



Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Ralf Luis de Moura, Centro Universitario FAESA, Brasil¹

Everto Assis Cunha, Escuela de Negocios de Fucape, Brasil²

Adonai José Lacruz, Instituto Federal do Espírito Santo, Brasil³

RESUMEN

Este documento presenta un estudio de caso sobre cómo una organización establecida explota las oportunidades tecnológicas fomentando iniciativas de emprendimiento tecnológico, centrándose en el nivel de análisis organizacional. En un enfoque cualitativo, este estudio de caso descriptivo investiga cómo una empresa multinacional del sector minero utiliza nuevos aspectos tecnológicos relacionados con Data Science para mejorar su proceso de toma de decisiones en varias fases de su proceso productivo. Las fuentes de evidencia utilizadas fueron documentos de soluciones analíticas, recomendaciones y soluciones de arquitectura de datos, políticas de uso de datos, informes de capacitación, informes de uso de datos, informes de acceso a datos y memorandos. El análisis de datos se organizó en torno al documento central "Recomendaciones para soluciones y arquitectura de datos", de manera análoga a la noción de inscripción literaria como principio metodológico. Los documentos fueron revisados para emplear análisis de palabras/frases, comparación sistemática e integración. Este documento contribuye a una mejor comprensión de los ecosistemas de innovación corporativa y al debate académico sobre los ecosistemas de innovación corporativa que incorporan iniciativas de emprendimiento tecnológico.

¹ ralf.luis@faesa.br , <https://orcid.org/0000-0002-0170-4056>.

² evertonassis@gmail.com , <https://orcid.org/0000-0001-8484-4478>.

³ adonail.lacruz@ifes.edu.br , <https://orcid.org/0000-0003-1575-3788>.

Moura, RL, Cunha, EA, Lacruz, AJ; Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso. Revista de Empreendedorismo y Gestión de Micro y Pequeñas Empresas V.7, N°1, p.48-72, Ene/Abr. 2022. Artículo recibido el 24/02/2022. Última versión recibida el 25/03/2022. Aprobado el 04/05/2022.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Palabras clave: Emprendimiento; Emprendimiento tecnológico; Ciencia de los datos; Toma de decisiones.

1. INTRODUCCIÓN

El emprendimiento tecnológico es un tema científico muy debatido que ha atraído a investigadores y formuladores de políticas (Mosey et al., 2017) y se ha entendido como la interfaz entre el emprendimiento, la innovación y la transferencia de tecnología (Ferreira et al., 2015, Urbano et al., 2018).

Los emprendedores se presentan como catalizadores de nuevas ideas y como líderes que las ponen en práctica, orientados a la generación de valor social y económico (Baumol 2005), en línea con el enfoque clásico de la innovación empresarial propuesto por Schumpeter (1934).

La transferencia de tecnología, a su vez, está asociada a técnicas y herramientas que permiten compartir el saber organizacional e individual entre empresas, individuos y otros agentes económicos (Ferreira et al., 2015).

La transferencia de tecnología puede ocurrir entre y dentro de las organizaciones. Por lo tanto, la dinámica detrás de tales procesos ha llamado la atención de los investigadores en diferentes niveles de análisis: nivel individual (por ejemplo, Nacu & Avasilcai, 2014), nivel organizacional (por ejemplo, Beckman et al., 2012) y nivel de sistemas (por ejemplo, Alotaibi y Zhang, 2017).

Este documento se enfoca en el nivel organizacional de análisis (es decir, la influencia de los recursos y capacidades en el desarrollo de tecnologías/innovaciones). Objetivamente, el documento presenta un estudio de caso sobre cómo una organización establecida explota las oportunidades tecnológicas fomentando iniciativas de emprendimiento tecnológico.

A partir de este objetivo, la pregunta de investigación se puede resumir en: ¿cómo utilizan las empresas los nuevos aspectos tecnológicos vinculados al Data Science para mejorar la toma de decisiones de su proceso productivo?

Esta investigación espera contribuir al debate académico de los ecosistemas de innovación empresarial incorporando iniciativas de emprendimiento tecnológico.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Este artículo está organizado de la siguiente manera: la siguiente sección (2) presenta una revisión de la literatura sobre Emprendimiento, involucrando los temas de emprendimiento tecnológico e intraemprendimiento. La sección 3 ofrece el tema de la ciencia de datos y la inteligencia artificial. La sección 4 describe el diseño metodológico, incluida la recopilación y el análisis de datos. La sección 5 describe el estudio de caso. Finalmente, la sección 6 presenta comentarios finales.

2 INTRAEMPRENDIMIENTO Y EMPRENDIMIENTO TECNOLÓGICO

El concepto de emprendimiento aún no es consensuado en la academia, aunque la investigación sobre el tema es abundante y variada, como lo señalan Ferreira et al. (2017).

En general, las definiciones de emprendimiento están muy ligadas a las características intrínsecas del individuo que lo emprende (Ferreira et al., 2017), es decir, la figura del emprendedor, quien, para Schumpeter (1942), es responsable de impulsar desarrollo económico mediante la introducción de innovaciones que rompan con el statu quo.

Meynhardt y Diefenbach (2012) definen el emprendimiento asociando el término con el comportamiento de un individuo que se inclina a asumir riesgos y actuar de manera proactiva en la identificación y explotación de oportunidades, destruyendo el orden económico (Schumpeter, 1945) al introducir nuevos productos y servicios y traer sobre los cambios en los negocios y la sociedad (Hisrich & Peters, 2004).

A partir de la década de 1980 se desarrollaron estudios para comprender el fenómeno del emprendimiento dentro de las organizaciones (eg, Miller & Friesen, 1983, Pinchot, 1985, Diefenbach, 2011). Desde entonces, la oferta de nomenclatura para referirse a las acciones empresariales realizadas dentro de las empresas ha crecido, llegando a cuatro variantes tratadas de manera análoga.

Así, el intraemprendimiento (Antoncic & Hisrich, 2001, Hashimoto, 2006, Kuratko et al., 1993, Nielsen, 2000) o el emprendimiento corporativo (Burgelman, 1983, Covin & Miles, 1999, Hornsby et al., 2002, Zahra, 2005, Thornberry, 2003) se refiere a la actividad emprendedora que realiza un empleado, en la organización donde labora.

El intraemprendimiento puede entenderse como una subárea del emprendimiento (Antoncic & Hisrich, 2001, Hashimoto, 2009), en el sentido de que el primero se lleva a

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

cabo en el entorno interno de una organización existente, mientras que el segundo ocurre en el mercado y está asociado con la creación de un nuevo negocio (Angelo, 2003).

Desde esta perspectiva, un intraemprendedor es un individuo que se comporta de manera emprendedora mientras es empleado (colaborador) de una organización, siendo un simple empleado en palabras de Beaucourt y Louart (2000). En este sentido, es quien actúa de manera empresarial en una empresa a la que vende su fuerza de trabajo, no teniendo sobre ella los derechos y deberes de socio o propietario.

