

# Sistemas de inteligencia empresarial y capacidad operativa: un análisis empírico de sectores de alta tecnología

Sistemas de BI y Operacional capacidad

1195

LM Daphne Yiu

Escuela de Negocios, Universidad de Ciencia y Tecnología de Macao, Taipa, China, y  
Andy CL Yeung y Abe PL Jong  
Facultad de Negocios, Universidad Politécnica de Hong Kong, Kowloon, Hong Kong

Recibido el 10 de diciembre de 2019

Revisado el 11 de febrero de 2020

3 de abril de 2020

Aceptado el 4 de abril de 2020

## Abstracto

**Objetivo** - En esta investigación, examinamos empíricamente el impacto de los sistemas de Business Intelligence (BI) en la capacidad operativa en los sectores de alta tecnología. También buscamos comprender los factores contextuales que facilitan la adopción de sistemas de BI.

**Diseño / metodología / enfoque** - Adoptamos Propensity Score Matching (PSM) y metodología de estudio de eventos, y analizamos los datos financieros de una muestra de 144 empresas estadounidenses que adoptaron sistemas de BI entre 2005 y 2014, y los comparamos con empresas de control sin sistemas de BI.

**Hallazgos** - Encontramos que la implementación de sistemas de BI conduce a una mayor capacidad operativa, particularmente para las grandes empresas de alta tecnología con alta intensidad tecnológica. Además, mostramos que la intensidad de la tecnología y el tamaño de la empresa son factores contextuales importantes para que las empresas obtengan los beneficios de los sistemas de BI.

**Implicaciones prácticas** - Demostramos cómo es probable que se fortalezcan los beneficios de la adopción de sistemas de BI. Los beneficios de los sistemas de BI dependen de la intensidad tecnológica de las empresas y del tamaño de las empresas de alta tecnología. El acceso a informes relevantes y oportunos para la toma de decisiones es particularmente importante en los sectores de alta tecnología altamente dinámicos, volátiles y competitivos.

**Originalidad / valor** - Contribuimos a la literatura proporcionando evidencia empírica de que la adopción de sistemas de BI puede mejorar la capacidad operativa de las empresas y mostrar que la intensidad de la tecnología y el tamaño de la empresa son factores contextuales importantes para que las empresas cosechen los beneficios de los sistemas de BI. Avanzamos en la comprensión de los factores contextuales en los que es más probable que las empresas obtengan beneficios adicionales de la adopción de sistemas de BI.

**Palabras clave** Sistemas de inteligencia empresarial, capacidad operativa, intensidad de I + D, tamaño de la empresa, sector de alta tecnología

**Tipo de papel** Trabajo de investigación

## 1. Introducción

En la industria de la tecnología que cambia rápidamente, la inteligencia empresarial se considera una herramienta poderosa para mejorar la capacidad operativa (Lin y Kunnathur, 2019; Trieu, 2017). Los sistemas de inteligencia empresarial (BI) aprovechan los activos de información relevantes para facilitar decisiones rápidas y más informadas, mejorando significativamente la eficacia y eficiencia de una organización (Agarwal y Dhar, 2014; Yeoh y Koronios, 2010). Los sistemas de BI se definen como "software analítico y soluciones para recopilar, consolidar, analizar y proporcionar acceso a la información de una manera que se supone que permite a los usuarios de una empresa tomar mejores decisiones comerciales" (Gangadharan y Swami, 2004, pag. 140). Sin embargo, la implementación exitosa de los sistemas de BI a menudo es difícil y requiere una cantidad considerable de compromiso, experiencia y recursos de la administración (Li et al., 2013; Yeoh y Koronios, 2010; Puklavec et al., 2018). Es un proceso muy complejo que requiere un compromiso a largo plazo por parte de la gerencia y una gran cantidad de esfuerzo en el desarrollo organizacional apropiado.



Gestión industrial y datos  
Sistemas

Vol. 120 No. 6, 2020

págs. 1195-1215

© Emerald Publishing Limited

0263-5577

DOI 10.1108 / IMD5-12-2019-0659

Los autores agradecen al equipo de revisión sus muchos comentarios útiles sobre versiones anteriores de nuestro artículo. Esta investigación fue financiada en parte por el Consejo de Subvenciones Universitarias de Hong Kong con el número de subvención 155009 / 15B.

infraestructuras, proporcionando formación integral e involucrando a las partes interesadas (Fuchs, 2006; Li et al., 2013; Moss y Atre, 2003; Watson et al., 2004). Por ejemplo, la falta de liderazgo organizacional obstaculiza los esfuerzos de Kmart para implementar completamente los sistemas analíticos de negocios en la organización, lo que genera ineficiencia operativa y pérdidas en el mercado (Liu et al., 2018). Por lo tanto, existe un gran debate sobre los resultados de los sistemas de BI en la práctica.

La capacidad operativa se refiere a la eficacia relativa de una empresa para transformar varios recursos operativos (por ejemplo, activos, equipos, empleados, capitales) en productos organizativos útiles (Li et al., 2010; Justicia et al., 2016). Es la capacidad de la empresa para desplegar eficazmente recursos, habilidades, procesos y conocimientos heterogéneos, mejorando la productividad y la eficacia operativa (Kumar et al., 1999; Peng et al., 2008; Swink y Harvey Hegarty, 1998). En un entorno empresarial dinámico, la capacidad de gestionar el conocimiento y la información es fundamental para la competitividad de una empresa. Aunque muchas organizaciones están haciendo uso de las tecnologías de la información avanzadas para la toma de decisiones y las mejoras de eficiencia, el impacto real de los sistemas de BI en el desempeño operativo de las empresas en el entorno dinámico y que cambia rápidamente se investiga raras veces (Trieu, 2017). La capacidad operativa representa la capacidad de una empresa para convertir de manera eficiente los recursos de la organización en resultados útiles, que es una competencia administrativa abstracta pero crítica de las empresas en un entorno dinámico y competitivo (Setia y Patel, 2013). Muchas investigaciones consideran la capacidad operativa como un indicador de la competencia de eficiencia general de las empresas para hacer uso de los activos y recursos de la empresa (Justicia et al., 2016). Como resultado, el uso de cambios en la capacidad operativa representa mejor los posibles resultados beneficiosos en la adopción de sistemas de BI. Además, la capacidad operativa es particularmente crucial para el sector de alta tecnología debido a su dinamismo, incertidumbre y competitividad. Específicamente, para las empresas que operan en un entorno tecnológico que cambia rápidamente, la agilidad, la adaptación rápida y la respuesta rápida son fundamentales para la supervivencia y la prosperidad (Gaulier et al., 2007; Lin et al., 2012; Silva, 2008). Debido a su naturaleza operativa dinámica, incierta y competitiva, las empresas de alta tecnología son a menudo las pioneras en la adopción de innovaciones administrativas, operativas y de tecnología de la información (TI).

En esta investigación, examinamos empíricamente el impacto de los sistemas de BI en la capacidad operativa en el sector de alta tecnología. También buscamos comprender los factores contextuales que facilitan la adopción de tecnologías de BI. Dada la importancia de la capacidad de gestión de la información de las empresas y la importancia del manejo oportuno y eficaz de un gran volumen de datos (Lin y Kunnathur, 2019), es sorprendente que se hayan realizado pocas investigaciones para investigar el impacto de los sistemas de BI en la competencia operativa general de las empresas, particularmente en el dinámico y cambiante sector de alta tecnología (parque et al., 2017; Popovicet al., 2018; Trieu, 2017). La capacidad operativa es una consideración fundamental, particularmente desde la perspectiva de la Gestión de Operaciones (OM), ya que indica la capacidad general de las empresas para operar de manera eficaz, que probablemente dependa en gran medida de datos comerciales internos y externos oportunos y confiables (Justicia et al., 2016; Lin y Kunnathur, 2019). En consecuencia, hay dos preguntas de investigación principales en este estudio. Primero, ¿la adopción de sistemas de BI mejora la competencia gerencial de las empresas según lo aproximado por los cambios en la capacidad operativa? Si es así, ¿es el dinamismo en el sector de alta tecnología un factor importante (es decir, moderador) que impulsa los cambios? Creemos que nuestra investigación es muy significativa y relevante, dada la disponibilidad de un gran volumen de datos internos y externos en la actualidad. De hecho, la industria de la alta tecnología está creciendo a una velocidad muy alta. Se considera una de las industrias más rentables con vastas oportunidades de inversión (Hernandez et al., 2010) y es fundamental para el crecimiento económico de muchos países (Sims y O'Regan, 2010). A pesar de la importancia de los sistemas de BI en los sectores de alta tecnología, la investigación en esta área siguió siendo limitada. Nuestro estudio llena este vacío de investigación. Al desarrollar los fundamentos teóricos y aplicar la Vista basada en el conocimiento (KBV) para integrar conceptos de BI en OM, nuestros hallazgos permiten a los gerentes de la industria de alta tecnología comprender el valor de los sistemas de BI y los factores contextuales que impulsan el valor comercial de BI. sistemas.

## 2. Antecedentes teóricos y desarrollo de hipótesis

### 2.1 Sistemas de BI y capacidad operativa

La KBV de las empresas afirma que el conocimiento organizacional es un activo único, inimitable y estratégico, que conduce a resultados competitivos de las empresas (Nonaka y Takeuchi, 1995). La heterogénea base de conocimientos de una empresa puede servir como base para producir, renovar y reconfigurar su base de recursos, lo que lleva a una capacidad dinámica y una ventaja competitiva sostenible (Pemberton y Stonehouse, 2000; Ranft y Lord, 2002; Wu, 2006). La KBV considera a la empresa como una entidad creadora de conocimiento, que existe y sobrevive mediante la creación y uso efectivo del conocimiento (Rebolledo y Nollet, 2011). Como tal, los procesos apropiados deben estar en marcha en una empresa para generar y transferir conocimiento. Sin embargo, la difusión del conocimiento en las organizaciones es a menudo difícil e ineficiente debido a la falta de infraestructura adecuada, y los sistemas de BI brindan a las empresas una valiosa oportunidad para la creación, difusión y recombinación efectiva del conocimiento. Desde una perspectiva basada en el conocimiento, la adopción de sistemas de BI es una iniciativa estratégica para obtener conocimientos distintivos y competitivos, desarrollando las capacidades operativas dinámicas de las empresas.

