
EL FUTURO DE LA INVESTIGACIÓN EN EMPRENDIMIENTO ESTRATÉGICO: INDUCCIÓN Y DEDUCCIÓN A TRAVÉS DEL *MACHINE LEARNING*

JOSE IGNACIO GALÁN ZAZO

Universidad de Salamanca

ALBERTO TURRIÓN DIEZ

Grupo M Contigo

JOSÉ MANUEL GALÁN ORDAX

Universidad de Burgos

La economía, las finanzas, la sociedad y el mundo empresarial han experimentado una profunda transformación como resultado de la digitalización, el aprendizaje automático, la robótica y la inteligencia artificial (Gupta, Keen, Shad y Verdier, 2017). En este sentido, estamos entrando en una nueva era: *la cuarta revolución industrial* (Select Committee of Artificial Intelligence Report, 2019; World Economic Forum, 2019). El cambio fundamental que se

produce en esta nueva era afecta a los procesos de toma de decisiones y la reducción de la incertidumbre como funciones propias de la actividad empresarial. Con las tecnologías de la información tradicionales el proceso de decisión involucraba solo a las personas. Sin embargo, los nuevos desarrollos tecnológicos permiten que las máquinas tomen decisiones confiables y con el binomio conjunto máquina-humano se refuerzan los procesos de toma de decisiones y se mejoran los resultados respecto a su actuación tradicional separada, lo cual provee de grandes posibilidades en el futuro (Brynjolfsson y McAfee, 2017a; Marr, 2019).

El emprendimiento estratégico se ve profundamente alterado por este nuevo avance tecnológico que afecta a los recursos, las capacidades y los procesos de creación de valor de la empresa, a través del desarrollo de nuevos productos y la promoción de las ventas en el mercado. Así, por ejemplo, la digitalización de la función de ventas a partir de la aplicación del Machine Learning (ML) constituye un cambio

discontinuo en relación a la era no digital. Los emprendedores y empresas ahora cuentan con un gran conjunto de datos que se obtienen a través de múltiples fuentes que permiten mejorar las actividades de emprendimiento estratégico en múltiples facetas vinculadas con el desarrollo de productos y la detección de nuevas oportunidades en los mercados.

En línea con el argumento previo, cabe afirmar que el advenimiento de las nuevas tecnologías transforma los procesos de generación de conocimiento en el campo del emprendimiento estratégico, la misma naturaleza del emprendimiento, así como la forma en que se desarrollan los productos / servicios vinculados con oportunidades en los mercados, con la finalidad de obtener una ventaja competitiva sostenible.

El cambio tecnológico afecta a un conjunto de tecnologías como el big data (BD), la inteligencia artificial (IA), la blockchain y el internet de las cosas (IoT), todas ellas vinculadas e interconectadas en diferentes aspectos con el ML. Este desarrollo tecnológico

descansa en un conjunto de disciplinas que sirven de base para el desarrollo del campo de conocimiento del emprendimiento estratégico. Estas disciplinas son, entre otras, la ciencia económica (Acemoglu y Restrepo, 2018; Agrawal Gans, y Goldfarb, 2018; Brynjolfsson y McAfee, 2017b; Einav y Levin, 2014); la psicología (Kosinski, Wang, Lakkaraju y Leskovec, 2016); la política económica como parte diferencial de la ciencia económica (Agrawal, Gans y Goldfarb, 2019); la dirección y gestión de empresas (George, Haas y Pentland, 2014), y la ciencia de la organización (Tonidandel, King y Cortina, 2018). Asimismo, en el ámbito específico de la empresa este nuevo fenómeno del impacto tecnológico en el emprendimiento estratégico ha sido analizado desde el campo de los modelos de negocio (Chen, Schütz, Kazman y Matthews 2017; Garbuio y Lin, 2019; Hartmann *et al.*, 2016) y los procesos de innovación (Cockburn, Henderson, y Stern 2018). Sin embargo, y hasta donde alcanza nuestro conocimiento, no se ha realizado ningún estudio sistemático previo sobre cómo afecta el ML a los procesos de investigación, así como su vínculo con la práctica en el campo del emprendimiento estratégico.

De este modo, el valor añadido de este trabajo con respecto a la literatura previa se resume en los siguientes puntos: (i) en el presente trabajo originalmente se vincula el ML con la filosofía de la ciencia y las metodologías de investigación, y se analizan los impactos individualizados de estas metodologías en los procesos de construcción del conocimiento y descubrimiento en el ámbito del emprendimiento estratégico, y (ii) de manera original y sistemática el presente artículo muestra ejemplos de cómo estas nuevas técnicas han afectado tanto a la investigación como a la práctica en el ámbito del emprendimiento estratégico.

Por lo tanto, en la presente investigación se formulan dos preguntas centrales ¿Cómo afecta el ML a las metodologías y proceso de construcción de conocimiento en el ámbito del emprendimiento estratégico? ¿Cómo afecta la implantación de las nuevas técnicas ML a la investigación y a la práctica del emprendimiento estratégico?

Para responder a estas nuevas preguntas, el artículo se desarrolla de la siguiente manera. Primero, conectando con la filosofía de la ciencia y la metodología científica, se analiza cómo estas nuevas tecnologías y algoritmos de ML afectan el proceso de creación de conocimiento en el campo del emprendimiento estratégico, lo que nos permitirá ver cómo se ve modificado el proceso de inducción-deducción permitiendo el cierre del círculo del descubrimiento científico. Ello supone un avance respecto al alcance de los métodos de investigación tradicionales. En la segunda sección se presentan algunos ejemplos prácticos de la aplicación de estas tecnologías con sus efectos tanto en la práctica empresarial como la investigación realizada en el campo del emprendimiento estratégico. Se cierra el artículo mostrando las principales conclusiones.

CÓMO AFECTA EL MACHINE LEARNING A LAS METODOLOGÍAS DE INVESTIGACIÓN EN EMPRENDIMIENTO ESTRATÉGICO ↓

La aplicación de nuevas técnicas de ML a los métodos de investigación en el campo del emprendimiento estratégico mejorará las limitaciones de la dirección y gestión de empresas, a menudo criticadas: teorías inválidas, falta de replicabilidad y la brecha entre teoría y práctica (Chen y Hitt, 2019; Hambrick, 2007). En este sentido, en el presente trabajo originalmente sostenemos que el ML afectará positivamente los procesos de construcción del conocimiento en materia del emprendimiento estratégico respecto a los métodos de investigación tradicionales, en los siguientes modos: (a) cierra el círculo de inducción-deducción; (b) permite la creación de nuevos conocimientos; (c) posibilita el ensamblaje de modelos y el estudio de relaciones complejas dinámicas y no lineales; (d) permite la reproducibilidad y replicabilidad del conocimiento, y e) genera un acercamiento entre el conocimiento académico y el conocimiento práctico.

Estos puntos se desarrollan a continuación a la vez que se muestra la importancia de la aplicación del ML en las metodologías de investigación en el campo del emprendimiento estratégico. Asimismo, se describen un conjunto de desafíos y posibles riesgos que también plantean estas nuevas metodologías.

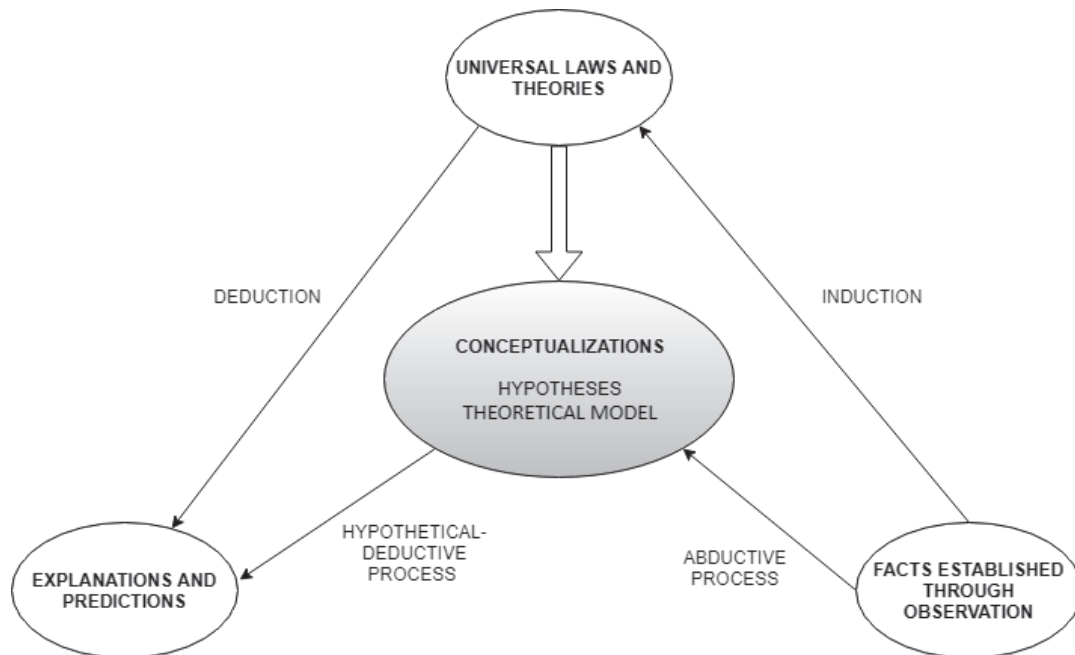
El objetivo de esta sección es presentar una nueva línea de investigación y mostrar la relevancia y cambios que la aplicación del ML ejerce sobre las cuestiones metodológicas y la filosofía de la ciencia, ya que, hasta donde llega nuestro conocimiento, no existen trabajos previos que aborden los efectos de la aplicación del ML en los procesos de generación del conocimiento y descubrimiento en el campo del emprendimiento estratégico. Igualmente, estas implicaciones metodológicas pueden servir de base para el análisis y la exploración de su aplicación en otras áreas de conocimiento en el campo de la economía y dirección de empresas.