El término intraemprendimiento, como un concepto vinculado a comportamientos o intenciones de comportamiento relacionados con la disrupción de prácticas y aspectos ordinarios de las organizaciones existentes por parte de sus empleados, fue propuesto por Pinchot (1985) como una forma alternativa para que los recursos humanos de las organizaciones sean mejor aprovechados. .

Entendiendo el intraemprendimiento en línea con el concepto de Pinchot (1985), Antoncic y Hisrich (2001) señalaron ocho diferentes elementos interrelacionados que constituyen el concepto multidimensional de intraemprendimiento, según sus efectos: concebir nuevos emprendimientos, crear nuevos negocios, innovar en productos/servicios , procesos innovadores, autorrenovación, asunción de riesgos, proactividad y actitud agresiva para competir.

Esta perspectiva permitió resolver la falsa dicotomía entre ser emprendedor o ser colaborador (Hashimoto, 2006) ya que, desde esta perspectiva, era posible entender que cualquier empleado puede actuar como emprendedor interno.

Pinchot (1985) enfatiza la relación entre el éxito organizacional y la creación de un ambiente corporativo y de mecanismos favorables a la práctica del intraemprendimiento, indicando que existe una tendencia a que las organizaciones exitosas se conviertan en espacios que fomentan el emprendimiento corporativo.

Tomando como base la teoría de la innovación ofrecida por Schumpeter (1934), Davcik y Sharma (2016) afirman que las organizaciones pueden generar una ventaja competitiva y obtener ganancias económicas al realizar innovaciones exitosas y administrar sus recursos de manera innovadora.

Marcus y Zimmerer (2003) destacan el creciente potencial del intraemprendedor para contribuir al éxito organizacional en entornos altamente dinámicos y altamente

competitivos. Para Meynhardt y Diefenbach (2012), el intraemprendimiento es un fenómeno relacionado con los cambios organizacionales.

En definitiva, los intraemprendedores pueden promover innovaciones capaces de generar ventajas competitivas sostenibles para las empresas en las que operan, identificando y aprovechando oportunidades (Woolley, 2010) para romper con las prácticas existentes y crear valor para la organización en la que trabajan y para su entorno. respectivos clientes, realizando internamente la Destrucción Creativa preconizada por la visión schumpeteriana.

Como sugieren Akgün et al. (2014), es difícil para una organización mantener su ventaja competitiva cuando opera en un entorno en el que experimenta cambios rápidos en los factores y numerosas innovaciones provocadas por avances tecnológicos acelerados a menos que se adapte rápidamente a dichos cambios.

En este sentido, la capacidad organizacional para responder adecuadamente a los cambios del entorno está relacionada con la perspectiva de capacidades dinámicas (Teece et al., 1997) y la visión basada en recursos (Barney, 1986, Penrose, 1959).

Para Han y McKelvey (2008), la supervivencia de la organización está directamente relacionada con su capacidad para desarrollar capacidades dinámicas, las cuales, en palabras de Teece et al. (1997), se relaciona con su capacidad para desarrollar, asociar y reconfigurar capacidades internas y externas de acuerdo con el dinamismo de su entorno empresarial.

Las empresas que operan en entornos competitivos a nivel mundial enfrentan decisiones estratégicas relacionadas con el desarrollo de tecnología (Martin-Rojas et al., 2019), importantes para responder adecuadamente a los cambios en su entorno empresarial con innovaciones que las hagan competitivas (Hitt et al., 2007).

Desarrollar internamente o adquirir externamente tecnologías y capacidades innovadoras es una decisión que implica compensaciones y riesgos, ventajas y desventajas, que las organizaciones deben considerar para asegurar una ventaja competitiva (Haro-Dominguez et al., 2010, Martin-Rojas et al., 2019; Zahra, 2008).

El dominio de la tecnología y los procesos de aprendizaje continuo dentro de las organizaciones se configuran como capacidades innovadoras que potencian el desarrollo de nuevas tecnologías, nuevos conocimientos y la explotación de oportunidades de innovación relacionadas con la formación de ventajas competitivas sostenibles para el

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

negocio (Alvarez & Barney, 2007, Haro-Domínguez et al., 2010, Martín-Rojas et al., 2019).

García-Morales et al. (2014) señalan que las competencias tecnológicas distintivas son capacidades que posee la organización que son importantes para el desarrollo y/o mejora de productos y servicios.

La integración tecnológica figura como un elemento central del emprendimiento corporativo, siendo una capacidad organizacional esencial para el proceso de adquisición, uso e incremento de tecnologías y conocimientos, relacionados con la explotación comercial de innovaciones potenciales (Drent & Meelissen, 2008, Martín-Rojas et al., 2019).

Para que la integración tecnológica se produzca de manera efectiva, la organización debe promover y asegurar la existencia de una cultura y un clima organizacional propicio para el intraemprendimiento, en el que se anime a las personas a asumir riesgos y apropiarse de nuevos conocimientos y tecnologías, siendo recompensadas sus acciones y creatividad (Drent & Meelissen, 2008, Martín-Rojas et al., 2019, Wilden et al., 2016).

Las organizaciones con un entorno propicio para el intraemprendimiento pueden desarrollar y explorar nuevas soluciones y es más probable que obtengan una ventaja competitiva (Martín-Rojas et al., 2019, Wilden et al., 2016).

Para operar de forma intraemprededora, los líderes y gerentes deben actuar dedicados a provocar cambios organizacionales, realizando y fomentando la identificación de oportunidades para innovar en productos, servicios, procesos, emprendimientos a partir de los recursos y capacidades existentes en la organización (Martín-Rojas et al., 2019, Camelo-Ordaz et al., 2012).

Otra condición del intraemprendimiento es que la organización proporcione recursos e infraestructura favorables a la Innovación y sostenga esta actividad gestionando sus procesos (Terra, 2012), asumiendo los riesgos y apropiándose de los derechos intelectuales y las ganancias relacionadas con ella (Maier & Zenovia, 2011).

Entre los recursos relacionados con el fomento de la actividad intraemprededora se encuentran las Tecnologías de la Información y la Comunicación (TIC), con alto potencial para contribuir a la Innovación y aumentar la eficiencia y el desempeño organizacional (Yunis et al., 2017).

Debido a la capacidad de las TIC para apoyar las decisiones estratégicas de las organizaciones que compiten en mercados dinámicos con una intensa rivalidad (Yunis et al., 2017), diferentes autores relacionan estas tecnologías con capacidades dinámicas que pueden generar valor para la empresa propietaria (eg, Cepeda & Vera, 2007, Kindstrom et al., 2010, Sandberg, 2013, Tian et al., 2004, Urbano et al., 2018, Wang et al., 2010).

La orientación organizacional inclinada al emprendimiento es una capacidad dinámica importante que contribuye al desarrollo de innovaciones relacionadas con el emprendimiento tecnológico y la competitividad empresarial (Urbano et al., 2018).

Como recursos que generan capacidad dinámica a lo largo de su uso, las TIC se emplean en la creación, integración y mejora de recursos críticos, contribuyendo al desarrollo de nuevos: productos y servicios, procesos, modelos de negocio, sistemas de marketing y relación con el cliente y métodos de gestión. (Yunis et al., 2017).