Los sistemas de BI también pueden mejorar la capacidad dinámica de las empresas. De acuerdo a Teece et al. (1997), la capacidad dinámica se refiere a la capacidad de una empresa para "adaptar, integrar y reconfigurar las habilidades, los recursos y las competencias funcionales internas y externas de la organización para satisfacer los requisitos de un entorno cambiante (p. 515)". De hecho, el papel de los sistemas de BI para respaldar la gestión del conocimiento y las mejoras operativas está bien reconocido (ver, por ejemplo, parque et al., 2017). Olszak (2014) acuñó el término "capacidad de BI", que se refiere a una capacidad dinámica analítica habilitada por TI para mejorar la competencia en la toma de decisiones y la eficiencia operativa de las empresas (Mikalef et al., 2020). La capacidad de BI ayuda a las empresas a mejorar las capacidades de detección, captura y transformación, como la competencia para identificar las preferencias de los clientes, las tendencias tecnológicas y los cambios estructurales en las cadenas de suministro. parque et al. (2017) examinó el papel de BI y descubrió que las tecnologías de BI hacen que las organizaciones sean más ágiles y adaptables al mejorar su capacidad para detectar oportunidades y amenazas de mercado, y responder a las transformaciones tecnológicas y los movimientos de la competencia, lo que lleva a una capacidad dinámica y un resultado de rendimiento superior.

Equipados con almacenamiento de datos, funciones de minería de datos y tecnologías de procesamiento analítico en línea (OLAP), los sistemas de BI se consideran una infraestructura organizativa importante para el descubrimiento, la generación y la gestión de conocimientos. Las tecnologías de BI recuperan grandes cantidades de datos internos y externos extraídos de diversas fuentes, consolidándolos en el repositorio de metadatos para análisis multidimensionales (Trkman et al., 2010; Wang y Wang, 2008). Los sistemas de BI acortan el tiempo necesario para transformar los datos en información y conocimiento. Los miembros de la organización obtienen así un acceso más oportuno a los datos operativos, identificando factores críticos y tomando decisiones más informadas de manera oportuna. A través de los sistemas de BI, se genera nueva inteligencia organizacional y conocimientos comerciales, maximizando el valor de los activos de información y conocimiento de las empresas (Curko et al., 2007; Rao y Kumar, 2011). En particular, el conocimiento es fundamentalmente una fuente de poder para aprovechar los recursos de la organización, lo que conduce a una capacidad operativa superior y una ventaja competitiva sostenible (Grant, 1996; Tippins y Sohi, 2003). Con la adopción de sistemas de BI, los gerentes están informados con sensatez en varios aspectos de sus negocios y operaciones, mejorando la asignación de recursos y tomando decisiones más confiables, que eventualmente fortalecen la capacidad operativa de una empresa. Por tanto, proponemos la primera hipótesis.

H1. Los sistemas de inteligencia empresarial conducen a una mayor capacidad operativa de

empresas de tecnología.

## 2.2 El efecto moderador de la intensidad de la I + D de las empresas

Los sistemas de BI son particularmente importantes en el sector de alta tecnología porque la industria enfatiza mucho el rápido desarrollo de nuevos productos a través de la incorporación de las tecnologías más sofisticadas. Facilitadas por los sistemas de BI, las empresas de alta tecnología pueden derivar datos relevantes de manera más efectiva en el conocimiento de procesos y productos, acelerando las actividades de I + D, el lanzamiento de productos y el tiempo de comercialización. Los sistemas de BI brindan a las empresas de alta tecnología una plataforma poderosa, lo que hace que las fuentes de datos internas y externas sean un activo valioso (Bose, 2006; Curko et al., 2007; Rao y Kumar, 2011). Específicamente, los sistemas de BI permiten que las empresas de alta tecnología capturen de manera efectiva conocimientos dinámicos del mercado y las preferencias de los clientes, posicionándose estratégicamente en un mercado con una demanda incierta y ciclos de vida cortos. Debido a su naturaleza dinámica y cambiante, las empresas de los sectores de alta tecnología a menudo tienen dificultades para mantener sus ventajas competitivas. Específicamente, la incertidumbre del mercado y la volatilidad de la tecnología a menudo hacen que la demanda de productos de alta tecnología sea difícil de pronosticar (Koh y Gunasekaran, 2006; Wu et al., 2005). Con ciclos de vida cortos del producto, tiempo de producción condensado y técnicas de proceso cambiantes, el aseguramiento de la calidad puede ser un problema y la producción en masa eficiente es a menudo difícil de lograr (Wu et al., 2005). Estas características operativas del sector de alta tecnología resaltan la importancia de los sistemas de BI para mejorar y coordinar el desarrollo de productos, la producción y las actividades de marketing.

Un sector de alta tecnología emergente se caracteriza por una alta competitividad con muchas entradas nuevas, lo que hace que el uso de sistemas de BI sea más crítico para obtener una ventaja competitiva. De acuerdo a Malladi y Krishnan (2013), el grado de uso de los sistemas de BI por parte de las empresas aumenta a medida que se intensifica la competencia y disminuye la concentración de la industria. Además, la implementación de sistemas de BI suele ser muy compleja y requiere conocimientos organizativos especializados y una sólida infraestructura de TI (Baesens et al., 2016). Al estar en una industria intensiva en conocimiento, los empleados en los sectores de alta tecnología están en una mejor posición para aprovechar las tecnologías de BI (Sotavento et al., 2017). Además, las empresas de alta tecnología también están equipadas con mejores habilidades de TI y trabajan de manera más efectiva en un entorno organizacional habilitado para TI, lo que facilita aún más el intercambio de conocimientos y la diseminación de información entre los empleados. Además, las empresas de alta tecnología son tecnológicamente complejas, lo que dificulta la toma de decisiones. Los sistemas de BI recopilan y analizan múltiples fuentes de información, lo que puede mejorar significativamente el proceso de toma de decisiones y mejorar los resultados relacionados. En resumen, dado que las operaciones de las empresas de alta tecnología suelen ser más dinámicas y los empleados de este tipo de empresas están más preparados para trabajar en un entorno habilitado para TI, es más probable que las empresas de los sectores de alta tecnología obtengan beneficios adicionales de la adopción de Sistemas de BI (Sotavento et al., 2017; Ruigrok y Wagner, 2003).

## H2. El impacto positivo de los sistemas de inteligencia empresarial en la capacidad operativa en el

Las empresas de alta tecnología se fortalecen con la intensidad de la I + D.

## 2.3 El efecto moderador del tamaño de la empresa

La difusión de tecnología permite a las empresas agilizar las operaciones y mejorar los flujos de trabajo para mejorar la eficiencia (Tallon y Pinsonneault, 2011). En particular, los sistemas de BI facilitan una mejor coordinación, comunicación y cooperación a través de diversos límites de unidades de negocio (Chen et al., 2012). Los datos y la información son activos organizacionales valiosos. Las empresas utilizan la analítica para capturar datos que residen en diferentes niveles y departamentos comerciales, y utilizan los datos para integrar las operaciones en diferentes unidades comerciales (Demirkan y Delen, 2013; Popovic et al., 2019). Las empresas con una gran escala de operaciones en todos los departamentos y ubicaciones geográficas son más ricas en sus recursos de datos e información, y desarrollan una base de conocimientos más única y competitiva (Sotavento et al., 2017). En consecuencia, es probable que las grandes empresas con operaciones diversas se beneficien más de la adopción de sistemas de BI, tomando decisiones efectivas a través de los límites organizacionales y superando la burocracia debido a la escala de su organización (Demirkan y Delen, 2013; Sahay y Ranjan, 2008).

Además, es probable que las empresas más grandes faciliten la implementación de sistemas de BI porque tienen más recursos en términos de capital humano y experiencia (Shah, 2003; Zhu et al., 2006). La adopción de sistemas de BI necesita recursos técnicos y de gestión, por lo que las empresas más grandes con ventajas de recursos tienden a implementar nuevas tecnologías de manera más eficaz (Shefer y Frenkel, 2005). En resumen, las empresas más grandes tienden a tener datos más ricos, más sofisticados y de mayor alcance de la fuente heterogénea (Dutta y Bose, 2015) y poseen más experiencia y recursos necesarios para la asimilación de sistemas de BI. Por lo tanto, es probable que obtengan más beneficios de la adopción de sistemas de BI:

H3. El impacto positivo de los sistemas de inteligencia empresarial en la capacidad operativa se fortalecido en las grandes empresas de alta tecnología.

### 3. Metodología

#### 3.1 Selección de muestras y recopilación de datos

Nos centramos en las empresas manufactureras que cotizan en EE. UU. En el sector de alta tecnología (códigos SIC: 2834, 3511–3599, 3612–3699 y 3812–3873) (p. Ej., Modi y Mishra, 2011). El propósito de esta investigación es examinar el impacto de los sistemas de BI en un entorno dinámico y competitivo y el sector de alta tecnología proporciona un escenario apropiado para este estudio (Mikalef et al., 2020). En particular, las empresas estadounidenses son pioneras en la adopción de tecnologías analíticas comerciales (Lin y Kunnathur, 2019) y el mercado de valores de EE. UU. proporciona información financiera completa para el análisis empírico. Además, el sector de alta tecnología proporciona un entorno de investigación distintivo para examinar la posición competitiva de las empresas en un entorno dinámico y que cambia rápidamente. La muestra se tomó de 2005 a 2014, cuando los sistemas de BI se volvieron más maduros y se adoptaron ampliamente (Teo et al., 2016; Yiu et al., 2020). Los sistemas de BI son un conjunto de software específico y bien definido para consolidar, analizar y presentar datos organizativos. Basándonos en la lista anual de proveedores de Gartner Inc., una empresa líder mundial en investigación y asesoría en tecnología de la información, podemos identificar claramente a los proveedores de sistemas de BI y software de BI. Siguiendo estudios previos en esta área, nos centramos en los anuncios de noticias (Elbashir et al., 2008; Rubin y Rubin, 2013; Teo et al., 2016) sobre la adopción de sistemas BI. Según Gartner Inc., los líderes del mercado de soluciones de BI son Cognos, IBM, Business Objects, Hyperion, Information Builders, Oracle, Microsoft, QlikTech, MicroStrategy, Tableau, Tibco Spotfire, SAP y SAS. Estos proveedores de BI líderes en el mercado ocupan casi el 65% del mercado, mientras que el 35% restante está ocupado por más de mil pequeños proveedores de BI (Teo et al., 2016; Yiu et al., 2019). Nuestra búsqueda de palabras clave se basa en las combinaciones de nombres de estos principales proveedores de soluciones de BI enumerados por Gartner Inc. y otros términos críticos como "Business Intelligence" o "sistemas de BI" (Yiu et al., 2020).