Cierre del círculo inducción-deducción ↓

Es importante apuntar que el proceso de investigación científica y el propio método científico cambia ahora con respecto al método científico utilizado en la investigación tradicional. La llegada de las nuevas tecnologías y el ML provoca un cambio en las metodologías de investigación y en las concepciones tradicionales de la filosofía de la ciencia.

En este orden de cosas, el método tradicional hipotético-deductivo utiliza la misma teoría para probar la teoría ya existente. El método hipotético-deductivo parte de la exploración teórica, a partir de la teoría se formulan las hipótesis que luego se tratan de contrastar y se continua en la proposición de teoría. Tanto la economía como la dirección de empresas han asistido a la proliferación de enfoques teóricos que reducen el campo de análisis y de explicación

FIGURA 1
EL PROCESO DE INDUCCIÓN-DEDUCCIÓN Y EL ML



Fuente: Elaboración propia a partir de Chalmers (1999)

de los fenómenos. Ello puede provocar que las teorías se retroalimenten a sí mismas, permitiendo una creciente desconexión de la explicación de los fenómenos y procesos de la realidad en materia económica y de dirección de empresas. Ello es debido a que la realidad económica y empresarial es multiforme, multidimensional, sistémica y holista. Este hecho progresivamente ha generado cierta invalidez de los conocimientos obtenidos por el método científico tradicional a veces desconexión de la realidad y práctica económica y empresarial. Esta creciente desconexión se plantea de un modo especial en el campo del emprendimiento estratégico.

La llegada de las nuevas tecnologías y el ML provoca un cambio respecto al modo tradicional de creación del conocimiento. Ahora el objetivo es desarrollar conocimientos a partir de los datos, acompañados de la teoría en los procesos de verificación y contrastación de los modelos. Es importante tener presente que generar *insights* a partir de los datos no quiere decir que la teoría no sea importante. Al contrario, es aquí donde los humanos se diferencian de las máquinas, y tanto en el proceso de construcción del modelo como en el proceso de contrastación será necesario conocer el fenómeno o el campo del conocimiento (Roscher, Bohn, Duarte, y Garcke, 2019). La teoría será necesaria tanto para la generación iterativa del modelo como para la interpretación de los resultados finales.

El big data proviene de diferentes fuentes y estructuras de datos (1). Esta variedad provoca que en ocasiones la finalidad de la generación y recogida de datos

no coincida con su uso final (Constantiou y Kallinikos, 2015; Newell y Marabelli, 2015). Dependiendo de la granularidad y variedad de los datos será difícil predecir qué información proporcionarán (Aaltonen y Tempini, 2014). Como regla general, la tendencia es a recolectar datos sin un propósito predefinido, siguiendo un enfoque de abajo hacia arriba, con un enfoque inductivo en la recolección, exploración y análisis de datos (Constantiou y Kallinikos, 2015). Según Bholat (2015, p. 4), este enfoque inductivo «parte de los datos y luego busca generar explicaciones teóricas».

En términos generales, los académicos adoptan un enfoque más deductivo del big data y la aplicación del ML que los practicantes. De acuerdo con Bholat (2015, p. 4), este enfoque tradicional parte «de una teoría general y luego utiliza datos particulares para probarla». El riesgo de este enfoque radica en el error de confirmación cuando los datos se utilizan para confirmar las hipótesis del modelo propuesto. Esta es una práctica bastante común en la investigación en el mundo de la economía y dirección de empresas incluido el campo del emprendimiento estratégico (Namvar y Cybulsky, 2014).

Si embargo, la filosofía de la ciencia nos muestra que el conocimiento se genera tanto por inducción como por deducción (2) siendo en la práctica dos procesos que interactúan y se complementan (ver Figura 1). En este sentido, en los estudios tradicionales la inducción o exploración se realiza a través de estudios de casos en profundidad, mientras que la deducción implica procesos e investigaciones distintas con la aplicación del método hipotético-deductivo a partir de peque-

ñas muestras de datos. Así, estos procesos han seguido caminos diferentes tanto en la economía de la empresa en general como en el emprendimiento estratégico en particular (3). En este sentido, el salto cualitativo de los nuevos métodos basados en el ML consiste en la posibilidad de realización conjunta de ambos procesos. Este hecho, y a diferencia de los métodos de investigación tradicionales, permite cerrar el círculo del proceso de creación de conocimiento científico: de inducción-deducción de forma retroalimentada.

Los modelos actuales no capturan la complejidad que existe en los fenómenos estudiados (Tonidandel *et al.*, 2018). La aplicación de los métodos de ML permite realizar la triangulación metodológica e integrar los métodos mixtos clásicos de carácter más cualitativo y fenomenológico (inductivo) con los de carácter más cuantitativo que utilizan el método hipotético-deductivo (deductivo). Las muestras de datos de gran tamaño permiten ahora cerrar el círculo de inducción-deducción, ya que el modelo se puede inferir a partir de varias interacciones de los propios datos de entrenamiento, en una parte de la muestra mediante métodos de aprendizaje con algoritmos supervisados. Mientras que, en otra parte de la muestra, se utilizan datos de verificación y se aplica el procedimiento hipotético-deductivo convencional para probar el modelo, todo con un conocimiento teórico profundo sobre el fenómeno en estudio y con un enfoque holístico. Esta nueva posibilidad muestra que el ML (4) permite avanzar respecto los métodos de investigación tradicionales en emprendimiento estratégico fundamentados por regla general en la aplicación del método hipotético-deductivo con pequeñas muestras o, alternativamente, la aplicación del método inductivo a través de estudios de caso en profundidad, pero por caminos e investigaciones distintas.

En resumen, los enfoques inductivos pueden conducir a nuevos conocimientos (Aaltonen y Tempini, 2014; Constantiou y Kallinikos, 2015; Madsen, 2015). Además, un enfoque deductivo proporciona un enfoque valioso en la investigación, por lo que sostenemos que el uso equilibrado de los enfoques inductivo y deductivo tanto en los procesos de recopilación de datos, construcción de modelos como en su análisis conducirá a resultados más sólidos que los métodos tradicionales, proporcionando una perspectiva prometedora para el avance de conocimiento sistemático en el campo de la economía y dirección de empresas en general y del emprendimiento estratégico en particular.

Creación de nuevos *insights* ↓

El big data y la ciencia de datos (data science) implican grandes conjuntos de datos, nuevas técnicas y análisis, nuevos lenguajes de programación, así como una alta capacidad de cálculo y almacenamiento de datos. En el campo del modelado tradicional, el enfoque de modelado de datos se enfoca

en identificar la bondad del ajuste a un modelo teórico predefinido, muy en línea con la práctica común en la investigación del emprendimiento estratégico. Por el contrario, en línea con el big data y el ML, un enfoque algorítmico se centra en maximizar la precisión predictiva de un modelo más allá de los datos orientados hacia un modelo preestablecido. De este modo, el big data y el ML no se definen simplemente por el tamaño del conjunto de datos, ya que también representan un cambio potencial en los objetivos de la investigación. Esto proporciona a los académicos e investigadores en emprendimiento estratégico nuevas formas de investigar las preguntas de investigación sobre el propio campo, que pueden ser especialmente valiosas en un momento en el que la validación y la ausencia de replicación de la teoría actual ha sido criticada (Earp y Trafimow, 2015; Hambrick, 2007).