Urbano et al. (2018) destacan la importancia del entorno empresarial en el fomento del espíritu empresarial y las innovaciones tecnológicas revolucionarias, llamando la atención sobre las implicaciones de las condiciones regulatorias del ecosistema de innovación para estimular la actividad empresarial.

En este contexto, la literatura sobre emprendimiento tecnológico generalmente se organiza en torno a dos corrientes. Uno que involucra la explotación comercial de la investigación pública y el empleo de la investigación académica (Trune & Goslin, 1997, Wright et al., 2004, Yuan & Jia, 2005); el otro, relacionado con estudios vinculados al emprendimiento de alta tecnología (Bruton, 2010, Kenney & Burg, 1999, Zhang et al., 2012).

El emprendimiento tecnológico, término propuesto inicialmente por Shane y Venkataraman (2000), está relacionado con el aprovechamiento de oportunidades de innovaciones tecnológicas vinculadas a la exploración de valor a través de la creación de un nuevo negocio o el diseño de un emprendimiento en una empresa existente (Hindle & Yencken, 2004). , Hisrich et al., 2016, Lei et al., 2016).

Para Bayers et al. (2014), el emprendimiento tecnológico se relaciona con la capacidad de tomar decisiones basadas en principios y un estilo de gestión empresarial inclinado a identificar oportunidades intensivas en tecnología y de gran potencial comercial a través de sus capacidades.

A la luz de las propuestas de Bailetti (2012), el emprendimiento tecnológico puede entenderse como un proyecto de inversión para crear y capturar valor a partir de la integración de recursos estratégicos y activos heterogéneos interrelacionados con la generación de conocimiento tecnológico y científico.

3 CIENCIA DE DATOS E INTELIGENCIA ARTIFICIAL

El uso de datos y técnicas estadísticas para apoyar la toma de decisiones no es nuevo en el mundo de los negocios. El proceso de toma de decisiones ha ido migrando a lo largo de los años desde un escenario típicamente basado en la intuición, la experiencia, el conocimiento tácito y el reconocimiento de patrones (p. ej., Behling & Eckel, 1991; Brockman & Anthony, 1998; Simon et al., 1987) a un escenario basado en la información. Algunos autores argumentan que la intuición es un modo de procesamiento de la información que comprende elementos sensoriales, cognitivos y afectivos y da como resultado un conocimiento directo sin razonamiento consciente (p. ej., Dhar, 2013; Parikh et al., 1994; Petitmengin-Peugeot, 1999). Es más probable que los gerentes usen la intuición para resolver problemas mal definidos y sin precedentes, generalmente asociados con situaciones no rutinarias (Parikh et al., 1994); sin embargo, cuando esté disponible,

Los académicos argumentan que la práctica de basar las decisiones en información y no puramente en la intuición es más efectiva (Provost & Fawcett, 2013). No sería renunciar a la intuición sino ampliar el conocimiento del entorno y de la situación que se presenta, con la intención de aumentar el éxito en la toma de decisiones. El reciente auge de los grandes datos y la inteligencia artificial (IA) está cambiando los mercados, las organizaciones y las sociedades. Expresiones como Industria 4.0, Internet de las Cosas, Machine Learning son cada vez más comunes en el mundo empresarial y están íntimamente ligadas al análisis de grandes volúmenes de datos (Moura et al., 2018), expresadas también por el término Data Science.

La ciencia de datos se refiere a un conjunto de principios fundamentales que respaldan y guían la extracción de información y conocimiento de los datos (Provost & Fawcett, 2013). La ciencia implica el conocimiento obtenido a través del estudio sistemático. Por tanto, sería un proceso sistemático que construye y organiza el conocimiento en explicaciones y predicciones contrastables (Dhar, 2013).

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

La ciencia de datos implica el análisis de datos a través de técnicas estadísticas y de inteligencia artificial y su papel en la inferencia y la consiguiente toma de decisiones. El uso de datos, estadísticas e inteligencia artificial no sería lo suficientemente nuevo como para forjar este nuevo término. La ciencia de datos difiere de la estadística y otras disciplinas tradicionales. La principal diferencia son los datos cada vez más heterogéneos y no estructurados, como texto, audio, imágenes y videos, que a menudo provienen de redes con relaciones complejas entre sus entidades (Dhar, 2013). Los términos ciencia de datos, aprendizaje automático y minería de datos a menudo se usan indistintamente (Kelleher & Tierney, 2018).

Los datos utilizados en el análisis pueden provenir de diferentes fuentes, como sistemas corporativos, redes sociales, datos de piso de producción, entre otros (Moura, Franqueira & Pessin, 2021). Estos pueden ser correlacionados a través de técnicas especiales para obtener inferencias. Se aplican varias técnicas a la ciencia de datos que extraen conocimiento a través de diferentes tecnologías (Prüfer & Prüfer, 2020).

La ciencia de datos abarca la captura, limpieza y transformación de datos estructurados y no estructurados y el uso de tecnologías de big data para almacenar estos grandes volúmenes de datos (Kelleher & Tierney, 2018). En cuanto a las técnicas, las principales incluyen generalización, caracterización, clasificación, agrupación, asociación, evolución, coincidencia de patrones, visualización de datos y minería guiada por meta-reglas (Liao et al., 2012). La aplicación de la ciencia de datos se utiliza para obtener diferente información, como identificar grupos, asociaciones, detección de anomalías, clasificación de cosas y predicciones (Kelleher & Tierney, 2018).

Entre las técnicas destaca la aplicación de la inteligencia artificial (IA). El término inteligencia artificial surgió a fines de la década de 1950 para construir hardware y software capaces de reproducir la inteligencia humana. Años más tarde, los desarrollos avanzados en el campo de la ingeniería asociados con el reconocimiento de patrones, el control de movimiento y la identificación de patrones de datos para hacer predicciones, probar hipótesis y tomar decisiones, tuvieron como uno de los principales hitos el desarrollo del algoritmo backpropagation en la década de 1980 por David Rumelhart (Jordania, 2019).

Investigar y construir sistemas de recuperación de documentos, clasificación de textos, detección de fraudes, sistemas de apoyo a la decisión, sistemas de recomendación,

búsqueda personalizada y análisis de redes sociales han sido grandes éxitos y han impulsado a grandes empresas. La ciencia de datos utiliza la informática y la capacidad computacional disponible mediante la adopción de métodos estadísticos guiados por algoritmos de IA. La computación en la nube, por ejemplo, es uno de los pilares que ha permitido analizar un volumen cada vez mayor de datos complejos y no estructurados, ofreciendo múltiples unidades computacionales, con computación de alto rendimiento y grandes repositorios de datos (Moura et al., 2018).

La inteligencia artificial permite que los algoritmos aprendan de los datos y generen modelos que asocien cientos de dimensiones mucho más allá de la capacidad humana. Estos modelos están automatizados y conectados a fuentes de datos e interfaces de programación de aplicaciones (API) para recolectar y procesar grandes volúmenes de datos (Prüfer & Prüfer, 2020), generalmente presentando sus resultados en herramientas de presentación y tableros o interactuando directamente con otros sistemas (Moura et al., 2018).