Más específicamente, para identificar una empresa con el uso de sistemas de BI, buscamos anuncios de noticias basados en algunas palabras clave, incluidos los nombres de las empresas que cotizan en los EE. UU., La lista de los proveedores de BI líderes en el mercado, "sistemas de inteligencia empresarial" o "Sistemas de BI" junto con "adopción", "introducción" o "implementación" en la base de datos completa de Factiva para noticias comerciales globales (Yiu et al., 2020). Nos centramos en el primer anuncio de la adopción de sistemas de BI para evitar efectos superpuestos que podrían mostrar sesgos en las estadísticas (Corbett et al., 2005; Hendricks y Singhal, 2008; Naveh y Marcus, 2005). Además, eliminamos los anuncios que son irrelevantes para la adopción de BI, como fusiones y adquisiciones de otra empresa para desarrollar sistemas de BI internos y los nombramientos ejecutivos para iniciar proyectos de BI. Adjuntamos un ejemplo en Cuadro A1.

Hay dos fases de implementación de sistemas de BI. La primera fase implica la instalación de software de inteligencia empresarial, el desarrollo del prototipo y la combinación de fuentes de datos dentro de una organización (Gangadharan y Swami, 2004; Zeng et al., 2006). La segunda fase de la implementación de BI se trata de las implementaciones del sistema (Gangadharan y

Swami, 2004; Zeng et al., 2006). Para facilitar la implementación de sistemas de BI, las empresas deben proporcionar una amplia orientación y capacitación sobre cómo usar los sistemas de BI para realizar análisis y hacer los ajustes necesarios para lograr la adopción total de los sistemas de BI en las operaciones (Gangadharan y Swami, 2004; Olexova, 2014; Zeng et al., 2006). En consecuencia, una adopción completa de BI en este estudio indica que una empresa ha implementado e integrado completamente las aplicaciones de BI en sus sistemas operativos, así como también ha proporcionado capacitación a los usuarios en las principales áreas funcionales. Por lo general, toma de 6 a 18 meses (duración promedio de un año) para lograr la adopción completa de BI en las operaciones diarias (Horakova y Skalska, 2013; Olexova, 2014; Zeng et al., 2006).

En este estudio, tomamos todo el período del evento como el intervalo de tiempo durante el cual se implementa el software de BI para lograr una adopción completa. Tomamos el año de la adopción completa de los sistemas de BI como año  $t$ . Un año inmediatamente anterior a la adopción de los sistemas de BI se toma como año  $t-1$ . Dos años antes de la adopción de los sistemas de BI como año base (año  $t-2$ ) determinar las empresas de control. El año siguiente al año del evento  $t+1$  se utiliza para probar el impacto de la adopción de sistemas de BI. Por lo tanto, examinamos la capacidad operativa anormal durante el período del evento (años  $t-2$  a través  $t+1$ ).

3.2 Medidas

Capacidad operativa. Usamos la metodología de estimación de frontera estocástica (SFE) para medir la capacidad operativa con respecto a la eficiencia de una empresa para transformar los recursos organizacionales en ingresos operativos en comparación con sus pares de la industria (Carmel y Sawyer, 1998; Dutta et al., 2005; Li et al., 2010). Específicamente, usamos la función de frontera enEcuación (1) considerar los recursos de la organización, incluido el número de empleados, los gastos de capital y el costo de los bienes vendidos.

Desde una perspectiva de la gestión de operaciones tradicional, el SFE es un mejor enfoque para medir la capacidad operativa de una empresa. SFE genera una medida relativa de capacidad operativa basada en la eficiencia transformadora de convertir los recursos organizacionales en ingresos operativos en el mismo sector industrial (Eroglu y Hofer, 2011). Además, SFE incorpora un término de error compuesto compuesto por efectos aleatorios e ineficiencia pura para evitar la influencia de factores aleatorios y el posible sesgo ascendente de ineficiencia (Vandaie y Zaheer, 2014).

$$\ln(\text{Ingresos de explotación})_{ijt} = \beta_0 + \beta_1 \ln(\text{Número de empleados})_{ijt} + \beta_2 \ln(\text{Gastos de capital})_{ijt} + \beta_3 \ln(\text{Costo de los bienes vendidos})_{ijt} + \varepsilon_{ijt} + \gamma_{ijt} \tag{1}$$

donde  $\varepsilon_{ijt}$  es el término de error aleatorio puramente estocástico que afecta la utilidad de operación, y  $\gamma_{ijt}$  captura la ineficiencia operativa de una empresa  $I$  en la industria  $j$  (Códigos SIC de 2 dígitos) en el año  $t$ .  $\gamma_{ijt}$  varía de 0 a 1, donde 0 significa que no hay ineficiencia operativa en relación con los pares de la industria. Por lo tanto,  $\gamma_{ijt}$  es una medida relativa para indicar qué tan ineficiente es una empresa en comparación con una frontera correspondiente en la misma industria y en el mismo año. El término de error compuesto,  $\delta\varepsilon_{ijt} - \gamma_{ijt}$  se estima en base a la diferencia entre el ingreso operativo máximo alcanzado en una industria y el ingreso operativo observado para obtener una estimación consistente de ineficiencia operativa específica de la empresa,  $b\gamma_{ijt}$ . Por tanto, la capacidad operativa de una empresa  $I$  en la industria  $j$  en el año  $t$  es

$$\text{Capacidad operativa}_{ijt} = 1 - b\gamma_{ijt} \tag{2}$$

Intensidad de  $I + D$ . La intensidad de la  $I + D$  se refiere al nivel y la fuerza de las actividades de  $I + D$  de las empresas. Calculamos la intensidad de  $I + D$  como una relación entre los gastos de  $I + D$  y las ventas (Lo et al., 2013).

---

Tamaño. El tamaño se refiere al tamaño de la empresa que se mide como el logaritmo natural de los activos totales (Liu Sistemas de BI y et al., 2014).

### 3.3 Emparejamiento de puntajes de endogeneidad y propensión

En este estudio, comparamos el desempeño de las empresas que adoptan BI (es decir, empresas de la muestra) frente a las empresas que no adoptan BI (es decir, empresas de control) desde el año base hasta un año después de la adopción total. Como la adopción de BI puede estar relacionada con algunos factores endógenos, existe un potencial sesgo de autoselección y problemas de endogeneidad cuando comparamos las empresas de la muestra con las empresas de control (Li y Prabhal, 2007). Por ejemplo, las empresas con sólidas habilidades de gestión e infraestructura de TI tienen más probabilidades de implementar sistemas de BI y también es más probable que tengan una mayor capacidad operativa (Trieu, 2017). Sin embargo, estos problemas pueden resolverse aplicando el método de emparejamiento de puntajes de propensión (PSM) (p. Ej., Nanda y Ross, 2012).

Empleamos el PSM usando una correspondencia de vecino más cercano uno a uno basada en puntajes de propensión individuales. El puntaje de propensión es una probabilidad de que una empresa adopte BI bajo la influencia de algunos factores específicos de la empresa (p. Ej., Austin, 2011; Dehejia y Wahba, 2002). Elegimos algunos factores de pretratamiento en el año-2 que podrían influir en una empresa para que adopte BI. Porque tener demasiados factores específicos de la empresa afectaría la calidad de la correspondencia (Dehejia y Wahba, 2002), seleccionamos algunas características importantes de la empresa que probablemente covarían con la adopción de los sistemas de BI. Consideramos el tamaño, la holgura organizacional, el crecimiento de las ventas, la productividad laboral, el apalancamiento y la antigüedad de las empresas. Es más probable que las grandes empresas adopten sistemas de BI (Damanpour, 1991) debido a sus fortalezas financieras y complejidad operativa. Según estudios previos (p. Ej., Lawson, 2001), la holgura organizacional es un recurso amortiguador que permite a las empresas adaptarse más fácilmente a los cambios tecnológicos en las actividades comerciales. Un entorno de alto crecimiento de ventas podría alentar a la gerencia a utilizar sistemas de BI para acceder a información de calidad en el mercado y respaldar el desarrollo de nuevos productos (Chae et al., 2014). Las empresas con mayor productividad laboral pueden tender a adoptar cualquier innovación organizativa, incluidos los sistemas de BI (Evans y Davis, 2005). Un mayor nivel de apalancamiento financiero podría hacer que las empresas sean menos flexibles en respuesta a cambios inesperados en sus flujos de efectivo, lo que generaría más dudas a la hora de invertir en sistemas de BI (Denis, 2011; Malshe y Agarwal, 2015). Es probable que las empresas más antiguas sean más maduras en sus habilidades de gestión y tengan más experiencia, lo que mejora la capacidad organizativa para identificar y perseguir más avances tecnológicos (Sørensen y Stuart, 2000).

Obtuvimos 282 empresas de muestra en la industria manufacturera, y entre estas empresas, un total de 144 empresas pertenecen al sector de alta tecnología de acuerdo con una clasificación comúnmente aceptada basada en códigos SIC (ver, p. Ej. Modi y Mishra, 2011). Adjuntamos la distribución de empresas de muestra en todas las industrias y por años de adopción en Tablas A2 y A3, respectivamente. Consideramos tanto las variables ficticias de la industria (códigos SIC de 2 dígitos) como las variables ficticias anuales. Medimos el tamaño como el logaritmo natural de los activos totales (Liu et al., 2014), holgura organizacional como la razón de la diferencia entre el activo circulante y el pasivo circulante respecto al activo total (Luo et al., 2016), el crecimiento de las ventas como la tasa de crecimiento anual de las ventas (Luo et al., 2014), productividad laboral como la relación entre el ingreso operativo y el número de empleados (Lo et al., 2013), apalancamiento como la relación entre las deudas totales y los activos totales (Luo et al., 2014), y la edad como el logaritmo natural del número de años desde la fecha de incorporación (Zhang, 2015). Asignamos 1 a empresas de muestra con adopción de sistemas de BI y 0 a empresas de control sin adopción de sistemas de BI. Adjuntamos el detalle de las variables y sus correspondientes medidas, fuentes de datos y referencias en Cuadro A4.

tabla 1 presenta los resultados de PSM. La sección sobre el resumen del balance de todos los datos muestra las diferencias de medias (Media Diff) entre la muestra y las empresas de control antes del emparejamiento. Por ejemplo, la diferencia es 1,44 en tamaño, 28,30 en productividad laboral y 0,19 en edad. Después de la comparación, la diferencia media se reduce significativamente, como se muestra en la sección sobre el resumen del saldo de los datos emparejados. Por ejemplo, la diferencia media de tamaño se convierte en 0,10,

la productividad del trabajo se convierte en 3,71 y la edad en 0,04. Por lo tanto, las empresas de muestra y de control después del emparejamiento son similares en términos de tamaño, holgura organizacional, crecimiento de las ventas, productividad laboral, apalancamiento y antigüedad. Específicamente, los porcentajes de mejora para los factores específicos de la empresa que son significativamente diferentes entre la muestra y las empresas de control.