Estas nuevas tecnologías y métodos ML también permiten el análisis de nuevas preguntas que los métodos científicos en emprendimiento estratégico antes no podían formular. En este sentido, el alcance de los datos hace referencia a la amplitud de los datos con los que se puede analizar un fenómeno. Ahora, la extensión del alcance implica un mayor número de variables y muestras más amplias, incluidas poblaciones holísticas. El alcance de los datos está asociado con el volumen. Por su parte, la granularidad de los datos implica medidas directas de las características de un constructo, y se refiere a la variedad de datos (estructurados, semiestructurados y no estructurados). Juntos, el alcance de los datos y la granularidad de los datos permiten a los académicos e investigadores en el campo del emprendimiento estratégico formular nuevas preguntas y crear nuevas teorías (George, Osinga, Lavie y Scott, 2016).

Por lo tanto, el ML puede proporcionar mejores respuestas a preguntas existentes a través de resultados más inmediatos y precisos para probar teorías existentes, permite establecer mecanismos causales más complejos y modelar eventos raros (George *et al.*, 2016). Asimismo, no solo permite mejorar el conocimiento existente, sino que posibilita ampliar las fronteras del conocimiento en emprendimiento estratégico (5).

Modelos más complejos: holistas y dinámicos ↓

La regresión múltiple y sus muchas derivadas de modelos lineales generalizados (regresión logística, modelo de ecuaciones estructurales y modelo multinivel) asumen que se está utilizando el modelo correcto para el análisis. Como regla general, el poder explicativo de los modelos de economía y dirección de empresas en general y del emprendimiento estratégico en particular, es bajo, ya que tenemos poco conocimiento de las variables que influyen en los fenómenos, y un conjunto limitado de variables fragmentadas que se incorporan al marco explicativo simple (Chen y Hitt, 2019). En líneas generales y respecto a los fenómenos

sociales, desconocemos qué variables relevantes se omiten en la explicación del fenómeno en cuestión (Landers, Auer, Collmus, y Marin, 2019).

Cuando tenemos muchas variables, buscamos las que mejor se adaptan al modelo, y a continuación los resultados se interpretan a la luz del modelo elegido, sin considerar cómo un conjunto de variables más robusto podría aumentar el poder explicativo y ser más relevante. Este enfoque no reconoce la incertidumbre sobre la elección del mejor modelo. En contraste con este enfoque estándar, la perspectiva analítica basada en datos parte de múltiples modelos o un conjunto de modelos. Un conjunto de modelos analiza todos los modelos posibles que se pueden crear a partir del conjunto de variables disponibles, agregando los resultados a través de una variedad de técnicas (Rokach, 2010; Seni y Elder, 2010). El resultado de modelos ensamblados (*ensembles*) consistentemente mejora las estimaciones del mejor modelo tradicional, produciendo una predicción más precisa en varios campos y técnicas de ensamblaje (Kaplan y Chen, 2014; Markon y Chmielewski, 2013; Opitz y MacLlin, 1999).

Por tanto, la incorporación del big data y el ML puede mejorar la teoría existente en el campo de emprendimiento estratégico al permitir la identificación de nuevas variables que son parte de nuevas teorías, y que anteriormente permanecían ocultas o no eran consideradas. Es por ello que las nuevas técnicas de ML pueden ser una fuente de descubrimiento (George *et al.*, 2016; Tonidandel *et al.*, 2018).

Asimismo, esto no solo permite la incorporación de nuevas variables para explicar el fenómeno en cuestión, sino que también permite la incorporación de funciones (o relaciones) no lineales, pudiendo captar fenómenos discontinuos. Considerando la complejidad del emprendimiento estratégico como campo de conocimiento, la naturaleza compleja de las relaciones se adaptan bien a muchos fenómenos del emprendimiento estratégico. Los métodos modernos como las redes neuronales artificiales o las máquinas de vectores de soporte pueden detectar patrones y relaciones tanto lineales como no lineales. Obviamente, la identificación de estos nuevos patrones solo será una hipótesis hasta que hayan sido probados y validados de forma cruzada (Karaniika-Murray y Cox, 2010). Por lo tanto, la introducción de técnicas de aprendizaje automático permite la mejora de la investigación de fenómenos dinámicos como los procesos de creación de equipos en emprendimiento (Carter, Carter y de Church, 2015), el espíritu empresarial (Huang y Knight, 2017) y los eventos de estrés (Luciano, Mathieu, Park y Tannenbaum, 2018).

Reproducibilidad y replicabilidad ↓

Las mejores prácticas de la ciencia de datos pueden ayudar a mejorar tanto la reproducibilidad como la replicabilidad de la investigación científica, que ha

recibido un enfoque renovado en los últimos años debido a varias instancias de alto perfil de fraude y falta de replicación (Baker, 2016; Johnson, Payne, Wang, Asher y Mandal, 2017; Landers *et al.*, 2019; Nosek *et al.*, 2015). La reproducibilidad se refiere a la capacidad de recrear los hallazgos publicados utilizando los mismos datos y procedimientos en bruto, mientras que la replicabilidad hace referencia a la capacidad de reproducir los hallazgos publicados con nuevos datos, utilizando los mismos materiales y procedimientos (Bollen, Cacioppo, Kaplan, Krosnick, y Olds, 2015; Landers *et al.*, 2019).

La introducción de ML en el campo del emprendimiento estratégico permite desarrollar análisis de código abierto, la aplicación de lenguajes de programación R y Python, análisis de datos de canalización y, cada vez más, establecer repositorios de datos en línea (Landers *et al.*, 2019). Todo esto promoverá cada vez más la reproducibilidad y replicabilidad de la investigación en el campo de emprendimiento estratégico, mejorando la fiabilidad y la credibilidad de la investigación.

Convergencia entre conocimiento académico y práctico ↓

El desarrollo tecnológico reduce la divergencia entre la demanda práctica de integración del conocimiento para resolver problemas complejos y la fragmentación científica del conocimiento académico por simplicidad (Chen y Hitt, 2019). El desarrollo de este conjunto de tecnologías y metodologías mejora la confiabilidad (Landers *et al.*, 2019), ya que permite mejores medidas (Shute, 2011; Tonidandel *et al.*, 2018) para aplicar la triangulación metodológica, impulsa investigaciones más prácticas (Wenzel y Van Quaquebeke 2018) y, como hemos visto en el punto anterior, mejora la replicabilidad (Landers *et al.*, 2019), generando confianza tanto en el mundo de la investigación como en la práctica y, por tanto, fomentando lazos más estrechos entre la academia y la práctica.

La investigación muestra que la toma de decisiones basada en datos mejora el emprendimiento estratégico y tiene una influencia significativa y positiva en el desempeño de la empresa (Brynjolfsson, Hitt y Kim, 2011). Como veremos a continuación, las empresas están introduciendo cada vez más las nuevas tecnologías y el ML para detectar oportunidades y obtener ventajas competitivas desde una perspectiva holística. Por lo tanto, hay intereses cada vez más convergentes entre los académicos y los directivos en la práctica que pueden compatibilizarse mediante el aprendizaje automático en los procesos de investigación.

Retos y limitaciones ↓

A pesar de todos los beneficios mostrados en los puntos anteriores, cabe afirmar que no todos son ventajas, en modo especial, cuando las nuevas

tecnologías y metodologías no se utilizan adecuadamente. En este sentido, los principales desafíos que surgen ante la introducción de nuevas tecnologías y ML son los siguientes: (a) la integridad de los datos o el riesgo de deterioro de la calidad de los datos (Wenzel y Van Quaquebeke, 2018), ya que los procesos de obtención y depuración de los datos van a ser muy importantes para comprender lo que quieren medir y validar el constructo; (b) preparación inadecuada para proyectos de ciencia de datos (Tonidandel *et al.*, 2018). Una sólida formación en ciencia de datos requiere una base sólida en los fundamentos de estadística, álgebra y algoritmos, dominio de lenguajes de programación como R y Python, y conocimiento de bases de datos distribuidas, etc. Además, el campo específico de aplicación de la ciencia de datos debe ser claro, hay un déficit de formación en este campo tanto en la industria como en los departamentos académicos de investigación; (c) el tercer problema es el de la interpretabilidad y la caja negra. Este debe ser suministrado en la mayor medida posible dentro del dominio del campo de conocimiento, tanto para la selección de posibles variables como en la elección de modelos, junto con la interpretación y explicación de los mismos para la obtención de resultados científicos; dado que el objetivo que guía muchos modelos de ML es el predictivo, muchos de estos algoritmos pueden ser capaces de aprovechar relaciones no causales para mejorar la predicción, estableciéndose importantes desafíos cuando los objetivos son explicativos. Esta línea supone una limitación relevante en investigación y está siendo actualmente abordada mediante dos enfoques complementarios: (i) el ML interpretable, que trata de explicar cómo los modelos de caja negra hacen las predicciones particulares (Du *et al.*, 2019) y (ii) el ML causal, que trata de adaptar los algoritmos que permiten funciones no lineales, interacciones y multidimensionalidad para la determinación de efectos causales (Athey y Imbens, 2019). Y, por último, (d) privacidad y problemas éticos (Tonidandel *et al.*, 2018; Wenzel y Van Quaquebeke, 2018). El tema de la privacidad en el uso de los datos se está volviendo cada vez más relevante, con estrictas regulaciones que se están implementando en todo el mundo. Las nuevas tecnologías entre las que se incluye la inteligencia artificial también plantean varios problemas éticos que se están debatiendo ampliamente.