Una de las ramas más conocidas y aplicadas de la inteligencia artificial es el aprendizaje automático (ML). ML incluye técnicas y algoritmos que aprenden sin programación y reglas explícitas. Los algoritmos de ML pueden adaptarse para realizar actividades inteligentes, similares a las funciones cognitivas humanas (Taddy, 2018). Las tres técnicas más aplicadas son supervisadas, no supervisadas y semi-supervisadas.

Las técnicas supervisadas crean modelos matemáticos que aprenden y mejoran con el tiempo. Se aplican modelos de IA (por ejemplo, redes neuronales) para obtener resultados como clasificación y agrupamiento (Moura, Franqueira & Pessin, 2021). Compara un modelo establecido para validar patrones de datos y se basa en el entrenamiento con datos etiquetados previamente observados. Por lo general, los algoritmos aprendieron las relaciones entre las entradas observadas y los resultados deseados. Dependiendo del tipo de datos, se pueden aplicar técnicas de regresión y clasificación (árbol de decisión, por ejemplo) (Prüfer & Prüfer, 2020).

Deep Learning (DL) es un algoritmo supervisado que extrae información de datos complejos y multidimensionales, como imágenes. DL utiliza redes neuronales que simulan neuronas humanas especialmente aplicadas para derivar patrones de procesos no lineales. Emplea capas consecutivas de etapas de procesamiento de información

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

jerárquicamente para clasificar patrones y aprender recursos y representaciones (Moura, Franqueira & Pessin, 2021).

Las técnicas no supervisadas no requieren datos de entrenamiento y generalmente usan estadísticas y métodos como el agrupamiento. Luego, las observaciones se aproximan a grupos específicos. Una aproximación a menudo se analiza utilizando puntuaciones de igualdad o desigualdad, funciones de distancia euclidiana u otro tipo de función. En contraste con el aprendizaje supervisado, no hay resultados objetivo explícitos asociados con cada entrada; en cambio, el algoritmo no supervisado trae sesgos previos sobre qué aspectos de la estructura de entrada deben capturarse en la salida (Reddy et al., 2018).

Las técnicas semisupervisadas (SSL) utilizan pruebas de inferencia para verificar si parte de los datos concuerdan o no con un modelo estadístico dado (Moura, Franqueira & Pessin, 2021). El propósito principal de SSL es superar las desventajas de las técnicas supervisadas y no supervisadas. El aprendizaje supervisado requiere una gran cantidad de datos de entrenamiento para clasificar los datos de prueba, lo cual es costoso y requiere mucho tiempo. El aprendizaje no supervisado no requiere ningún dato etiquetado y agrupa los datos en función de la similitud en los puntos de datos utilizando el enfoque de agrupación o máxima verosimilitud. El principal problema de este enfoque es que no puede agrupar con precisión los datos desconocidos. Para superar estos problemas, SSL puede aprender de una pequeña cantidad de datos de entrenamiento, etiquetar los datos desconocidos (o) de prueba y crear un modelo con pocos patrones (Reddy et al., 2018).

Las empresas pueden utilizar las técnicas utilizadas por la ciencia de datos para mejorar el acceso a la información, aprovechar el espíritu empresarial y mejorar la toma de decisiones. Con este fin, las empresas deben crear una estrategia para que estos datos estén disponibles para las personas adecuadas en el momento adecuado y con los recursos informáticos adecuados.

4 MÉTODO

En un enfoque cualitativo, este estudio de caso descriptivo investiga cómo una empresa multinacional del sector minero utiliza nuevos aspectos tecnológicos relacionados con Data Science para mejorar su proceso de toma de decisiones en varias fases de su proceso productivo.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Se eligió el estudio de caso descriptivo como método de investigación porque permite al investigador captar y describir la complejidad de los eventos de la vida real (Yin, 1994).

La consistencia que apoyó esta predilección se notó entre la forma en que evolucionaría la investigación y los aspectos principales del método de estudio de caso (Yin, 2001): fenómeno examinado en su contexto, datos recopilados de múltiples fuentes, uno o pocos elementos que se examinan, sin controles o la manipulación que se utiliza, se centran en un evento contemporáneo, y los resultados dependen en gran medida de la capacidad integradora del investigador.

Las fuentes de evidencia utilizadas, para obtener varias medidas de un mismo fenómeno, creando condiciones para la triangulación de datos durante la fase de análisis de resultados, fueron:

- documentos de soluciones analíticas;
- recomendaciones y soluciones de arquitectura de datos;
- políticas de uso de datos;
- informes de formación;
- informes de uso de datos;
- informes de acceso a datos; y
- notas

El análisis de datos se organizó en torno a la pregunta de investigación "¿cómo la organización analizada utiliza nuevas vertientes tecnológicas vinculadas a la ciencia de datos para mejorar la toma de decisiones de su proceso de producción?"

A partir de esta pregunta general, del documento central "Recomendaciones para arquitectura de datos y soluciones", de manera análoga a la noción de inscripción literaria (Latour y Woolgar (1997)) como principio metodológico, las relaciones entre las diversas fuentes de evidencia en el Se exploró una red de documentos consultados - en proceso de validación de evidencias.

Es decir, de la búsqueda de respuestas en el documento inicial, surgieron otras preguntas que llevaron a otras fuentes de datos. Los documentos fueron revisados para emplear análisis de palabras/frases, comparación sistemática e integración (Strauss & Corbin, 1998).

5 ESTUDIO DE CASO

Este capítulo presenta un estudio de caso en una de las mayores empresas privadas de Brasil, establecida hace casi 80 años. Aborda cómo esta organización utiliza los nuevos aspectos tecnológicos vinculados a la Ciencia de Datos, fomentando el emprendimiento tecnológico para mejorar su proceso de toma de decisiones en las más variadas etapas de su proceso productivo.

La firma es una empresa minera multinacional con más de 130.000 empleados, entre empleados y terceros, que opera en los sectores de minería, logística, energía y siderurgia. Es una empresa que cotiza en bolsa con un valor de mercado de alrededor de 83 mil millones de dólares (B3, 2022).

La empresa tiene estructuras de cadena de suministro dispersas, lo que implica cadenas de producción e instalaciones distribuidas en diferentes países con diferentes capacidades comerciales. Estas instalaciones tienen una gran capacidad de generación de datos (Moura, Gonzalez, Franqueira, Maia Neto & Pessin, 2021). A pesar de estar distribuidos geográficamente, los nichos de negocio están fuertemente correlacionados y son altamente dependientes entre sí. Como estrategia, la empresa decidió centralizar toda su gestión de producción para ganar productividad y sinergia a través de una toma de decisiones holística considerando aspectos individuales de sus operaciones.

Para un mayor éxito en la toma de decisiones, los datos de sus distintas operaciones deben estar disponibles para ser correlacionados, teniendo en cuenta no solo aspectos de productividad sino también de sostenibilidad, medio ambiente y seguridad de las personas involucradas en el proceso. Las fuentes de datos son variadas y comprenden datos de planta, gestión de operaciones, sistemas de planificación, sistemas de mantenimiento, suministros, recursos humanos, energía, salud y seguridad.

