



Investigación Administrativa

Vol.55, núm. 138, 2026

ISSN: 2448-7678

ria@ipn.mx

e138.03

Dinámica de Sistemas: Capacidad de Absorción Digital en Manufactura Avanzada

System Dynamics: Digital Absorptive Capacity in Advanced Manufacturing



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-NoComercial 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc/4.0/).



INSTITUTO POLITÉCNICO NACIONAL, ESCUELA SUPERIOR DE COMERCIO Y ADMINISTRACIÓN, SECCIÓN DE POSGRADO E INVESTIGACIÓN



Dinámica de Sistemas: Capacidad de Absorción Digital en Manufactura Avanzada

System Dynamics: Digital Absorptive Capacity in Advanced Manufacturing

 10.35426/IAv55n138.03

Jorge Arturo Quijano Gallardo

Universidad Autónoma de Ciudad Juárez, México.. 

jorge.quijano@uacj.mx

 0000-0001-6293-4982

Recepción: 21 de febrero de 2026

Aprobación: 18 de agosto de 2026

Publicación: 18 de agosto de 2026

 Acceso abierto diamante

Resumen

El objetivo de este trabajo es analizar la Capacidad de Absorción Digital en la manufactura avanzada para resolver la paradoja de la productividad bajo el enfoque de Sistemas Complejos. El método empleado es cuantitativo, utilizando Dinámica de Sistemas y simulación en Python para evaluar escenarios en un horizonte de 60 meses. Los resultados de la simulación sugieren que el conocimiento tiende a converger a largo plazo, mientras que el talento humano parece actuar como un limitador estructural de la inversión tecnológica. Los hallazgos identifican una asincronía temporal donde una gestión ineficiente genera retardos de hasta 17 meses, invalidando la ventana de oportunidad industrial. La originalidad radica en la formalización matemática de la asincronía entre los ciclos de aprendizaje organizacional y la obsolescencia tecnológica. La limitación del estudio es que el modelo asume una inversión constante, sin considerar la volatilidad financiera externa o crisis del mercado manufacturero.

Palabras clave: Capacidad de Absorción Digital, Dinámica de Sistemas, Manufactura Avanzada, Talento Humano, Simulación.

Clasificación JEL: J24, M11, O32

Abstract

The objective of this study is to analyze Digital Absorptive Capacity in advanced manufacturing to resolve the productivity paradox under the Complex Systems approach. The research method is quantitative, utilizing System Dynamics and Python simulation to evaluate scenarios over a 60-month horizon. The simulation results suggest that knowledge tends to converge in the long term, while human talent appears to act as a structural constraint on technological investment. The findings identify a temporal asynchrony where inefficient management generates delays of up to 17 months, invalidating the industrial window of opportunity. The originality lies in the mathematical formalization of the asynchrony between organizational learning cycles and technological obsolescence. The limitation of the study is the model assumes that investment remains constant, without considering external financial volatility or stochastic crises in the manufacturing sector.

Keywords: Digital Absorptive Capacity, System Dynamics, Advanced Manufacturing, Human Talent, Simulation.

JEL Classification: J24, M11, O32

Introducción

La evolución del paradigma productivo en la era de la Industria 4.0 ha transformado radicalmente la base sobre la cual se sustenta la competitividad de las organizaciones manufactureras, desplazando el valor estratégico desde la posesión de activos físicos tangibles hacia la maestría en la gestión de activos intangibles y flujos de información digital (Gavrikova et al., 2022). En este ecosistema, la capacidad de una planta de manufactura avanzada para mantenerse vigente no reside exclusivamente en la adquisición de maquinaria de vanguardia o en la automatización robótica de sus líneas de producción, sino en una agilidad sistémica superior para procesar, asimilar y explotar flujos masivos de datos en tiempo real (Theyel & Hofmann, 2021). Este cambio de paradigma sugiere que el éxito organizacional en entornos de alta tecnología depende de la orquestación precisa entre los recursos digitales y el capital humano, configurando una estructura que debe ser, por definición, flexible y resiliente ante las perturbaciones del mercado global (Izzo et al., 2022).

La Capacidad de Absorción (ACAP) constituye el marco teórico fundamental para entender este proceso de transformación, definiéndose originalmente como la habilidad de una empresa para reconocer el valor de información nueva y externa, asimilarla y aplicarla con fines comerciales operativos y estratégicos (Zapata Rotundo & Hernández Arias, 2018). Bajo la óptica tradicional, la ACAP se entendía como un proceso de aprendizaje organizacional acumulativo que permitía a las firmas innovar a partir de conocimientos ya existentes (Cohen & Levinthal, 1990).

Sin embargo, la digitalización acelerada y la integración de sistemas ciberfísicos han forzado una mutación necesaria del concepto hacia lo que hoy se denomina Capacidad de Absorción Digital (D-ACAP) (Chang, 2025). Esta nueva dimensión no es simplemente una extensión tecnológica del concepto original, sino una capacidad de orden superior necesaria para gestionar la velocidad, el volumen y la variedad de los datos que caracterizan al Big Data industrial (Abourobkbah et al., 2023). Mientras que la ACAP tradicional operaba en ciclos de aprendizaje humanos relativamente lentos, la D-ACAP exige una infraestructura cognitiva capaz de procesar señales de sistemas interconectados e Internet de las Cosas de forma casi instantánea (Boroomand & Chan, 2024).

En el contexto específico de la manufactura avanzada, la D-ACAP se manifiesta como el puente crítico entre los datos crudos extraídos directamente del proceso de manufactura y la toma de decisiones que optimiza el rendimiento y reduce el desperdicio operativo (Vargas Pérez & Malaver Rodríguez, 2022). La asimilación de estos datos requiere que la organización no solo posea las herramientas informáticas, sino la estructura interna para que dicha información no se estanque en silos digitales (Ricardez et al., 2025). Es aquí donde el concepto de asimilación adquiere una relevancia suprema, pues representa la fase en la que la información externa se analiza y se interpreta, permitiendo a la organización comprender las implicaciones de los nuevos datos para sus procesos actuales (López et al., 2024). Sin una fase de asimilación robusta, la empresa puede adquirir tecnología de punta, pero fallar sistemáticamente en la obtención de los beneficios esperados, cayendo en un ciclo de inversiones improductivas.

El Talento Humano emerge en este escenario no como un recurso de soporte, sino como el eje regulador de flujo de todo el sistema digital. En este trabajo, el talento no se define únicamente por la escolaridad o los títulos técnicos, sino como el coeficiente de eficiencia con el que un operario o ingeniero interactúa con la interfaz digital para convertir datos en conocimiento ejecutable (Fabio et al., 2025). El talento humano actúa como el principal mitigador de la obsolescencia tecnológica (Pazmiño et al., 2023); en una industria donde el software y el hardware se actualizan en periodos cada vez más cortos, la capacidad del personal para aprender y adaptarse determina la vida útil real de la inversión (Singun, 2025). Sin personal altamente capacitado para absorber y reconfigurar los sistemas, la infraestructura digital de la planta se deprecia prematuramente, convirtiéndose en un activo muerto que consume recursos sin generar valor estratégico (Liu et al., 2025).

Existe un vacío crítico en la literatura administrativa contemporánea que este trabajo busca abordar. La gran mayoría de las investigaciones previas han analizado la capacidad de absorción desde perspectivas predominantemente estáticas, utilizando herramientas como los modelos de ecuaciones estructurales que ofrecen una visión congelada de la empresa en un punto específico del tiempo (Acosta-Prado et al., 2024). Estos enfoques, aunque valiosos para identificar las correlaciones, fallan estructuralmente al intentar capturar la naturaleza recursiva del aprendizaje y los retardos temporales que son inherentes a cualquier proceso de capacitación.

En la realidad organizacional, la asimilación de conocimiento no ocurre de forma lineal ni instantánea tras una inversión (Wang et al., 2025), sino que existe un periodo de latencia donde

el sistema es vulnerable y donde la falta de resultados inmediatos puede llevar a la gerencia a tomar decisiones erróneas sobre el retiro de apoyo a nuevas tecnologías.

