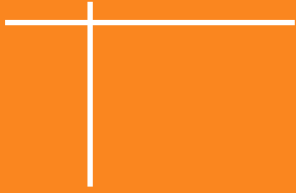
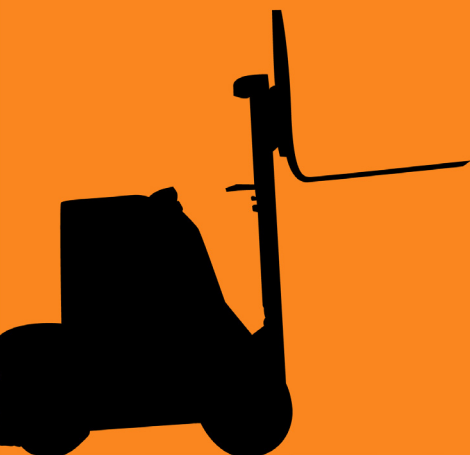


Capítulo 1

María Aline Manzo Martínez
Lizet Manzo Martínez



Tecnología de países en transición hacia la Industria 4.0: un análisis cualitativo comparado



Resumen

El proceso de transición hacia la Industria 4.0 implica una serie de adecuaciones en las empresas centradas en la automatización, la conectividad y la información digital, lo que supone la selección de tecnologías que le permitan tener un proceso más acertado y mejore su desempeño (Ciulli, 2019; Prause, 2019). Este artículo tiene el objetivo de identificar las tecnologías necesarias que deben de tomar en cuenta las grandes empresas de países con diferentes perfiles industriales para alcanzar un alto nivel de adopción de tecnología y tener éxito en la dinámica de transición hacia la Industria 4.0. El marco de Tecnología, Organización y Medio Ambiente (TOE, por sus siglas en inglés) sirve como referencia teórica en este estudio (Tornatzky y Fleischer, 1990). La metodología utilizada es el Análisis Cualitativo Comparado en su variante fuzzy-set (fsQCA, por sus siglas en inglés). Los resultados muestran que las tecnologías como el Cloud Computing (CC), el Cifrado y Ciberseguridad (CCS), el Análisis de Big Data (ABD), la Inteligencia Artificial (IA), el Procesamiento de Imagen y Voz de Texto (PIVT) y el Comercio Electrónico y Comercio Digital (CECD) son necesarias para que las grandes empresas de los países analizados puedan alcanzar un alto nivel de adopción de tecnología.

Palabras clave. Industria 4.0; nivel de adopción de tecnología; grandes empresas; países con diferentes perfiles industriales; fsQCA.

Introducción

El término Industria 4.0 es también conocido como la Cuarta revolución industrial, la ciber-industria o la industria inteligente (Kagermann et al., 2013). Este concepto surge en Alemania en el año 2011, cuyo análisis incluye el enlace entre el mundo físico y virtual, las tecnologías de la información, la manufactura y las telecomunicaciones (Kagermann et al., 2011; Kagermann et al., 2013). Los elementos anteriormente mencionados están cambiando los procesos y sistemas de manufactura debido a la integración de nuevas tecnologías caracterizadas por un alto nivel de aplicación del know-how y una alta intensidad de desarrollo tecnológico implementado (Ciulli, 2019). El uso de recientes tecnologías obliga a las empresas a analizar importantes temas relacionados con el mejoramiento del desempeño de sus procesos de automatización, conectividad, información digital y acceso digital al cliente (Ciulli, 2019). Lo anterior permite que se facilite el estado de equilibrio que existe entre la complejidad interna y externa de la empresa, al cambiar los sistemas de producción tradicionales de un control centralizado a uno descentralizado que, de hecho, es una característica de la estrategia de manufactura avanzada.

Los principios fundamentales de la Industria 4.0 son la modularización, la autorregulación y la integración digital en todas las funciones comerciales, dentro y fuera de los límites de la empresa (Ciulli, 2019). Además, las características mencionadas promueven la innovación de producto basada en el uso de sensores inteligentes y sistemas actores que facilitan los procesos de producción sensibles al contexto y la innovación de los procesos basados en las Tecnologías de la Información y las Comunicaciones (TIC), para integrar los procesos de producción a lo largo de la cadena de valor, la red de valor y el ciclo de vida del producto (Prause, 2019).

La forma de reconocer la posición relativa de una empresa en este nuevo paradigma, así como la modificación y adecuación de los modelos de negocio, los procesos de manufactura y las tecnologías utilizadas dentro de la Industria 4.0, son un tema urgente y de clara preocupación para académicos, empresarios y gobiernos (de Jesus y Lima, 2020). La mayoría de las empresas, sean grandes, medianas o pequeñas, no cuentan con recursos y tecnología propios para soportar por completo la transición de procesos y modelos de negocio a la dinámica de Industria 4.0; incluso las empresas reconocen que es difícil estar preparado para iniciar el proceso de transición y adopción de nuevas tecnologías al requerir de una estrategia que les permita tener un proceso más acertado que mejore su desempeño, sin romper el equilibrio ya alcanzado en los sistemas de producción y gestión tradicionales (Ciulli, 2019; Prause, 2019). Para que las características de la Industria 4.0 se implementen en las empresas con éxito, las actividades de investigación y desarrollo deberán ir acompañadas de las decisiones de política empresarial e industrial adecuadas, que los gobiernos fortalezcan con sus propuestas de política pública y su implementación en cada economía.

