

MODELO DE DECISIÓN PARA LA ADOPCIÓN DE TECNOLOGÍAS DIGITALES DE MANUFACTURA EN UNA PYME DEL SECTOR PRODUCTIVO



LUISA MARIA TUMBAJOY CARDONA

Tesis de Doctorado en Ciencias de la Electrónica

Directora:

Mariela Muñoz-Añasco

Ph.D en Automática, Robótica e Informática Industrial

Universidad del Cauca

Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones

Departamento de Electrónica, Instrumentación y Control

Doctorado en ciencias de la Electrónica

Línea de investigación en Automática

Popayán, Diciembre de 2023

LUISA MARIA TUMBAJOY CARDONA

**MODELO DE DECISIÓN PARA LA ADOPCIÓN DE TECNOLOGÍAS
DIGITALES DE MANUFACTURA EN UNA PYME DEL SECTOR
PRODUCTIVO**

Tesis presentada a la Facultad de Ingeniería Electrónica y Telecomunicaciones de la
Universidad del Cauca para la obtención del Título de

Doctora en:
Ciencias de la Electrónica

Directora
Ph.D Mariela Muñoz-Añasco

Popayán
2023

A mis padres.

Resumen estructurado

Antecedentes: Durante los últimos 10 años se ha observado una rápida redefinición de los sistemas de manufactura en consonancia con la evolución de las innovaciones tecnológicas. La industria está experimentando una transformación significativa mediante la incorporación de Tecnologías Digitales de Manufactura (TDM), caracterizada por la digitalización, la orientación al servicio, la implementación de dispositivos de automatización inteligentes y conectados, así como redes de suministro colaborativas impulsadas por análisis avanzado. Este proceso de adopción de tecnologías aborda diversas perspectivas (social, ambiental, comportamental, etc.) y enfrenta desafíos como altos costos iniciales, falta de comprensión profunda de las tecnologías, carencia de estándares comunes y la heterogeneidad de los sistemas. Dichos desafíos afectan la estabilidad y flexibilidad de los sistemas de producción, complicando la estimación de beneficios esperados. Por otro lado, las pequeñas y medianas empresas (PYMES) son atraídas a la adopción de TDM debido a los llamativos beneficios competitivos. Sin embargo, su disponibilidad limitada de recursos y, en algunos casos, el conocimiento limitado de las TDM, complican esta transición. Así mismo, el riesgo de inversiones equivocadas en tecnologías deficientes, inmaduras o el desaprovechamiento de las TDM debido al desperdicio tecnológico es latente. Por lo tanto, se destaca la necesidad de estudiar la adopción de TDM en PYMES para que así éstas tengan la posibilidad de aprovechar plenamente sus capacidades considerando los beneficios esperados y superando sus desafíos particulares.

Objetivos: El Objetivo general es proponer un modelo para la toma de decisiones enfocado en la adopción de pilares tecnológicos de Industria 4.0, para una pequeña o mediana empresa, a partir de indicadores de aprovechamiento tecnológico eficaz. En cuanto a los objetivos específicos:

1. Definir los aspectos de las Tecnologías digitales de manufactura que permiten evaluar su adopción en el marco de las PYMES.
2. Desarrollar un método de adopción de las tecnologías de manufactura digital que permita cuantificar el desempeño de las tecnologías a partir del desperdicio tecnológico.
3. Determinar las variables que intervienen en el modelo a través de las cuáles se pueda decidir sobre las estrategias a implementar en el tipo de sistema escogido.
4. Evaluar el modelo en un caso de estudio de la región.

Métodos: En este estudio, se empleó la metodología de Investigación Científica Basada en el Diseño (*Design Science Research - DSR*) como marco para diseñar el modelo de adopción de TDM en PYMES. Este enfoque implica comprender las bases de conocimiento y definir un entorno de aplicación específico. El modelo desarrollado se aplicó en un caso de estudio: una PYME del sector productivo de la región.

Para modelar el proceso productivo, se optó por el formalismo de Redes de *Petri* coloreadas. La simulación de diversos escenarios del proceso de manufactura de la PYME, considerando la adopción de un conjunto de TDM, se llevó a cabo utilizando el *software* de simulación de eventos discretos *FlexSim*. La evaluación de estos escenarios se basó en indicadores de desempeño que abarcan el desempeño de las TDM (incluyendo la interoperabilidad), los costos asociados, el factor de productividad total y el índice de disponibilidad. En cuanto a la clasificación de estos escenarios, se aplicó el método de toma de decisión TOPSIS junto con sus variantes TOPSIS - AHP y TOPSIS - AHP GAUSSIANO.