CÓMO AFECTA EL MACHINE LEARNING A LA PRÁCTICA E INVESTIGACIÓN EN EMPRENDIMIENTO ESTRATÉGICO ↓

Un tema de gran importancia en el campo de la ciencia económica es cómo las empresas crean valor, identifican nuevas oportunidades de mercado y mantienen una estrategia competitiva (Hitt, Irlanda, Sirmon y Trahms, 2011). Por un lado, la dirección estratégica es la disciplina encargada de crear ventajas competitivas y riqueza para las empresas (Chen, Fairchild, Freeman, Harris y Venkataraman, 2010). Por otro lado, el emprendimiento es la ciencia

que implica la identificación de ventajas competitivas por parte de las empresas, siendo la creación de valor su función principal (Knight, 1921), que se entiende como el proceso de obtención de ingresos que superen el coste de generarlos (Barnford, 2005). Con base en estas dos disciplinas (estrategia y emprendimiento), el emprendimiento estratégico es un campo que combina la búsqueda de oportunidades de mercado-producto (*búsqueda de oportunidades*) con el mantenimiento de las ventajas competitivas de las empresas (*búsqueda de ventajas*).

Así, podemos afirmar que el emprendimiento estratégico aborda «el crecimiento, la creación de valor para los clientes y, en consecuencia, la creación de riqueza para los propietarios» (Hitt y Ireland, 2005, p. 228). Esta nueva doctrina es útil para todas las organizaciones (Sirmon y Hitt, 2003; Webb, Ketchen, y Ireland, 2010), ya que fomenta una mayor actividad empresarial en las grandes organizaciones y una visión más estratégica en las pequeñas (Hitt *et al.*, 2011).

En cuanto a la dimensión más estratégica (*búsqueda de ventajas*), como resultado del big data y su combinación con tecnologías cada vez más avanzadas, los responsables de las organizaciones deben poder incrementar la velocidad de la toma de decisiones y desarrollar habilidades como la proactividad para adaptarse al medio ambiente (Wamba, Akter, Edwards, Chopin y Gnanzou, 2015).

ML y creación de valor en emprendimiento estratégico ↓

Aquellas empresas que desarrollan capacidades en big data y ML generan la capacidad de crear, ampliar y modificar su base de recursos, es decir, desarrollan sus capacidades dinámicas. Estos recursos pueden ser la fuente tanto de *búsqueda de oportunidades* como de *búsqueda de ventajas* en una empresa que desea alcanzar una ventaja competitiva sostenible. Estos recursos evolucionan con el tiempo, y pueden ser convergentes o divergentes hacia un mayor o menor nivel de *búsqueda de oportunidades* y *búsqueda de ventajas* a lo largo del tiempo (Zhao, Ishihara y Jennings, 2019). En este sentido, académicos y profesionales han analizado las condiciones y caminos a través de los cuales pueden incorporar tecnologías de la información y oportunidades comerciales impulsadas por datos en su estrategia competitiva de negocios digitales (Constantiou y Kallinikos, 2015; Grover, Chiang, Liang y Zhang, 2018).

Empresas de una amplia gama de mercados e industrias están considerando (*búsqueda de oportunidades*) y explotando (*búsqueda de ventajas*) inversiones en big data, inteligencia artificial y ML como una inversión estratégica (Wang, Gunasekaran, Ngai y Papadopoulos, 2016). Las empresas de éxito modernas dan prioridad a este tipo de inversión tecnológica con el fin de generar hechos y percepciones

TABLA 1
CASOS DE ESTUDIOS PARADIGMÁTICOS SOBRE EL USO DEL ML EN EL EMPRENDIMIENTO ESTRATÉGICO

Empresa	Problema a resolver	¿Cómo se usan BD y ML?	¿Qué datos se utilizaron?
Google	Creación de un índice que incluye miles de millones de páginas de información en línea. Las personas que realizan esto manualmente llevarían mucho tiempo, por lo que las computadoras deben hacerlo automáticamente. El desafío es enseñar a las máquinas a distinguir entre las páginas que son útiles para los usuarios y las que no lo son.	Se creó el Page Rank de Google. La empresa indexó las páginas en función de la cantidad de sitios que utilizaban palabras clave similares vinculadas al sitio web. Así, utilizando el software - robots conocidos como «arañas», recopilan toda la información de forma estructurada para decidir la posición de cada página.	Google utiliza todos los datos recopilados en su índice y, además, todos los obtenidos sobre usuarios individuales para proporcionar los resultados de búsqueda más útiles.
Amazon	El principal problema para Amazon es que los usuarios pueden sentirse abrumados por la gran cantidad de opciones sobre productos y ofertas que reciben, lo que provoca el efecto de «remordimiento del comprador», por el cual los usuarios gastan dinero sin estar seguros de que están tomando una buena decisión de compra.	Amazon implementó un motor de recomendación en su sitio web basado en la información generada por los usuarios de su sitio web, ajustando así los productos sugeridos a las preferencias individuales de cada usuario. Además, hace recomendaciones en función de las preferencias de usuarios con un perfil similar, y para ello solo necesita metadatos.	La empresa estadounidense aprovecha todos los datos que recopila su buscador web, los que genera el comportamiento de los usuarios en su página, ubicación ... También analiza información sobre los clientes de sus servicios como Amazon Prime para recoger datos sobre la visualización, películas y escuchar audios.
Facebook	Las pequeñas y medianas empresas que tienen un presupuesto de marketing muy limitado deben asegurarse de que todas sus acciones publicitarias sean lo más eficientes posible para llegar a su público objetivo. En este contexto, Facebook parece proporcionar a los usuarios la forma de lograrlo a través de su plataforma publicitaria.	Facebook obtiene datos de sus más de 1.500 millones de usuarios mensuales a través de la información que registran en su plataforma, tanto directamente cuando las personas completan su perfil con información personal, como indirectamente al interactuar con los contenidos de la red social. Así, Facebook proporciona a las empresas una herramienta para segmentar su audiencia y optimizar su publicidad.	Facebook obtiene información de todos sus usuarios y su interacción con el contenido que se sube a su plataforma, que se analiza para aprender poco a poco de cada individuo en la red social. Este tipo de interacción (me gusta, compartir ...) con determinado contenido le dice a la empresa, de forma totalmente anónima, cuáles son las preferencias del usuario.
Twitter	La empresa necesita incrementar su cuota de mercado publicitario para ser rentable. Para solucionar esto, su estrategia se basa en ofrecer la gran cantidad de información generada en su red a empresas con alta capacidad analítica, como IBM.	La red social proporciona a IBM 6.000 publicaciones que se producen por segundo a través de su API, que se analizan en tiempo real. Además, otras empresas tienen acceso a los datos de Twitter a través de una herramienta de IBM, con el objetivo de convertir estos datos en acciones que generen valor.	En el caso de Twitter, se analizan todos los mensajes generados por los usuarios.
LinkedIn	La red social por excelencia para empresas y profesionales debe asegurar que sea una herramienta fundamental para los trabajadores a la hora de ser más productivos y exitosos.	LinkedIn implementa un sistema de sugerencias de usuarios que la persona probablemente conoce en función de varios factores. Para ello, utiliza ML, mediante el cual su algoritmo mejora gradualmente las sugerencias que se le hacen a cada usuario.	La organización aprovecha el comportamiento de los usuarios en la red social para conocerlos en profundidad, como me gusta, compartidos y mensajes enviados entre ellos. Además, con el permiso de las personas, LinkedIn utiliza sus contactos de correo electrónico.

Fuente: Elaboración propia

significativas que permitan apoyar el proceso de toma de decisiones. Las decisiones ahora se fundamentan más en hechos y datos que en intuiciones, instinto y presuposiciones, como se fundamentaba la gestión de empresas en el pasado.

Las herramientas y la aplicación de big data comprenden un conjunto creciente de opciones, especialmente para los mercados de alta velocidad, que permiten promover el desarrollo de soluciones, el apoyo a la toma de decisiones e incluso la previsión en tiempo real. En este sentido, las capacidades de análisis de big data han atraído una atención considerable en el ámbito del emprendimiento estratégico (Mikalef, *et al.*, 2018). Las capacidades de análisis de big data a través del ML son competencias multidimensionales y complementarias que colectivamente permiten a las empresas transformar sus modelos de negocio actuales y procesos de valor agregado, al orquestar y desplegar eficazmente

sus datos, la tecnología y el talento (Wamba *et al.*, 2017; Mikalef *et al.*, 2018).