La Industria 4.0 está conformada por tecnologías que aún están vagamente definidas y parcialmente superpuestas, como Cloud Computing (CC), Cifrado y Ciberseguridad (CCS), Análisis de Big Data (ABD), Inteligencia Artificial (IA), Internet de las cosas y dispositivos conectados (IoT&DC), Procesamiento de imagen y voz de texto (PI&VT), Realidad virtual y aumentada (RV&A), Tecnología de contabilidad distribuida (TCD), Robots no humanoides (RNH), Impresiones 3D y 4D (I3D&4D) y Robots Humanoides (RH) (Lin, et al., 2018; Glas y Kleemann, 2016; World Economic Forum [WEF], 2020). Varios estudios exponen la necesidad de limitar y centrarse en determinadas tecnologías para analizar profundamente y aplicar el proceso de transición a la dinámica de la Industria 4.0 (Pfohl et al., 2015; Oesterreich y Teuteberg, 2016).

Por lo anterior, se plantea el siguiente cuestionamiento de investigación: ¿Cuáles son las nuevas tecnologías que permiten a los países con diferentes perfiles industriales alcanzar un alto nivel de adopción de tecnología y tener éxito en la dinámica de transición hacia la Industria 4.0? Este trabajo de investigación analiza las tecnologías descritas anteriormente de manera configuracional. Ahora toda empresa o industria establecida en los distintos países con perfiles económicos diferentes debe reconocer cuáles son las tecnologías necesarias para desarrollar

estrategias de transición y aplicarlas de manera que no se vean perjudicados los procesos que ya son eficientes y exitosos. En este sentido, la variante fsQCA del Análisis Cualitativo Comparado ofrece un enfoque de causalidad configuracional para poder realizar este estudio.

Además de la introducción, este trabajo consta de cinco secciones. La segunda presenta la revisión de los conceptos teóricos medulares para el análisis, la tercera la metodología empleada y la fuente de los datos analizados. Los hallazgos del estudio se discuten en la cuarta parte y la quinta presenta las conclusiones del estudio.

Revisión de la literatura

Marco de Tecnología, Organización y Medio Ambiente (TOE)

Dentro de la literatura de las organizaciones, el marco de Tecnología, Organización y Medio Ambiente (TOE) fue introducido por Tornatzky y Fleischer en 1990. Este enfoque sugiere investigar los efectos de la tecnología en sí, las características organizacionales y el entorno externo en la adopción e implementación de la innovación tecnológica (Tornatzky y Fleischer, 1990). Actualmente, es un marco ampliamente aceptado y gracias a su desarrollo ha incluido una serie de análisis por parte de numerosos autores, lo que ha permitido determinar que para adoptar una innovación son necesarios los siguientes constructos: (1) disponibilidad, mejores prácticas y equipamiento, (2) tamaño de la empresa, procesos de comunicación y estructura gerencial, y (3) características de la industria, del mercado y soporte tecnológico (Depietro et al., 1990; Lee, 2009; Oliveira, 2011; Tornatzky y Fleischer, 1990; Prause, 2019; Yeh et al., 2014).

El marco de TOE es considerado una teoría genérica que proporciona diferentes dimensiones de influencia, sin especificar qué variables se incluirán dentro de algún modelo (Zhu y Kraemer, 2005). Adicionalmente, permite a los investigadores incluir diversas variables para tener una mejor explicación de las decisiones acerca de la adopción de nuevas tecnologías, tanto de empresas como industrias. Los académicos están interesados en un marco más holístico (Jacobsson y Linderoth, 2010) que brinde una mejor explicación sobre los temas que se han estudiado dentro del marco TOE. Por tanto, los investigadores tienen una buena oportunidad para seleccionar variables que se adapten al contexto de cualquier estudio, incluso si pueden diferir de otros relacionados con la adopción de tecnología (Nghah, et al., 2022). El marco TOE tiene una sólida base teórica, un fuerte apoyo empírico usado ampliamente en el tema de la adopción de tecnología y las innovaciones en todos sus tipos (Oliveira y Fraga Martins, 2011). Por consiguiente, esta teoría motiva a los investigadores a apoyarse en este enfoque como base teórica para sus estudios, ya que provee una explicación consistente en las decisiones de gestión relacionadas con la adopción de nuevas tecnologías en cualquier tipo de contexto tecnológico (Nghah et al., 2022).

Adopción de tecnología

Defina las abreviaturas y acrónimos desde el primer momento de su mención, incluso después de que se ha definido en el resumen, y (entre paréntesis) la abreviatura; por ejemplo, Organización de las Naciones Unidas (ONU). Una vez se aclare su significado, el autor debe continuar refiriéndose a partir de la sigla, a lo largo del texto. Las siglas de cuatro letras, o menos, deben escribirse en mayúscula (ONG, RRHH, OEA, etc.) y la primera letra debe ir en mayúscula cuando las siglas son de cinco letras o más (Cepal, Flacso, etc.). No utilizar abreviaturas en el título o en los encabezados a menos que sea inevitable.

La decisión de las empresas al evaluar las oportunidades de inversión y adopción en tecnología es un proceso complejo, incluso político, al proporcionar a la empresa considerables beneficios en términos de operatividad y competencia (Hofmann y Orr, 2005). Autores como Kotha y Swamidass (2000) argumentan que la inversión en tecnología avanzada es importante para las empresas que deciden establecer estrategias basadas en la diferenciación de productos. El proceso de innovación implica que las empresas busquen continuamente tecnologías que pueden adquirir y adoptar con el fin de tener una posición privilegiada en el mercado y mejorar su desempeño. Dentro del contexto de la innovación, el término *adopción* se refiere a la etapa en la que un individuo o una organización selecciona cierta tecnología para utilizarla y aplicarla en sus procesos (Carr, 1999).

