

Traducción

Desmitificación de modelos: cómo los modelos cuantitativos pueden, y no pueden, explicar el mundo Mckinsey

Versión original en inglés disponible en: <https://www.mckinsey.com/business-functions/risk/our-insights/demystifying-modeling-how-quantitative-models-can-and-cant-explain-the-worldm>

La crisis de COVID-19 ha traído a los modelos cuantitativos a la vanguardia. Aquí hay algunas formas en que el modelado nos ayuda, siempre y cuando evitemos sus dificultades.

Uno de los muchos impactos de la crisis de COVID-19 ha sido destacar el papel de los modelos cuantitativos en nuestras vidas. Las ideas asociadas con el modelado, como aplanar la curva de transmisión de la enfermedad, ahora se discuten regularmente en los medios de comunicación y entre familiares y amigos. En todo el mundo, estamos tratando de entender los números y lo que significan para nosotros.

Los modelos con visión de futuro no son nuevos. Durante mucho tiempo han desempeñado un papel importante pero invisible en la vida cotidiana, por ejemplo, al fijar el precio del seguro de los propietarios, anticipar el clima y decidir cuántos iPhones fabricar. Sin embargo, en la pandemia del COVID-19, la escala del impacto y el nivel de incertidumbre han introducido nuevos desafíos y notoriedad para los modelistas.

Usados adecuadamente, los modelos proporcionan información que puede presentar un marco para comprender una situación. Pero no son bolas de cristal que indican con certeza lo que sucederá, y no responden por sí mismas la difícil pregunta de qué hacer. El renombrado estadístico británico George Box resumió el punto con su famoso aforismo: "Todos los modelos están equivocados, pero algunos son útiles". Y lo refinó diciendo: "Dado que todos los modelos están equivocados, el científico debe estar atento a lo que es importante. Es inapropiado preocuparse por los ratones cuando hay tigres en el extranjero".

El poder de los modelos.

Tomar decisiones ante la incertidumbre es un desafío, particularmente durante una pandemia. Los modelos cuantitativos pueden ayudarnos a comprender los sistemas y los comportamientos de varias maneras útiles que ayudan a navegar en este entorno ambiguo.

Aclarando qué conductores son importantes

Los modelos estructuran los datos en apoyo de la toma de decisiones razonadas al restringir las variables a aquellas que son importantes para una pregunta en particular. Por ejemplo, al desarrollar un modelo demográfico para ayudar a los líderes cívicos a planificar las futuras necesidades de la comunidad, los factores clave podrían ser las tasas de natalidad, mortalidad y

creación de nuevos empleos. Los modelos pueden ayudar a los usuarios a comprender lo que se sabe sobre cada elemento e identificar las áreas de incertidumbre continúa.

Determinar cuánto puede importar una entrada

Los modelos son muy adecuados para exponer las sensibilidades: muestran cómo incluso pequeños cambios en los supuestos clave pueden producir grandes variaciones en los resultados, ayudando a los responsables de la toma de decisiones a establecer prioridades. Un caso obvio en relación con la pandemia de COVID-19 es el impacto masivo de incluso pequeños ajustes en la tasa de transmisión de la infección. Al establecer sensibilidades, los modelos identifican áreas para la inversión de esfuerzo o dinero para reducir la incertidumbre.

Facilitar las discusiones sobre el futuro.

Los modelos exponen cómo diferentes supuestos conducen a diferentes resultados. A través de la discusión de los resultados del modelado, los responsables de la toma de decisiones pueden formar un juicio colectivo sobre los escenarios para planificar, en función de las múltiples variables consideradas, y así llegar a decisiones prácticas (ver recuadro "Construir un modelo cuantitativo mientras se usa"). Por ejemplo, los modelos se utilizaron para permitir a los responsables de formular políticas sopesar los beneficios de exigir el uso de cinturones de seguridad contra el riesgo moral de alentar a las personas a conducir más rápido. Los modelos no solo provocan discusión, sino que pueden forzar un enfoque más matizado y basado en la evidencia para la toma de decisiones. En muchos casos, eso es más importante que la salida específica en sí.

Errores a evitar al usar modelos

Un modelo es simplemente una herramienta y, como con cualquier herramienta, su valor se correlaciona altamente con la forma en que se usa. Los modelos se pueden dividir en tres componentes principales: datos sin procesar, supuestos que definen lo que hace el modelo con los datos y salida final. La importancia relativa de los supuestos y los datos varía según el modelo. El autocompletado de la Búsqueda de Google, por ejemplo, se basa principalmente en datos, mientras que el adagio sobre esperar una hora antes de nadar se basa en suposiciones. Cada parte debe verse con una lente crítica; no hacerlo puede llevar a decisiones mal informadas.