Desde una dimensión práctica del emprendimiento estratégico, las nuevas tecnologías afectan tanto a los productos (Zhang, Ren, Liu, Sakao y Huisingh, 2017) como a los clientes (Kunz *et al.*, 2017; Rojanala y Hemanth, 2017), por lo que atienden la posibilidad de un espíritu empresarial estratégico dentro de empresas establecidas o permiten la generación de nuevas oportunidades en sí mismas en pequeñas empresas que luego deben dotarse de una mayor estructura estratégica. Las capacidades de análisis del big data permiten a las empresas mejorar los productos o servicios existentes mediante una identificación más precisa de los comentarios de los clientes y un seguimiento operativo en tiempo real (Mikalef *et al.*, 2018). Además, las capacidades de análisis del big data permiten a las empresas apreciar las necesidades

TABLA 2
EJEMPLOS DE INVESTIGACIONES QUE UTILIZAN ML EN EL CAMPO DEL EMPRENDIMIENTO ESTRATÉGICO

Autor/año	Título	Unidad de análisis	Tipo de técnica ML	Causalidad correlación	Retest/avance	Pregunta de investigación/enfoque	Resultados
Coad, A. & Sirhoj, S. 2020	Catching gazelles with a lasso.	Empresa	LASSO, Least Absolute Shrinkage y operadores de selección	Correlación y causalidad	Uso de técnicas de IA / BD para volver a probar fenómenos y mecanismos que ya han sido estudiados con métodos tradicionales en investigaciones anteriores.	Uso de una técnica de BD para identificar predictores válidos a partir de un conjunto relativamente grande de predictores candidatos potenciales.	Destacan que con un 10% de poder explicativo, la predicción de empresas de alto crecimiento sigue siendo un desafío a pesar del método novedoso utilizado.
Prüfer, J. & Prüfer, P. 2020	Data science for entrepreneurship research: Studying demand dynamics for entrepreneurial skills in the Netherlands.	Empleado	Análisis de la dinámica de la demanda	Cusalidad	Uso de técnicas de IA / BD para examinar preguntas de investigación relativamente nuevas.	Examen de la dinámica de la demanda de habilidades empresariales mediante el análisis de 7,7 millones de puntos de datos recopilados de las vacantes laborales.	Muestran qué habilidades emprendedoras son particularmente importantes para cada tipo de profesión y también consideran las habilidades digitales.
Obschonka, M., Lee, N., Rodríguez-Pose, A., Eichstaedt, J. C., & Ebert, T 2020	Big data methods, social media, and the psychology of entrepreneurial regions: Capturing cross-county personality traits and their impact on entrepreneurship in the US	Usuario	Enfoque Supervised Machine Learning. OLS	Correlación	Uso de técnicas de IA / BD para volver a probar fenómenos y mecanismos que ya han sido estudiados con métodos tradicionales en investigaciones anteriores.	Centrarse en las regiones emprendedoras e intentar medir y validar las diferencias regionales en la personalidad emprendedora mediante el uso de grandes conjuntos de datos a nivel individual y métodos de IA que extraen patrones psicológicos.	Muestran que la medida basada en la inteligencia artificial de la personalidad empresarial regional que se basa únicamente en datos de redes sociales disponibles gratuitamente es un predictor e indicador igualmente válido de la actividad empresarial real en la región que las medidas de personalidad regional recopiladas a partir de autoinformes tradicionales (p. Ej., De millones de pruebas de personalidad).
Kaminski, J. & Hopp, C. 2020	Predicting outcomes in crowdfunding campaigns with textual, visual and linguistic signals.	Startup	Enfoque Supervised Machine Learning. Redes neuronales y procesamiento del lenguaje natural	Correlación	Uso de técnicas de IA / BD para examinar preguntas de investigación relativamente nuevas.	Análisis de datos de campañas de crowdfunding (texto, voz y videos) utilizando una red neuronal y procesamiento de idiomas.	Sus novedosos análisis ofrecen nuevas e interesantes implicaciones para el éxito de las campañas de financiación colectiva.

Fuente: Elaboración propia

de los clientes, aprovechar las oportunidades comerciales que antes no se identificaban y reconfigurar las formas existentes de operar en función de la información que brinda el desarrollo de esas capacidades (Wamba *et al.*, 2017). La literatura también ha demostrado que las empresas podrían mejorar los procesos de comercialización, producción y logística, y facilitar la velocidad a la que las empresas pueden responder mejorando su adaptación evolutiva al entorno (Erevelles *et al.*, 2016; Syam y Sharma, 2018) (6).

En línea con los argumentos anteriores, existen una serie de casos paradigmáticos de empresas que han ganado una ventaja competitiva (*búsqueda de ventajas*) a través del desarrollo de oportunidades (*búsqueda de oportunidades*) mediante la implementación de estas nuevas tecnologías. En la Tabla 1 presentamos los casos de éxito en emprendimiento estratégico de Google, Amazon, Facebook, Twitter y LinkedIn, todos ellos compartiendo una ventaja competitiva basada en la gestión de datos y la implementación de estas poderosas herramientas de

ML. Cada caso paradigmático presenta el problema resuelto, cómo utilizan el big data y el ML, y qué datos se utilizaron.

Aplicación del ML en la investigación y práctica de emprendimiento estratégico ↓

Aunque el impacto potencial de las nuevas tecnologías ha recibido una atención creciente en los últimos años en varios campos del conocimiento, llama la atención que apenas se haya investigado en el campo del emprendimiento estratégico. Una vez que en el punto previo hemos visto la dimensión práctica con ejemplos de éxito, pasamos en el presente apartado a abordar la dimensión de investigación.

Estas incertidumbres se encuentran en los procesos, decisiones y actividades de la empresa, reflejándose en la efectividad de un nuevo proceso, las consecuencias de una decisión y las preferencias de los consumidores en cuanto a ofertas de nuevos productos o servicios, entre otros. Los sistemas de inteligencia artificial conllevan soluciones con el potencial de mitigar la incertidumbre que es fundamental para las nuevas oportunidades empresariales (Alvarez y Barney, 2007). Por lo tanto, las nuevas tecnologías transformarán tanto la investigación como la práctica en el campo del emprendimiento estratégico, ya que proporciona herramientas poderosas diseñadas para aumentar la capacidad de procesar información y / o disminuir la necesidad correspondiente, reduciendo así la incertidumbre en tareas, actividades, procesos y decisiones. Esto impactará en la investigación del emprendimiento estratégico a través de instrumentos como algoritmos generativos y búsquedas de realidad aumentada (Kasparov, 2017), automatización de la toma de decisiones y el juicio emprendedor (Foss y Klein, 2012), con ambigüedad y posibilidades modales (Townsend y Hunt, 2019) (7).

El procesamiento de algoritmos generalmente sigue reglas y procedimientos fijos o preestablecidos (Aaltonen y Tempini, 2014) y, como hemos visto antes, puede conducir al descubrimiento de patrones y conocimientos que aún no se han considerado (Madsen, 2015). Este conjunto de algoritmos es capaz de predecir el comportamiento humano en tiempo real, no solo utilizando los datos con un propósito descriptivo, sino también de manera predictiva y prescriptiva (Gillon *et al.*, 2014). Desde la perspectiva del emprendimiento estratégico, los algoritmos permiten una mayor automatización de los procesos de toma de decisiones tanto estratégicos como operativos (Loebbecke & Picot, 2015; Markus, 2015) que tradicionalmente eran complejos y requerían juicio humano (Gillon *et al.*, 2014).

Una corriente de literatura sostiene que los algoritmos permiten un procesamiento de datos sofisticado (Gillon *et al.*, 2014; Loebbecke y Picot, 2015; Lyceff 2013; Madsen, 2015; Markus, 2015; Van der Vlist,

2016). Algunos estudios también consideran que los humanos poseen un conocimiento personal significativo, interpretan información y actúan para obtener conocimientos (Aaltonen y Tempini, 2014; Ekbia *et al.*, 2015; Kshetri, 2014; Madsen, 2015; Markus, 2015; Newell y Marabelli, 2015; Sharma *et al.*, 2014; Seddon *et al.*, 2017; Shollo y Galliers, 2015). Coincidimos con los argumentos que consideran una interacción sumativa y complementaria entre humanos e inteligencia algorítmica (Aaltonen y Tempini, 2014; Abbasi *et al.*, 2016; Ekbia *et al.*, 2015; Madsen, 2015; Shollo y Galliers, 2015). Esta combinación allanará el camino para el desarrollo de la investigación y la práctica en este campo. En el mundo de la investigación, estas nuevas metodologías ML apenas se han aplicado al análisis y descubrimiento de fenómenos de emprendimiento estratégico. Están empezando a aparecer algunas investigaciones que, como se ha razonado a lo largo del artículo, permitirán desarrollar considerablemente este campo en el futuro.

