimos años, la inteligencia artificial (IA) ha sido reconocida como una herramienta ampliamente poderosa para el progreso tecnológico. Dicha disciplina nace en 1956, pero se ha vuelto más popular hoy día gracias al incremento en los volúmenes de datos, algoritmos avanzados, y mejoras en las velocidades de procesamiento y la capacidad creciente y coste decreciente del almacenaje. Aporta nuevos conocimientos gracias a las enormes cantidades de simulaciones climáticas complejas, generadas en el campo de la modelización.

Las tendencias recientes han creado oportunidades para que el aprendizaje automático, o machine learning (ML) afronte la predicción del clima. De este modo, los nuevos satélites están creando petabytes de datos de observación climática, y los proyectos masivos de modelado climático los están generando, asimismo, de datos climáticos simulados. Los pronósticos climáticos son computacionalmente caros, mientras que los métodos de ML se están volviendo cada vez más rápidos para entrenar y ejecutar, especialmente en hardware de cómputo de próxima generación. Como resultado, los científicos del clima han comenzado recientemente a explorar técnicas de ML y están comenzando a asociarse con científicos informáticos para crear nuevas y emocionantes aplicaciones.

Como afirman López Zafra y Queralt Sánchez de las Matas, 2019, los métodos de la ciencia de datos están cambiando la práctica reaseguradora. Así, su trabajo recoge como KatRisk, empresa de modelización de catástrofes nacida en 2012, con la pretensión de proporcionar datos y modelos a sus clientes a unos precios razonables hasta el momento, y gracias a la ciencia de datos, es capaz de ofrecer soluciones muy avanzadas relacionadas el viento y a las inundaciones. Los desarrollos en los sistemas de geolocalización les proporciona evaluaciones de riesgos con una precisión de 10 metros para Estados Unidos, elaborando millones de simulaciones que permiten distinguir edificios y construcciones con máxima precisión.



La informática climática es una disciplina creada en 2011 que se encuentra en la intersección de la ciencia de datos y la ciencia del clima, y cubre una variedad de temas que van desde la mejora de la predicción de eventos extremos como huracanes o paleoclimatología, hasta la reconstrucción de condiciones climáticas pasadas utilizando datos recopilados de elementos como núcleos de hielo, reducción de escala climática o el uso de modelos a gran escala para predecir el clima en un hiper-nivel local, y los impactos socioeconómicos de las condiciones climáticas. Podemos encontrar referencias en NatGeo, 2019.

Así, por ejemplo, un grupo de investigadores del Instituto de Algoritmos de Aprendizaje de Montreal (MILA), Microsoft y ConsicentAI Labs, usaron GANs o redes generativas antagónicas (relativamente habituales en IA), para simular cómo se verían las edificaciones después de ser dañadas por el aumento del nivel del mar y unas tormentas más intensas. La idea se basa en enfrentar dos redes neuronales que compiten en un constante juego de suma cero (la ganancia o pérdida de una de las redes se compensa con la ganancia o pérdida de la opuesta). De este modo una de las redes, la generativa, va produciendo muestras de aquello que queremos crear, como imágenes, textos o sonidos entre otros. Ese primer intento será fallido, ya que a la IA puede simular nuestra inteligencia, pero no nuestra imaginación.

La segunda red, la discriminadora, será la que analice el material producido por la red generativa y determinará si se ajusta a lo que está buscando (identificación), es decir, dispondrá si cada imagen de datos que revisa pertenece o no al conjunto de datos de entrenamiento. Es un proceso donde cada una de las redes va mejorando y aprende de su oponente. Así, se plantean millones de intentos antes de que la red discriminadora acepte el resultado ofrecido por su rival. Mientras tanto, rechazo tras rechazo, la red generativa habrá ido 'aprendiendo' qué es lo que busca la

discriminadora, quien a su vez le habrá ido guiando con la información que aportaba con sus porcentajes de acierto.

Día a día disciplinas como el aprendizaje automático se presentan como una opción más que aceptable para la gestión del riesgo de desastres de la naturaleza, y avanzan desarrollando nuevos modelos que mejoren los diferentes componentes del riesgo, como son la exposición, la vulnerabilidad o las amenazas, pero también para dar prioridad a los recursos durante la respuesta a los desastres y la reconstrucción.

CONCLUSIÓN

Una de las características más interesantes de los efectos del clima y de los desastres naturales, desde el punto de vista del gestor de riesgos, es su impredecibilidad y su enorme impacto en la vida de las personas. Eventos de baja frecuencia y enorme intensidad que pueden modificar completamente el curso de la historia. Como profesionales de la gestión del riesgo, los actuarios debemos adaptar nuestra actuación a un entorno cambiante, en el que las técnicas de la ciencia de datos y la tecnología nos van a permitir afrontar los retos de una forma distinta, con consecuencias directas sobre la vida de las personas. Es imprescindible que aprovechemos la metodología de la ciencia de datos para profundizar en las causas de los riesgos y tratar de evaluar su impacto de una forma distinta. Tenemos capacidad tecnológica para efectuar miles de simulaciones de cualquier fenómeno meteorológico y natural, podemos predecir trayectorias, y debemos hacer llegar a las autoridades nuestra experiencia y nuestro saber hacer para lograr sociedades más resilientes. Sólo combinando nuestra experiencia conocida como gestores de riesgos con las labores técnicas de un científico de datos podremos dar respuesta al mayor desafío natural al que nos hemos enfrentado jamás.

REFERENCIAS

- Eckstein, David *et al*, 2019. Global Climate Risk Index 2020. Who Suffers Most from Extreme Weather Events?. Weather-Related Loss Events in 2018 and 1999 to 2018. Disponible en: https://www.germanwatch.org/sites/germanwatch.org/files/20-2-01e%20Global%20Climate%20Risk%20Index%202020_16.pdf
- GFDRR, 2018. Machine Learning for Disaster Risk Management. Washington, DC: GFDRR.
- López Zafra, Juan Manuel y Queralt Sánchez de las Matas, Ricardo Antonio, 2019. *Alquimia, cómo los datos se están transformando en oro*. Deusto.
- NatGeo, 2019. How artificial intelligence can tackle climate change. Disponible en: <https://www.nationalgeographic.com/environment/2019/07/artificial-intelligence-climate-change/>
- Rolnick, David. *et al*, 2019. Tackling Climate Change with Machine Learning. Disponible en: <https://arxiv.org/pdf/1906.05433.pdf>
- Swiss Re, 2019. A decade of major earthquakes: lessons for business. Disponible en: https://www.swissre.com/dam/jcr:29e3190c-3397-4d64-86f7-091a36f6a231/Major_earthquakes_lessons_business_expertise_publication.pdf