Una de las decisiones estratégicas que tuvo que tomar la empresa fue seguir una estrategia centralizada, en la que el análisis de datos lo hacen equipos especializados en ciencia de datos, o de uso general, en la que se democratizan los datos. La decisión fue no limitar el acceso a los expertos y permitir que cualquier profesional técnico acceda a estos datos para mejorar sus propias decisiones. La estrategia permite que las partes interesadas desempeñen el papel de científico de datos cuando sea necesario, permitiendo que todo su personal técnico explore y extraiga información de estos datos masivos, fomentando el comportamiento emprendedor dentro de la organización.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Para la estrategia de democratización de los datos, era necesario superar varios problemas, incluida la recopilación y el desbloqueo del acceso a los datos, la disponibilidad de herramientas y la capacitación de las personas interesadas.

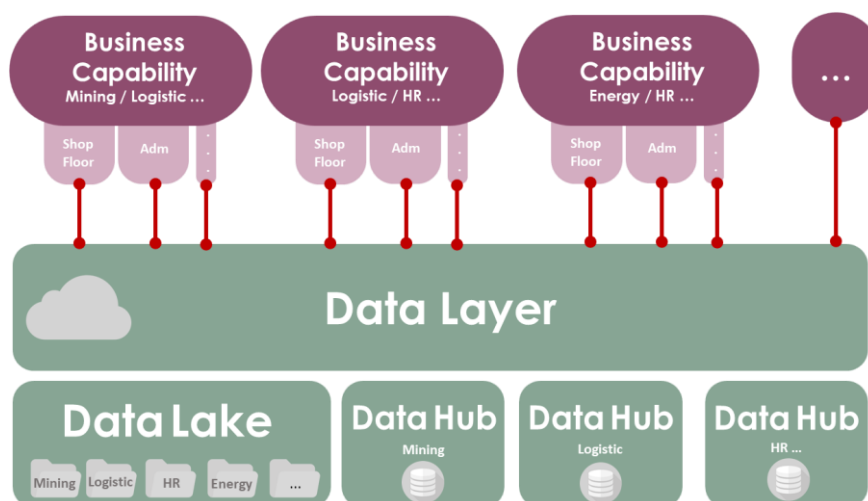
5.1 DESBLOQUEO DEL ACCESO A DATOS

Para desbloquear el acceso a los datos, se implementó una valiosa estructura de recopilación de datos en todas las fases de la operación y los sistemas corporativos en todas las ubicaciones donde opera la empresa. Los datos ya existían, pero eran inaccesibles para uso general debido a las islas de operación, las barreras de seguridad de la información y el riesgo de que el uso de los datos pudiera causar una degradación del rendimiento en los sistemas críticos y productivos de la empresa.

La solución fue replicar e ingerir estos datos en repositorios centralizados en la nube, llamados Data Lake y Data Hubs. La opción de utilizar la computación en la nube se debe a la necesidad de un gran repositorio de datos, con herramientas nativas para el análisis, ya un costo viable. Los centros de datos almacenan datos estructurados en tablas y repositorios relacionales, como SQL Server y SAP Hana, y se pueden crear de acuerdo con el nicho comercial o el interés específico. Data Lake es un repositorio de gran volumen y bajo costo similar al almacenamiento que almacena datos no estructurados y semiestructurados, como imágenes, textos y audios. El Data Lake también se puede segmentar por capacidad comercial o por algún interés específico, como se muestra en la Figura 1.

Figura 1

Recolección y Centralización de Datos.



Fuente: Elaborado por los autores.

Esta estrategia tiene como objetivo desbloquear el acceso a los datos sin poner en peligro las operaciones. Como resultado, se ponen a disposición Data Twins (réplicas) de los principales activos, operaciones y procesos que se pueden utilizar en diferentes escenarios.

5.2 PLATAFORMA ANALÍTICA

La plataforma analítica es un entorno sólido capaz de gestionar grandes cargas de trabajo y una gestión integral. La gestión integral mejora el tiempo de comercialización de los proyectos de análisis y facilita la implementación de nuevas capacidades y recursos. La plataforma analítica ofrece recursos a dos grupos principales: la comunidad de datos y análisis y los proyectos internos que producen soluciones relacionadas con el análisis de datos. El objetivo de la comunidad de datos y análisis es potenciar las decisiones comerciales aumentando la inteligencia comercial a través de procesos de toma de decisiones basados en IA. Con ese fin, proporciona herramientas, capacidad y datos sin comprometer la ciberseguridad. Para proyectos, permite la reutilización y el uso de datos y plataformas para acelerar su finalización y devolver valor a la empresa.

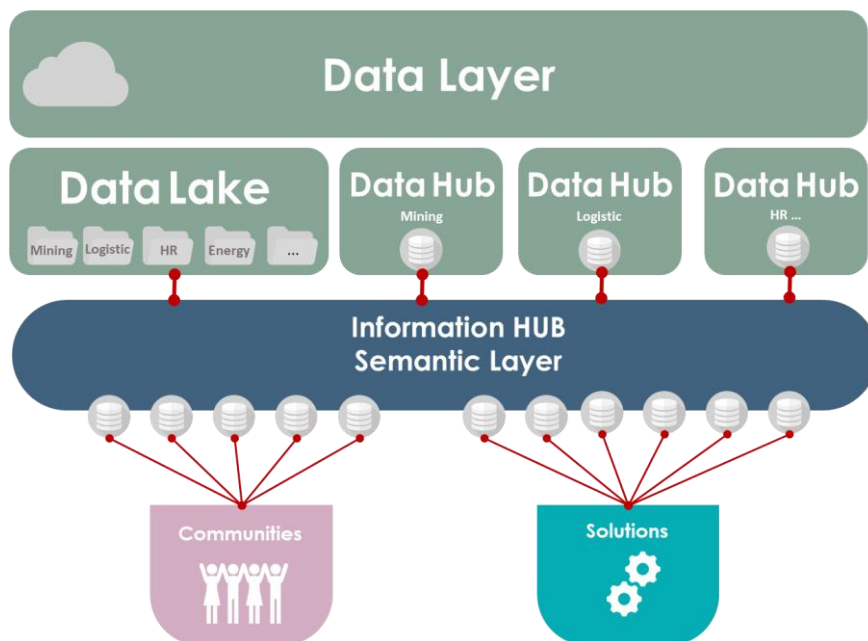
La plataforma analítica comprende repositorios analíticos como Data Hubs, Data Lake e Information Hubs, incluidos almacenes de datos, capas semánticas y herramientas de análisis avanzadas como Databricks, Machine Learning, lenguajes y marcos que usan R, Python, Spark y otros. Estas herramientas pueden habilitar cualquier técnica de IA, como supervisada, semisupervisada y no supervisada.

Los centros de información ofrecen datos modelados como modelos informativos destinados a la reutilización y los requisitos comerciales de proyectos y productos, es decir, datos confiables preparados para el consumo por parte de los usuarios finales y soluciones analíticas, con semántica, métrica comercial y seguridad aplicada, como se ilustra en la Figura 2 La plataforma de análisis también ofrece herramientas de presentación que se pueden utilizar como paneles de visualización de información.