Las aplicaciones específicas del ML al emprendimiento estratégico es un campo que no se ha desarrollado. Sin embargo, existen excepciones actuales donde este tipo de investigación se está comenzando a realizar. En este sentido, presentamos en formato de tabla por razones de espacio cuatro casos de investigación recientes que aplican ML en el campo del emprendimiento estratégico.

La Tabla 2 recopila cuatro ejemplos prácticos de la aplicación reciente de estas nuevas metodologías en el contexto del emprendimiento estratégico.

Se muestran ejemplos para volver a probar fenómenos que han sido previamente explorados utilizando metodologías tradicionales (Coad y Srhoj, 2020; Obschonka, Lee, Rodriguez-Pose, Eichstaedt, y Ebert, 2020) y fenómenos relativamente recientes con nuevas preguntas de investigación (Kaminski y Hopp, 2020; Prüfer y Prüfer, 2020).

CONCLUSIONES ↓

A lo largo de este artículo hemos visto cómo afecta la implantación de las nuevas tecnologías ML tanto al proceso de construcción de conocimiento científico como la práctica específica de las empresas en el campo del emprendimiento estratégico.

La nueva disponibilidad de datos y el ML mejoran los métodos de investigación tradicionales en el campo de emprendimiento estratégico. En concreto, (a) permiten cerrar el círculo de inducción-deducción; (b) generar nuevos conocimientos; (c) analizar modelos holísticos y dinámicos más complejos, y (d) posibilitan la reproducibilidad y replicabilidad de la investigación científica. Esto implica un salto cualitativo significativo en relación con las posibilidades que brindan los métodos de investigación tradicionales en emprendimiento estratégico, caracteriza-

dos por: muestras pequeñas, pruebas con iteración no algorítmica, creciente fragmentación del conocimiento por simplicidad, creciente desconexión con la práctica que busca conocimiento útil y holístico, y la ausencia de replicabilidad y refutabilidad.

La inducción y la deducción son dos caminos que hasta ahora se han seguido en la investigación científica frecuentemente de forma separada. Las metodologías ML permiten cerrar el círculo inducción-deducción del descubrimiento científico y avanzar en este sentido con respecto a las metodologías convencionales. Son metodologías fundamentadas en datos y en algoritmos en lugar de basadas en teorías, y asumen una nueva concepción y mentalidad científica.

Asimismo, en el presente trabajo hemos presentado la relevancia que adquieren las nuevas tecnologías para las empresas que a través del emprendimiento estratégico buscan obtener una ventaja competitiva sostenible. Hemos presentado diversas pruebas y casos prácticos. Los desarrollos tecnológicos no solo afectan el proceso de investigación en sí mismo, sino también afecta el propósito de la investigación, que ha experimentado una profunda transformación en los últimos años como resultado de la aparición de estos nuevos métodos y tecnologías.

Se ha hecho poco uso de los métodos de investigación de ML en el campo del emprendimiento estratégico. En este sentido, nos embarcamos en un gran viaje con nuevos horizontes a través de la aplicación de estas nuevas metodologías en este campo de estudio dinámico y creativo. Hay un amplio abanico de temas abiertos a la investigación porque, como hemos visto, estas nuevas tecnologías afectan las decisiones de producto y mercado en la búsqueda de oportunidades, procesos de emprendimiento y formas de obtener una ventaja competitiva sostenible.

Como propuesta de investigación futura a la luz de este estudio, postulamos la necesidad de revisar las relaciones clásicas de la literatura sobre emprendimiento estratégico, destacadas en el artículo seminal de Hitt *et al.*, (2001) (es decir, redes externas, recursos y aprendizaje organizacional, innovación, e internacionalización). Deberán revisarse a la luz de esta nueva abundancia de datos (estructurados, semiestructurados y no estructurados), y mediante el desarrollo del poder de nuevos algoritmos ML.

Asimismo, consideramos la necesidad de revisión de gran parte de las relaciones del modelo de Hitt *et al.* (2011) (insumos -factores ambientales, recursos organizativos, recursos individuales-; y procesos -orquestración de recursos-; y salidas -creación de valor para los clientes, y riqueza para la sociedad, la organización y las personas).

Del mismo modo, como se ha argumentado a lo largo del presente artículo, la combinación del alcance y granularidad de los datos conducirá a conocimientos y problemas de investigación nuevos, hasta ahora inexplorados (8).

Desde el punto de vista de la filosofía de la ciencia y la generación del conocimiento científico, la investigación futura en emprendimiento estratégico mediante el uso de ML permitirá avanzar en los métodos de investigación tradicionales centrados en la formulación del modelo hipotético-deductivo y permitirá generar nuevos conocimientos a partir de la triangulación metodológica y cerrar el círculo inducción-deducción.

El tiempo dirá hasta qué punto se desarrollará la inteligencia de la máquina en comparación con los humanos, y si estamos en presencia de un proceso evolutivo de naturaleza continua en el sentido schumpeteriano o de un movimiento disruptivo paradigmático en el sentido kuhniiano. En cualquier caso, ambos procesos se apoyarán sobre los hombros de lo ya construido. Un emocionante viaje hacia el futuro en manos de quienes en gran medida lo crean: los investigadores y los practicantes del emprendimiento estratégico.

NOTAS

- [1] Por ejemplo, fuentes internas de la organización (como datos de sistemas ERP) y datos de fuentes externas (como las fuentes provenientes de terceros, generadas por usuarios, datos abiertos y datos de sensores). También estos datos pueden ser estructurados, semiestructurados y no estructurados.
- [2] También se ha utilizado de forma combinada mediante el análisis inductivo de datos obtenidos de forma deductiva mediante simulación computacional (Axelrod, 1997).
- [3] Para un análisis de las epistemologías, procesos de investigación y metodologías de la economía de la empresa, véase Galán (2006).
- [4] La incorporación de los aspectos específicos relacionados con el aprendizaje automático, por ejemplo, la retropropagación (BP) es un algoritmo ampliamente utilizado en el entrenamiento de redes neuronales de retroalimentación para el aprendizaje supervisado, y es un ejemplo de aprendizaje inductivo puro; y KBANN es un sistema de aprendizaje híbrido construido sobre técnicas de aprendizaje en red. Mapea las teorías de dominio de problemas específicos, representadas en lógica proposicional, en redes neuronales y luego refina este conocimiento reformulado utilizando la retropropagación y, por lo tanto, KBANN es un ejemplo de mezcla de aprendizaje inductivo-analítico cuando se considera en un continuo desde tareas de aprendizaje puramente inductivo hasta puramente analítico. Aunque, el procedimiento más sencillo y útil es el ámbito del big data es proceder a la subdivisión de la muestra en dos submuestras en el proceso de minería de datos. A una se la entrena con algoritmos supervisados y se busca las relaciones y predicciones a partir de los datos, y en la otra se encuentra el modelo concreto a partir del conocimiento del fenómeno y se contrasta el modelo.
- [5] Muchas estadísticas y prácticas nuevas son similares a los métodos tradicionales de emprendimiento es-

tratégico o su evolución, pero proporcionan técnicas más avanzadas para predecir el comportamiento y desarrollar conocimientos basados en datos. Los investigadores en el campo del emprendimiento estratégico pueden aprovechar el big data y el ML para responder preguntas de investigación nuevas y preguntas de investigación ya existentes, mejorar la utilidad de su investigación y mejorar fundamentalmente la ciencia (Tonidandel, *et al.*, 2018; Wenzel y Van Quaquebeke, 2018).