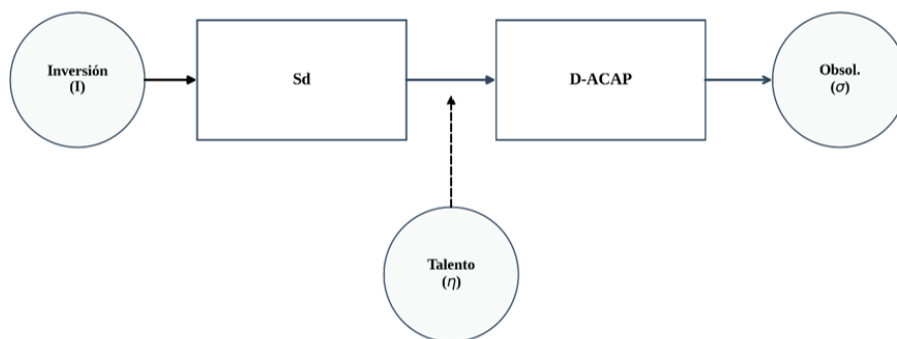
Este vacío impide a los gestores administrativos comprender cuándo y en qué condiciones se manifestarán realmente los resultados de una política de formación. No existe claridad en la literatura sobre cómo los bucles de retroalimentación entre el talento y la tecnología operan a lo largo de meses o años, ni cómo el fenómeno del olvido organizacional erosiona la capacidad instalada ante la salida constante de personal (Broekema, 2025). La omisión de la dimensión temporal condena a la administración a una visión reactiva, donde solo se percibe el fallo de la tecnología una vez que la obsolescencia ya ha superado la capacidad de respuesta del equipo humano. Por tanto, surge la necesidad imperativa de abordar esta problemática desde la Ciencia de los Sistemas Complejos, la cual ofrece las herramientas necesarias para modelar comportamientos emergentes y estructuras no lineales que reflejen fielmente la vida de la organización.

La Dinámica de Sistemas se presenta como la metodología ideal para cerrar este vacío, permitiendo la construcción de modelos de flujos y niveles que simulan la acumulación de conocimiento como un stock que se llena mediante el aprendizaje y se vacía mediante la obsolescencia y la rotación (Stermán, 2001). Este enfoque permite realizar experimentación mediante simulación computacional, ofreciendo una plataforma de prueba donde se pueden proyectar escenarios futuros sin los riesgos y costos asociados a la experimentación directa en el piso de manufactura. (Coffie et al., 2023)

Para operativizar esta perspectiva, se propone un modelo conceptual que sintetiza las interacciones dinámicas de la D-ACAP. En la Figura 1 se representa la estructura lógica del sistema, donde la inversión actúa como el flujo de entrada al acervo de datos (Sd), el cual se transforma en capacidad de absorción digital mediante un proceso de asimilación regulado por el coeficiente de talento humano (η). Este esquema permite visualizar cómo la obsolescencia (σ) actúa como un drenaje constante del sistema, estableciendo la base para la simulación cuantitativa que se desarrolla en las secciones posteriores.

Figura 1.

Modelo conceptual de flujos y niveles para la Capacidad de Absorción Digital



Fuente: Elaboración propia.

El Al integrar variables como la tasa de inversión tecnológica y el coeficiente de talento, este trabajo trasciende la descripción teórica para proponer una herramienta de toma de decisiones robusta. El objetivo es identificar los puntos de equilibrio donde la inversión en capital humano maximiza el retorno de la inversión digital, permitiendo a las empresas de sectores de alta tecnología romper la paradoja de la productividad y alcanzar una madurez operativa sostenible en el tiempo (Ivanov, 2024). Por lo tanto, la D-ACAP debe ser entendida como un equilibrio dinámico de flujos y no como un destino estático. En este trabajo se propone demostrar que la ventaja competitiva en la era de la manufactura avanzada no reside en quién tiene la máquina más rápida, sino en quién posee el sistema de aprendizaje más ágil para que esa máquina sea operada a su máxima capacidad intelectual.

A partir de la brecha identificada en la literatura sobre la naturaleza estática de los estudios previos, esta investigación plantea que la acumulación de capacidades digitales no es un resultado lineal de la adquisición tecnológica. En consecuencia, se formula la siguiente hipótesis de investigación:

H1: El talento humano, operando como un coeficiente de eficiencia en la asimilación, actúa como el regulador crítico del flujo de conocimiento, donde variaciones marginales en dicho talento generan divergencias significativas y no lineales en el stock acumulado de D-ACAP a largo plazo.

Al integrar estos conceptos bajo el enfoque de los sistemas complejos, este estudio propone un marco estratégico para la gestión tecnológica. En este entorno, la convergencia entre la infraestructura digital y el talento humano resulta indispensable para asegurar la resiliencia y competitividad de la organización.

Método

La construcción del modelo de simulación siguió un enfoque de ingeniería de sistemas, donde cada variable fue seleccionada para representar con precisión los flujos de conocimiento en una planta de manufactura avanzada. A diferencia de los modelos estadísticos tradicionales que buscan correlaciones aisladas, esta metodología adopta una perspectiva de capacidades dinámicas en línea con los trabajos de quienes subrayan que la implementación de fábricas inteligentes depende de la interacción sistémica de los recursos (Corsaro et al., 2022). De esta manera, el modelo intenta replicar la estructura causal que genera el comportamiento observado en la realidad industrial (Atalay et al., 2022).

La metodología adoptada permite evolucionar de una descripción estática a un modelo de diagnóstico dinámico (Gozali et al., 2024). Esta estructura, sostenida por cuatro variables críticas, explica la optimización organizacional mediante la sinergia entre el capital humano y la infraestructura tecnológica.

La primera de ellas es la Tasa de Inversión Tecnológica (I), la cual se ha parametrizado como una constante. Esta decisión metodológica es fundamental (Sirmon, 2009): al mantener la inversión fija, se elimina el ruido estadístico que generaría una inversión errática, permitiéndonos observar de forma aislada cómo el sistema procesa una entrada constante de recursos (Coen & Maritan, 2011). En el contexto de las líneas de producción de alta tecnología, esta inversión representa el flujo de activos digitales, actualizaciones de firmware y nuevos protocolos de comunicación que la empresa adquiere para mantenerse competitiva (Hooks et al., 2022).

La segunda variable es el Acervo de Datos Digitales (Sd), que actúa como un stock de amortiguación. Esta variable se incluyó para representar el desfase que existe entre la compra de tecnología y su disponibilidad para ser aprendida (Demeter et al., 2021). Los datos están ahí, almacenados en los servidores y sensores de la planta, pero aún no se han convertido en competencia operativa (Samara et al., 2023). Representa el potencial tecnológico no explotado de la firma.

La tercera variable, y factor determinante del modelo, es el Coeficiente de Talento Humano (η). Se optó por una variable adimensional para facilitar el análisis de sensibilidad. Este coeficiente representa la eficiencia de la interfaz humano-sistema; es decir, qué porcentaje del stock de datos es capaz de procesar el equipo humano en una unidad de tiempo (Marlapudi & Lenka, 2024). Su uso se justifica por la evidencia en administración organizacional que sugiere que el aprendizaje no es una constante, sino una capacidad variable que depende del talento humano preexistente (Epure et al., 2024).

Finalmente, la Tasa de Obsolescencia (σ) representa la entropía del sistema. En sectores como la manufactura avanzada, el conocimiento tiene una vida media extremadamente corta. Sin esta variable, el modelo mostraría un crecimiento infinito de capacidades, lo cual es irreal (Dieste et al., 2024). La tasa σ garantiza que el sistema deba realizar un esfuerzo constante de aprendizaje solo para mantener su nivel actual, reflejando la presión competitiva de la industria moderna (Ates & Acur, 2022).

Para analizar la evolución de la D-ACAP, el sistema se formaliza mediante un conjunto de dos ecuaciones diferenciales ordinarias que representan el flujo de conocimiento en etapas secuenciales: el almacenamiento de datos (Sd) y su transformación en capacidades operativas (Zanker & Bureš, 2022). En la primera etapa, el nivel de datos acumulados se define por la diferencia entre la inversión tecnológica y la tasa de procesamiento del talento humano:

$$\frac{dSd}{dt} = I - \eta Sd$$

Donde I representa la inversión constante en infraestructura y η el coeficiente de talento humano. En esta fase, η actúa como un regulador de flujo; un valor bajo de talento genera un stock de datos subutilizados, creando un cuello de botella que impide la transición hacia el aprendizaje organizacional.