Resultados: Se diseñó un indicador de desempeño de las TDM, que aborda la evaluación desde dos perspectivas esenciales: el desempeño propio de cada tecnología y el desempeño mutuo. En la evaluación del desempeño propio, se examina el aprovechamiento del potencial de cada TDM considerada. Este análisis identifica características clave que representan la capacidad distintiva de cada tecnología. Al mismo tiempo, la evaluación del desempeño mutuo se enfoca en la interoperabilidad entre las diversas TDM analizadas. Para lograr esto, se identifican características de evaluación clave que incluyen Infraestructura, Arquitectura Estándar, Plataforma *Software* y Capacidad de Actualización Tecnológica. Este enfoque integral permite no solo evaluar el rendimiento individual de cada tecnología, sino también comprender cómo interactúan de manera conjunta y estimar dicho rendimiento de forma cuantitativa.

Se diseñó un modelo de adopción de TDM como *Framework* de referencia, que incluye herramientas de modelado y simulación, y medidas de desempeño. El objetivo de dicho modelo es definir estrategias de adopción de TDM en PYMES, con el propósito de prevenir el desperdicio tecnológico. En este modelo se introduce el concepto de “desperdicio tecnológico”, que implica evitar situaciones de uso ineficiente de las tecnologías, ya sea por no aprovechar completamente su potencial operativo o por una falta de integración adecuada entre las tecnologías.

Conclusiones:

En este proyecto de investigación doctoral, se propone un modelo de decisión para la adopción de TDM en PYMES a partir de indicadores de aprovechamiento tecnológico. El modelo de decisión está compuesto por un modelo de adopción de TDM y un método de decisión multicriterio. El modelo de adopción proporciona la información necesaria para la aplicación del método de toma de decisiones multicriterio de manera que se optimice el aprovechamiento tecnológico eficaz.

Se evalúa el modelo de decisión a partir de su aplicación en una PYME del sector productivo de la región. Esta evaluación incluye el modelado, la simulación y análisis del proceso productivo actual, la selección de las TDM a adoptar, el diseño de escenarios, su simulación, la medición de las variables y finalmente la aplicación de diferentes métodos de decisión multicriterio. A partir de los resultados, se evidenció que el modelo guía la toma de decisiones acerca de la adopción de TDM considerando tanto el proceso productivo como las características de las tecnologías; presentando, además, una estructura clara y concreta, lo que facilitaría su uso por parte de las PYMES.

En el desarrollo de este proyecto doctoral, se han identificado diversas oportunidades para investigaciones adicionales, como la realización de pruebas del modelo de adopción de TDM en PYMES con diversas características. También se sugiere explorar el uso de datos obtenidos de herramientas de modelado y simulación distintas a las redes de Petri y a *FlexSim*. Además, se recomienda realizar pruebas del modelo de adopción y del indicador en un entorno práctico, como un laboratorio de *Smart Manufacturing* e Industria 4.0 (I4.0). Estas futuras investigaciones tienen el potencial de enriquecer las conclusiones obtenidas en este proyecto.

Palabras clave: tecnologías digitales de manufactura, PYMES, *Smart Manufacturing*, industria 4.0, aprovechamiento tecnológico, interoperabilidad.

Abstract

Background: Over the past 10 years, a rapid redefinition of manufacturing systems has been observed in line with the evolution of technological innovations. The industry is undergoing a significant transformation through the incorporation of digital manufacturing technologies (DMT), characterized by digitization, service orientation, the implementation of intelligent and connected automation devices, and collaborative supply networks driven by advanced analytics. This technology adoption process addresses various perspectives (social, environmental, behavioral, etc.) and faces challenges such as high initial costs, a lack of in-depth understanding of technologies, the absence of common standards, and the heterogeneity of systems. These challenges impact the stability and flexibility of production systems, complicating the estimation of expected benefits.

On the other hand, small and medium-sized enterprises (SMEs) are attracted to adopting DMT due to the appealing competitive benefits. However, their limited availability of resources and, in some cases, little knowledge of DMT complicate this transition. Similarly, the risk of misguided investments in deficient or immature technologies or the underutilization of DMT due to technological waste is latent. Therefore, the need to study the adoption of DMT in SMEs is emphasized to fully leverage their capabilities by considering the expected benefits and overcoming their specific challenges.