Resumen de saldo de todos los datos				
	Diferencia media de las empresas de control de las empresas de la muestra (media Diff)	Mediana de diferencias en empírico cuantil funciones (eQQ)	Significado de diferencias en empírico cuantil funciones (eQQ)	Valor máximo de diferencias en cuantil empírico funciones (eQQ Max)
	(t-Estadísticas)	Mediana)	Significar)	
Distancia	0,030	0,029	0,030	0,076
Tamaño de la empresa	1,444 (10,358) ***	1.550	1.445	2.112
Organizativo flojo	0,054 (1,857) **	0,078	0,159	22.908
Crecimiento de las ventas	0,274 (0,269)	0,048	5.432	1506.715
Labor productividad	28.297 (2.307) **	12.188	77.512	12,351.169
Aprovechar	0,011 (0,641)	0,035	0,068	6.768
La edad	0,192 (4,013) ***	0,176	0,210	0,693
Resumen de saldo para datos coincidentes				
	Diferencia media (t-Estadísticas)	eQQ Med	Media de eQQ	eQQ Max
Distancia	0.000	0.000	0.000	0,009
Tamaño de la empresa	0,103 (0,737)	0,281	0.316	1.335
Organizativo flojo	0,019 (0,642)	0,024	0,036	0,669
Crecimiento de las ventas	0,066 (0,065)	0,027	0,067	3.016
Labor productividad	3,711 (0,303)	2.765	8.641	153,984
Aprovechar	0,009 (0,479)	0,010	0,016	0,151
La edad	0,038 (0,800)	0.057	0,065	0.406
Mejora del saldo porcentual				
	Diferencia media	eQQ Med	Media de eQQ	eQQ Max
Distancia	99.899	99.978	99.716	88.131
Tamaño de la empresa	92.889#	81.886	78.156	36.803
Organizativo flojo	65.422#	69.587	77.530	97.080
Crecimiento de las ventas	75.905	44.763	98.760	99.800
Labor productividad	86.885#	77.314	88.852	98.753
Aprovechar	25.300	69.998	77.060	97.767
La edad	80.075#	67.657	69.012	41.504
Tamaños de muestra (número total de empresas)				
	Control	Tratado		
Todos	1098	282		
Emparejado	282	282		
Sin par	816	0		
Descartado	0	0		

Tabla 1.  
Puntuaciones de propensión  
coincidencia de muestra  
y empresas de control

Nota (s): \*p < 0,1, \*\*p < 0.05 y \*\*\*p < 0,01 (de dos colas), «El factor específico de la empresa es significativamente diferente entre las empresas de la muestra y las empresas de control antes de PSM



antes de igualar (es decir, tamaño, crecimiento de las ventas, productividad laboral y edad) oscila entre 65,4% y Sistemas de BI y 92,9%. Todos estos factores son insignificamente diferentes después de la coincidencia.

Aplicamos la metodología de estudio de eventos para examinar el impacto de la adopción de BI en la capacidad operativa anormal de las empresas. Siguiendo a Barber y Lyon (1996), medimos la capacidad operativa anormal en Ecuaciones (3) y (4)

Operacional  
capacidad

$$AOC_{esopk} = \frac{1}{4} OCS_{esopk} - \frac{1}{2} miOCS_{esopk} \quad (3) \quad \underline{1203}$$

$$miOCS_{esopk} = \frac{1}{4} OCS_{esopt} - \frac{1}{2} OCC_{esopt} - OCC_{esopt} \quad (4)$$

donde  $AOC_{esopk}$  es la capacidad operativa anormal de una empresa de muestra  $I$  en período  $t$   $\pm k$ .  $OCS_{esopk}$  es la capacidad operativa de una empresa de muestra  $I$  en período  $t$   $\pm k$  y  $OCC_{esopk}$  es la capacidad operativa de una empresa de control  $I$  en período  $t$   $\pm k$ .  $miOCS_{esopk}$  es la capacidad operativa esperada de una empresa de la muestra  $I$  en cualquier período  $t$   $\pm k$ , utilizando  $k$  como el año final de comparación  $k = 5$  (1, 0, 1) y  $\tau$  como año base ( $\tau = 5$  2).

### 3.4 Análisis de regresión transversal

Examinamos la intensidad de I + D (H2) y tamaño de la empresa (H3) que pueden tener efectos moderadores sobre los cambios anormales en la capacidad operativa. Según los estudios anteriores (Hendricks y Singhal, 2008), utilizamos un análisis de regresión transversal mediante la estimación de un modelo de regresión como Ecuación (5) a continuación para examinar cómo el tamaño de la empresa y la intensidad de I + D afectan la capacidad operativa anormal acumulada (CAOC) que es la suma de los OC anormales del año  $t-2$  a  $t \pm 1$ . En este modelo de regresión, consideramos seis variables de control, que incluyen la edad, el apalancamiento, el año de adopción de BI, el crecimiento de las ventas de la industria, la competitividad de la industria y el control de la influencia persistente de la capacidad operativa como capacidad operativa anterior (Vandaie y Zaheer, 2014).

$$CAOC_i = \beta_0 + \beta_1 DCapacidad\ operativa\ anterior_i + \beta_2 DAño\ de\ adopción\ de\ BI_i + \beta_3 DLa\ edad_i + \beta_4 Dprovechar_i + \beta_5 Dcrecimiento\ de\ las\ ventas\ de\ la\ industria_i + \beta_6 DCompetitividad\ de\ la\ industria_i + \beta_7 DIntensidad\ de\ I + D_i + \beta_8 DTamaño_i + \epsilon_i \quad (5)$$

dónde  $I$  se refiere a la firma de la muestra.  $CAOC_i$  es la capacidad operativa anormal acumulada de la empresa  $I$  durante el período de años  $t-2$  a  $t \pm 1$ . Todas las variables de control están en año  $t-2$ . Tamaño y La intensidad de I + D están en el año del evento.  $t$ .

Medimos la edad como el logaritmo natural del número de años desde la fecha de incorporación de la empresa y el apalancamiento como la relación entre las deudas totales y los activos totales. Dado que un entorno más competitivo de industrias de rápido crecimiento puede requerir una capacidad analítica empresarial más sólida, lo que hace que los sistemas de BI sean más importantes para invertir (Mendelson, 2000). Basándonos en los códigos SIC de 2 dígitos, calculamos el crecimiento de las ventas de la industria como un cambio anual en las ventas de una industria (Hendricks y Singhal, 2008) y la competitividad de la industria como el total de las cuotas de mercado al cuadrado de las empresas en una industria (Lo et al., 2013).

## 4. Resultados

Tabla 2 presenta las estadísticas descriptivas de la capacidad operativa de las empresas de muestra y control antes de la adopción de los sistemas de BI. Realizamos el t-prueba y el resultado estadístico muestra que la diferencia media de capacidad operativa entre la muestra y las empresas de control en el año base (es decir, año  $t-2$ ) son insignificamente diferentes de cero ( $p > 0,1$ ).

4.1 Resultados del análisis del estudio de eventos

Probamos las hipótesis y examinamos si la capacidad operativa aumenta significativamente mediante la adopción de sistemas de BI. [Tabla 3](#) presenta los resultados estadísticos que proporcionan información sobre los patrones de la capacidad operativa anormal a lo largo del tiempo. Todo el período del evento consta de tres fases, año-2 (el año base) al año t-1 año t-1 al año t, y año t al año tp1, donde t es el año en que las empresas de la muestra han adoptado completamente los sistemas de BI. norte es el tamaño de la muestra en cada fase de tiempo. El tamaño de la muestra disminuye gradualmente debido a la falta de disponibilidad de datos longitudinales. Nuestra discusión a continuación se centra principalmente en los resultados de la prueba no paramétrica de rango con signo de Wilcoxon (WSR) basados en [Barber y Lyon \(1996\)](#) vista donde afirmaron que la prueba WSR es más poderosa que la paramétrica t-prueba. Sin embargo, para completar, también presentamos la prueba de signos y t-resultados de la prueba.

Como se muestra en [Tabla 3](#), no hay un aumento anormal de la capacidad operativa en el período de implementación del software de inteligencia empresarial (es decir, año t-2 al año t-1,  $p > 0,1$ ). Sin embargo, el aumento anormal en la capacidad operativa es marginalmente significativo justo después de que las empresas hayan adoptado completamente los sistemas de BI en el año.t (es decir, año t-1 al año t,  $p < 0,1$ ) y la capacidad operativa anormal aumenta significativamente en el año siguiente (es decir, año t al año tp1,  $p < 0,05$ ). Por lo tanto, [Hipótesis 1](#) esta apoyado. Los resultados acumulados indican que desde el año base hasta el año con la adopción total de los sistemas de BI (es decir, año-2 al año t), el aumento anormal de la capacidad operativa es insignificante ( $p > 0,1$ ). Al comparar el año base con el año posterior al uso completo de los sistemas de BI dentro de una organización (es decir, año-2 al año tp1,  $p < 0,1$ ), encontramos un aumento significativo en la capacidad operativa. En general, las empresas logran una mejora significativa en la capacidad operativa con los sistemas de BI adopción.

Tabla 2.  
Estadística descriptiva de  
datos previos al evento para  
muestra y control  
firmas (año t-2)

	norte	Significar	Mediana	Std. dev	Min	Max
Empresas de muestra						
Capacidad operativa <sup>a</sup>	144	67.570	67.594	15.036	30.818	96.765
Empresas de control						
Capacidad operativa <sup>a</sup>	144	66.963	67.022	17.387	13.833	99.673
Nota (s): <sup>a</sup> En porcentaje						

Tabla 3.  
Cambios anormales en  
capacidad operativa

Periodo de tiempo	norte	Mediana (estadísticas)	% Positivo (estadísticas)	Media (estadísticas)
Cambio anormal anual en la capacidad operativa <sup>a</sup>				
t 2 a t 1	1144	1.859 (1.045)	53,47 (0,835)	1,604 (0,808)
t 1 a t	122	2.734 * (1.315)	52,46 (0,544)	4.011 * (1.542)
t para tp1	108	4.013 ** (1.769)	55,56 (1,162)	6.085 ** (2.124)
Cambio anormal acumulativo en la capacidad operativa <sup>a</sup>				
t 2 a t	122	2.793 (0.781)	50,82 (0,181)	4.665 (1.070)
t 2 a tp1	108	8,271 * (1,336)	56,48 * (1,359)	11,043 * (1,525)
Nota (s): 1. * $p < 0,1$ , ** $p < 0,05$ y *** $p < 0,01$ . Iospag-Los valores mostrados son los de la prueba de una cola de la hipótesis nula de que no hay capacidad operativa anormal, utilizando la prueba de rango con signo de Wilcoxon, la prueba de signo y t-prueba, respectivamente, 2. Prueba de rango con signo de Wilcoxon Z-Estadístico para la prueba del signo binomial de la mediana Z-estadística para el porcentaje, y t-Estadísticas para la media, 3.% Positivo indica el porcentaje de empresas que logran cambios anormales positivos en la capacidad operativa, 4. <sup>a</sup> En porcentaje				

#### 4.2 Sesgo de autoselección y preocupación por la endogeneidad

Empleamos el PSM considerando varios factores específicos de la empresa que probablemente influyan en una empresa en su adopción de sistemas de BI para controlar el sesgo de autoselección y los problemas de endogeneidad. De acuerdo a [tabla 1](#), el PSM empareja eficazmente las empresas de la muestra y el control. Nuestros procedimientos de PSM ayudan a reducir algunos sesgos de selección y problemas de endogeneidad.