En la segunda etapa, la tasa de cambio de la capacidad digital se determina por el flujo proveniente del procesamiento de datos menos la degradación natural por obsolescencia (σ):

$$\frac{d(D - ACAP)}{dt} = \eta Sd - \sigma(D - ACAP)$$

Esta estructura permite identificar la asincronía temporal: el retardo inherente entre la adquisición de tecnología y la madurez operativa. La capacidad digital no crece de forma inmediata con la inversión, sino que requiere que el primer depósito (**Sd**) transfiera energía al segundo (**D-ACAP**) a través del puente del talento. Finalmente, el comportamiento global se sintetiza en una ecuación unificada que demuestra que la ventaja competitiva es el resultado de la inversión neta procesada por el capital humano:

$$\frac{d^2(D - ACAP)}{dt^2} + (\eta + \sigma) \frac{d(D - ACAP)}{dt} + (\eta \cdot \sigma)(D - ACAP) = \eta \cdot I$$

Esta formulación unificada indica que la aceleración en la absorción del conocimiento no dependería únicamente de la obsolescencia aislada (σ), sino de un mecanismo de amortiguamiento conjunto ($\eta + \sigma$) y de la interacción directa de los coeficientes ($\eta \cdot \sigma$) regulando el estado del stock ante la inversión disponible.

El motor de cálculo del modelo fue implementado en Python, utilizando una estructura de programación funcional que separa la definición de las ecuaciones diferenciales de la lógica de integración numérica. El flujo lógico del código se puede describir en los siguientes pasos técnicos:

1. Inicialización del Espacio de Fase: Se define un vector de tiempo continuo (t) que va de 0 a 60 meses, utilizando un paso de discretización fino para evitar errores de redondeo en las pendientes de las curvas de aprendizaje.
2. Definición de la Función de Derivadas: Se programó una función denominada `modelo_acap` que recibe el estado actual de los stocks y devuelve las tasas de cambio instantáneas.
3. Integración Numérica de Alto Orden: Se utilizó el integrador `odeint` de la librería SciPy. Este algoritmo es crucial porque utiliza un método de paso variable. Cuando el stock de conocimiento crece rápidamente al inicio, el algoritmo reduce el paso de tiempo para capturar la curva con precisión; cuando el sistema se estabiliza, aumenta el paso para optimizar la eficiencia computacional.
4. Generación de Escenarios en Bucle: El código ejecuta una iteración sobre una lista de valores de $\eta = [0.1, 0.5, 0.9]$. En cada iteración, se resuelve el sistema de ecuaciones y se almacenan los resultados en una matriz multidimensional para su posterior comparación estadística.

Los parámetros de entrada del sistema (I , σ , y η) se definieron bajo un enfoque de normalización estándar, habitual en modelos teóricos de Dinámica de Sistemas cuando aún no se dispone de series de tiempo empíricas para su calibración. La tasa de inversión de datos se fijó constante en $I = 5.0$ unidades/mes, valor empleado como una unidad de referencia relativa que permite aislar

la capacidad de asimilación del aprendizaje organizacional sin introducir volatilidades externas ni comprometer la generalización del modelo a escalas de inversión específicas.

El coeficiente de obsolescencia digital se estableció en $\sigma = 0.1$, asumiendo una depreciación teórica del conocimiento del 10% mensual, lo cual equivale a una vida media del conocimiento digital de aproximadamente 6.9 meses, cifra consistente con los ciclos cortos de actualización tecnológica reportados para entornos de manufactura avanzada (Stornelli et al., 2021).

Finalmente, el coeficiente de talento humano se parametrizó en tres escenarios discretos ($\eta = 0.1, 0.5, 0.9$) que no representan observaciones empíricas de empresas específicas, sino experimentos conceptuales diseñados para someter la estructura del modelo a condiciones de estrés metodológico, en línea con la tradición de la Dinámica de Sistemas de emplear escenarios paramétricos como herramienta de exploración teórica del comportamiento estructural previa a una eventual calibración empírica.

Este enfoque de programación permite que el modelo sea fácilmente escalable; por ejemplo, se podrían añadir funciones para simular crisis económicas simplemente modificando la variable (I) sin alterar la estructura base del sistema. Para mayor claridad sobre el procedimiento seguido, la investigación se articuló en los siguientes bloques de ejecución sistémica, los cuales garantizan la validez interna del estudio (Piedrahita et al., 2025):

1. Bloque de Conceptualización: Identificación de los bucles de retroalimentación (refuerzo y balance) y dibujo del diagrama de influencias causales.
2. Bloque de Formalización: Traducción de las hipótesis administrativas a lenguaje matemático mediante ecuaciones diferenciales ordinarias.
3. Bloque de Simulación: Ejecución del código en Google Colab para la generación de trayectorias temporales bajo los tres escenarios de talento.
4. Bloque de Análisis de Sensibilidad: Pruebas de variación de parámetros para identificar qué variable tiene mayor impacto en el stock final de conocimiento.
5. Bloque de Validación: Verificación de consistencia dimensional y aplicación de pruebas de condiciones extremas (extreme conditions tests), siguiendo los criterios clásicos de validación estructural en Dinámica de Sistemas (Nunez Rodriguez et al., 2021).

Esta estructura de fases asegura que la investigación no sea una simple observación de datos, sino un experimento controlado donde cada resultado tiene un rastro lógico y matemático verificable, cumpliendo así con los estándares de rigor exigidos en la Ciencia de los Sistemas Complejos aplicada a la administración.

Para garantizar la replicabilidad del estudio y la precisión en la resolución de las ecuaciones diferenciales planteadas, el modelo de Dinámica de Sistemas fue codificado en un entorno de computación científica (Martin-Martinez et al., 2022). A continuación, se detallan las especificaciones técnicas de la simulación:

1. Lenguaje de Programación: Python, seleccionado por su robustez en el manejo de modelos dinámicos y análisis de datos.

2. Motor de Integración Numérica: Se utilizó la librería SciPy, específicamente el integrador odeint. Este algoritmo emplea el método LSODA (Livermore Solver para Ecuaciones Diferenciales Ordinarias), el cual cambia automáticamente entre métodos de Adams (para sistemas no rígidos) y fórmulas de diferenciación regresiva (BDF) para sistemas rígidos (stiff systems), garantizando estabilidad en los puntos de inflexión de la asimilación (Brito et al., 2025).
3. Resolución Temporal: Horizonte de 60 meses con un diferencial de tiempo (dt) de 0.1, generando 600 puntos de datos por escenario para capturar retardos infinitesimales en el flujo de conocimiento.
4. Lógica de Programación: El script traduce el diagrama de flujos y niveles en una estructura de acumulación recursiva donde:
 - a. La Inversión (I) actúa como el flujo de entrada (inflow).
 - b. El Coeficiente de Talento (η) funciona como la válvula de control del flujo de asimilación.
 - c. La Tasa de obsolescencia (σ) representa el flujo de salida o agotamiento del stock (outflow).
5. Visualización: Se empleó la librería Matplotlib para la generación de gráficos de series temporales con segmentación por fases (Divergencia, Resiliencia y Estabilidad).

Resultados

Se realizó una prueba de validación estructural y de sensibilidad para garantizar la confiabilidad del modelo de dinámica de sistemas. La validación estructural se abordó mediante pruebas de condiciones extremas (extreme conditions tests), un procedimiento estándar en Dinámica de Sistemas, que consiste en anular sucesivamente cada parámetro del modelo para verificar que el sistema responda de forma lógica ante condiciones límite. Al anular el talento humano ($\eta=0$), el stock D-ACAP permanece en cero durante los 60 meses, lo cual es consistente con la ausencia de transformación de datos en conocimiento cuando no existe capacidad de asimilación, independientemente de la inversión acumulada. Al anular la inversión ($I=0$), ambos stocks convergen a cero, como corresponde a la ausencia de flujo de entrada al sistema. Al anular la obsolescencia ($\sigma=0$), el stock D-ACAP crece de forma monótona sin degradarse, comportamiento coherente con la eliminación del único mecanismo de salida del sistema. En los tres casos, la suma de los stocks ($S_d + D-ACAP$) se mantiene igual a la inversión acumulada ($I \times T$), verificando la consistencia dimensional del modelo.