Objectives: The general objective is to propose a decision-making model focused on adopting technological pillars of Industry 4.0 for a small or medium-sized enterprise based on indicators of effective technological utilization. As for the specific objectives:

1. Define the aspects of digital manufacturing technologies that allow evaluating their adoption within the framework of SMEs.
2. Develop a method for adopting digital manufacturing technologies that allow quantifying technology performance based on technological waste.
3. Determine the variables that intervene in the model so decisions can be made about the strategies to implement in the chosen system type.
4. Evaluate the model in a case study from the region.

Methods: In this study, the Design Science Research (DSR) methodology was employed as a framework to design the DTM adoption model in SMEs. This approach involves understanding the knowledge foundations and defining a specific application environment. The developed model was applied in a case study: an SME in the productive sector of the region. To model the production process, the colored Petri Nets formalism was chosen. The simulation of various scenarios in the SME's manufacturing process, considering the adoption of a set of DMT, was conducted using the discrete event simulation software FlexSim.

The evaluation of these scenarios was based on performance indicators covering DMT performance (including interoperability), associated costs, total productivity factor, and availability index. Regarding the classification of these scenarios, the decision-making method TOPSIS was applied along with its variants TOPSIS - AHP and TOPSIS - AHP GAUSSIAN.

Results: A performance indicator for DMT was designed, addressing the evaluation from two essential perspectives: the individual performance of each technology and their mutual performance. For individual performance, the utilization of the potential of each considered DMT is examined. This analysis identifies key features representing the distinctive capability of each technology. The evaluation of mutual performance focuses on the interoperability among the various analyzed DMT. Key evaluation characteristics are identified to achieve this, including Infrastructure, Standard Architecture, Software Platform, and Technological Update Capability. This comprehensive approach allows not only the assessment of the individual performance of each technology but also an understanding of how they interact collectively and a quantitative estimation.

An adoption model for DMT was designed as a reference framework, incorporating modeling and simulation tools and performance metrics. This model aims to define DMT adoption strategies in SMEs to prevent technological waste. The concept of “technological waste” is introduced in this model, implying avoiding situations involving inefficient use of technologies, whether due to not fully leveraging their operational potential or a lack of proper integration among technologies.

Conclusions:

Throughout this research project, a decision model for adopting DTM in SMEs has been proposed based on indicators of technological utilization. The decision model consists of an adoption model for DTM and a multicriteria decision-making method. The adoption model provides the necessary information for applying the multicriteria decision-making method to optimize effective technological utilization.

The decision model is assessed through its application in an SME within the productive sector of the region. This assessment encompasses the modeling, simulation, and analysis of the current production process, the selection of DTM to be adopted, the design of scenarios, their simulation, the measurement of variables, and finally, the application of different multicriteria decision-making methods. The results showed that the model guides decision-making regarding adopting DTM, considering both the production process and the characteristics of the technologies. Moreover, it presents a clear and concise structure, which would facilitate its use by SMEs.

In developing this doctoral project, various opportunities for additional research have been identified, such as testing the DTM adoption model in SMEs with diverse characteristics. It is also suggested to explore using data obtained from modeling and simulation tools other than Petri nets and FlexSim. Testing the adoption model and the indicator in a practical environment, such as a Smart Manufacturing and I4.0 laboratory, is also suggested. These future investigations have the potential to enrich the conclusions drawn in this project.

Keywords: digital manufacturing technologies, SMEs, Smart Manufacturing, Industry 4.0, performance, interoperability.

Tabla de contenido

Lista de figuras	V
Lista de tablas	VII
1. Introducción	1
1.1. Problema de investigación	2
1.2. Justificación	4
1.3. Objetivos de la investigación	5
1.4. Contribuciones	6
1.5. Organización del documento	6
1.6. Publicaciones	7
2. Revisión de la literatura	9
2.1. Conceptualización	9
2.1.1. Tecnologías digitales de manufactura	9
2.1.2. Enfoques en el proceso de adopción de tecnologías digitales de manufactura	11
2.1.3. Herramientas de análisis del proceso de adopción de tecnologías digitales de manufactura	14