#### 4.3 Resultados del análisis de regresión

Además, realizamos un análisis de regresión para probar los efectos moderadores de la intensidad de I + D y el tamaño de las empresas sobre la capacidad operativa anormal acumulada del año t-2 al año t<sub>p</sub>1.

[Cuadro 4](#) muestra las correlaciones de las variables de estudio. [Cuadro 5](#) presenta los resultados del análisis de regresión en cuatro modelos. El modelo 1 considera la estimación con las variables de intercepto y control. Los modelos 2 y 3 informan los impactos moderadores de la intensidad y el tamaño de la I + D, respectivamente. El modelo 4 representa el modelo completo. Todos los modelos son significativos según el F-Estadísticas ( $p < 0,05$  en el modelo 1;  $p < 0,01$  en los modelos 2 a 4). En [Cuadro 5](#), el efecto moderador de la intensidad de I + D de las empresas con sistemas de BI es positivo

relacionados con la capacidad operativa anormal como se muestra en el Modelo 3 ( $p < 0.1$ ) y Modelo 4 ( $p < 0,05$ ), lo que indica que las empresas de mayor intensidad tecnológica obtienen una mayor mejora en la capacidad operativa. Por lo tanto, [Hipótesis 2](#) está apoyado. Tener la variable de intensidad de I + D en el modelo mejora el poder explicativo de los modelos de regresión debido al aumento de la R-al cuadrado de 9,44% a 10,71%. Asimismo, el efecto moderador del tamaño de la empresa es significativamente positivo para la capacidad operativa anormal en los Modelos 2 y 4. ( $p < 0.05$ ), lo que sugiere que las empresas más grandes aumentan aún más la capacidad operativa con la adopción de sistemas de BI. Por lo tanto, [Hipótesis 3](#) está apoyado. Agregar la variable de tamaño de la empresa en el modelo mejora el poder explicativo de los modelos de regresión como lo indica el aumento de la variable ajustada. R-al cuadrado del 9,44% al 13,09%.

La variable de control con respecto a la capacidad operativa previa de las empresas es significativamente negativa ( $p < 0.01$ ) a la correspondiente capacidad operativa anormal, lo que indica que las empresas con baja capacidad operativa antes de la adopción de sistemas de BI pueden beneficiarse de una mayor mejora operativa después de la adopción de BI que las empresas con alta capacidad operativa antes de la adopción de BI. Otra variable de control, la edad, es positivamente significativa ( $p < 0.1$ ) en el Modelo 3 en [Cuadro 5](#), lo que sugiere que las empresas más antiguas con la adopción total de sistemas de BI obtienen una mayor capacidad operativa.

En comparación con las empresas de control, las empresas de la muestra mejoran significativamente su capacidad operativa justo después de haber adoptado los sistemas de BI, es decir, un año t, y en el año inmediatamente posterior a la adopción de los sistemas de BI, es decir, el año t<sub>p</sub>1. Como se muestra en [Tabla 3](#), el aumento medio (medio) en la capacidad operativa es del 2,73% (4,01%), y casi el 52% de las empresas experimentan mejoras en su capacidad operativa en el año de la adopción de BI. Además, la mediana (media) de los cambios en la capacidad operativa aumenta al 4,01% (6,09%), y casi el 56% de las empresas experimentan un cambio positivo en la capacidad operativa en el año posterior a la adopción de los sistemas de BI. El aumento medio (medio) de la capacidad operativa es del 8,27% (11,04%), y casi el 56% de las empresas están experimentando una mejora en su capacidad operativa desde el año base hasta el año posterior a la adopción de los sistemas de BI.

## 5. Discusión

Examinamos empíricamente los impactos de la adopción de sistemas de BI en la capacidad operativa de las empresas de alta tecnología. Con base en un análisis de estudio de eventos de datos financieros para una muestra de 144 casos sobre la adopción de sistemas de BI entre 2005 y 2014 en los EE. UU., Encontramos que la implementación de sistemas de BI conduce a una mayor capacidad operativa, y este es especialmente el caso de grandes empresas en un entorno de alta intensidad en I + D. Contribuimos a la literatura mediante

Cuadro 4.  
Matriz de correlaciones

Variable	1	2	3	4	5	6	7	8	9
1. Capacidad operacional anormal acumulada	1								
2. Intensidad de la I+D	0,066	1							
3. Tamaño de la empresa	0,259***	0,135	1						
4. Capacidad operativa anterior	0,287***	0,123	0,025	1					
5. Año de adopción de BA	0,138	0,038	0,165*	0,043	1				
6. Edad	0,190**	0,271***	0,443***	0,067	0,207**	1			
7. Apalancamiento	0,111	0,044	0,246**	0,292***	0,046	0,269***	1		
8. Crecimiento de las ventas de la industria	0,205**	0,006	0,093	0,061	0,455***	0,136	0,075	1	
9. Competitividad de la industria	0,046	0,024	0,048	0,044	0,156	0,083	0,099	0,128	1
Media	0,110	0,110	6,886	0,648	2007,259	3,485	0,165	0,201	0,782
Desviación Estándar	0,753	0,154	1,836	0,167	2,102	0,895	0,176	0,113	0,206

Variables	Modelo 1	Modelo 2	Modelo 3	Modelo 4	Sistemas de BI y Operacional capacidad
Interceptar	24,926 (0,328)	23,016 (0,305)	9,871 (0,132)	7,095 (0,096)	
Anterior Operacional capacidad	1.213 *** (2.779)	1,321 *** (3,010)	1,327 *** (3,083)	1.450 *** (3.357)	1207
Año de BA adopción	0,013 (0,340)	0,012 (0,315)	0,005 (0,140)	0,004 (0,101)	
La edad	0,114 (1,366)	0,155 * (1,789)	0,039 (0,440)	0,081 (0,893)	
Aprovechar	0,013 (0,030)	0,104 (0,239)	0,168 (0,391)	0,304 (0,703)	
Ventas de la industria crecimiento	1.090 (1.569)	1.020 (1.475)	1.056 (1.550)	0,977 (1,446)	
Industria competitividad	0,267 (0,773)	0,246 (0,716)	0,257 (0,761)	0,234 (0,698)	
Intensidad de I + D		0,742 * (1,560)		0,810 ** (1,741)	
Tamaño de la empresa			0,097 ** (2,288)	0,101 ** (2,413)	
R2	14,52%	16,55%	18,77%	21,19%	
Equilibrado R2	9,44%	10,71%	13,09%	14,82%	
F-Estadísticas	2.859 **	2.833 ***	3.301 ***	3.326 ***	Cuadro 5. Análisis de regresión por anormal capacidad operativa (Año t-2 al año tþ1)
Incremental		2.435	5.236 **	4.187 **	
F-Estadísticas					

Nota (s): \*p < 0,1, \*\*p < 0.05 y \*\*\*p < 0.01 (pruebas de dos colas para las variables de control y prueba de una cola para las variables moderadoras; norte 5 108), t-estadísticas entre paréntesis

proporcionar evidencia empírica de que la adopción de sistemas de BI puede mejorar la capacidad operativa de las empresas y mostrar que la intensidad de la I + D y el tamaño de la empresa son factores contextuales importantes para que las empresas obtengan los beneficios de los sistemas de BI. Avanzamos en la comprensión de los factores contextuales en los que es más probable que las empresas obtengan beneficios adicionales de la adopción de sistemas de BI. Discutimos más a fondo las implicaciones teóricas y prácticas a continuación.

### 5.1 Implicaciones teóricas

Los sistemas de BI se diferencian de los sistemas de información por tener técnicas analíticas para descubrir y analizar multidimensionalmente patrones ocultos en grandes cantidades de datos (Wang y Wang, 2008). Si bien el conocimiento es útil en general, tener conocimientos informativos relevantes e impactantes proporciona un mayor valor a las empresas (Liu et al., 2014). A través de las aplicaciones de BI, se crea información empresarial valiosa para respaldar la toma de decisiones, aumentando el valor de la información de los datos que residen en la base de datos (Curko et al., 2007; Herschel y Jones, 2005). En particular, mucha literatura enfatiza que los datos, la información y las percepciones operativas son uno de los recursos estratégicos más valiosos que confieren competitividad a las empresas (por ejemplo,Craighead et al., 2009; Nonaka y Takeuchi, 1995; Ranft y Lord, 2002). La información e inteligencia empresarial es un recurso fundamental para desarrollar las capacidades organizacionales (Grant, 1996; Lee y Hong, 2002; Tippins y Sohi, 2003).

Los académicos de OM se han dado cuenta de que la actividad que reside en las capacidades y rutinas organizacionales conduce a ventajas competitivas. Sin embargo, los efectos de los sistemas de BI sobre la capacidad operativa en el sector de alta tecnología no se han examinado ampliamente. La KBV destaca la importancia del conocimiento organizacional para mejorar la competitividad de las empresas ( Grant, 1996; Lin et al., 2012). Sin embargo, no se ha investigado exhaustivamente cómo los sistemas de BI desarrollan y respaldan los datos y el conocimiento. Tomando el KBV para los resultados competitivos de los sistemas de BI, postulamos y demostramos que las tecnologías analíticas de negocios ayudan a mejorar la capacidad operativa de las empresas, particularmente en los sectores intensivos en tecnología. Contribuimos a la comprensión de KBV destacando cómo la I + D y la tecnología

La competencia intensifica la importancia del conocimiento, lo que hace que el análisis de datos sea más crítico para mejorar la competitividad de las empresas (Lin et al., 2012; Liu et al., 2014). En concreto, mostramos que la característica dinámica del sector tecnológico es un factor impulsor crítico que hace que la KBV sea más destacada (Liu et al., 2014; Mikalef et al., 2020).