Una vez confirmada la validez estructural, se procedió al análisis de sensibilidad bajo los tres escenarios de talento humano definidos en la sección de Método. La Tabla 1 presenta el comportamiento del stock de D-ACAP en ocho hitos temporales críticos (desde el mes 0 hasta el 60). Los resultados muestran una estabilidad matemática consistente con el comportamiento esperado del sistema, respondiendo de forma lógica y proporcional a las variaciones del coeficiente de talento (η). Esta progresión es consistente con la ausencia de anomalías de integración numérica, y sugiere que la trayectoria simulada de acumulación de conocimiento es compatible con los supuestos de la teoría de aprendizaje organizacional, lo cual respalda su uso como herramienta de experimentación prospectiva.

Tabla 1.*Análisis de Sensibilidad y Validación de Consistencia del Modelo*

Mes	Bajo Talento ($\eta=0.1$)	Talento Medio ($\eta=0.5$)	Alto Talento ($\eta=0.9$)
0	0	0	0
7	7.79	19.34	22.07
12	16.86	31.20	33.05
18	26.85	39.67	40.70
24	34.57	44.33	44.89
36	43.71	48.29	48.46
48	47.61	49.48	49.53
60	49.13	49.84	49.86

Fuente: Elaboración propia.

Una vez validada la estructura del modelo, se procedió a contrastar el desempeño de los tres escenarios diseñados (Bajo, Medio y Alto Talento) no solo en su nivel final, sino en la velocidad con que cada uno asimila la inversión digital disponible. Se define la Eficiencia de Asimilación (AE) como la proporción de la inversión acumulada hasta el instante t que ha sido efectivamente transformada en capacidad digital, en contraposición a la que permanece estancada como datos brutos sin procesar:

$$AE(t) = \left(1 - \frac{S_d(t)}{I \cdot t}\right)$$

A diferencia del stock final, que converge a valores casi idénticos en los tres escenarios (49.13, 49.84 y 49.86 unidades), la AE revela una asincronía marcada durante la fase temprana de la simulación. En la Tabla 2 se reporta esta métrica al finalizar el primer año de operación (mes 12), un hito relevante para el sector de manufactura avanzada. Mientras el escenario de Alto Talento captura el 90.7% de la inversión acumulada en ese periodo, el escenario de Bajo Talento apenas alcanza el 41.8%, lo que sería consistente, dentro del modelo, con la paradoja de la productividad: la empresa realiza la misma inversión tecnológica, pero su capacidad de talento determina si esa inversión se traduce en ventaja competitiva oportuna o si permanece ociosa durante la ventana crítica de adopción.

Tabla 2.*Resultados comparativos del stock acumulado de D-ACAP*

Métrica Final	Bajo Talento ($\eta=0.1$)	Talento Medio ($\eta=0.5$)	Alto Talento ($\eta=0.9$)
Stock Final (D-ACAP) MES 60	49.13	49.84	49.86
Tiempo a 50% de Capacidad (meses)	16.8	9.2	8.2
Eficiencia de Asimilación Mes 12	41.8%	83.4%	90.7%

Fuente: Elaboración propia con datos de análisis.

Es importante notar que esta divergencia en la eficiencia de asimilación no es permanente, el diferencial entre escenarios se reduce progresivamente conforme avanza el horizonte de

simulación (de 56.8 puntos porcentuales al mes 6, a solo 14.8 puntos porcentuales al mes 60). Sin embargo, esta convergencia tardía no compensa el retraso acumulado: en sectores donde los ciclos de actualización tecnológica ocurren cada 24 a 36 meses (Indrawati et al., 2024), una organización con bajo talento humano puede alcanzar niveles aceptables de eficiencia de asimilación solo cuando la ventana de oportunidad tecnológica ya se ha cerrado. La asincronía, por tanto, no reside en el destino final del sistema, sino en el ritmo con que se recorre el camino hacia él.

Finalmente, para dar cumplimiento al rigor del enfoque cuantitativo, se evaluó la hipótesis central de la investigación (H1) referente al papel regulador del talento humano en la D-ACAP. La Tabla 3 resume el contraste de esta hipótesis mediante la observación de la sensibilidad paramétrica. Al observarse que la variación del coeficiente η altera de manera significativa y no lineal la pendiente de acumulación de conocimiento dentro del modelo, la simulación proporciona evidencia consistente con la hipótesis planteada. Dentro de los límites del modelo, el talento humano no se comporta como una variable periférica, sino como un factor central que determinaría si el sistema alcanza una madurez operativa o se estanca en la obsolescencia (Barlas, 2025).

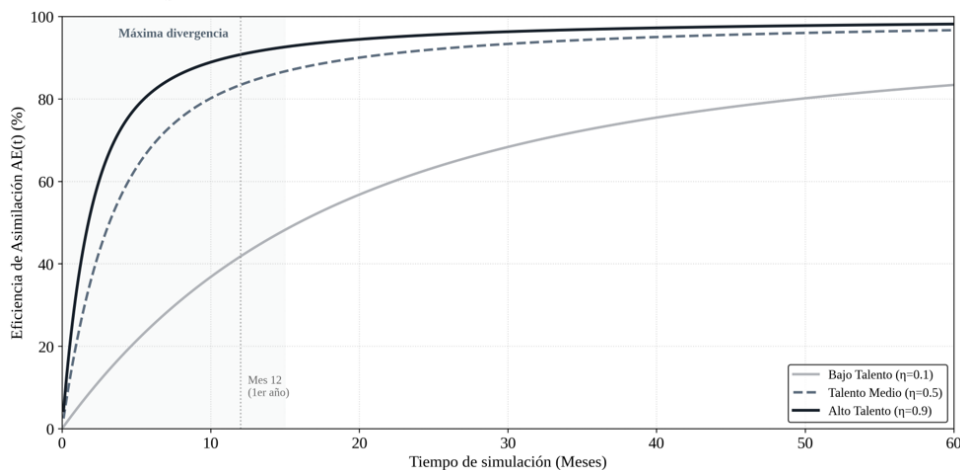
Tabla 3.
Contraste de hipótesis sobre la influencia regulatoria del talento humano

Hipótesis	Coefficiente η	Efecto Observado	Resultado
H1: El Talento Humano (η) impacta positivamente en la D-ACAP	0.9	Significativo / No Lineal	Consistente con H1

Fuente: Elaboración propia.

La convergencia final hacia un estado estable es un fenómeno esperado en sistemas de flujos y niveles (Rahmandad & Sterman, 2008); sin embargo, para la gestión administrativa, el valor no reside en el equilibrio final, sino en la integral del conocimiento acumulado a lo largo del tiempo (Bosco, 2022).

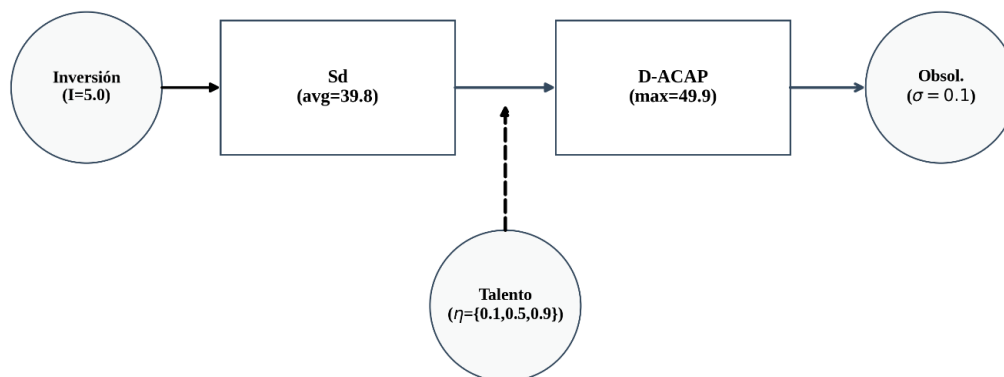
La Figura 2 muestra la evolución de la Eficiencia de Asimilación $AE(t)$, que mide la proporción de la inversión ya transformada en capacidad digital en cada instante (t). La brecha de AE es máxima al inicio y se reduce con el tiempo: 56.8 puntos porcentuales al mes 6 (81.6% vs. 24.8%), 49.0 puntos al mes 12 (90.7% vs. 41.8%) y solo 14.8 puntos al mes 60 (98.1% vs. 83.4%). Dado que los ciclos tecnológicos del sector duran 24-36 meses (Indrawati et al., 2024), el bajo talento asimila aceptablemente solo cuando la ventana de oportunidad ya se cerró: la asincronía está en el ritmo, no en el destino.