La innovación está relacionada con el concepto de tecnología nueva o innovadora, así la adopción exitosa puede ser considerada como el resultado de la superioridad tecnológica de una innovación y, en general, los procesos de adopción de nuevas tecnologías han señalado un potencial para aliviar un problema particular o hacer un trabajo más fácil o más eficiente dentro de una empresa (Hofmann y Orr, 2005). Esto es importante porque las industrias en los diversos países del mundo presentan el problema relacionado con la transición tecnológica hacia la Industria 4.0.

Las economías, tanto desarrolladas como en desarrollo, enfrentan esta transición de manera diferente, pero todas convergen en la búsqueda o identificación de las principales consecuencias de adoptar nuevas tecnologías en sus procesos productivos y de gestión, al estar estrechamente vinculados con el desempeño económico. Por ello, a partir del análisis de esas posibles consecuencias, buscan diseñar estrategias a nivel empresa, industria o país que no afecte de manera significativa los diferentes procesos que hoy en día ya son eficientes.

Las nuevas tecnologías involucradas en el desarrollo de la Industria 4.0 están diseñadas para impulsar el crecimiento futuro en todas las industrias, así como para aumentar la demanda de nuevos roles laborales y conjuntos de habilidades. Una cantidad sustancial de literatura ha indicado que la adopción tecnológica afectará el perfil de los trabajadores al desplazar algunas de las tareas realizadas por los humanos al ámbito del trabajo en el que ahora diversas actividades son ejecutadas por las máquinas (WEF, 2020).

Tecnologías implementadas en la Industria 4.0

La Industria 4.0 está tomando impulso debido a los resultados percibidos por los clientes basados en los desarrollos tecnológicos que han surgido como la digitalización (Gottge et al., 2020). Esta última impacta de manera importante en los procesos de la empresa basados en la automatización; además, existen mayores cantidades de datos accesibles (Foerstl et al., 2017; Gottge et al., 2020; Lin et al., 2018; Mohammad y Shavarebi, 2019; Weyer et al., 2015). El intercambio de información en tiempo real (Glas y Kleemann, 2016) y el procesamiento de datos mejorado permiten una planificación más flexible (Gottge et al., 2020; Weyer et al., 2015; Zhou et al., 2015).

La Industria 4.0 considera el desarrollo de tecnologías como CC, CCS, ABD, IA, IoT&DC, PI&VT, RV&A, TCD, RNH, I3D&4D y RH (Lin et al., 2018; Glas y Kleemann, 2016; WEF, 2020). La elección por parte de los países de la adopción y aplicación de las diferentes tecnologías varía según la industria que se busque desarrollar. Por ejemplo, datos arrojados por el WEF (2020) muestran que la IA está encontrando la adaptación más amplia entre las industrias de información y comunicaciones digitales, servicios financieros, atención médica y transporte. El ABD, el IoT y la RNH están experimentando una fuerte adopción en la minería y los metales, mientras que la industria del gobierno y el sector público muestra un enfoque distintivo en el cifrado de datos y la ciberseguridad.

Un análisis de contenido de Oesterreich y Teuteberg (2016) dentro de las publicaciones de Industria 4.0, así como otra descripción general amplia proporcionada por Pfohl et al. (2015), señalaron la necesidad de identificar, limitar y enfocar ciertas tecnologías para el desarrollo de la industria en las diferentes existentes (Gottge et al., 2020). Esto es importante debido a que cada país maneja su propio perfil industrial y si las economías se dedican a copiar modelos de elección y adopción de tecnología de otras muy distintas, difícilmente se verán resultados inmediatos y benéficos para ellas. Por ello es importante definir qué tecnologías son necesarias para poder realizar una transición eficiente, independientemente del perfil industrial que maneje un país.

En este trabajo de investigación se analizaron los veintiséis países con diferentes perfiles industriales que el Foro Económico Mundial (WEF, por sus siglas en inglés) eligió para realizar una encuesta acerca de la naturaleza cambiante del entorno industrial y del trabajo en países que se encuentran en proceso de transición hacia la Industria 4.0. Los veintiséis países son: Alemania, Arabia Saudita, Argentina, Australia, Brasil, Canadá, China, México, Emiratos Árabes Unidos, España, Estados Unidos, Francia, Federación de Rusia, Holanda, India, Indonesia, Italia, Japón, Malasia, Pakistán, Polonia, Reino Unido, Singapur, Sudáfrica, Suiza y Tailandia. Cada uno de ellos maneja diferentes porcentajes de aceleración en los procesos relacionados con la adopción de tecnología, visualizados a continuación (tabla 1).

Tabla 1.
Porcentaje de aceleración de los procesos de digitalización y automatización en los países analizados

País	% Digitalización de los procesos de trabajo	% Automatización de tareas
Alemania	51.4	51.4
Argentina	56.2	56.2
Australia	61.5	61.5
Brasil	68.0	68.0
Canadá	63.2	63.2
China	53.8	53.8
México	83.3	83.3
Estados Unidos de América	57.6	57.6
Francia	54.2	54.2
India	58.1	58.1
Indonesia	58.3	58.3
Italia	80.0	80.0
Japón	48.4	48.4
Malasia	–	–
Holanda	44.0	44.0
Pakistán	57.1	57.1
Polonia	42.9	42.9
Federación de Rusia	47.2	47.2
Arabia Saudita	64.3	64.3
Singapur	–	–
Sudáfrica	75.0	75.0
España	64.3	64.3
Suiza	72.7	72.7
Tailandia	50.0	50.0
Emiratos Árabes Unidos	47.9	47.9
Reino Unido	57.1	57.1

Nota. Elaboración propia a partir de WEF (2020)

La tabla 1 muestra que los veintiséis países considerados ya están trabajando en el proceso de transición a la Industria 4.0; sin embargo, cada uno lo hace a su ritmo, de acuerdo con las condiciones políticas, económicas y sociales que presentan de manera individual (WEF, 2020). Es importante resaltar que esta transición ya la han realizado desde hace algunos años; no obstante, la situación de pandemia ocasionada por el coronavirus, la infección SARS-CoV-2, o la enfermedad denominada covid-19 (2020), aceleró en cierta medida este cambio en los procesos y tareas que las empresas muestran actualmente (WEF, 2020).