## 5.2 Implicaciones gerenciales

Nuestra investigación aporta algunas implicaciones prácticas importantes, ya que las empresas de los sectores de alta tecnología no están seguras sobre el valor comercial de los sistemas de BI. La implementación de sistemas de BI requiere grandes inversiones en infraestructura y recursos durante un largo período de tiempo, y hay muchos desafíos en este proceso que han provocado que más de la mitad de los proyectos de sistemas de BI fallen durante la implementación (Goasduff, 2015; Yeoh y Koronios, 2010). Nuestros resultados muestran que la adopción de sistemas de BI conduce a una mayor capacidad operativa de las empresas de alta tecnología. En particular, demostramos además cómo es probable que se fortalezcan dichos beneficios de la adopción de sistemas de BI. Los beneficios de los sistemas de BI dependen de la intensidad de I + D de las empresas y del tamaño de las empresas de alta tecnología, no solo de los sistemas de BI. En el rápido desarrollo de "big data" y bajo una competencia intensiva en información, las empresas de alta tecnología deben considerar cómo se pueden fortalecer y sostener los resultados competitivos de la adopción de sistemas de BI.

Hoy en día, las empresas necesitan gestionar grandes cantidades de datos comerciales disponibles en diversas fuentes internas y externas. Las empresas de alta tecnología necesitan mejorar su capacidad de gestión de conocimiento mediante la implementación de sistemas de BI para respaldar actividades organizativas más amplias. Por ejemplo, los sistemas de BI permiten a los gerentes de operaciones rastrear y recopilar más datos fácilmente de las cadenas de suministro. Al aumentar la visibilidad y la transparencia del proceso desde la adquisición de pedidos y materiales hasta la producción y la entrega, los gerentes de operaciones pueden obtener conocimientos más completos desde la utilización de activos hasta la productividad y la implementación de equipos, al tiempo que realizan un seguimiento de la disponibilidad de los recursos, detectan problemas de calidad y garantizan una eficiencia proceso de manufactura (Elbashir et al., 2008). El acceso a informes relevantes y oportunos para la toma de decisiones es particularmente importante en los sectores de alta tecnología altamente dinámicos, volátiles y competitivos.

## 6. Conclusiones

La adopción exitosa de los sistemas de BI es vital para que las empresas obtengan valores de sus datos, particularmente en la era de Internet, donde se pueden obtener conocimientos valiosos analizando y compartiendo adecuadamente grandes cantidades de datos. Sin embargo, la evidencia empírica sobre el valor comercial de los sistemas de BI en los sectores de alta tecnología, particularmente su impacto en la capacidad operativa, es limitada. Además, se sabe poco sobre los factores contextuales en la adopción de sistemas de BI en los sectores de alta tecnología. Con base en el análisis del estudio de eventos sobre la adopción de tecnologías de BI en los EE. UU., encontramos que la adopción de sistemas de BI conduce a una mayor capacidad operativa. Descubrimos que los impactos de la adopción de sistemas de BI en la capacidad operativa mejoran significativamente, más aún para las empresas con mayor intensidad de I + D y un tamaño de empresa grande. Tomamos el KBV sobre los resultados competitivos de los sistemas de BI. Con la disponibilidad de una gran cantidad de datos en la actualidad, las empresas pueden hacer uso de los sistemas de BI para mejorar los flujos de información de su industria y organización, lo que lleva a una mayor capacidad operativa. Nuestro estudio proporciona evidencia empírica de que las empresas de alta tecnología pueden lograr una mayor ventaja competitiva mediante la adopción de sistemas de BI.

Hay algunas limitaciones en esta investigación. Primero, clasificamos si una empresa pertenece al sector de alta tecnología o no según el código SIC (ver, por ejemplo, Modi y Mishra, 2011). Sin embargo, entendemos que el nivel de tecnología dentro de las industrias también puede variar significativamente. En segundo lugar, como muchos otros estudios de investigación basados en datos secundarios, determinamos si una empresa

---

adoptaron sistemas de BI basados en sus propios anuncios. El nivel y la amplitud de su

Sistemas de BI y  
Las implementaciones de BI no pueden evaluarse con precisión con nuestros datos secundarios.

Operacional  
capacidad

Para estudios futuros, los investigadores pueden comparar los beneficios de los sistemas de BI al analizar datos estructurados versus no estructurados. Los sistemas de BI giran principalmente en torno al análisis de datos estructurados y no estructurados (Baars y Kemper, 2008). Los datos estructurados generalmente se clasifican por la naturaleza de su campo, por ejemplo, financiero, de producción y logístico. Por ejemplo, los gerentes de operaciones pueden obtener un análisis instantáneo a través de los sistemas de BI sobre si sus inventarios están alineados con los patrones de demanda del mercado al capturar datos del inventario y los registros de pedidos. Los datos no estructurados son más complejos e incluyen datos que se encuentran en correos electrónicos, plataformas de redes sociales e interacciones comerciales. Por ejemplo, los gerentes de marketing pueden comprender más sobre la experiencia del cliente utilizando sistemas de BI. Pueden analizar los datos de su plataforma de servicio al cliente en Twitter para conocer las posibles tendencias de los productos y respaldar sus decisiones de estrategia de marketing. Los sistemas de BI que se utilizan para capturar y analizar los patrones ocultos en los datos no estructurados pueden permitir que una empresa obtenga una mejor posición y genere resultados competitivos porque los datos no estructurados pueden proporcionar conocimientos profundos que son más difíciles de imitar a partir de un KBV. La investigación adicional puede explorar esto, mejorando nuestra comprensión de una ventaja basada en el conocimiento utilizando sistemas de BI.

---

1209

## Referencias

- Agarwal, R. y Dhar, V. (2014), "Editorial-big data, ciencia de datos y analítica: la oportunidad y desafío para la investigación de SI ", Investigación de sistemas de información, Vol. 25, núm. 3, págs. 443-448.
- Austin, PC (2011), "Una introducción a los métodos de puntuación de propensión para reducir los efectos de confusión en los estudios observacionales ", Investigación conductual multivariante, Vol. 46, págs. 399-424.
- Baars, H. y Kemper, HG (2008), "Soporte de gestión con datos estructurados y no estructurados: una marco integrado de inteligencia empresarial ", Gestión de sistemas de información, Vol. 25, núm. 2, págs. 132-148.
- Baesens, B., Bapna, R., Marsden, JR, Vanthienen, J. y Zhao, JL (2016), "Transformational issues of big data y análisis en negocios en red ", MIS Quarterly, Vol. 40, núm. 4, págs. 807-818.
- Barber, BM y Lyon, JD (1996), "Detección del rendimiento operativo anormal: el poder empírico y especificación de estadísticas de prueba ", Revista de economía financiera, Vol. 41, págs. 359-399.
- Bose, R. (2006), "Comprensión de los sistemas de datos de gestión para la gestión del rendimiento empresarial", Sistemas de datos y gestión industrial, Vol. 106, núm. 1, págs. 43-59.
- Carmel, E. y Sawyer, S. (1998), "Equipos de desarrollo de software empaquetado: ¿qué los hace diferentes?", Tecnología de la información y personas, Vol. 11, págs. 7-19.
- Chae, BK, Yang, C., Olson, D. y Sheu, C. (2014), "The impact of advanced analytics and data precisión en el desempeño operativo: una perspectiva de la teoría basada en recursos contingentes (RBT) ", Sistemas de Soporte a la Decisión, Vol. 59, págs. 119-126.
- Chen, H., Chiang, RH y Storey, VC (2012), "Business intelligence and analytics: from big data to gran impacto", MIS Quarterly, Vol. 36, núm. 4, págs. 1165-1188.
- Corbett, CJ, Montes-Sancho, MJ y Kirsch, DA (2005), "The financial impact of ISO 9000 certificación en los Estados Unidos: un análisis empírico ", Ciencias de la gestión, Vol. 51, págs. 1046-1059.
- Craighead, CW, Hult, GTM y Ketchen, DJ (2009), "Los efectos de la estrategia de costos de innovación, conocimiento y acción en la cadena de suministro sobre el desempeño de la empresa ", Revista de gestión de operaciones, Vol. 27, págs. 405-421.
- Curko, K., Bach, MP y Radonic, G. (2007), "Business Intelligence and Business Process gestión en operaciones bancarias, Interfaces de tecnología de la información ", en 29a Conferencia Internacional sobre IEEE, págs. 57-62.

- Damanpour, F. (1991), "Innovación organizacional: un metaanálisis de los efectos de los determinantes y moderadores ", Revista de la Academia de Gestión, Vol. 34, págs. 555-590.
- Dehejia, RH y Wahba, S. (2002), "Métodos de emparejamiento de puntajes de propensión para causas no experimentales estudios", La Revista de Economía y Estadística, Vol. 84, págs. 151-161.
- Demirkan, H. y Delen, D. (2013), "Aprovechando las capacidades del soporte de decisiones orientado al servicio sistemas: poner análisis y big data en la nube ", Sistemas de Soporte a la Decisión, Vol. 55, núm. 1, págs. 412-421.
- Denis, DJ (2011), "Flexibilidad financiera y liquidez corporativa", Revista de finanzas corporativas, Vol. 17, págs. 667-674.
- Dutta, D. y Bose, I. (2015), "Managing a Big Data project: the case of Ramco Cements Limited", Revista Internacional de Economía de la Producción, Vol. 165, págs. 293-306.
- Dutta, S., Narasimhan, O. y Rajiv, S. (2005), "Conceptualización y medición de capacidades: metodología y aplicación empírica ", Revista de Gestión Estratégica, Vol. 26, págs. 277-285.
- Elbashir, MZ, Collier, PA y Davern, MJ (2008), "Midiendo los efectos de la inteligencia empresarial sistemas: la relación entre el proceso de negocio y el desempeño organizacional ", Revista Internacional de Sistemas de Información Contable, Vol. 9, págs. 135-153.
- Eroglu, C. y Hofer, C. (2011), "¿Lean, más delgado, demasiado delgado? Se revisó el vínculo entre el inventario y el rendimiento ", Revista de gestión de operaciones, Vol. 29, págs. 356-369.
- Evans, WR y Davis, WD (2005), "Sistemas de trabajo de alto rendimiento y organización desempeño: el papel mediador de la estructura social interna ", Revista de gestión, Vol. 31, núm. 5, págs. 758-775.
- Fuchs, G. (2006), "El proceso vital de mantenimiento de BI", en Sujatha, B. (Ed.), Inteligencia de Negocio Implementación: problemas y perspectivas, The ICFAI University Press, Hyderabad, págs. 116-123.
- Gangadharan, GR y Swami, SN (2004), "Sistemas de inteligencia empresarial: diseño y estrategias de implementación ", en Interfaces de tecnología de la información, 2004. 26ª Conferencia Internacional sobre, IEEE, págs. 139-144.
- Gaulier, G., Lemoine, F. y Uenal-Kesenci, D. (2007), "La integración de China en Asia Oriental: producción intercambio, IED y comercio de alta tecnología ", Cambio económico y reestructuración, Vol. 40, págs. 27-63.
- Goasduff, L. (2015), "Gartner dice que los líderes de análisis e inteligencia empresarial deben centrarse en la mentalidad y cultura para poner en marcha la analítica avanzada ", disponible en: <https://www.gartner.com/en/newsroom/press-releases/2015-09-15-gartner-dice-business-intelligence-and-analytics-líderes-must-focus-on-mindsets-and-culture-to-kick-start-advanced-analytics> / (evaluado el 20 de marzo de 2018).
- Grant, RM (1996), "Hacia una teoría de la empresa basada en el conocimiento", Revista de Gestión Estratégica, Vol. 17, págs. 109-122.
- Hendricks, KB y Singhal, VR (2008), "El efecto de las demoras en la introducción de productos en la operación rendimiento", Ciencias de la gestión, Vol. 54, págs. 878-892.
- Hernandez, B., Jimenez, J. y Jose Martin, M. (2010), "Software de gestión empresarial en alta tecnología empresas: el caso del sector de servicios de TI ", Revista de marketing empresarial e industrial, Vol. 25, págs. 132-146.
- Herschel, RT y Jones, NE (2005), "Gestión del conocimiento e inteligencia empresarial: la importancia de la integración ", Revista de Gestión del Conocimiento, Vol. 9, págs. 45-55.
- Horakova, M. y Skalska, H. (2013), "Business intelligence and deployment in a small enterprise", Revista de integración de sistemas, Vol. 4, pág. 50.
- Koh, SL y Gunasekaran, A. (2006), "Un enfoque de gestión del conocimiento para gestionar incertidumbre en la fabricación ", Sistemas de datos y gestión industrial, Vol. 106, núm. 4, págs. 439-459.
- Kumar, V., Kumar, U. y Persaud, A. (1999), "Building technology capacity through importing tecnología: el caso de la industria manufacturera de Indonesia ", La Revista de Transferencia de Tecnología, Vol. 24, págs. 81-96.