Figura 2.*Evolución temporal de la Eficiencia de Asimilación (AE) según nivel de talento humano*

Fuente: Elaboración propia.

Discusión

La estructura causal del modelo está compuesta por dos bucles compensadores: uno que regula la acumulación de datos brutos (Sd) mediante su propia tasa de asimilación, y otro que regula el stock de D-ACAP mediante la obsolescencia (σ). Como se ilustra en el diagrama de estructura causal de la D-ACAP (Figura 3), la arquitectura de la D-ACAP revela una jerarquía de flujos donde la inversión tecnológica (I) actúa únicamente como un disparador de potencial, mas no como un generador automático de valor. La evidencia visual de la estructura de stocks y flujos es consistente con la idea de que el Acervo de Datos (Sd) constituye un estado transitorio cuya transformación hacia el Stock de Capacidad estaría condicionada por el Talento Humano (η).

Figura 3.*Modelo ex post facto de Estructura Causal de la D-ACAP*

Fuente: Elaboración propia

Este hallazgo es relevante para la gestión industrial, ya que sugiere que la paradoja de la productividad podría no ser un fallo de la tecnología en sí, sino un estrangulamiento del flujo de asimilación (Necula, 2024). Mientras que la literatura tradicional de la Visión Basada en Recursos suele tratar a la capacidad de absorción como un activo estático, el modelo dinámico propuesto representa este constructo como un reservorio en constante erosión por la Obsolescencia (σ). En este sentido, los resultados serían menos consistentes con la premisa de que la acumulación de activos físicos garantiza la competitividad; por el contrario, la verdadera ventaja estratégica radica en la agilidad del flujo regulado por el talento.

El análisis detallado del comportamiento dinámico revela tres fases de desarrollo diferenciadas, cada una con implicaciones estratégicas únicas para la industria de manufactura avanzada. Fase 1: Divergencia Temprana y Retardos de Percepción (Meses 0 a 15): En esta etapa inicial, la Figura 4 muestra una divergencia significativa en la capacidad de respuesta del sistema, reflejada en la amplia dispersión de las trayectorias asociadas a diferentes valores del coeficiente de talento humano (η). Como escenario representativo de los valores elevados de η , un alto talento ($\eta = 0.9$) muestra una respuesta de crecimiento casi inmediata, logrando una acumulación de conocimiento que supera las 35 unidades antes del primer año de operación. Este comportamiento es característico de organizaciones con una infraestructura de aprendizaje madura, donde el talento humano actúa como un catalizador que minimiza la fricción entre la adquisición de datos y su transformación en capacidades operativas (Savastano et al., 2022).

En contraste, un escenario representativo de bajo talento ($\eta = 0.1$) presenta una curva con una pendiente inicial reducida, lo que en Dinámica de Sistemas se identifica como un retardo de percepción y ejecución. En este escenario, aunque la inversión tecnológica permanece constante, el proceso de asimilación ocurre a un ritmo insuficiente para generar una acumulación temprana de capacidades digitales. Los recursos digitales permanecen ociosos en el stock de datos brutos, sin poder ser asimilados. Mantener niveles de capacidad inferiores a las 15 unidades durante el primer año, en un sector de manufactura avanzada, implica que la empresa está operando con una eficiencia marginal, incrementando el riesgo de rechazos técnicos y fallas de calidad por falta de pericia operativa.

Fase 2: Resiliencia y Ventanas de Oportunidad (Meses 15 a 40): La segunda fase del análisis permite evaluar la resiliencia del sistema ante la obsolescencia. Conforme avanza la simulación, la dispersión entre las trayectorias comienza a reducirse gradualmente; sin embargo, el factor de talento humano continúa afectando principalmente la velocidad de maduración de la capacidad de absorción más que el nivel final alcanzado. Se define la Eficiencia de Aprendizaje como el tiempo requerido para alcanzar el 50% de la capacidad máxima del sistema.

Tomando nuevamente como referencia los escenarios representativos, mientras un alto talento ($\eta = 0.9$) alcanza este nivel en apenas 8 meses, un escenario de bajo talento ($\eta = 0.1$) requiere aproximadamente 17 meses. Esta diferencia de 9 meses es catastrófica en entornos de manufactura avanzada. Si consideramos que los ciclos de actualización de la maquinaria en este tipo de manufactura ocurren cada 24 a 36 meses (Indrawati et al., 2024), el escenario de bajo talento representa un modelo de gestión fallido: la organización alcanza su punto óptimo de

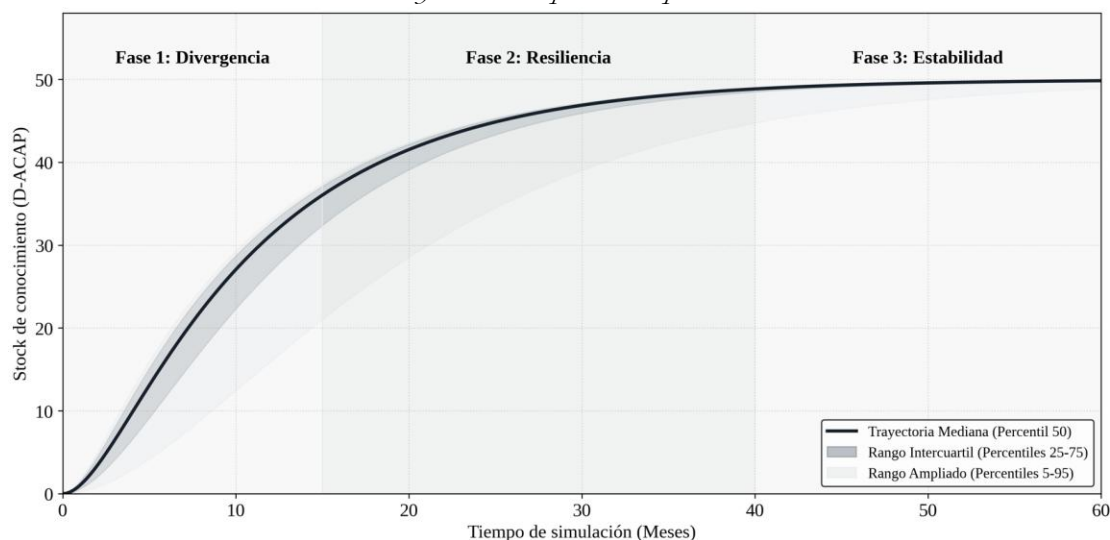
aprendizaje cuando una parte importante del ciclo tecnológico ya ha transcurrido. Esta asincronía entre la velocidad de aprendizaje interno y el ciclo tecnológico externo es la causa raíz de la pérdida de competitividad en las empresas manufactureras.

Fase 3: Estabilización y Costo de Oportunidad (Meses 40 a 60): Finalmente, en la fase de estabilización, las trayectorias tienden a converger, tal como se observa en el estrechamiento de las bandas de sensibilidad de la Figura 4. No obstante, esta convergencia es engañosa. El diferencial acumulado entre trayectorias representativas de alto y bajo talento durante el horizonte de simulación constituye el Costo de Oportunidad del Conocimiento (Pereira et al., 2024). Durante los 60 meses de simulación, la empresa con alto talento ha operado la mayor parte del tiempo cerca de su capacidad máxima, lo que se traduce en mayor capacidad productiva, menores tiempos de ciclo y una calidad superior constante. Por el contrario, la empresa con bajo talento ha operado en un estado crónico de subutilización de activos digitales, lo que financieramente se traduce en un incremento del costo unitario y una erosión de los márgenes de utilidad, a pesar de tener la misma tecnología que su competidor más eficiente.

El análisis de sensibilidad continuo basado en simulaciones Monte Carlo presentado en la Figura 4 muestra un comportamiento estable del modelo dentro del espacio de parámetros evaluado. A partir de 200 simulaciones con valores de η distribuidos entre 0.05 y 0.95, se observa que la dispersión de las trayectorias es máxima durante la Fase 1 y la primera mitad de la Fase 2. El rango de percentiles evidencia que valores bajos de η producen un retraso importante en la acumulación de conocimiento durante los primeros 24 meses. Sin embargo, a partir del mes 40 las trayectorias convergen progresivamente hacia la mediana. Este comportamiento sugiere que, bajo tasas constantes de inversión tecnológica y obsolescencia, el talento humano actuaría principalmente como un regulador de la velocidad de asimilación, mientras que el valor de equilibrio del sistema estaría determinado por la estructura del modelo.