Metodología

Análisis Cualitativo Comparado

El Análisis Cualitativo Comparativo (QCA, por sus siglas en inglés) surge en la disciplina de las ciencias sociales como una metodología capaz de modelar la complejidad causal y examinar las relaciones entre conjuntos (Ragin, 2000, 2003^a, 2003^b, 2004, 2005, 2006; Waggeman, 2012). Esta técnica se fundamenta en el conjunto de relaciones entre condiciones y un resultado esperado. Además, las configuraciones de condiciones que surgen al aplicar la metodología permiten la identificación de las llamadas condiciones suficientes y necesarias (Waggeman, 2012).

Uno de los propósitos importantes del QCA y todas sus variantes es examinar empíricamente un número limitado de fenómenos o casos a nivel macro que son relativamente grandes para estudios de casos comparativos o cualitativos, o demasiado pequeños para diseños de investigación estadísticos o cuantitativos (Federo, 2019; Parente y Federo, 2019). Así que, una de las características valiosas del QCA es poder realizar un análisis de complejidad con un número mediano de casos (Ragin, 2000, 2003^a, 2003^b, 2004, 2005, 2006).

El QCA maneja tres variantes, crisp-set QCA (csQCA), fuzzy-set QCA (fsQCA) y el multi-value QCA (mvQCA), en esta investigación se utiliza la variante fsQCA. Esta última es capaz de superar varias limitantes tanto de csQCA como de mvQCA, y ha recibido mayor atención recientemente porque, cuando se aplica junto con la complejidad de la teoría, brinda la oportunidad de obtener una visión más profunda y rica de los datos (Fiss, 2011; Ordanini et al., 2014; Pappas, et al., 2016; Woodside, 2014; Pappas y Woodside, 2021). El fsQCA se basa en valores difusos, y esto permite procedimientos más refinados de análisis comparados; su razonamiento es inductivo cualitativo y los datos se analizan por caso y no por variable, como lo hacen los demás métodos derivados de la estadística inferencial, y se combina con pruebas empíricas cuantitativas (Ragin, 2000).

Hipótesis de investigación y modelo propuesto

Dentro del estudio de la Industria 4.0 se manejan diversas tecnologías que son novedosas para las empresas y requieren tiempo para su desarrollo y consolidación. Por ello, las empresas deben identificar y enfocarse en ciertas tecnologías para el perfeccionamiento de la Industria 4.0 en los diferentes sectores industriales (Gottge et al., 2020). Esto es importante debido a que cada país maneja su propio perfil industrial con el fin de realizar una transición eficiente, independientemente del perfil que maneje un país. Por consiguiente, en esta investigación se plantea que son diez las tecnologías que los países no deben ignorar para llevar a cabo su proceso de transición hacia la Industria 4.0 de manera adecuada.

A partir de lo anterior, a continuación se presenta la siguiente hipótesis para esta investigación: la presencia de tecnologías como CC, CCS, ABD, IA, IoT&DC, PI&VT, RV&A, TCD, RNH, I3D&4D y RH es necesaria y suficiente para que los países con diferentes perfiles industriales alcancen un alto nivel de adopción de tecnología y tengan éxito en la dinámica de transición hacia la Industria 4.0.

Esta hipótesis presenta una sola combinación a través del álgebra booleana como condición necesaria y suficiente para lograr un alto nivel de adopción de tecnología en las grandes empresas de países con diferentes perfiles industriales:

$$CC * CCS * ABD * IA * IoTDC * PI&VT * RV&A * TCD * RNH * I2D&4D * RH \rightarrow HPL \text{ (1)}$$

Obtención de los datos

Los datos utilizados se derivan de la encuesta realizada por el WEF (2020) basados en los resultados del informe de futuros trabajos edición 2020. Esta fuente de información reúne los conocimientos de las empresas más grandes del mundo de veintiséis países acerca de la naturaleza cambiante del trabajo. La encuesta se aplicó a altos ejecutivos sobre la planificación de la transformación de la fuerza laboral de sus empresas con un horizonte temporal hasta 2024. Esta tiene como objetivo ofrecer proyecciones oportunas sobre las tendencias que afectan el mercado laboral, la tasa de adopción tecnológica entre las empresas, el panorama laboral cambiante y los cambios asociados a las necesidades de habilidades que estas requieren de los futuros empleados (WEF, 2020). La encuesta contiene preguntas tanto cuantitativas como cualitativas que buscan capturar el conocimiento estratégico, las proyecciones y la planificación de las empresas encuestadas.

Los veintiséis países considerados para este estudio son: Alemania, Arabia Saudita, Argentina, Australia, Brasil, Canadá, China, México, Emiratos Árabes Unidos, España, Estados Unidos, Francia, Federación de Rusia, Holanda, India, Indonesia, Italia, Japón, Malasia, Pakistán, Polonia, Reino Unido, Singapur, Sudáfrica, Suiza y Tailandia. Estos países fueron elegidos por el WEF debido a sus diferentes perfiles industriales y económicos, en consecuencia, se publicó el informe

de futuros trabajos edición 2020 de donde se obtuvieron los datos de la encuesta realizada por este organismo.