- [6] El crecimiento de las nuevas tecnologías transformará el enfoque y el trabajo del emprendedor, afectando así la teoría y la práctica del emprendimiento estratégico. Esta nueva tecnología incide en la capacidad de cálculo y análisis de las relaciones intraempresariales y con el entorno de la empresa, reduciendo la incertidumbre, que es un aspecto clave de la actividad emprendedora, afectando el juicio (Foss y Klein, 2012), la toma de decisiones y el espíritu emprendedor (Townsend *et al.*, 2018; Klein, 2008, McMullen y Shepherd, 2006; Alvarez y Barney, 2007; Sarasvathy, 2001).
- [7] Al procesar e interpretar datos y absorber la incertidumbre, los empresarios y otras personas pueden verse influidos por las limitaciones de tiempo y el escepticismo con respecto a la confiabilidad de los datos (Namvar y Cybulski, 2014); composición del equipo (Sharma *et al.*, 2014); y la visualización de entradas y salidas (Ekbja *et al.*, 2015). Para mitigar estos impactos en la toma de decisiones, los académicos y profesionales han comenzado a explorar posibles algoritmos que se pueden procesar a través del aprendizaje automático. La inteligencia algorítmica está ganando popularidad a través del desarrollo de la inteligencia artificial, y las organizaciones y la actividad empresarial dependen cada vez más de esta inteligencia para analizar el big data (Madsen, 2015; Newell y Marabelli, 2015).
- [8] Entre las múltiples líneas de investigación futura, la investigación podrá encontrar rasgos de emprendedores exitosos a partir de grandes cantidades de datos estructurados y no estructurados. Se pueden encontrar nuevas líneas de negocio a partir de grandes cantidades de datos proporcionados por sensores. Todo ello puede realizarse en diferentes niveles de análisis, marcos institucionales, sectores de actividad, etc. Asimismo, futuras investigaciones en emprendimiento estratégico pueden reproducir los estudios empíricos realizados hasta el momento con la aplicación de grandes muestras, una amplia variedad de datos y estos potentes algoritmos que permiten la inducción y la deducción. Las líneas de investigación futuras no solo deben limitarse al campo específico del emprendimiento estratégico, sino que pueden centrarse en la evolución de las diversas disciplinas que nutren el campo del emprendimiento estratégico, como la psicología, la antropología, la sociología o la economía, así como otros campos de la gestión relacionados con el emprendimiento estratégico como marketing, finanzas, sistemas de información, comportamiento organizativo, etc.

REFERENCIAS

- Aaltonen, A., y Tempini, N. 2014. Everything counts in large amounts: a critical realist case study on data-based production. *Journal Information Technology*, 29: 97-110.
- Acemoglu, D., y Restrepo, P. 2018. *Artificial intelligence, automation and work* (No. w24196). National Bureau of Economic Research.
- Agrawal, A., Gans, J., y Goldfarb, A. 2018. *Prediction machines: The simple economics of artificial intelligence*. Boston, MA: Harvard Business Press.
- Agrawal, A., Gans, J., y Goldfarb, A. 2019. Economic policy for artificial intelligence. *Innovation Policy and the Economy*, 19: 139-159.
- Alvarez, S. A., y Barney, J. B. 2007. Discovery and creation: Alternative theories of entrepreneurial action. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 1: 11-26.
- Athey, S., y Imbens, G. W. 2019. Machine learning methods that economists should know about. *Annual Review of Economics*, 11: 685-725.
- Axelrod, R. 1997. Advancing the art of simulation in the social sciences. In *Simulating social phenomena*: 21-40. Springer, Berlin, Heidelberg.
- Baker, M. 2016. Is there a reproducibility crisis? *Nature*, 533: 3-5.
- Barnford C. E. 2005. Creating value. In M. A. Hitt & R. D. Ireland (Eds.), *The Blackwell encyclopedia of management: Entrepreneurship*: 48-50. Oxford, UK: Blackwell Publishers.
- Bholat, D. 2015. Big data and central banks. *Big Data & Society*, 2: 1-6.
- Bollen, K., Cacioppo, J. T., Kaplan, R. M., Krosnick, J. A., y Olds, J. L. 2015. *Social, behavioral, and economic sciences perspectives on robust and reliable science*. Report of the Subcommittee on Replicability in Science. National Science Foundation.
- Brynjolfsson, E., y McAfee, A. 2017a. *Machine platform crowd*. New York: W.W. Norton & Company.
- Brynjolfsson, E., y McAfee, A. 2017b. The business of artificial intelligence. *Harvard Business Review*. July.
- Brynjolfsson, E., Hitt, L. M., y Kim, H. H. 2011. Strength in numbers: How does data-driven decision-making affect firm performance? Retrieved from https://papers.ssrn.com/sol3/papers.cfm?abstract_id=1819486
- Carter, N. T., Carter, D. R., y De Church, L. A. 2015. Implications of observability for the theory and measurement of emergent team phenomena. *Journal of Management*, 1-28. DOI: 10.1177/0149206315609402
- Chalmers, A. F. 1999. *What is this thing called science? An assessment of the nature and status of science and its methods*. St Lucia: University of Queensland Press.
- Chen, H. M., Schütz, R., Kazman, R., y Matthes, F. 2017. How Lufthansa capitalized on big data for business model renovation. *MIS Quarterly Executive*, 16: 19-34.
- Chen, M.-J., Fairchild, G. B., Freeman, R. E., Harris J. D. y Venkataraman, S. 2010. *What is strategic management?* Darden Business Publishing, UVA-S-0166.
- Chen, V. Z., y Hitt, M. A. 2019. Knowledge synthesis for Scientific Management: Practical integration for complexity versus scientific fragmentation for simplicity. *Journal of Management Inquiry*, forthcoming.
- Coad, A., y Srhoj, S. 2020. Catching gazelles with a lasso: Big data techniques for the prediction of high-growth firms. *Small Business Economics*, 55: 541-565.

- Cockburn, I. M., Henderson, R., y Stern, S. 2018. *The impact of artificial intelligence on innovation* (No. w24449). National Bureau of Economic Research.
- Constantiou I. D., y Kallinikos, J. 2015. New games, new rules: big data and the changing context of strategy. *Journal of Information Technology*, 30: 44-57.
- Du, M., Liu, N., y Hu, X. 2019. Techniques for interpretable machine learning. *Communications of the ACM*, 63(1): 68-77.
- Earp, B. D., y Trafimow, D. 2015. Replication, falsification, and the crisis of confidence in social psychology. *Frontiers in Psychology*, 6: 1-11.
- Einav, L., y Levin, J. 2014. Economics in the age of big data. *Science*, 346, 1243089-1-6.
- Ekbia et al. 2015. Big data, bigger dilemmas: a critical review. *Journal of the Association for Information Science & Technology*, 66:1523-1545.
- Erevelles, S., Fukawa, N., y Swayne, L. 2016. Big Data consumer analytics and the transformation of marketing. *Journal of Business Research*, 69: 897-904.
- Foss, N. J., y Klein, P. G. 2012. *Organizing entrepreneurial judgment: A new approach to the firm*. Cambridge: Cambridge University Press.
- Galán, J. I. 2006. Metodología de la economía de la empresa: algunas nociones. *Investigaciones Europeas de Dirección y Economía de la Empresa*, 12: 13-27.
- Garbuio, M., y Lin, N. 2019. Artificial intelligence as a growth engine for health care startups: Emerging business models. *California Management Review*, 61: 59-83.
- George, G., Haas, M., y Pentland, A. S. 2014. From the editors: Big Data and management. *Academy of Management Journal*, 57: 321-326.
- George, G., Osinga, E. C., Lavie, D., y Scott, B. 2016. Big data and data science methods for management research. *Academy of Management Journal*, 59: 1493-1507.
- Gillon, K. Aral., S. Lin., C. Miithas, y Zozulia, M. 2014. Business analytics: radical shift or incremental change? *Communication Association Information System*, 34: 287-296.
- Grover, V., Chiang, R. H., Liang, T.-P., y Zhang, D. 2018. Creating strategic business value from Big Data analytics: A research framework. *Journal of Management Information Systems*, 35: 388-423.
- Gupta, S., Keen, M., Shah, A., y Verdier, G. 2017. *Digital revolutions in public finance*. International Monetary Fund.
- Hambrick, D. C. 2007. The field of management's devotion to theory: Too much of a good thing? *Academy of Management Journal*, 50: 1346-1352.
- Hitt M. A., Ireland R. D. 2005. Strategic Entrepreneurship. In M. A. Hitt y R. D. Ireland (Eds.), *The Blackwell encyclopedia of management: Entrepreneurship*: 228-231. Oxford, UK: Blackwell Publishers.
- Hitt, M. A., Ireland, R. D., Camp., S. M., y Sexton, D. L. 2001. Strategic entrepreneurship: entrepreneurial strategies for wealth creation. *Strategic Management Journal*, 22:479-491.
- Hitt, M., Ireland, R., Sirmon, D., y Trahms, A., 2011. Strategic entrepreneurship: creating value for individuals, organizations, and society. *Academy of Management Perspectives*, 25: 57-75.
- Johnson, V. E., Payne, R. D., Wang, T., Asher, A., y Mandal, S. 2017. On the reproducibility of psychological science. *Journal of the American Statistical Association*, 112: 1-10.
- Kaminski, J., y Hopp, C. 2020. Predicting outcomes in crowdfunding campaigns with textual, visual and linguistic signals. *Small Business Economics*, 55: 627-649.
- Kaplan, D., y Chen, J. 2014. Bayesian model averaging for propensity score analysis. *Multivariate Behavioral Research*, 49: 505-517.
- Karanika-Murray, M., y Cox, T. 2010. The use of artificial neural networks and multiple linear regression in modelling work-health relationships: Translating theory into analytical practice. *European Journal of Work and Organizational Psychology*, 19: 461-486.
- Kasparov, G. 2017. *Deep Thinking: Where machine intelligence ends and human creativity begins*. Public Affairs.
- Klein, P. G. 2008. Opportunity discovery, entrepreneurial action, and economic organization. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 2:175-190.
- Knight F. H. 1921. *Risk, uncertainty, and profit*. Boston: Houghton Mifflin.
- Kosinski, M., Wang, Y., Lakkaraju, H., y Leskovec, J. 2016. Mining big data to extract patterns and predict real-life outcomes. *Psychological Methods*, 21: 496-506.
- Kshetri, N. 2014. The emerging role of big data in key development issues: opportunities, challenges, and concerns. *Big Data & Society*, 1: 1-20.
- Kunz, W., Aksoy, L., Bart, Y., Heinonen, K., Kabadayi, S., Villaroel Ordenes, F., Sigala, M., Diaz, D., Theodoulidis, B., 2017. Customer engagement in a big data world. *Journal of Services Marketing*, 31: 161-171.
- Landers, R. N., Auer, E. M., Collmus, A. B., y Marin, S. 2019. Data science as a new foundation for insightful, reproducible, and trustworthy social science. In R. N. Landers (Ed.), *Cambridge Handbook of Technology and Employee Behavior*:761-789. New York, NY: Cambridge University Press.
- Loebbecke, C. y Picot, A. 2015. Reflections on societal and business model transformation arising from digitalization and big data analytics: a research agenda. *Journal Strategic Information System*, 24: 149-157.
- Lycett, M. 2013. 'Datafication': making sense of (big) data in a complex world. *European Journal Information Systems*, 22: 381-386.
- Madsen, A. K. 2015. Between technical features and analytic capabilities: charting a relational affordance space for digital social analytics. *Big Data & Society* 2: 1-15.
- Markon, K., y Chmielewski, M. 2013. The effect of response model misspecification and uncertainty on the psychometric properties of estimates. In R. E. Millsap, L. A. van der Ark, D. M. Bolt, & C. M. Woods (Eds.), *New developments in quantitative psychology*:85-114. Berlin, Germany: Springer.
- Markus, M. L. 2015. New games, new rules, new scoreboards: the potential consequences of big data. *Journal Information Technology*, 30: 58-59.
- Marr, B. 2019. *Artificial intelligence in practice: How 50 successful companies used AI and Machine Learning to solve problems*. Wiley
- McMullen, J., y Shepherd, D. 2006. Entrepreneurial action and the role of uncertainty in the theory of the entrepreneur. *Academy of Management Review*, 31: 132-152.
- Mikalief, P., Pappas, I. O., Krogstie, J., y Giannakos, M. 2018. Big data analytics capabilities: a systematic literature review and research agenda. *Information Systems and e-Business Management*, 16, 1-32.