Figura 4.

Análisis de sensibilidad continuo y bandas de percentiles para el stock D-ACAP a 60 meses



Fuente: Elaboración propia

Estos resultados sugieren que los valores bajos del coeficiente de talento representan un escenario de mayor riesgo organizacional, ya que la rigidez simulada del sistema indica que la organización alcanzaría su punto óptimo de aprendizaje cuando la tecnología ya se encontraría en una fase de declive. Esta asincronía entre la velocidad de aprendizaje y el ciclo tecnológico externo podría limitar significativamente el aprovechamiento de la inversión tecnológica

Al contrastar la evidencia generada por el modelo con la literatura establecida, se observa una evolución significativa en la comprensión de la D-ACAP. Los resultados son consistentes con la tesis que identifica a la capacidad de absorción como una estructura dependiente de la trayectoria de conocimientos de la empresa, alejándose de visiones que la consideran una dotación estática (Belso-Martínez et al., 2016). La aportación de este modelo radica en la cuantificación de la complejidad temporal; mientras que las teorías tradicionales se centraron en la capacidad de reconocimiento de información, esta simulación sugiere que el coeficiente de talento humano operaría como el motor que dicta el ritmo de incorporación de datos frente a una tasa de obsolescencia que compite permanentemente con el stock de conocimiento.

Al analizar las trayectorias asociadas con valores bajos del coeficiente de talento humano, el modelo sugiere que la paradoja de la productividad podría poseer un mecanismo impulsor adicional: la brecha de competencias digitales y la incapacidad de gestionar retardos temporales (Khanna & Sharma, 2024). Los resultados de la simulación indican que una empresa con bajo talento humano podría caer en la ilusión del progreso: percibe que está avanzando porque su stock de conocimiento crece de forma absoluta, pero desde una perspectiva sistémica permanece atrapada en un estado de ineficiencia, donde el valor generado es neutralizado progresivamente por el ritmo de la obsolescencia (Dahiyat et al., 2023).

Un punto de debate central emerge al analizar el Costo de Oportunidad del Conocimiento identificado en la fase de maduración del modelo. La literatura clásica sobre la Visión Basada en Recursos sugiere que la ventaja competitiva se deriva de recursos valiosos, raros, inimitables y no sustituibles (Lubis, 2022). Estos resultados sugieren que, en la era de la Industria 4.0, el recurso más valioso no es la tecnología por sí misma, sino la capacidad de flujo del talento para minimizar los retrasos organizacionales (Komakech et al., 2025). Esto expande las teorías de Capacidades Dinámicas (Teece, 2023), estableciendo que la velocidad de absorción es la métrica definitiva del éxito. En entornos de alta tecnología, no sobrevive el que tiene más datos, sino el que logra transformarlos en capacidades operativas antes de que la ventana de oportunidad de mercado se cierre.

Sin embargo, esta interpretación no está exenta de debate. Parte de la literatura reciente sobre capacidades dinámicas advierte que reducir el talento humano a un único coeficiente de eficiencia puede subestimar la naturaleza multidimensional de la capacidad de absorción digital, la cual involucra también la cultura organizacional, la estructura de gobernanza de datos y la madurez digital previa de la firma (Nguyen et al., 2023). En este sentido, otros estudios sobre transformación digital sugieren que el efecto del talento podría estar mediado por factores contextuales, como el tamaño de la empresa o el sector industrial, que el presente modelo no incorpora explícitamente (Gheitarani et al., 2022). Esta tensión entre la parsimonia del modelo

propuesto y la complejidad multidimensional documentada en la literatura reciente sobre D-ACAP representa una línea relevante para la discusión metodológica y para futuras extensiones del modelo.

Asimismo, la alta sensibilidad del sistema ante variaciones en el capital humano contradice la tendencia de múltiples organizaciones que centran sus presupuestos exclusivamente en la actualización de activos físicos. Si bien la inversión tecnológica actúa como el combustible del sistema, el talento calificado representa el motor que determina la eficiencia de conversión. Al respecto, estudios sobre aprendizaje organizacional en la manufactura avanzada sugieren que la capacitación debe ser constante (Giannakos et al., 2022), no obstante, el modelo propuesto sugiere que también debe desarrollarse de manera oportuna. Los escenarios representativos con niveles intermedios de talento muestran que una capacidad de asimilación insuficiente retrasa la madurez organizacional, reduciendo el tiempo disponible para capitalizar la tecnología antes de que ésta entre en su fase de obsolescencia y disminuya el potencial de generación de valor.

Es imperativo discutir las implicaciones éticas y administrativas de la rotación de personal bajo esta lente sistémica. En el contexto de la manufactura global, la fuga de talento calificado no es simplemente un problema de vacantes; equivale a una fuga de stock masiva. Si el coeficiente de Talento Humano cae o el stock de D-ACAP se drena por la salida de personal experto, la organización sufre una descapitalización intelectual que la empuja de vuelta a la zona de obsolescencia. Por lo tanto, la retención de talento no debe verse solo como un indicador de recursos humanos, sino como una estrategia de mantenimiento de activos críticos, con el mismo nivel de prioridad que el mantenimiento de la maquinaria de precisión.

Desde una perspectiva de gestión administrativa, este estudio concluye que la gestión de la D-ACAP debe transitar de un enfoque de gasto de capital hacia uno de optimización de flujos de aprendizaje. La evidencia sugiere que sin una tasa de asimilación que supere la tasa de obsolescencia, la inversión en infraestructura digital se convierte en un costo hundido sin retorno estratégico. Las organizaciones que logran reducir sus retardos de aprendizaje de 24 a 8 meses, como en el escenario de alto talento, obtienen una ventaja competitiva, permitiéndoles operar en la frontera del conocimiento y liderar estándares industriales.

La madurez digital no es un estado de posesión, sino un equilibrio dinámico de flujos (Babkin et al., 2025). La retención y habilitación del talento humano no es un costo de operación, sino un seguro contra la depreciación del capital técnico. La transformación digital no ocurre en los servidores, sino en la capacidad de las personas para traducir datos en valores estratégicos antes que el tiempo los convierta en ruido.

En conclusión, estos resultados de simulación aportan evidencia conceptual que cuestiona las visiones estáticas y puramente contables de la capacidad de absorción. El modelo sugiere que la ventaja competitiva digital en el contexto de manufactura avanzada dependería no solo de la acumulación estática de activos tecnológicos, sino también de la velocidad de flujo y la eficiencia en la asimilación del conocimiento. La gestión administrativa debe, por tanto, priorizar la

reducción de los retardos temporales de aprendizaje como la métrica principal de éxito en sus procesos de transformación digital.

Finalmente, es necesario reconocer las limitaciones inherentes a este trabajo. Al ser un modelo de Dinámica de Sistemas basado en parámetros teóricos y literarios, los resultados representan trayectorias de comportamiento idealizadas y no consideran variables exógenas disruptivas como fluctuaciones macroeconómicas o fracturas en la cadena de suministro. A esto se suma que el modelo simplifica el fenómeno del talento humano en un único coeficiente adimensional (η), sin distinguir entre subcomponentes como la curva de aprendizaje individual, la rotación de personal o la transferencia de conocimiento tácito entre generaciones de empleados, aspectos que la literatura reciente identifica como determinantes independientes del desempeño organizacional (Demuner Flores, 2021).

De igual manera, los parámetros I y σ se mantienen constantes en el tiempo, lo que no captura posibles no linealidades o efectos de retroalimentación entre la inversión tecnológica y la obsolescencia observados en industrias de manufactura avanzada. Sin embargo, la robustez de la experimentación mediante simulación computacional proporciona una hoja de ruta clara para futuras investigaciones: se recomienda que estudios posteriores integren datos empíricos longitudinales que permitan tanto calibrar el coeficiente de talento con datos de desempeño real en piso como distinguir si las trayectorias observadas corresponden a un comportamiento genérico de la estructura o a las particularidades de un sector o firma específica.

En este sentido, la calibración empírica del modelo con datos secundarios de al menos un caso real de manufactura avanzada constituye la vía prioritaria de investigación futura, ya que permitiría contrastar los parámetros teóricos aquí propuestos (I , σ , η) con evidencia observable y fortalecer la validez externa de las trayectorias simuladas.