Figura 2

Plataforma de análisis.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso



Fuente: Elaborado por los autores.

La plataforma analítica se apoya en equipos de ingeniería de datos cuya función es analizar, preparar y modelar capas semánticas de datos que reduzcan la complejidad en el tratamiento de datos y faciliten la comprensión y acceso de comunidades y proyectos de soluciones analíticas. Esta estrategia potencia el uso de los datos al reducir la necesidad de que los usuarios tengan un conocimiento profundo de la manipulación de bases de datos, ofrece una base de datos tratada y enfocada a necesidades específicas, además de proteger los datos fuente de un mal uso no intencional.

La democratización del acceso a los datos se basa en el principio de reutilización, en el que se reutilizan Data Hubs y capas semánticas para acelerar el acceso a los datos del usuario final. Como las operaciones son muy dependientes, los datos tienden a estar correlacionados, lo que resulta útil en muchas situaciones.

5.3 FORMACIÓN Y CUALIFICACIÓN

La empresa también adoptó un amplio programa de capacitación, que incluye programas de posgrado y maestría, campamentos de entrenamiento y cursos específicos. El objetivo es permitir que cualquier empleado se especialice en las técnicas y herramientas más utilizadas y disponibles. La empresa fomenta la formación de sus empleados y entiende que cuantas más personas tengan conocimiento y acceso a los datos, mayor retorno de valor a través de decisiones más informadas. El acceso a herramientas

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

ampliamente utilizadas solo es posible después de que el empleado cumpla con una carga de trabajo de capacitación mínima disponible.

5.4 USO DE LA PLATAFORMA

En 2021, 42.000 usuarios de 26 países accedieron a las herramientas de presentación. Se crearon 28.000 conjuntos de datos y 24.000 informes. Se ejecutaron más de 100 proyectos de análisis que involucraron 48 productos diferentes relacionados con IA que involucraron a 121 científicos e ingenieros de datos que crearon 179 modelos. El catálogo de datos actualmente tiene más de 300 000 activos, 3600 tablas y más de 8 TB de datos. Más de 1300 usuarios accedieron a más de 300 GB de datos presentes en las capas semánticas creadas.

5.5 APLICACIONES DE LA CIENCIA DE DATOS

Las tres aplicaciones principales de las técnicas de ciencia de datos fueron la optimización de plantas, la predicción de eventos de mantenimiento, la seguridad de las personas y el apoyo a la toma de decisiones. En general, hay dos fases en la aplicación de las técnicas. Hay dos impulsos: la generación del modelo, cuando se entrenan los modelos, y el tiempo de ejecución en el que los modelos se someten a datos en tiempo real. Para la generación del modelo se analizan datos históricos de diversas fuentes para seleccionar la técnica que obtiene la mayor precisión y exactitud. Al seleccionar la técnica, se entrena un modelo para su uso posterior. En ejecución, el modelo se somete a los datos generados en tiempo real y responde de acuerdo a su entrenamiento. Los datos históricos que respaldan la creación de los modelos están disponibles en las capas de datos en la nube, pero los datos en tiempo real no siempre se pueden extraer de esta misma base, lo que implica implementaciones específicas más cercanas a las operaciones. Esta situación es más común en soluciones analíticas y forma parte del alcance de los proyectos.

La optimización de las plantas en operación tiene como objetivo racionalizar el uso de los suministros y, al mismo tiempo, reducir los impactos ambientales tanto por la calidad del aire como por los efluentes. Los modelos computacionales ayudan a los operadores a elegir los mejores puntos de operación, actuando directamente sobre los lazos de control. Los modelos se basan en datos históricos de sensores y actuadores recopilados a lo largo de los años.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

La predicción de eventos de mantenimiento tiene como objetivo predecir la necesidad de mantenimiento preventivo mediante la predicción del desgaste de los equipos. Para esta aplicación, es necesario correlacionar los datos de los sensores presentes en el piso de la fábrica y las órdenes de mantenimiento presentes en los sistemas corporativos, como ERP (Enterprise Resource Planning). Estos datos generan modelos matemáticos que pueden predecir eventos de tiempo de inactividad causados por el desgaste y la rotura del equipo, evitar paradas de producción inesperadas y optimizar la planificación del mantenimiento.

Los proyectos relacionados con la seguridad de las personas aplican técnicas de inteligencia artificial para detectar eventos que puedan provocar accidentes. Entre ellos, podemos destacar la detección de somnolencia para evitar que los operadores se duerman y provoquen un accidente, monitorear el comportamiento de los conductores cuando conducen vehículos autónomos, monitorear fallas en los equipos y detectar anomalías a través de análisis de video. Los algoritmos pueden detectar estos eventos en todos los casos, alertando al operador o a un sistema de monitoreo central.

El apoyo a la toma de decisiones tiene un campo de acción más amplio, ya que puede realizarse a través de acciones concretas de los empleados analizando datos relevantes para sus campos de actividad o a través de proyectos que generan modelos de apoyo a las decisiones estratégicas. Como todos los empleados son potencialmente científicos de datos, pueden desarrollar modelos privados que respalden sus microdecisiones. Sin embargo, estos mismos datos, correlacionados con otros a lo largo de la organización, pueden ser aplicados para generar modelos más complejos que apoyen decisiones más amplias, como por ejemplo, relacionadas con logística, adquisición de insumos, precio de bienes, entre otras.

6 DISCUSIONES Y CONCLUSIONES

Este capítulo contribuye a una mejor comprensión de los ecosistemas de innovación corporativa al describir cómo una organización establecida explota las oportunidades tecnológicas fomentando las iniciativas de emprendimiento tecnológico.

El estudio de caso presentó estrategias para fomentar la aplicación de tecnologías de ciencia de datos mediante el acceso y la reutilización de datos (réplicas disponibles en repositorios centralizados en la nube, es decir, Data Lake, Data Hubs y plataformas

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

analíticas) que permiten un entorno más propicio para la toma de decisiones; el estudio de caso no favorece la generalización.

El cambio de una orientación estratégica centralizada (en la que equipos especializados en Data Science realizaban análisis de datos) a un acceso abierto (en el que cualquier profesional técnico pasaba a tener acceso a los datos) resultó fundamental. Impulsó el comportamiento emprendedor dentro de la organización. Este aspecto se alinea con los hallazgos de Urbano et al. (2019), quienes identificaron efectos positivos en los niveles de emprendimiento tecnológico en las organizaciones orientadas a la absorción constante de insumos tecnológicos, es decir, su aplicación en los procesos internos de la organización.

Como parte de la estrategia, al retener un equipo de ingenieros de datos para respaldar la creación de capas semánticas, la empresa ha reducido la complejidad en el manejo de datos al brindar vistas más enfocadas de las necesidades de cada una de las comunidades de datos y usuarios. Una vista enfocada facilita el análisis de datos y permite que los usuarios y los diseños de soluciones logren resultados más rápido.