- Lam, HK, Yeung, AC y Cheng, TE (2016), "El impacto de las iniciativas de redes sociales de las empresas en eficiencia operativa e innovación ", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 47, págs. 28-43.
- Lawson, MB (2001), *Elogio de la holgura: el tiempo es esencial*, La academia de administración Ejecutivo, Vol. 15, págs. 125-135.
- Lee, SM y Hong, S. (2002), "Una infraestructura de sistema de gestión del conocimiento en toda la empresa", *Sistemas de datos y gestión industrial*, Vol. 102 núm. 1, págs. 17-25.
- Lee, H., Kweon, E., Kim, M. y Chai, S. (2017), "¿Mejora la implementación de análisis de big data el valor de mercado de las empresas? La reacción de los inversores en el mercado de valores ", *Sustentabilidad*, Vol. 9, pág. 978.
- Li, K. y Prabhala, NR (2007), *Modelos de autoselección en finanzas corporativas*, el manual de finanzas corporativas: finanzas corporativas empíricas, Holanda Septentrional, Amsterdam.
- Li, S., Shang, J. y Slaughter, SA (2010), "¿Por qué fracasan las empresas de software? Capacidades, acciones competitivas y supervivencia empresarial en la industria del software de 1995 a 2007 ", *Investigación de sistemas de información*, Vol. 21, págs. 631-654.
- Li, X., Hsieh, JPA y Rai, A. (2013), "Diferencias motivacionales en los comportamientos de uso del sistema de información posteriores a la aceptación: una investigación en el contexto de los sistemas de inteligencia empresarial", *Investigación de sistemas de información*, Vol. 24, págs. 659-682.
- Lin, C. y Kunnathur, A. (2019), "Orientaciones estratégicas, cultura del desarrollo y big data capacidad", *Revista de investigación empresarial*, Vol. 105, págs. 49-60.
- Lin, RJ, Che, RH y Ting, CY (2012), "Convertir la gestión del conocimiento en innovación en el industria de alta tecnología ", *Sistemas de datos y gestión industrial*, Vol. 112, núm. 1, págs. 42-63.
- Liu, X., Yeung, AC, Lo, CK y Cheng, T. (2014), "Los efectos moderadores del conocimiento características de las empresas sobre el valor financiero de los productos tecnológicos innovadores ", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 32, págs. 79-87.
- Liu, Y., Han, H. y DeBello, J. (2018), "Los desafíos de la analítica empresarial: éxitos y fracasos", *Actas de la 51a Conferencia Internacional de Ciencias de Sistemas de Hawái*, págs. 840-849.
- Lo, CK, Wiengarten, F., Humphreys, P., Yeung, AC y Cheng, T. (2013), "The impact of context factores sobre la eficacia de la adopción de ISO 9000 ", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 31, págs. 229-235.
- Luo, X., Kanuri, VK y Andrews, M. (2014), "¿Cómo importa la permanencia de los directores ejecutivos? El papel mediador de relaciones empresa-empleado y empresa-cliente ", *Revista de Gestión Estratégica*, Vol. 35, págs. 492-511.
- Luo, B., Luo, C., Ge, J. y Zhang, D. (2016), "Los efectos moderadores de la holgura en la relación entre estrategia ambidiestra y desempeño: evidencia de empresas de alta tecnología en China ", *Revista de Economía y Gestión Empresarial*, Vol. 17, págs. 734-748.
- Malladi, S. y Krishnan, M. (2013), "Determinantes de las variaciones de uso de la inteligencia empresarial y analítica en las organizaciones: un análisis empírico ", en *Trigésima Cuarta Conferencia Internacional sobre Sistemas de Información*, Milán, 2003.
- Malshe, A. y Agarwal, MK (2015), "From finance to marketing: the impact of financial leverage on la satisfacción del cliente", *Revista de marketing*, Vol. 79, págs. 21-38.
- Mendelson, H. (2000), "Arquitectura organizacional y éxito en la tecnología de la información industria", *Ciencias de la gestión*, Vol. 46, págs. 513-529.
- Mikalef, P., Krogstie, J., Pappas, IO y Pavlou, P. (2020), "Explorando la relación entre grandes capacidad de análisis de datos y desempeño competitivo: los roles mediadores de las capacidades dinámicas y operativas ", *Información y Gestión*, Vol. 57 No. 2, Artículo 103169.
- Modi, SB y Mishra, S. (2011), "¿Qué impulsa el desempeño financiero: la eficiencia de los recursos o la holgura?: evidencia de empresas manufactureras con sede en EE. UU. de 1991 a 2006 ", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 29, núm. 3, págs. 254-273.
- Moss, LT y Atre, S. (2003), *Hoja de ruta de inteligencia empresarial: el ciclo de vida completo del proyecto para Aplicaciones de apoyo a la toma de decisiones*, Addison-Wesley Professional, Boston, MA.

- Nanda, A. y Ross, SL (2012), "El impacto de las leyes de divulgación de las condiciones de la propiedad en los precios de la vivienda: evidencia de un estudio de eventos usando puntajes de propensión ", *The Journal of Real Estate Finance and Economics*, Vol. 45, págs. 88-109.
- Naveh, E. y Marcus, A. (2005), "Lograr una ventaja competitiva mediante la implementación de una estándar de gestión replicable: instalación y uso de ISO 9000 ", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 24, págs. 1-26.
- Nonaka, I. y Takeuchi, H. (1995), *La empresa creadora de conocimiento: cómo las empresas japonesas Crear la dinámica de la innovación*, Oxford University Press, Nueva York, NY.
- Olexova, C. (2014), "Adopción de inteligencia empresarial: un estudio de caso en la cadena minorista", *WSEAS Transacciones comerciales y económicas*, Vol. 11, págs. 95-106.
- Olszak, CM (2014), "Towards a Understanding Business Intelligence. Una dinámica basada en la capacidad marco para la inteligencia empresarial ", en *2014 Conferencia Federada sobre Informática y Sistemas de Información*, IEEE, págs. 1103-1110.
- Park, Y., El Sawy, OA y Fiss, P. (2017), "The role of business intelligence and communication tecnologías en agilidad organizacional: un enfoque configuracional ", *Revista de la Asociación de Sistemas de Información*, Vol. 18, núm. 9, págs. 648-686.
- Pemberton, JD y Stonehouse, GH (2000), "Aprendizaje organizacional y activos de conocimiento-an asociación esencial ", *La Organización de Aprendizaje*, Vol. 7, págs. 184-194.
- Peng, DX, Schroeder, RG y Shah, R. (2008), "Vinculación de rutinas a capacidades de operaciones: una nueva perspectiva", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 26, págs. 730-748.
- Popovic, A., Hackney, R., Tassabehji, R. y Castelli, M. (2018), "The impact of big data analytics on el rendimiento empresarial de alto valor de las empresas ", *Fronteras de los sistemas de información*, Vol. 20, núm. 2, págs. 209-222.
- Popovic, A., Puklavec, B. y Oliveira, T. (2019), "Justificar la adopción de sistemas de inteligencia empresarial en PYMES ", *Sistemas de datos y gestión industrial*, Vol. 119, núm. 1, págs. 210-228.
- Puklavec, B., Oliveira, T. y Popovic, A. (2018), "Understanding the determinants of business etapas de adopción del sistema de inteligencia ", *Sistemas de datos y gestión industrial*, Vol. 118, núm. 1, págs. 236-261.
- Ranft, AL y Lord, MD (2002), "Adquirir nuevas tecnologías y capacidades: un modelo fundamentado de implementación de la adquisición ", *Ciencias de la Organización*, Vol. 13, págs. 420-441.
- Rao, GK y Kumar, R. (2011), "Marco para integrar la inteligencia empresarial y el conocimiento gestión en la industria bancaria ", *Revisión de la investigación empresarial y tecnológica*, Vol. 4, núm. 1, págs. 1-12.
- Rebolledo, C. y Nollet, J. (2011), "Aprendiendo de los proveedores de la industria aeroespacial", *Internacional Revista de Economía de la Producción*, Vol. 129, núm. 2, págs. 328-337.
- Rubin, E. y Rubin, A. (2013), "The impact of Business Intelligence systems on stock return volatilidad", *Información y Gestión*, Vol. 50, págs. 67-75.
- Ruigrok, W. y Wagner, H. (2003), "Internacionalización y desempeño: un aprendizaje organizacional perspectiva", *Management International Review*, Vol. 43, núm. 1, págs. 63-83.
- Sahay, BS y Ranjan, J. (2008), "Inteligencia empresarial en tiempo real en el análisis de la cadena de suministro", *Gestión de la información y seguridad informática*, Vol. 16, núm. 1, págs. 28-48.
- Setia, P. y Patel, PC (2013), "Cómo los sistemas de información ayudan a crear capacidades de OM: consecuentes y antecedentes de capacidad operativa de absorción ", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 31, núm. 6, págs. 409-431.
- Shah, R. y Ward, PT (2003), "Lean manufacturing: contexto, conjuntos de prácticas y rendimiento", *Revista de gestión de operaciones*, Vol. 21, núm. 2, págs. 129-149.
- Shefer, D. y Frenkel, A. (2005), "I + D, tamaño de la empresa e innovación: un análisis empírico", *Tecnovación*, Vol. 25, págs. 25-32.