2.2. Estado del Arte	21
2.2.1. Adopción de Tecnologías Digitales de Manufactura	21
2.2.2. Evaluación del aprovechamiento	31
2.3. Trabajos a fines con la investigación	34
2.4. Resumen del capítulo	39
3. Indicador de desempeño de TDM	43
3.1. Contexto	43
3.2. Diseño y evaluación	44
3.2.1. Fase de diagnóstico	44
3.2.2. Fase Modelo matemático	46
3.2.3. Fase análisis y seguimiento del indicador	50
3.3. Caso de prueba	50
3.4. Resumen del capítulo	52
4. Modelo de adopción	53
4.1. Estructura del modelo	54
4.2. Desarrollo de las actividades	55
4.2.1. Bloque bases de conocimiento	55
4.2.2. Bloque ambiente	59
4.2.3. Bloque construcción del artefacto	64
4.3. Resumen del capítulo	75
5. Método de decisión	77
5.1. Recolección de datos	78
5.2. Método de toma de decisiones multicriterio	79
5.3. Prueba de concepto	79
5.3.1. Modelado del proceso	82

TABLA DE CONTENIDO	III
5.3.2. Simulación del proceso	88
5.3.3. Selección de Tecnologías Digitales de Manufactura	95
5.3.4. Diseño de escenarios	96
5.3.5. Simulación de escenarios	98
5.3.6. Medición de escenarios	99
5.3.7. Método de toma de decisiones multicriterio	103
5.4. Análisis de la información	107
5.5. Resumen del capítulo	116
6. Discusión de Resultados	117
6.1. Contexto	117
6.2. Hallazgos	118
6.3. Limitaciones	120
6.4. Relación de los resultados con otras investigaciones	120
6.5. Aplicaciones e implicaciones de los resultados	121
6.6. Resumen del capítulo	122
7. Conclusiones	123
7.1. Conclusiones	123
7.2. Trabajos futuros	124
A. Cuestionario PYMES	127
A.1. SECCIÓN 1 - En relación con el proceso de manufactura	128
A.2. SECCIÓN 2 - En relación con las Tecnologías Digitales de Manufactura	129
B. Cuestionario de recolección de información para Proveedores	133
C. Cuestionario PYMES Caso de estudio	139
C.1. SECCIÓN 1 - En relación con el proceso de manufactura	140
C.2. SECCIÓN 2 - En relación con las Tecnologías Digitales de Manufactura	142

Bibliografía

147

Lista de figuras

1.1. Problemática en la adopción de TDM.	3
1.2. Representación de las contribuciones.	6
2.1. Ejemplo modelo TOE	12
2.2. Representación gráfica del TOPSIS	16
2.3. TOPSIS - AHP GAUSSIANO.	19
2.4. Factores analizados en los artículos revisados.	30
2.5. Modelo proceso estructurado para adopción de TDM.	35
2.6. Hoja de ruta simple de implementación de TDM.	36
2.7. Modelo Potencial de orientación.	36
2.8. Estructura del catálogo <i>Synus</i>	37
2.9. Procedimiento de toma de decisiones.	37
2.10. <i>Framework</i> para caracterizar y evaluar la adopción de TDM.	38
3.1. Metodología de diseño de indicadores de desempeño usada.	44
3.2. Relación entre el vector resultado y vector estándar.	47
4.1. Diseño del modelo basado en la metodología DSR.	54

4.2. Trabajos afines resumen.	56
4.3. Modelo estructural de referencia adaptado.	59
4.4. Tecnologías digitales de manufactura (TDM) a ser evaluadas.	64
4.5. Arquitectura del modelo de adopción.	65
4.6. Tiempo de ejecución - Caso simplificado.	71
4.7. Red de Petri coloreada (CPN) – Caso simplificado.	71
4.8. <i>Flexsim</i> – Proceso Caso simplificado.	73
4.9. Repeticiones proceso Caso simplificado.	74
5.1. Modelo de decisión de TDM en PYMES y flujos de información.	78
5.2. Diagrama de flujo – Caso de estudio.	81
5.3. Modelado en CPN – Caso de estudio.	84
5.4. Modelado en CPN Corte de bloques – Caso de estudio.	85
5.5. Modelado en CPN Corte de tela– Caso de estudio.	85
5.6. Modelado en CPN Costura – Caso de estudio.	86
5.7. Modelado en CPN Armado – Caso de estudio.	86
5.8. Modelado en CPN Cerrado – Caso de estudio.	87
5.9. Modelado en CPN Plastificado – Caso de estudio.	87
5.10. Representación en <i>Flexsim</i> proceso – Caso de estudio.	88
5.11. Repeticiones proceso – Caso de estudio.	90
5.12. Estados de las estaciones de trabajo – Caso de estudio.	91
5.13. Unidades producidas por estación – Caso de estudio.	92
5.14. Estados de los operarios – Caso de estudio.	93
5.15. Estados equipos - Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1.	111
5.16. Unidades producidas – Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1.	113
5.17. Estados operarios– Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1.	114