Las tecnologías consideradas como condiciones necesarias en este estudio se muestran en los resultados de la encuesta ejecutada por el WEF (2020) cuya descripción presenta cierto porcentaje de adopción en cada uno de los países analizados. Estos datos son la base para desarrollar la calibración en el proceso del fsQCA y poder obtener los valores fuzzy, necesarios para crear la tabla de verdad y realizar el análisis de necesidad de las condiciones. Para determinar el valor del resultado esperado se utilizan los datos presentados en la tabla 1 que muestran el porcentaje de aceleración de digitalización y automatización de los procesos y tareas de grandes empresas.

Resultados

Análisis de los resultados

El fsQCA tiene como uno de sus objetivos principales determinar las relaciones causales complejas basadas en relaciones conjunto-subconjunto, aplicando el algoritmo Quine-McCluskey a su procedimiento. Su función es mostrar la reducción lógica de configuraciones complejas de las condiciones causales en un número reducido de configuraciones que llevan a un determinado resultado (Ragin, 2008). El algoritmo identifica las configuraciones de condiciones que llevan consistentemente a un resultado, eliminando aquellas condiciones que en ocasiones están presentes y en otras ausentes, es decir, identifica los factores que no son parte esencial de una configuración suficiente para alcanzar el resultado de interés.

Para poder realizar el análisis de la tabla de verdad es necesario realizar el proceso de calibración de las condiciones elegidas y el resultado esperado para obtener los valores fuzzy. En este caso, las condiciones son las nuevas tecnologías que se calibraron bajo el método directo, así que las condiciones explicativas CC, CCS, ABD, IA, IoT&DC, PI&VT, RV&A, TCD, RNH, I3D&4D y RH consideraron ciertos valores para la pertenencia completa (5 puntos), el punto de cruce (2.5 puntos) y la nula pertenencia (0 puntos). Para la calibración, el resultado esperado maneja los valores de pertenencia completa (81.55 puntos), punto de cruce (64.35 puntos) y nula pertenencia (47.0 puntos). Esta puntuación se basó en los valores arrojados por el porcentaje de aceleración de digitalización de los procesos y la automatización de las tareas.

El análisis de la tabla de verdad se realizó a través del software fsQCA 3.0, el cual incluye comandos para ejecutar el análisis y examinar las configuraciones de las condiciones causales que contribuyen al resultado. En la tabla de verdad generada por el software se observan las diferentes configuraciones que puedan llevar al resultado deseado, que en este caso es el alto nivel de adopción de tecnología por parte de los veintiséis países analizados. La tabla de verdad refleja

todas las combinaciones posibles de condiciones causales, los unos (1) indican la presencia y los ceros (0) refieren la ausencia de las condiciones causales del conjunto difuso en cada una de sus configuraciones.

Adicionalmente, la tabla de verdad muestra la consistencia RAW o bruta que indica el grado en que la pertenencia en esa esquina del espacio vectorial es un subconjunto consistente de pertenencia en el resultado; la consistencia PRI como la medida de consistencia alternativa para los conjuntos difusos basada en una reducción casi proporcional en el cálculo del error; y la consistencia SYM, es decir, la medida de consistencia alternativa para conjuntos difusos basada en una versión simétrica de consistencia PRI. Gracias a los valores arrojados en las columnas de los tres tipos de consistencia, se distinguen las configuraciones que son subconjuntos sólidos del resultado de aquellos que no lo son. Esta determinación se realiza precisamente utilizando las medidas de consistencia teórica de conjunto (RAW, PRI y/o SYM). Ragin (2008) establece que los valores por debajo de 0.80 en la columna de consistencia bruta indican inconsistencia sustancial de la configuración en el modelo.

La tabla 2 muestra todas las posibles configuraciones causales del alto nivel de adopción de tecnología, cuya columna de consistencia bruta refleja que las dieciocho configuraciones causales son suficientes para obtener un alto nivel de adopción de tecnología en los países que están considerando la transición a la Industria 4.0. Específicamente las primeras seis configuraciones representan el 59.23% de los países analizados, es decir, que dentro de los veintiséis casos seleccionados prácticamente las primeras seis configuraciones de tecnologías utilizadas son las que los países requieren para poder tener un alto nivel de adopción de tecnología vinculada a la transición hacia la Industria 4.0.

Para complementar los resultados arrojados en la tabla de verdad, se realizó el análisis de necesidad para identificar las condiciones necesarias del modelo aplicado, este análisis produce puntuaciones de consistencia y cobertura para cada una de las diez condiciones elegidas. La consistencia indica el grado en que la condición causal es un superconjunto del resultado, por su parte, el puntaje de cobertura indica la relevancia empírica de un superconjunto consistente (Ragin et al., 2007). Lo anterior permite identificar las condiciones que requieren estar presentes de manera individual para que el resultado esperado pueda alcanzarse. En la tabla 3 la mayoría de las condiciones analizadas en esta investigación son consideradas necesarias para que el resultado esperado se evidencie en cada uno de los veintiséis países analizados, con excepción de tres de ellas. Esta aseveración se fundamenta en los parámetros de consistencia presentados en la tabla, cuyos valores oscilan entre 0.4361 y 98.09. Los valores por debajo del 0.70 son considerados valores débiles para cubrir la condición de necesidad establecida por el fsQCA (Ragin et al., 2007).