- Silva, JA (2008), "El comercio internacional y la demanda cambiante de trabajadores calificados en alta tecnología", *Crecimiento y cambio*, Vol. 39, págs. 225-251.
- Sims, MA y O'Regan, N. (2010), "¿Qué son las empresas de alta tecnología y qué impulsa su crecimiento?", *Nuevas empresas de base tecnológica en el nuevo milenio*. Emerald Group Publishing, págs. 173-188.
- Sørensen, JB y Stuart, TE (2000), "Envejecimiento, obsolescencia e innovación organizacional", *Ciencia Administrativa Trimestral*, Vol. 45, págs. 81-112.
- Swink, M. y Harvey Hegarty, W. (1998), "Las capacidades de fabricación principales y sus vínculos con el producto diferenciación", *Revista Internacional de Gestión de Operaciones y Producción*, Vol. 18, págs. 374-396.
- Tallon, PP y Pinsonneault, A. (2011), "Perspectivas en competencia sobre el vínculo entre estrategias alineación de la tecnología de la información y agilidad organizacional: conocimientos de un modelo de mediación", *MIS Quarterly*, Vol. 35, núm. 2, págs. 463-486.
- Teece, DJ, Pisano, G. y Shuen, A. (1997), "Capacidades dinámicas y gestión estratégica", *Revista de Gestión Estratégica*, Vol. 18, núm. 7, págs. 509-533.
- Teo, TS, Nishant, R. y Koh, PB (2016), "Do accionistas favorecen los anuncios de análisis de negocios?", *La Revista de Sistemas de Información Estratégicos*, Vol. 25, págs. 259-276.
- Tippins, MJ y Sohi, RS (2003), "Competencia de TI y desempeño de la empresa: ¿es el aprendizaje organizacional un enlace perdido?", *Revista de Gestión Estratégica*, Vol. 24, págs. 745-761.
- Trieu, VH (2017), "Obtener valor de los sistemas de inteligencia empresarial: una agenda de revisión e investigación", *Sistemas de Soporte a la Decisión*, Vol. 93, págs. 111-124.
- Trkman, P. (2010), "Los factores críticos de éxito de la gestión de procesos de negocio", *Internacional Revista de Gestión de la Información*, Vol. 30, núm. 2, págs. 125-134.
- Vandaie, R. y Zaheer, A. (2014), "Socios de la alianza y capacidad firme: evidencia de la moción industria de la imagen", *Ciencias de la Organización*, Vol. 26, págs. 22-36.
- Wang, H. y Wang, S. (2008), "Un enfoque de gestión del conocimiento para el proceso de minería de datos para Inteligencia de Negocio", *Sistemas de datos y gestión industrial*, Vol. 108, núm. 5, págs. 622-634.
- Watson, HJ, Abraham, D., Chen, D., Preston, D. y Thomas, D. (2004), "Retorno de la inversión en almacenamiento de datos: justificar y evaluar un almacén de datos", *Revista de inteligencia empresarial*, Vol. 9, págs. 6-17.
- Wu, SD, Erkoc, M. y Karabuk, S. (2005), "Gestión de la capacidad en la industria de alta tecnología: una revisión de literatura", *El economista en ingeniería*, Vol. 50, págs. 125-158.
- Wu, LY (2006), "Recursos, capacidades dinámicas y desempeño en un entorno dinámico: percepciones en las empresas de TI de Taiwán", *Información y Gestión*, Vol. 43, págs. 447-454.
- Yeoh, W. y Koronios, A. (2010), "Factores críticos de éxito para los sistemas de inteligencia empresarial", *diario de los sistemas informáticos de información*, Vol. 50, págs. 23-32.
- Yiu, LMD, Yeung, ACL y Cheng, TCE (2020), "El impacto de los sistemas de inteligencia empresarial en rentabilidad y riesgos de las empresas", *Revista Internacional de Investigación de Producción*, En prensa.
- Yiu, DLM, Yeung, ACL, Lam, HKS y Cheng, TCE (2019), "Firms 'operating and logistics características y realización de los beneficios de la analítica empresarial: evidencia de los mercados de valores", *documento de trabajo*.
- Zeng, L., Xu, L., Shi, Z., Wang, M. y Wu, W. (2006), "Técnicas, procesos y soluciones empresariales de inteligencia empresarial", en *Sistemas, hombre y cibernética*, 2006, Conferencia internacional IEEE sobre IEEE, págs. 4722-4726.
- Zhang, W. (2015), "Inversión en I + D y riesgo de angustia", *Revista de finanzas empíricas*, Vol. 32, págs. 94-114.
- Zhu, K., Kraemer, KL y Xu, S. (2006), "El proceso de asimilación de la innovación por empresas en diferentes países: una perspectiva de difusión de tecnología sobre el comercio electrónico", *Ciencias de la gestión*, Vol. 52, núm. 10, págs. 1557-1576.

Cuadro A1.  
Anuncio  
ejemplo

Cuadro A2.  
La distribución de  
muestra de empresas en  
industrias

Cuadro A3.  
La distribución de  
muestra de empresas por  
años de adopción de los  
sistemas de BI

Otras lecturas  
Winter, SG (2000), "El principio satisfactorio en el aprendizaje de capacidades", Revista de Gestión Estratégica, Vol. 21, págs. 981-996.

Autor correspondiente  
Se puede contactar a Andy CL Yeung en: [andy.yeung@polyu.edu.hk](mailto:andy.yeung@polyu.edu.hk)

Apéndice

Anuncio

Nombre de empresa	Santarus Inc. (NASDAQ: SNTS)
Anunciado el	17 de marzo de 2008 (adopción de BA, es decir, año t en 2009)
Descripción de la industria (de Factiva)	Santarus Inc. pertenece a la industria farmacéutica y biotecnológica. La empresa se dedica a adquirir, desarrollar y comercializar productos patentados que abordan las necesidades de los pacientes tratados por médicos especialistas.
Texto extraído de Factiva	SAS, líder en inteligencia empresarial, anunció hoy que el fabricante farmacéutico Santarus, Inc. ha seleccionado a SAS como plataforma tecnológica para la integración, el análisis y la generación de informes de datos para sus operaciones comerciales. Con SAS, Santarus optimizará sus esfuerzos de integración de datos. Los especialistas en marketing podrán profundizar en los datos de ventas para evaluar el mérito de las oportunidades comerciales rápidamente, como las promociones conjuntas y las campañas de marketing específicas.

Códigos SIC de 3 dígitos	Industrias	Número	Porcentaje de muestra
384	Instrumentos y suministros médicos	22	15.28
367	Componentes y accesorios electrónicos	19	13.19
382	Dispositivos de medición y control Equipos	18	12.50
357	informáticos y de oficina Medicamentos	17	11.81
283		15	10.42
366	Equipos de comunicaciones Maquinaria de	12	8.33
353	construcción y afines Maquinaria industrial	9	6.25
356	en general Maquinaria de refrigeración y	7	4.86
358	servicio Maquinaria para industrias	4	2,78
355	especiales	3	2,08
362	Aparatos eléctricos industriales	3	2,08
Otros	Otras industrias	15	10.42
Total		144	100

Año	Número de adopción de sistemas de BI	Porcentaje
2005	26	18.06
2006	28	19.44
2007	26	18.06
2008	13	9.03
2009	12	8.33
2010	8	5.56
2011	7	4.86
2012	8	5.56
2013	8	5.56
2014	8	5.56
Total	144	100

Nombre de la variable	Medición	Fuente de datos	Referencia
Capacidad operativa	Usando la estimación de frontera estocástica (SFE) $\ln D$ Ingresos de explotación $\ln \frac{1}{4} \beta_0 + \beta_1 \ln D$ Número de empleados $\beta_2 \ln D$ Costo de los bienes vendidos $\beta_3 \ln Y$ donde $\epsilon$ es el término de error aleatorio puramente estocástico que afecta los ingresos operativos, y $Y$ captura la ineficiencia operativa de una empresa en la industria (códigos SIC de 2 dígitos) Capacidad operativa $\ln \frac{1}{4} \beta_1 - \beta_2$ $\ln Y \beta_3$ 100% Capacidad operativa anterior 5 La capacidad operativa de una empresa en el año base	Compustat	Carmel y Sawyer (1998); Dutta et al. (2005); Li et al. (2010)
Operacional anterior capacidad	Capacidad operativa anormal de una empresa de la muestra	Compustat	Hendricks y Singhal (2008)
Operativo anormal capacidad	5 La capacidad operativa de una empresa de muestra con la adopción de BI: la capacidad operativa esperada de una empresa de muestra si la adopción de BI no ha ocurrido donde la capacidad operativa esperada de una empresa de muestra si no se ha adoptado BI es la suma de la capacidad operativa de una empresa de muestra en el año base y el cambio en la capacidad operativa de una empresa de control Capacidad operativa anormal acumulada 5 La suma de la capacidad operativa anormal de una empresa de la muestra durante el período de años t-2 a t+1 intensidad de I + D / Ventas Tamaño de la empresa 5 In (Activos totales) Holgura organizativa 5 (Activo corriente - Pasivo corriente) / Activo total Crecimiento de ventas 5 El cambio anual en las ventas de una empresa Productividad laboral 5 Ingresos operativos / Número de empleados Apalancamiento 5 Total deudas / Total activos Antigüedad 5 In (Número de años desde la fecha de incorporación)	Compustat	Barbero y Lyon (1996); Hendricks y Singhal (2008)
Anormal acumulativo capacidad operativa	Intensidad de I + D	Compustat	Barbero y Lyon (1996)
Holgura organizativa	Tamaño de la empresa	Compustat	Lo et al. (2013)
Crecimiento de las ventas		Compustat	Liu et al. (2014)
Productividad laboral		Compustat	Luo et al. (2016)
Aprovechar		Compustat	Luo et al. (2014)
La edad		Compustat	Lo et al. (2013)
Crecimiento de las ventas de la industria		Internet/ Sitio web	Zhang (2015)
Industria	Crecimiento de las ventas de la industria 5 El cambio anual en las ventas en una industria (basado en códigos SIC de 2 dígitos)	Compustat	Lo et al. (2013)
competitividad	Competitividad de la industria 5 La suma de las cuotas de mercado al cuadrado de las empresas en una industria (basada en códigos SIC de 2 dígitos)	Compustat	Hendricks y Singhal (2008)
		Compustat	Lo et al. (2013)