Lista de tablas

2.1. Escala <i>Saaty</i>	17
2.2. Estudios de adopción de TDM.	27
2.3. Medidas de interoperabilidad.	34
3.1. Resumen características TDM.	45
3.2. Características interoperabilidad.	46
3.3. Capacidad para cada TDM.	48
3.4. Valores de r_{eij} y r_{pij}	51
4.1. Cuadro comparativo de características de trabajos afines.	57
4.2. Características para PYMES en Colombia.	60
4.3. Descripción red de <i>Petri</i> coloreada.	66
4.4. Tabla guía selección de TDM. Fuente propia.	67
4.5. Detalle criterios de medición.	68
4.6. Coincidencias de atributos con el indicador OEE.	69
4.7. Parámetros de configuración <i>FlexSim</i>	70
4.8. Información proceso manual.	70

4.9. Conjunto de colores y variables CPN Caso simplificado.	72
4.10. Salida proceso.	73
4.11. Resumen criterios.	75
5.1. Información proceso productivo - Caso de estudio.	82
5.2. Conjunto colores y variables CPN - Caso de Estudio.	83
5.3. Salida proceso - Caso de estudio.	89
5.4. Indicadores estaciones - Caso de estudio.	94
5.5. Indicadores proceso - Caso de estudio.	94
5.6. Tabla guía selección de TDM - Caso de estudio.	96
5.7. Resumen características TDM - Caso de estudio.	97
5.8. Escenarios - Caso de estudio.	98
5.9. Coincidencias de atributos con el indicador OEE - Caso de estudio.	99
5.10. Datos de la simulación por Escenario - Caso de estudio.	100
5.11. Evaluación desempeño propio de la TDM Integración - Caso de estudio.	100
5.12. Cálculo de desempeño de la TDM Integración - Caso de estudio.	100
5.13. Evaluación desempeño propio y mutuo de las TDMs (Computación en la nube, IoT, Robot) - Caso de estudio.	101
5.14. Cálculo de desempeño propio y mutuo de las TDMs (Computación en la nube, IoT, Robot) - Caso de estudio.	102
5.15. Resultado Indicadores por escenario - Caso de estudio.	103
5.16. Matriz normalizada TOPSIS - Caso de estudio.	103
5.17. Matriz ponderada TOPSIS- Caso de estudio.	104
5.18. Similaridades respecto a la solución ideal TOPSIS - Caso de Estudio.	105
5.19. Matriz de Ponderaciones TOPSIS - AHP - Caso de estudio.	105
5.20. Similaridades respecto a la solución ideal TOPSIS - AHP - Caso de estudio.	106
5.21. Matriz normalizada TOPSIS - AHP GAUSSIANO - Caso de estudio.	106
5.22. Similaridades respecto a la solución ideal TOPSIS AHP GAUSSIANO - Caso de estudio.	107

LISTA DE TABLAS

IX

5.23. Datos de la simulación Piezas producida - Caso de estudio. 108

5.24. Evaluación desempeño Computación en la nube - Caso de estudio. 109

5.25. Detalles evaluación del desempeño para Computación en la nube - Caso de estudio. 109

5.26. Resultado valores pesos TOPSIS y variaciones- Caso de estudio. 109

5.27. Resultado TOPSIS y variaciones- Caso de estudio. 110

5.28. Escenario mejor calificado - Caso de estudio. 110

5.29. Indicadores estaciones - Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1. 112

5.30. Resumen características TDM Realidad virtual/aumentada - Caso de estudio. . . . 115

5.31. Resultado Indicadores por escenario incluido el escenario extra - Caso de estudio. 116

CAPÍTULO 1

Introducción

Según la teoría de la difusión de *Rogers* [1], la adopción de innovaciones se refiere al proceso en el que los individuos o grupos adquieren, aceptan y utilizan ideas, productos, servicios o prácticas en un sistema social. Este proceso implica la toma de decisiones basada en la percepción de las características de la innovación y su evaluación de beneficios y costos. La teoría de *Rogers* ha sido aplicada en diversos campos para comprender y promover la adopción de innovaciones en la sociedad [2].