Contribuciones del autor: Conceptualización, análisis formal, investigación y metodología, redacción y visualización: Jorge Quijano Gallardo.

Financiamiento: El presente trabajo no tuvo financiamiento

Referencias

- Abourokbah, S. H., Mashat, R. M., & Salam, M. A. (2023). Role of Absorptive Capacity, Digital Capability, Agility, and Resilience in Supply Chain Innovation Performance. *Sustainability*, 15(4), 3636. <https://doi.org/10.3390/su15043636>
- Acosta-Prado, J. C., López-Montoya, O. H., & Tafur-Mendoza, A. A. (2024). The Mediating Role of Knowledge Generation Between Training and Development of Human Talent and Innovative Performance. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 54(4), 916–929. <https://doi.org/10.1108/VJIKMS-12-2021-0309>

- Atalay, M., Murat, U., Oksuz, B., Parlaktuna, A. M., Pisirir, E., & Testik, M. C. (2022). Digital Twins in Manufacturing: Systematic Literature Review for Physical–Digital Layer Categorization and Future Research Directions. *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, 35(7), 679-705. <https://doi.org/10.1080/0951192X.2021.2022762>
- Ates, A., & Acur, N. (2022). Making Obsolescence Obsolete: Execution of Digital Transformation in a High-Tech Manufacturing SME. *Journal of Business Research*, 152, 336-348. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.07.052>
- Babkin, A., Shkarupeta, E., Mamrayeva, D., Tashenova, L., Umarov, A., & Karimov, D. (2025). A Structural-Functional Model for Managing Digital Maturity in a Cluster-Based, Innovation-Active Industrial Ecosystem Within Industry 5.0. *International Journal of Technology*, 16(2), 1209-1219. <https://doi.org/10.14716/ijtech.v16i4.7412>
- Barlas, Y. (2025). Teaching and Advising in Systems Science and System Dynamics - Personal Experience, Lessons, and Reflections. *System Dynamics Review*, 41(2), e70003. <https://doi.org/10.1002/sdr.70003>
- Belso-Martínez, J., Expósito-Langa, M., & Tomás-Miquel, J. (2016). Knowledge Network Dynamics in Clusters: Past Performance and Absorptive Capacity. *Baltic Journal of Management*, 11(3), 310-327. <https://doi.org/10.1108/BJM-02-2015-0044>
- Boroomand, F., & Chan, Y. E. (2024). Digital Absorptive Capacity: Developing an Instrument. *Knowledge Management Research & Practice*, 22(1), 61-72. <https://doi.org/10.1080/14778238.2022.2139773>
- Bosco, F. A. (2022). Accumulating Knowledge in the Organizational Sciences. *Annual Review of Organizational Psychology and Organizational Behavior*, 9(1), 441-464. <https://doi.org/10.1146/annurev-orgpsych-012420-090657>
- Brito, N. A., Cartagena, H. R., Arévalo, C. G., & Ortega, J. R. (2025). Optimization of the Mixing Process in Carbonated Beverages Using Differential Equation Models Simulated With Python. *Polo del Conocimiento*, 10(12), 2712-2827. <https://doi.org/10.23857/pc.v10i12.10974>
- Broekema, W. (2025). Conceptualizing Organizational Forgetting in a Crisis Context. *Risk, Hazards & Crisis in Public Policy*, 16(2), e70007. <https://doi.org/10.1002/rhc3.70007>
- Chang, C. H. (2025). Digital Transformation Anxiety: Absorptive Capacity, Dynamic Capability, and Digital Innovation Performance. *Management Decision*, 63(3), 734-755. <https://doi.org/10.1108/MD-08-2023-1363>
- Coen, C. A., & Maritan, C. A. (2011). Investing in Capabilities: The Dynamics of Resource Allocation. *Organization Science*, 22(1), 99-117. <https://doi.org/10.1287/orsc.1090.0524>
- Coffie, R. B., Boateng, K. A., & Alhassan, A. U. (2023). Knowledge Management Practices for Enhanced Organisational Performance: Can Leadership Style Be a Moderator?. *Electronic Journal of Knowledge Management*, 21(1), 13-28. <https://doi.org/10.34190/ejkm.21.1.2771>
- Cohen, W. M., & Levinthal, D. A. (1990). Absorptive Capacity: A New Perspective on Learning and Innovation. *Administrative Science Quarterly*, 35(1), 128-152. <https://doi.org/10.2307/2393553>

- Corsaro, D., Vargo, S. L., Hofacker, C., & Massara, F. (2022). Artificial Intelligence and the Shaping of the Business Context. *Journal of Business Research*, 145, 210-214. <https://doi.org/10.1016/j.jbusres.2022.02.072>
- Dahiyat, S. E., Khasawneh, S. M., Bontis, N., & Al-Dahiyat, M. (2023). Intellectual Capital Stocks and Flows: Examining the Mediating Roles of Social Capital and Knowledge Transfer. *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 53(1), 11–42. <https://doi.org/10.1108/VJIKMS-06-2020-0110>
- Demeter, K., Losonci, D., & Nagy, J. (2021). Road to Digital Manufacturing - A Longitudinal Case-Based Analysis. *Journal of Manufacturing Technology Management*, 32(3), 820–839. <https://doi.org/10.1108/JMTM-06-2019-0226>
- Demuner Flores, M. (2021). Gestión del Conocimiento en la Innovación en Pequeñas Empresas de Manufactura. *Revista Venezolana de Gerencia*, 26(95), 741-757.
- Dieste, M., Orzes, G., Culot, G., Sartor, M., & Nassimbeni, G. (2024). The “Dark Side” of Industry 4.0: How Can Technology Be Made More Sustainable? *International Journal of Operations & Production Management*, 44(5), 900–933. <https://doi.org/10.1108/IJOPM-11-2022-0754>
- Epure, M., Martin-Sanchez, V., Aparicio, S., & Urbano, D. (2024). Human Capital, Institutions, and Ambitious Entrepreneurship During Good Times and Two Crises. *Strategic Entrepreneurship Journal*, 18(2), 414-447. <https://doi.org/10.1002/sej.1492>
- Fabio, G., Giuditta, C., Margherita, P., & Raffaelli, R. (2025). A Human-Centric Methodology for the Co-Evolution of Operators’ Skills, Digital Tools and User Interfaces to Support the Operator 4.0. *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, 91, 102854. <https://doi.org/10.1016/j.rcim.2024.102854>
- Gavrikova, E., Volkova, I., & Burda, Y. (2022). Implementing Asset Data Management in Power Companies. *International Journal of Quality & Reliability Management*, 39(2), 588-611. <https://doi.org/10.1108/IJQRM-10-2020-0346>
- Gheitarani, F., Guevara, R., Nawaser, K., & Jahanshahi, A. A. (2022). Identifying Dimensions of Dynamic Technological Capability: A Systematic Review of the Last Two Decades of Research. *International Journal of Innovation and Technology Management*, 19(4), 2230002. <https://doi.org/10.1142/S0219877022300026>
- Giannakos, M. N., Mikalef, P., & Pappas, I. O. (2022). Systematic Literature Review of E-Learning Capabilities to Enhance Organizational Learning. *Information Systems Frontiers*, 2(4), 619-635. <https://doi.org/10.1007/s10796-020-10097-2>
- Gozali, L. Z., Sutopo, W., Gunawan, A., Liang, Y., Yahya, B. N., Garza-Reyes, J. A., . . . Suseno, Y. (2024). The Important Role of System Dynamics Investigation on Business Model, Industry and Performance Management. *International Journal of Productivity and Performance Management*, 73(4), 945–980. <https://doi.org/10.1108/IJPPM-07-2021-0399>
- Hooks, D., Davis, Z., Agrawal, V., & Li, Z. (2022). Exploring Factors Influencing Technology Adoption Rate at the Macro Level: A Predictive Model. *Technology in Society*, 68, 101826. <https://doi.org/10.1016/j.techsoc.2021.101826>
- Indrawati, Widarmanti, T., Ramantoko, G., Pillai, S. K., & Rachmawati, I. (2024). Towards a Unified Model of Planned Obsolescence and Innovation Adoption in Consumer Behavior: A Literature Review