- Namvar M., y Cybulski, J. L. 2014. Bi-based organizations: A sensemaking perspective. *ICIS*.
- Newell, S., y Marabelli, M. 2015. Strategic opportunities (and challenges) of algorithmic decision-making: a call for action on the long-term societal effects of 'datafication'. *Journal Strategic Information Systems*, 24: 3-14.
- Nosek, B. A., Alter, G., Banks, G. C., Borsboom, D., Bowman, S. D., Breckler, S. J., ... y Contestabile, M. 2015. Promoting an open research culture. *Science*, 348: 1422-1425.
- Obschonka, M., y Audretsch, D. 2019. Artificial intelligence and big data in entrepreneurship: A new era has begun. *Small Business Economics*, forthcoming.
- Obschonka, M., Lee, N., Rodríguez-Pose, A., Eichstaedt, J. C., y Ebert, T., 2020. Big data methods, social media, and the psychology of entrepreneurial regions: Capturing cross-county personality traits and their impact on entrepreneurship in the USA. *Small Business Economics*, 55:567-588.
- Opitz, D., y Maclin, R. 1999. Popular ensemble methods: An empirical study. *Journal of Artificial Intelligence Research*, 11: 169-198.
- Prüfer, J., y Prüfer, P. 2020. Data science for entrepreneurship research: Studying demand dynamics for entrepreneurial skills in the Netherlands. *Small Business Economics*, 55: 651-672.
- Rojanala, R., y Hemanth, R. 2017. Big data towards customer relationship management. *International Journal for Research in Applied Science & Engineering Technology*, 5: 315-323.
- Rokach, L. 2010. Ensemble-based classifiers. *Artificial Intelligence Review*, 33: 1-39.
- Roscher, R., Bohn, B., Duarte, M. F., y Garcke, J. 2019. Explainable ML for scientific insights and discoveries. *arXiv*, 1-29.
- Sarasvathy, S. 2001. Causation and effectuation: Toward a theoretical shift from economic inevitability to entrepreneurial contingency. *Academy of Management Review*, 26: 243-263.
- Seddon, P. B.; Constantinidis, D., Tamm, T., y Dod, H. 2017. How does business analytics contribute to business value? *Information Systems Journal* 27: 237-269.
- Select Committee of Artificial Intelligence Report. 2019. *The national artificial intelligence research and development strategic plan: 2019 update*. National Science and Technology Council. USA
- Seni, G., y Elder, J. 2010. *Ensemble methods in data mining: Improving accuracy through combining predictions*. San Rafael, CA: Morgan and Claypool.
- Sharma, R., Mithas, S., y Kankanhalli, A. 2014. Transforming decision-making processes: a research agenda for understanding the impact of business analytics on organizations. *European Journal of Information Systems*, 23: 433-441.
- Shollo, A. y Galliers, R. D. 2015. Towards an understanding of the role of business intelligence systems in organizational knowing. *Information Systems Journal*, 26: 339-367.
- Shute, V. J. 2011. Stealth assessment in computer-based games to support learning. *Computer Games and Instruction*, 55: 503-524.
- Sirmon D. G., y Hitt M. A. 2003. Managing resources: Linking unique resources, management and wealth creation in family firms. *Entrepreneurship Theory and Practice*, 27: 339-358.
- Syam, N., y Sharma, A. 2018. Waiting for sales renaissance in the fourth industrial revolution: ML and artificial intelligence in sales research and practice. *Industrial Marketing Management*, 69: 135-146.
- Tonidandel, S., King, E. B., y Cortina, J. M. 2018. Big Data methods: Leveraging modern data analytic techniques to build organizational science. *Organizational Research Methods*, 21: 525-547.
- Townsend, D. M., y Hunt, R. A. 2019. Entrepreneurial action, creativity, & judgment in the age of artificial intelligence. *Journal of Business Venturing Insights*, forthcoming.
- Townsend, D. M., Hunt, R. A., McMullen, J. S., y Sarasvathy, S. D. 2018. Uncertainty, knowledge problems, and entrepreneurial action. *Academy of Management Annals*, 12: 659687.
- Van der Vlist, F. N. 2016. Accounting for social: investigating commensuration and big data practices at Facebook. *Big Data & Society*, 3:1-16.
- Wamba, S. F., Akter, S., Edwards, A., Chopin, G., y Gnanzou, D. 2015. How «big data» can make big impact: Findings from a systematic review and a longitudinal case study. *International Journal of Production Economics*, 165: 234-246.
- Wamba, S. F., Gunasekaran, A., Akter, S., Ren, S.J.-F., Dubey, R., y Childe, S. J. 2017. Big data analytics and firm performance: Effects of dynamic capabilities. *Journal of Business Research*, 70: 356-365.
- Wang, G., Gunasekaran, A., Ngai, E. W., y Papadopoulos, T. 2016. Big data analytics in logistics and supply chain management: Certain investigations for research and applications. *International Journal of Production Economics*, 176: 98-110.
- Webb J. W., Ketchen D. J., y Ireland R. D. 2010. strategic entrepreneurship within family-controlled firms: Opportunities and challenges. *Journal of Family Business Strategy*, 1: 67-77.
- Wenzel, R., y Van Quaquebeke, N. 2018. The double-edged sword of Big Data in organizational and management research: A review of opportunities and risks. *Organizational Research Methods*, 21: 548-591.
- World Economic Forum. 2019. *Fourth industrial revolution: Beacons of technology and innovation in manufacturing*. In collaboration with McKinsey & Company. White paper. Geneva: Switzerland.
- Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y., Sakao, T., y Huisingh, D. 2017. A framework for Big Data driven product lifecycle management. *Journal of Cleaner Production*, 159: 229-240.
- Zhao, E. Y., Ishihara, M., y Jennings, P. D. 2019. Strategic entrepreneurship dynamic tensions: Converging (diverging) effects of experience and networks on market entry timing and entrant performance. *Journal of Business Ventures*, forthcoming.