En referencia al sector productivo, se tiene una reconceptualización de los sistemas de manufactura de las empresas productivas en la medida en que las innovaciones tecnológicas evolucionan. Actualmente se está viviendo una transformación de la industria, con la implementación de Tecnologías Digitales de Manufactura (TDM) convirtiéndola en *Smart Manufacturing*. Algunas características incluyen digitalización, orientación al servicio, dispositivos de automatización inteligentes y conectados, y redes de suministro colaborativas habilitadas por análisis avanzados [3].

El proceso de adopción de TDM implica decidir si se utiliza o no una innovación tecnológica dentro de un sistema de manufactura. Debido a que el proceso de adopción de tecnología involucra distintas perspectivas (e.g., social, ambiental, comportamental, etc.), se han desarrollado algunos modelos para analizar este proceso. Entre ellos, destacan los modelos clásicos de adopción de tecnologías que presentan una estructura conceptual de los agentes involucrados en el proceso de adopción y de sus relaciones [4]. Del mismo modo, se utilizan modelos de toma de decisión clásicos para analizar los criterios, o agentes que tienen mayor influencia en la adopción de TDM.

La inversión en adopción de TDM es usualmente elevada, además está el riesgo en inversiones falsas, como tecnologías deficientes, tecnologías inmaduras, y tecnologías poco aprovechadas. Esto es particularmente complejo para las pequeñas y medianas empresas (PYMES), dadas sus características de disponibilidad limitada de recursos y en algunos casos conocimiento limitado de las TDM [5], [6] y [7].

El objetivo de este estudio es proponer un modelo de decisión para la adopción de TDM en PYMES, centrándose en sus características operativas, que evalúe el aprovechamiento eficaz tanto individual como en conjunto de estas tecnologías, considerando el concepto de **interoperabilidad**.

1.1. Problema de investigación

En este estudio, se aborda el desafío de la adopción de TDM en sistemas de manufactura, enfocándose especialmente en las PYMES, con el objetivo de impulsar la transformación de la industria hacia *Smart Manufacturing*. La utilización de TDM está generando un impacto significativo en el panorama de la fabricación, mejorando la competitividad de las empresas y abriendo nuevas oportunidades.

Smart Manufacturing se caracteriza por la digitalización de los procesos, la orientación hacia servicios, la implementación de dispositivos inteligentes y conectados entre sí, así como la colaboración en redes de suministro habilitadas para análisis avanzados, entre otras características. Los objetivos de esta transformación incluyen el aumento de la productividad de fabricación, la mejora de procesos internos, la introducción de nuevos productos, y la adquisición de modelos comerciales competitivos [8] y [9].

Dado que el proceso de adopción de tecnología involucra diversas perspectivas como aspectos sociales, ambientales y comportamentales, se han llevado a cabo diversos estudios que analizan este proceso desde diferentes enfoques, como modelos de adopción de tecnologías, modelos conceptuales y modelos multicriterio o combinaciones. Los resultados de estos estudios indican claramente que las TDM han sido objeto de análisis desde diversas perspectivas, debido a la significativa relevancia que poseen en relación con las mejoras anticipadas en el ámbito de los conceptos de *Smart Manufacturing* e Industria 4.0 (I4.0) [10], [11] y [12].

Entre los modelos de adopción de tecnologías y teorías más destacados se encuentran: la Teoría de la Difusión de Innovaciones (DOI), el Modelo Tecnología Organización Entorno (TOE), el Modelo de Aceptación de Tecnología (TAM), la Teoría de la Conducta Planificada (TPB), la Teoría Unificada de Aceptación y Uso de Tecnología (UTAUT), Teoría de la Acción Razonada (TRA), entre otros. Estos modelos tienen como objetivo comprender y determinar los factores críticos que influyen en el proceso de adopción [3]. Se caracterizan por presentar una estructura conceptual definida, compuesta por bloques que representan constructos, o factores, y líneas que establecen las relaciones hipotéticas entre ellos [13], [14], [15], [16] y [17].