Pasar por alto el hecho de que un modelo no puede corregir datos incorrectos

Un modelo es tan bueno como sus datos subyacentes, y los datos en un momento de extrema incertidumbre, como una pandemia global, presentan un serio desafío. Del mismo modo que los ingredientes podridos no producirán un plato sabroso, sin importar cuán buena sea la receta, los datos deficientes conducen a una producción pobre de un modelo.

Un modelo es tan bueno como sus datos subyacentes, y los datos en un momento de extrema incertidumbre, como una pandemia global, presentan un serio desafío.

Los datos pueden faltar por varias razones: muy pocos puntos de datos, inconsistencia, inexactitud o generalización incorrecta de un conjunto de datos en particular. Modelar cualquier cosa relacionada con un virus nuevo conlleva el riesgo de usar datos incorrectos. Prácticamente todas las series de datos recopiladas sobre la crisis COVID-19 están incompletas o sujetas a advertencias. Por ejemplo, usar datos sobre los impactos de la pandemia de COVID-19 en una geografía para modelar los posibles impactos en otra comunidad puede ser problemático. Los datos podrían no ser generalizables si las poblaciones difieren en dimensiones importantes, como la edad.

Dando por sentado los supuestos y las simplificaciones

Los supuestos no son hechos; deben estar sujetos a una revisión regular y de búsqueda (ver recuadro "Los riesgos de sesgo en el modelado"). Por ejemplo, antes de la crisis financiera de 2008, una suposición clave en múltiples modelos era que los precios inmobiliarios no verían grandes caídas. Los valores habían aumentado constantemente en los años previos a la crisis, por lo que algunos comenzaron a tomar esa suposición como un hecho, ocultando así otros posibles escenarios.

Los supuestos no son estáticos; están sujetos a cambios a medida que aprendemos más, especialmente en circunstancias novedosas. Las tasas estimadas de muerte por COVID-19 se han revisado constantemente a medida que nuestro conocimiento se ha ampliado. Los modelos te dicen lo que podría pasar si crees cosas específicas sobre diferentes variables. Esos ifs deben revisarse con frecuencia para que el modelo siga siendo relevante y útil.

Esperando demasiada certeza

Los modelos no están diseñados para eliminar la incertidumbre sino para limitar el rango de incertidumbres en una situación dada al mostrar lo que podría suceder en una variedad de escenarios definidos. La incertidumbre puede surgir de la estructura misma del modelo, los supuestos básicos y las entradas de datos en curso. Por ejemplo, los modelos de huracanes son un intento de comprender dónde pueden tocar tierra los huracanes. Los modelos comienzan con incertidumbres significativas en torno al camino que podría tomar el huracán, y las incertidumbres disminuyen con el tiempo a medida que se acerca el aterrizaje.

Por lo general, los modelos proporcionan orientación sobre posibles futuros dados múltiples entradas (ver barra lateral "Filosofía de modelado para la pandemia COVID-19"). Eso hace que sea peligroso tomar un subconjunto de los resultados de un modelo en un momento determinado como una realidad singular. Por ejemplo, además de un modelo popular para rastrear las muertes relacionadas con COVID-19 y la demanda hospitalaria, el Instituto de Métricas y Evaluación de Salud ha lanzado un modelo que predice infecciones y pruebas diarias. Para el 2 de agosto de 2020, predice 80,130 infecciones, lo que parece muy preciso (y citable). Sin embargo, una inspección más cercana muestra adecuadamente un rango de 45,595 a 156,889 infecciones.¹ Ese es un rango enorme, pero no niega la utilidad del modelo. Es un indicador

importante del nivel de incertidumbre que debe tenerse en cuenta al tomar decisiones posteriores.

En última instancia, cuando se utilizan modelos para tomar decisiones o al interpretar sus resultados, hay varias preguntas clave que hacer: ¿Cómo ha simplificado este modelo el mundo? ¿Qué entradas requiere el modelo y qué tan conocidas, ciertas y estables son esas entradas? ¿Qué nos dicen los resultados y cuál es el nivel de incertidumbre? Y, por último, ¿cómo se han comprometido los usuarios con este modelo en el proceso de toma de decisiones?

Las respuestas satisfactorias a estas preguntas fomentarán una mejor comprensión de los posibles escenarios futuros y mejores decisiones en una situación cambiante e incierta. (Para obtener una lista de lecturas sugeridas sobre el uso de modelos en la crisis actual, consulte la barra lateral "Léame: Acceso rápido a los modelos COVID-19").