De igual importancia fue la decisión de implementar el programa de formación con formación, boot camps, etc., e instituir la formación de los empleados como requisito para el acceso a las herramientas de amplio uso. De esta forma, se fomenta la formación para entender que no basta con dar acceso a datos y herramientas analíticas, sino también a los conocimientos técnicos para tratar con estos datos. García-Morales et al. presentan un entendimiento similar. (2014), para quienes las competencias tecnológicas distintivas representan la capacidad de la organización para aplicar el conocimiento tecnológico a través de procesos estructurados para desarrollar o mejorar productos/servicios.

A la luz de este razonamiento, esperamos que los investigadores, formuladores de políticas y profesionales en el campo del emprendimiento tecnológico puedan impulsar la dinámica y el crecimiento de esta comunidad de investigación en particular. Esto es particularmente relevante debido a las tendencias tecnológicas en constante cambio.

REFERENCIAS

Alotaibi, MBG y Zhang, Y. (2017). La relación entre la orientación al mercado de exportación y el desempeño de las exportaciones: un estudio empírico. *Economía Aplicada*, 49(23), 2253-2258.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Akgün, AE, Keskin, H., Byrne, JC y Lynn, GS (2014). Antecedentes y consecuencias de la capacidad de dar sentido a la tecnología de las organizaciones. Pronóstico tecnológico y cambio social, 88, 216–231.

Ángelo, EB (2003). Emprendedor Corporativo: A Nova Postura de Quem Faz a Diferença. Río de Janeiro: Elsevier.

Antoncic, B. y Hisrich, RD (2001). Intraemprendimiento: refinamiento de construcciones y validación intercultural, *Journal of Business Venturing*, 16(5), 495-527.

Antoncic, B. y Prodan, I. (2008). Alianzas, emprendimiento tecnológico corporativo y desempeño empresarial: probando un modelo en empresas manufactureras. *Technovation*, 28(5), 257-265.

Bailetti, T. (2012). Emprendimiento tecnológico: visión general, definición y aspectos distintivos. *Revisión de la gestión de la innovación tecnológica*, 2(2), 5-12.

Baumol, W. (2005). Emprendimiento e Innovación: hacia su teoría del valor microeconómico. AEI-Brookings Joint Centre for Regulatory Study, Publicación n. 05-38, Washington.

Barney, JB (1986). Cultura organizacional: ¿puede ser una fuente de ventaja competitiva sostenida? *The Academy of Management Review*, 11(3), 656-665.

Beckman, C., Eisenhardt, K., Kotha, S., Meyer, A. y Rajagopalan, N. (2012). Emprendimiento tecnológico. *Revista de Emprendimiento Estratégico*, 6(2), 89-93.

Behling, O. y Eckel, N. (1991). L. Dar sentido a la intuición. *Academia de Perspectivas de Gestión*, 5(1), 46-54.

Byers, T., Dorf, R. y Nelson, A. (2014). *Empresas tecnológicas: de la idea a la empresa*. Educación McGraw-Hill.

Brockman, EN y Anthony, WP (1998). La influencia del conocimiento tácito y la mente colectiva en la planificación estratégica. *Diario de cuestiones de gestión*, 10 (2), 204 - 222.

Burgelman, RA (1983). Emprendimiento corporativo y gestión estratégica: perspectivas de un estudio de procesos. *Ciencias de la administración*, 29(12), 1349-1364.

B3 (2022). Obtenido de: <https://www.b3.com.br/>.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

- Covin, J. y Miles, M. (1999). El espíritu empresarial corporativo y la búsqueda de la ventaja competitiva. *Emprendimiento y Crecimiento Corporativo*, 23, 47-63.
- Davcik, N. y Sharma, P. (2016). Recursos de marketing, rendimiento y ventaja competitiva: una revisión y futuras direcciones de investigación. *Revista de Investigación Empresarial*. 69(12), 5547-5552.
- Diefenbach, FE (2011). *Emprendimiento en el sector público: cuando los mandos intermedios crean valor público*. Wiesbaden. Gabler.
- Dar, V. (2013). Ciencia de datos y predicción. *Comunicaciones de la ACM*, 56(12), 64-73.
- Ferreira, JJ de M., Fayolle, A., Fernandes, C., & Raposo, M. (2016). Efectos del espíritu empresarial schumpeteriano y kirzneriano en el crecimiento económico: evidencia de datos de panel. *Emprendimiento y Desarrollo Regional*, 29(1-2), 27-50.
- Ferreira, JJM, Fernandes, CI y Kraus, S. (2017). Investigación sobre emprendimiento: mapeo de estructuras intelectuales y tendencias de investigación. *Revista de Ciencias Gerenciales*, 13(1), 181-205.
- Ferreira, JJ de M., Ferreira, FAF, Fernandes, CIMAS, Jalali, MS, Raposo, ML, & Marques, CS (2016). ¿Qué [no] sabemos sobre la investigación en emprendimiento tecnológico?. *Revista de Gestión y Emprendimiento Internacional*, 12(3), 713-733.
- García-Morales, VJ, Bolívar-Ramos, MT y Martín-Rojas, R. (2014). Influencia de variables tecnológicas y capacidad de absorción en el desempeño a través del emprendimiento corporativo. *Revista de investigación empresarial*, 67 (7), 1468–1477.
- Han, M. y Mckelvey, W. (2008). Hacia una teoría del capital social de las nuevas empresas basadas en la tecnología como sistemas adaptativos complejos. *Revista Internacional de Contabilidad y Gestión de la Información*, 16(1), 3-61.
- Hashimoto, M. (2006). *Espírito empreendedor nas organizações: aumentar a competitividade através do intra-empendedorismo*. São Paulo: Saraiva.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Hindle, K. y Yencken, J. (2004). Comercialización de la investigación pública, emprendimiento y nuevas empresas de base tecnológica: un modelo integrado. *Technovation*, 24(10), 793–803.

Hisrich, RD y Peters, MP (2004). *Emprendedorismo*. Porto Alegre: Bookman.

Hisrich, RD., Ge, B., Gao, H. y Sheng, F. (2016). Fronteiras da Pesquisa em Inovação e Empreendedorismo: Revisão das Keynotes da “Conferência Internacional de 2015 sobre Inovação e Empreendedorismo”. *Revista de Integración y Gestión Industrial*, 1(2), 1650006.

Jordania, MI (2019). Inteligencia artificial: la revolución aún no ha ocurrido. *Revista de ciencia de datos de Harvard*, 1(1).

Kenney, M. y Burg, UV (1999). Tecnología, Emprendimiento y Dependencia de Camino: Agrupamento Industrial en Vale do Silício e Rota 128, *Mudança Industrial e Corporativa*. Prensa de la Universidad de Oxford, 8(1), 67-103.

Kelleher, JD y Tierney, B. *Ciencia de datos*. Prensa del MIT, 2018.

Kuratko, DF, Hornsby, JS, Naffziger, DW y Montagno, RV (1993). Implementando el Pensamiento Emprendedor en Organizaciones Establecidas. *Revista de gestión avanzada SAM*, 58(1), 28-33.

Latour, B. y Woolgar, S. (1997). *A vida de laboratório: a produção dos fatos científicos*. Río de Janeiro, RJ: Relume Dumará.