Tabla 2.
Tabla de verdad estimada

Configuraciones	CC	ECS	AI	IOT&CD	TIVP	E-C&DT	A&VR	DLT	RN-H	No. de países	RAW consist.	PRI consist.	SYM consist.
1	1	1	1	1	1	1	0	0	0	3	0.90445	0.768	0.79668
2	1	1	1	1	1	1	1	1	1	3	0.85349	0.68182	0.68182
3	1	0	1	1	1	1	0	0	0	2	1	1	1
4	0	1	1	1	1	1	1	1	0	2	0.80615	0.5625	0.5625
5	1	1	1	1	1	1	1	0	1	2	0.93387	0.86076	0.86076
6	1	1	1	1	1	1	0	1	1	2	0.91898	0.78889	0.81143
7	1	1	1	0	1	0	0	0	0	1	0.94237	0.63044	0.87879
8	1	1	1	0	0	1	0	0	0	1	0.94526	0.5	1
9	1	1	0	0	1	1	0	0	0	1	0.947	0.58333	1
10	0	1	1	1	1	1	1	0	0	1	0.84257	0.62238	0.62238
11	1	1	1	0	1	1	1	1	0	1	1	1	1
12	1	1	0	1	1	1	1	1	0	1	1	1	1
13	1	1	1	1	1	1	1	1	0	1	0.82402	0.52985	0.52985
14	1	1	1	1	1	0	0	0	1	1	0.97877	0.93233	0.93233
15	1	1	1	1	0	1	0	0	1	1	0.97767	0.92683	0.92683
16	0	1	1	1	1	0	1	0	1	1	0.75954	0.28409	0.28409
17	1	1	0	0	1	1	1	0	1	1	1	1	1
18	0	1	1	1	1	1	1	0	1	1	0.84789	0.6646	0.6646

Nota. Elaboración propia a partir de WEF (2020)

Tabla 3.
Análisis de necesidad

Condición	Configuraciones	Cobertura
CC	0.844559	0.750513
ECS	0.890237	0.719085
BDA	0.980936	0.747359
AI	0.871173	0.735610
IOT&CD	0.819180	0.727926
TIVP	0.870595	0.784487
E-C&DT	0.895436	0.789608
AVR	0.566725	0.818865
DLT	0.436164	0.824236
RN-H	0.622761	0.846819

Nota. Elaboración propia

Discusión y conclusiones

La Industria 4.0 se define como la integración de los sistemas físicos y sistemas virtuales, que dan origen a los sistemas ciber-físicos (Prause, 2019). La digitalización es una característica que impacta de manera importante en los procesos de la empresa basados en la automatización (Foerstl et al., 2017; Gottge et al., 2020; Lin et al., 2018; Mohammad y Shavarebi, 2019; Weyer et al., 2015). Por ello es necesario que los académicos, empresarios y representantes gubernamentales centren su atención en el análisis de adopción de tecnología a nivel empresa, industria o país, que incluya tanto la digitalización de proceso como automatización de tareas.

La Industria 4.0 considera el desarrollo de tecnologías como CC, CCS, ABD, IA, IoT&DC, PI&VT, RV&A, TCD, RNH, I3D&4D y RH (Lin et al., 2018; Glas y Klee-mann, 2016; WEF, 2020). La elección y priorización de dichas tecnologías por parte de los países varía según la industria o sector que se busque desarrollar.

La metodología implementada muestra dieciocho configuraciones causales para obtener un alto nivel de adopción de tecnología en los países que están considerando la transición a la Industria 4.0. Específicamente, seis configuraciones que representan el 59.23% de los países analizados son las que los países requieren para poder alcanzar el resultado deseado de adopción tecnológica. Además, se puede identificar que todas las tecnologías elegidas en este estudio son necesarias para incluirlas en el proceso de transición basado en la digitalización de procesos y automatización de tareas dentro de las grandes empresas.

Esta investigación muestra evidencia sobre la necesidad y suficiencia de tecnologías que permiten a los países alcanzar un alto nivel de adopción de tecnología en el proceso de transición a la Industria 4.0. Además, este análisis contribuye al problema que hoy enfrenta cualquier tipo de empresa relacionado con el adecuado proceso de adopción de tecnología en dos maneras. Primero, se presenta un modelo de alto nivel de adopción de tecnología que da cuenta de las particularidades de las tecnologías relacionadas a la Industria 4.0 y segundo, este modelo se prueba empíricamente con datos de las grandes empresas establecidas en veintiséis países elegidos por el WEF y se discuten los resultados en función de la identificación de las tecnologías necesarias para llevar a cabo un acertado proceso de transición hacia el nuevo paradigma industrial.

Para que las características de la Industria 4.0 se implementen en las empresas con éxito, las actividades de investigación y desarrollo deberán ir acompañadas de las decisiones de política empresarial e industrial adecuadas, que los gobiernos fortalezcan con sus propuestas de política pública y su implementación en cada economía.

Nuestra postura académica radica en dos puntos principales en este tema: las actividades de las empresas y las actividades del gobierno en las que pueden involucrarse para hacer más fácil la transición a esta industria. Desde la

perspectiva del sector productivo se sugiere que las empresas consideren cada una de las nuevas tecnologías mencionadas y adapten sus procesos de manera que puedan aplicarlas, enfrentando de esta manera su inmersión a la dinámica de la Industria 4.0, pero sin afectar de manera significativa a las buenas prácticas que ya se implementan dentro de las empresas y que hacen de su desempeño un proceso eficiente. Esos procesos están relacionados con diferentes temas como la capacitación del personal, la apertura de departamentos que se dediquen a realizar actividades de investigación y desarrollo, la adquisición o creación de nuevos softwares o formatos tecnológicos que ayuden a manejar las nuevas tecnologías, pero sobre todo la apertura para modificar de manera cuidadosa los procesos que les permitan ser más competitivas.