- and Conceptual Proposition Using the Stimulus-Organism-Response Framework. *Management and Production Engineering Review*, 15(2), 25-41. <https://doi.org/10.24425/mper.2024.151128>
- Ivanov, D. (2024). Conceptualisation of a 7-Element Digital Twin Framework in Supply Chain and Operations Management. *International Journal of Production Research*, 62(6), 2220–2232. <https://doi.org/10.1080/00207543.2023.2217291>
- Izzo, F., Tomnyuk, V., & Lombardo, R. (2022). 4.0 Digital Transition and Human Capital: Evidence From the Italian Fintech Market. *International Journal of Manpower*, 43(4), 910-925. <https://doi.org/10.1108/IJM-04-2021-0255>
- Khanna, R., & Sharma, C. (2024). Beyond Information Technology and Productivity Paradox: Analysing the Channels of Impact at the Firm-Level. *Technological Forecasting and Social Change*, 203, 123369. <https://doi.org/10.1016/j.techfore.2024.123369>
- Komakech, R. A., Ombati, T. O., Kikwatha, R. W., & Wainaina, M. G. (2025). Resource-Based View Theory and Its Applications in Supply Chain Management: A Systematic Literature Review. *Management Science Letters*, 15, 261–272. <https://doi.org/10.5267/j.msl.2024.6.004>
- Liu, X., Hong, S., Su, Z., & Zhou, Y. (2025). The Impact of Digital Transformation on High-Quality Development of Manufacturing Enterprises: An Integrated Perspective on Efficiency and Social Responsibility. *Mathematics*, 13(5), 815. <https://doi.org/10.3390/math13050815>
- López, C. S., Castañón, A. I., Prieto, J. D., & Ramírez, J. G. (2024). Asimilación de la Tecnología Utilizada en la Manufactura Híbrida. *Conciencia Tecnológica*, 68(1).
- Lubis, N. W. (2022). Resource Based View (RBV) in Improving Company Strategic Capacity. *Research Horizon*, 2(6), 587–596. <https://doi.org/10.54518/rh.2.6.2022.85>
- Marlapudi, K., & Lenka, U. (2024). Unlocking the Potential: Redefining Talent and Competency Mapping for Industry 4.0. *Management Research Review*, 47(11), 1805–1832. <https://doi.org/10.1108/MRR-07-2023-0496>
- Martin-Martinez, E., Samsó, R., Houghton, J., & Solé, J. (2022). PySD: System Dynamics Modeling in Python. *Journal of Open Source Software*, 7(78), 4329. <https://doi.org/10.21105/joss.04329>
- Necula, S. C. (2024). Assessing the Impact of Artificial Intelligence Tools on Employee Productivity: Insights From a Comprehensive Survey Analysis. *Electronics*, 13(18), 3758. <https://doi.org/10.3390/electronics13183758>
- Nguyen, H. T., Pham, H. S., & Freeman, S. (2023). Dynamic Capabilities in Tourism Businesses: Antecedents and Outcomes. *Review of Managerial Science*, 17(5), 1645-1680. <https://doi.org/10.1007/s11846-022-00567-z>
- Nunez Rodriguez, J., Andrade Sosa, H. H., Villarreal Archila, S. M., & Ortiz, A. (2021). System Dynamics Modeling in Additive Manufacturing Supply Chain Management. *Processes*, 9(6), 982. <https://doi.org/10.3390/pr9060982>
- Pazmiño, R. S., Andrade, A. S., & Montalvo, F. F. (2023). Disrupción Tecnológica en la Gestión del Talento Humano. *Journal of Science and Research*, 8(1), 178-197.

- Pereira, A. V., Barroca, J., Dias, R., Varela, M., & Galvão, R. (2024). Methodologies for Determining the Opportunity Cost of Capital: Financing in the Selection of Investments. *Revista De Gestão Social e Ambiental - RGS/A*, 8(6), 1-26. <https://doi.org/10.24857/rgsa.v18n6-185>
- Piedrahita, A. R., Ardila, L. M., Valencia, J. A., Dores, Á. J., & Canencio, J. G. (2025). Modeling and Simulation With System Dynamics: A Literature Review on Validation Aspects. *Journal of Hunan University Natural Sciences*, 52(1). <https://doi.org/10.55463/issn.1674-2974.52.1.3>
- Rahmandad, H., & Sterman, J. (2008). Heterogeneity and Network Structure in the Dynamics of Diffusion: Comparing Agent-Based and Differential Equation Models. *Management Science*, 54(5), 998-1014. <https://doi.org/10.1287/mnsc.1070.0787>
- Ricardez, F., Noriega-Pérez, H. E., Valenzuela-Melchor, C. A., & Esparza-Ramírez, B. A. (2025). Integración de Redes y Protocolos de Comunicación para una Celda de Manufactura Avanzada. *Rhombus*, 5(Especial), 91-120. <https://doi.org/10.63058/rhombus.v5iEspecial.342>
- Rivas-Tovar L. A. (2025). Normas Apa 7ª Edición: Estructura, Citas y Referencias. Instituto Politécnico Nacional. https://www.researchgate.net/publication/357046089_NORMAS_APA_7_EDICION_ESTRUCTURA_CITAS_Y_REFERENCIAS
- Samara, E., Andronikidis, A., Komninos, N., Bakouros, Y., & Katsoras, E. (2023). The Role of Digital Technologies for Regional Development: A System Dynamics Analysis. *Journal of the Knowledge Economy*, 14, 2215-2235. <https://doi.org/10.1007/s13132-022-00951-w>
- Savastano, M., Zentner, H., Spremić, M., & Cucari, N. (2022). Assessing the Relationship Between Digital Transformation and Sustainable Business Excellence in a Turbulent Scenario. *Total Quality Management & Business Excellence*, 1-22. <https://doi.org/10.1080/14783363.2022.2063717>
- Singun, A. (2025). Unveiling the Barriers to Digital Transformation in Higher Education Institutions: A Systematic Literature Review. *Discover Education*, 4(1), 37. <https://doi.org/10.1007/s44217-025-00430-9>
- Simron, D. G. (2009). Contingencies Within Dynamic Managerial Capabilities: Interdependent Effects of Resource Investment and Deployment on Firm Performance. *Strategic Management Journal*, 30(13), 1375-1394. <https://doi.org/10.1002/smj.791>
- Sterman, J. D. (2001). System Dynamics Modeling: Tools for Learning in a Complex World. *California Management Review*, 43(4), 8-25. <https://doi.org/10.2307/41166098>
- Stornelli, A., Ozcan, S., & Simms, C. (2021). Advanced Manufacturing Technology Adoption and Innovation: A Systematic Literature Review on Barriers, Enablers, and Innovation Types. *Research Policy*, 50(6), 104229. <https://doi.org/10.1016/j.respol.2021.104229>
- Teece, D. (2023). The Evolution of the Dynamic Capabilities Framework. In R. Adams, D. Grichnik, A. Pundziene, & C. Volkmann, *Artificiality and Sustainability in Entrepreneurship*. Springer. https://doi.org/10.1007/978-3-031-11371-0_6
- Theyel, G., & Hofmann, K. H. (2021). Manufacturing Location Decisions and Organizational Agility. *Multinational Business Review*, 29(2), 166-188. <https://doi.org/10.1108/MBR-02-2020-0035>

Vargas Pérez, M., & Malaver Rodríguez, F. (2022). Las Capacidades de Absorción en Distintos Contextos Tecnológicos. *Innovar*, 32(84), 141-158. <https://doi.org/10.15446/innovar.v32n84.100545>

Wang, Y., Li, Y., Ding, P., & Guo, B. (2025). Technology Transfer and Innovation Efficiency in a Large Emerging Economy: An Integrative Perspective of Absorptive Capacity and the Technology Ladder. *The Journal of Technology Transfer*, 50, 2340–2376. <https://doi.org/10.1007/s10961-024-10184-5>

Zanker, M., & Bureš, V. (2022). Knowledge Management as a Domain, System Dynamics as a Methodology. *Systems*, 10(3), 82. <https://doi.org/10.3390/systems10030082>

Zapata Rotundo, G. J., & Hernández Arias, A. (2018). Capacidad de Absorción: Revisión de la Literatura y un Modelo de sus Determinantes. *RETOS. Revista de Ciencias de la Administración y Economía*, 8(16), 121-140. <https://doi.org/10.17163/ret.n16.2018.09>