Lei, J., Lin, B. y Sha, S. (2016). Patrón de actualización entre países en industrias basadas en la ciencia: un estudio de caso en la industria farmacéutica. *Revista de Integración y Gestión Industrial*, 1(1), 1650004.

Liao, S., Chu, P. y Hsiao, P. (2012). Técnicas y aplicaciones de minería de datos: una revisión de la década de 2000 a 2011. *Sistemas expertos con aplicaciones*, 39 (12), 11303-11311.

Marcus MH y Zimmerer TW (2003). Un estudio longitudinal del impacto de los programas intraemprendedores en las empresas Fortune 500. *Revista de investigación de gestión*, 3 (1), 13 - 22.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Martín-Rojas, R., García-Morales, VJ y González-Álvarez N. (2019). Antecedentes tecnológicos del emprendimiento y sus consecuencias para el desempeño organizacional. *Previsión Tecnológica y Cambio Social*. 147, 22-35.

Meynhardt, T. y Diefenbach, FE (2012). ¿Qué impulsa la orientación empresarial en el sector público? Evidencia de la agencia laboral federal de Alemania, *Journal of Public Administration Research and Theory*, 22(4), 761–792.

Miller, D. y Friesen, PH (1983). Elaboração de estratégia e meio ambiente: o tercer elo. *Gestão Estratégica Diário*, 4(3), 221-235.

Mosey, S., Guerrero, M. y Greenman, A. (2017). Oportunidades de investigación en emprendimiento tecnológico: Perspectivas de toda Europa. *Revista de Transferencia de Tecnología*, 42(1), 1-9.

Moura, RL de, Gonzalez, A., Franqueira, VNL, Maia Neto, AL, & Pessin, G. (2021). Cadenas de suministro dispersas geográficamente: una estrategia para gestionar la ciberseguridad en la integración de redes industriales. En: *Avances en la Gestión de la Ciberseguridad*. 1 ed.: Springer International Publishing, 97-116.

Moura, RL de, Franqueira, VNL y Pessin, G. (2021). Hacia redes industriales en serie más seguras: un marco de sistema experto para la detección de anomalías", 2021 IEEE 33rd International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI), 1197-1205

Moura, RL de., Ceotto, L. de LF, Gonzales, A., & Toledo, R. de M. (2018). Plataformas de Internet industrial de las cosas (IIoT): un modelo de evaluación. En: 2018 Conferencia Internacional sobre Ciencias Computacionales e Inteligencia Computacional (CSCI). IEEE, 1002-1009.

Nacu, CM y Avasilcai, S. (2014). Factores ambientales que influyen en el emprendimiento tecnológico: marco de investigación y resultados. *Procedia - Ciencias sociales y del comportamiento*, 109, 1309–1315.

Nielsen, RP (2000). El intraemprendimiento como estrategia de transición pacífica y ética hacia la privatización. *Revista de ética empresarial*, 25(2), 157-167.

Parikh, J. Lank, A. y Neubauer, F. (1994). *Intuición: La nueva frontera de la gestión*. John Wiley & Sons.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

- Penrose, ET (1959). La teoría del crecimiento de la empresa. Nueva York: John Wiley.
- Petitmengin-Peugeot, C. (1999) La experiencia intuitiva. Revista de Estudios de la Conciencia, 6(2-3), 43-77.
- Pinchot, G. (1985). Intraemprendimiento: Por qué no tienes que dejar la corporación para convertirte en emprendedor. Nueva York: Harper & Row.
- Provost, F. y Fawcett, T. (2013). La ciencia de datos y su relación con el big data y la toma de decisiones basada en datos. Grandes datos, 1(1), 51-59.
- Prüfer, J. y Prüfer, P. (2020). Ciencia de datos para la investigación empresarial: estudio de la dinámica de la demanda de habilidades empresariales en los Países Bajos. Economía de la pequeña empresa, 55(3)651-672.
- Reddy, YCAP, Viswanath, P. y Reddy, BE (2018). Aprendizaje semisupervisado: una breve revisión. En t. J. Ing. Tecnología, 7(1.8), 81.
- Schumpeter, J. (1934). La teoría del desarrollo económico. Nueva Jersey: editores de transacciones
- Schumpeter, JA (1942). Capitalismo, socialismo y democracia. Nueva York: Harper & Row.
- Shane, S. y Venkataraman, S. (2000). La promesa del emprendimiento como campo de investigación. Academy of Management Review, 25(1), 217–226.
- Strauss, A. y Corbin, J. (1998). Fundamentos de la investigación cualitativa: técnicas y procedimientos para el desarrollo de la teoría fundamentada. Mil robles: salvia
- Simon, HA, Dantzig, GB, Hogarth, R., Plott, CR, Raiffa, H., Schelling, TC y Winter, S. (1987). Toma de decisiones y resolución de problemas. Interfaces, 17(5), 11-31.
- Taddy, M. (2018). Los elementos tecnológicos de la inteligencia artificial. NBER Documento de Trabajo No. 24301.
- Teece, DJ, Pisano, G. y Shuen, A. (1997). Capacidades dinámicas y administración estratégica. Revista de gestión estratégica, 18 (7), 509-533.
- Terra, JC (2012). 10 dimensiones de la gestión de la innovación: un abordaje para la transformación organizacional. San Pablo: Elsevier.

Emprendimiento tecnológico: cómo las empresas aprovechan la ciencia de datos como base para la toma de decisiones: un estudio de caso

Trune, DR y Goslin, LN (1997). Transferencia de tecnología-emprendimiento y la universidad. En: Innovación en Gestión de Tecnología - La Clave para el Liderazgo Global. PICMET '97: Conferencia Internacional de Portland sobre Gestión y Tecnología, 29, 905–907.

Urbano, D., Guerrero, M., Ferreira, JJ de M., & Fernandes, CIMAS (2019). Nuevas iniciativas de emprendimiento tecnológico: ¿Qué orientaciones estratégicas y condiciones ambientales importan en el nuevo panorama socioeconómico?. *The Journal of Technology Transfer*, 44(5), 1577-1602.

Wright, M., Birley, S. y Mosey, S. (2004). Emprendimiento y transferencia tecnológica universitaria. *Revista de Transferencia de Tecnología*, 29(3), 235–246.

Yin, RK (2011). *Investigación de estudio de caso: diseño y métodos*. Thousand Oaks: Sabio.

Yuan, CH y Jia, YW (2005). Un estudio sobre las redes de innovación de las empresas de emprendimiento tecnológico en el Parque C&T de la Universidad China. *Gestión de la Investigación Científica*, 11, 26-31.

Yunis, M., Tarhini, A. y Kassar, A. (2018). El papel de las TIC y la innovación en la mejora del rendimiento organizacional: el efecto catalizador del espíritu empresarial corporativo, *Journal of Business Research*, 88, 344-356.

Zhang, R., Sun, K., Delgado, MS y Kumbhakar, SC (2012). Productividad en la industria de alta tecnología china: heterogeneidad regional e I+D. *Pronóstico tecnológico y cambio social* 79(1), 127–141.