Desde la perspectiva gubernamental, las organizaciones públicas relacionadas con la industria, y los propios gobiernos en sí, podrían incentivar la adopción de nuevas tecnologías en los diferentes sectores industriales. Existen diferentes maneras de hacerlo; una de ellas es incentivar la colaboración entre los centros de investigación y el sector productivo. Esto ayudaría a generar la posibilidad de que dentro de los centros de investigación que residen en cada país se crearan diferentes herramientas tecnológicas que, de manera local, se pudieran distribuir a las empresas y así se reduciría un poco el costo de adopción de tecnología de manera doméstica lo que favorecería al incremento de empresas que pueden tener acceso a esa transición.

Referencias

- Carr, V. (1999). *Technology Adoption and Diffusion* (Working Paper). <https://www.studocu.com/row/document/tribhuvan-vishwavidalaya/information-technology/read-article-technology-adoption-and-diffusion/23015343>
- Ciulli, E. (2019). Tribology and Industry: *From the Origins to 4.0*. *Frontiers in Mechanical Engineering*, 5, 1-12. <https://doi.org/10.3389/fmech.2019.00055>
- De Jesus, C. & Lima, R. (2020). Literature Search of Key Factors for the Development of Generic and Specific Maturity Models for Industry 4.0. *Applied Sciences*, 10(17). <https://doi.org/10.3390/app10175825>
- Depietro, R., Wiarda, E. & Fleischer, M. (1990). The Context for Change: Organization, Technology and Environment. En L. Tornatzky et al. (Eds.), *The Processes of Technological Innovation* (pp. 151-175). Lexington Books.
- Federo, R. (2019). Qualitative Comparative Analysis. En F. Badache et al. (Eds.), *Introduction to International Organization Research Methods*. Forthcoming. SSRN. <https://ssrn.com/abstract=3463000>
- Fiss, P. (2011). Building Better Causal Theories: A Fuzzy Set Approach to Typologies in Organization Research. *Academy of Management Journal*, 54(2), 393-420. <https://doi.org/10.5465/amj.2011.60263120>

- Foerstl, K., Schleper, M. & Henke, M. (2017). Purchasing and Supply Management: From Efficiency to Effectiveness in an Integrated Supply Chain. *Journal of Purchasing and Supply Management*, 23(4), 223-228. <http://doi.org/10.1016/j.pursup.2017.08.004>
- Glas, A. & Kleemann, F. (2016). The Impact of Industry 4.0 on Procurement and Supply Management: A Conceptual and Qualitative Analysis. *International Journal of Business and Management Invention*, 5(6), 55-66.
- Gottge, S., Menzel, T. & Forslund, H. (2020). Industry 4.0 Technologies in the Purchasing Process. *Industrial Management & Data Systems*, 120(4), 730-748 <https://doi.org/10.1108/IMDS-05-2019-0304>
- Hofmann, C. & Orr, S. (2005). Advanced Manufacturing Technology Adoption-The German Experience. *Technovation*, 25(7), 711-724. <https://doi.org/10.1016/j.technovation.2003.12.002>
- Jacobsson, M. & Linderoth, H. (2010). The Influence of Contextual Elements, Actors' Frames of Reference, and Technology on the Adoption and Use of ICT in Construction Projects: A Swedish Case Study. *Construction Management and Economics*, 28(1), 13-23. <https://doi.org/10.1080/01446190903406154>
- Kagermann, H., Lukas, W.-D. & Wahlster, W. (2011, abril 1). *Industrie 4.0: Mit dem Internet der Dinge auf dem Weg zur 4. Industriellen Revolution*. Ingenieur. <http://www.vdi-nachrichten.com/Technik-Gesellschaft/Industrie-40-Mit-Internet-Dinge-Weg-4-industriellen-Revolution>
- Kagermann, H., Wahlster, W. & Helbig, J. (2013). *Securing the Future of German Manufacturing Industry. Recommendations for Implementing the Strategic Initiative INDUSTRIE 4.0. Final Report of the Industrie 4.0 Working Group*. Acatech.
- Kotha, S. & Swamidass, P. (2000). Strategy, Advanced Manufacturing Technology and Performance: Empirical Evidence from U.S. Manufacturing Firms. *Journal of Operations Management*, 18(3), 257-277. [https://doi.org/10.1016/S0272-6963\(99\)00025-X](https://doi.org/10.1016/S0272-6963(99)00025-X)
- Lee, M.-C. (2009). Factors Influencing the Adoption of Internet Banking: An Integration of TAM and TPB with Perceived Risk and Perceived Benefit. *Electronic Commerce Research and Applications*, 8(3), 130-141. <https://doi.org/10.1016/j.elelap.2008.11.006>
- Lin, D., Lee, C., Lau, H. & Yang, Y. (2018). Strategic Response to Industry 4.0: An Empirical Investigation on the Chinese Automotive Industry. *Industrial Management & Data Systems*, 118(3), 589-605. <https://doi.org/10.1108/IMDS-09-2017-0403>
- Mohammad, N. & Shavarebi, K. (2019). A Review of Global Automotive Industry's Competitive Strategies. *World Journal of Science, Technology and Sustainable Development*, 16(4), 170-183.

- Ngah, A., Thurasamy, R., Mohd, N., Jeevan, J., Hanafiah, R. & Eneizan, B. (2022). Halal Transportation Adoption Among Food Manufacturers in Malaysia: The Moderated Model of Technology, Organization and Environment (TOE) Framework. *Journal of Islamic Marketing*, 13(12). <https://doi.org/10.1108/JIMA-03-2020-0079>
- Oesterreich, T. & Teuteberg, F. (2016). Understanding the Implications of Digitisation and Automation in the Context of Industry 4.0: A Triangulation Approach and Elements of a Research Agenda for the Construction Industry. *Computers in Industry*, 83, 121-139. <https://doi.org/10.1016/j.compind.2016.09.006>
- Oliveira, T. & Fraga Martins, M. (2011). Literature Review of Information Technology Adoption Models at Firm Level. *The Electronic Journal Information Systems Evaluation*, 14(1), 110-121. <https://academic-publishing.org/index.php/ejise/article/view/389>
- Ordanini, A., Parasuraman, A. & Rubera G. (2014). When the Recipe is More Important than the Ingredients a Qualitative Comparative Analysis (QCA) of Service Innovation Configurations. *Journal of Service Research*, 17(2), 134-149. <https://doi.org/10.1177/1094670513513337>
- Pappas, I., Kourouthanassis, P., Giannakos, M. & Chrissikopoulos, V. (2016). Explaining Online Shopping Behavior with fsQCA: The Role of Cognitive and Affective Perceptions. *Journal of Business Research*, 69(2), 794-803.
- Pappas, I. & Woodside, A. (2021). Fuzzy-set Qualitative Comparative Analysis (fs-QCA): Guidelines for Research Practice in Information Systems and Marketing. *International Journal of Information Management*, 58. <https://doi.org/10.1016/j.ijinfomgt.2021.102310>
- Parente, T. & Federo, R. (2019). Qualitative Comparative Analysis: Justifying a Neo-configurational Approach in Management Research. *RAUSP Management Journal*, 54(4), 399-412. <https://doi.org/10.1108/RAUSP-05-2019-0089>
- Pfohl, H., Yahsi, B. & Kurnaz, T. (2015). The Impact of Industry 4.0 in the Supply Chain. En W. Kersten et al. (Eds.), *Innovations and Strategies for Logistics and Supply Chains: Technologies, Business Models and Risk Management. Proceedings of the Hamburg International Conference of Logistics* (pp. 31-58). Epubli GmbH. <https://doi.org/10419/209250>
- Prause, M. (2019). Challenges of Industry 4.0 Technology Adoption for SMEs: The Case of Japan. *Sustainability*, 11(20). <https://doi.org/10.3390/su11205807>
- Ragin, C. (2008). *Redesigning Social Inquiry. Fuzzy Sets and Beyond*. The University of Chicago Press.
- Ragin, C. (2003a, agosto). *Making Comparative Analysis Count* (Working paper). University of Arizona. <https://www.compass.org/wpseries/Ragin2003b.pdf>
- Ragin, C. (2003b, agosto). *Recent Advances in Fuzzy-Set Methods and their Application to Policy Questions* (Working paper). University of Arizona. <https://www.compass.org/wpseries/Ragin2003a.pdf>

- Ragin, C. (2004). Turning the Tables: How Case-Oriented Research Challenges Variable-Oriented Research. En H. Brady y D. Collier (Eds.), *Rethinking Social Inquiry: Diverse Tools, Shared Standards* (pp. 123-138). Rowman & Littlefield Publishers.
- Ragin, C. (2000). *Fuzzy-Set Social Science*. The University of Chicago Press.
- Ragin, C. (2005, abril). *From Fuzzy Sets to Crisp Truth Tables* (Working paper). University of Arizona.
- Ragin, C. (2006). Set Relations in Social Research: Evaluating Their Consistency and Coverage. *Political Analysis*, 14, 291-310.
- Ragin C., Drass, K. & Davey, S. (2007). Usser's Guide to Fuzzy-Set/Qualitative Comparative Analysis 2.0. *University of Arizona*, 23(6), 1949-1955.
- Tornatzky, L., Fleisher, M. y Chakrabarti, A. (1990). *The Process of Technological Innovation*. Lexington Books.
- Wagemann, C. (2012). ¿Qué hay de nuevo en el Método Comparado?: QCA y el análisis de los conjuntos difusos. *Revista Mexicana de Análisis Político y Administración Pública*, 1(1), 51-75. <https://doi.org/10.15174/remap.v1i1.4>
- World Economic Forum. (2020). *The Future Jobs Report 2020*. WEF. <https://www.weforum.org/publications/the-future-of-jobs-report-2020/>
- Weyer, S., Schmitt, M., Ohmer, M. & Gorecky, D. (2015). Towards Industry 4.0 -Standardization as the Crucial Challenge for Highly Modular, Multi-vendor Production System. *IFAC-PapersOnLine*, 48(3), 579-584. <https://doi.org/10.1016/j.ifacol.2015.06.143>
- Woodside, A.G. (2014). Embrace perform model: Complexity Theory, Contrarian Case Analysis, and Multiple Realities. *Journal of Business Research*, 67(12), 2495-2503. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2014.07.006>
- Yeh, C., Lee, G. & Pai, J. (2014). Using a Technology-Organization-Environment Framework to Investigate the Factors Influencing E-business Information Technology Capabilities. *Information Development*, 31(5), 1-16.
- Zhou, K., Liu, T. & Zhou, L. (2015). *Industry 4.0: Towards Future Industrial Opportunities and Challenges* [Ponencia]. En 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), Zhangjiaji, China.
- Zhu, K. & Kraemer, K. (2005). Post-adoption Variations in Usage and Value of E-business by Organizations: Cross-Country Evidence from the Retail Industry. *Information Systems Research, Inform of Institute for Operations Research*, 16(1).