Los modelos conceptuales como *frameworks* y arquitecturas, rutas de adopción, modelos de madurez ofrecen un punto de referencia hacia la transformación de la industria. Los *frameworks* y arquitecturas presentan un panorama general de los sistemas involucrados en el concepto de *Smart Manufacturing*, mientras las rutas de implementación ofrecen una guía para abordar esta transformación. Por otro lado, los modelos de madurez clasifican en niveles el grado de implementación de *Smart Manufacturing* según el grado de inteligencia y cantidad de TDM [4], [18], [19] y [20].

Dado que en este proceso de adopción intervienen muchas variables, tanto cualitativas como cuantitativas, investigaciones como [21], [22] y [23] proponen abordar la adopción de TDM como un problema de toma de decisiones bajo herramientas de decisión multicriterio de una forma sistemática y científica. Algunos de los métodos multicriterio incluyen: el Modelo de Suma Ponderada (WSM), el Modelo de Producto Ponderado (WPM), el Proceso de Jerarquía Analítica (AHP), el Proceso de Red Analítica (ANP), la Eliminación y Elección traduciendo la realidad (ELECTRE), el Método de Organización de Clasificación de Preferencias para Evaluaciones de Enriquecimiento (PROMETHEE), la Técnica para la Orden de Preferencia por Similitud a una Solución Ideal (TOPSIS), la Optimización Multicriterio y Compromiso de Soluciones (VITKOR), entre otros [24], [25], [26], [27] y [28].

A pesar de que estos estudios se centran en analizar la adopción de TDM, también revelan importantes desafíos para la adopción de estas tecnologías y la transformación hacia *Smart Manufacturing*. Entre estos desafíos se mencionan los elevados costos iniciales de implementación, la falta de conocimiento profundo en las tecnologías y en sus aplicaciones, falta de estándares comunes y la heterogeneidad de los sistemas, resistencia al cambio por la parte de los operarios, vulnerabilidad de los datos, actualizaciones constantes en las tecnologías que afectan la estabilidad y flexibilidad de los sistemas, difícil estimación de los beneficios [4], [29], [30] y [31]. Además de tecnologías deficientes, inmaduras, y poco aprovechadas [2] y [3]. La Figura 1.1, resume estos desafíos.

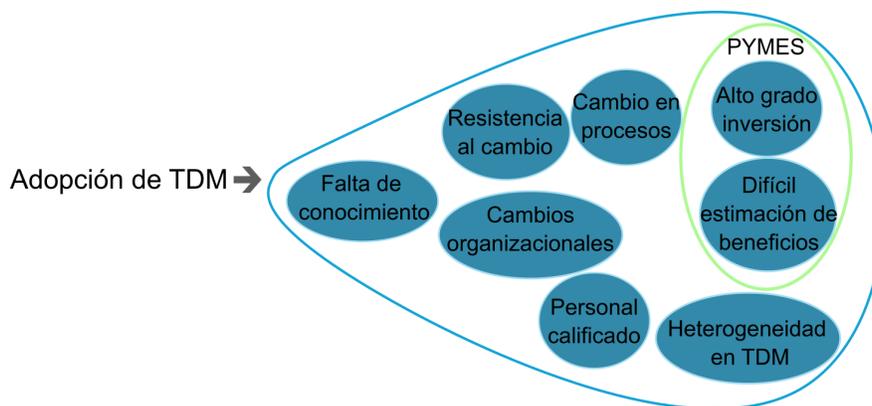


Figura 1.1: Problemática en la adopción de TDM. Fuente propia.

En el contexto de Colombia, el desarrollo de las TDM ha tenido un impacto significativo en la mayoría de los sectores, incluyendo las PYMES tal como se presenta en [32] y [33]. Sin embargo, algunos informes, como [20] y [23], indican que estas empresas a menudo se sienten abrumadas al tomar decisiones estratégicas y operativas sobre el qué, por qué, cuándo, dónde, quién y cómo pueden incorporar diferentes TDM en su sistema de manufactura. Como se resalta en [34], “*Las PYMES saben que hay que hacer algo, pero no saben cómo ni por dónde empezar*”. Existe un alto nivel de incertidumbre en la inversión al adoptar las TDM y recibir el mejor beneficio de estas [35], [36] y [37].

A pesar de la creciente investigación sobre la adopción de TDM, se ha identificado una brecha en el análisis del aprovechamiento tecnológico. Las investigaciones han priorizado el estudio de los efectos que las TDM tendrán sobre los procesos [6] y [38], descuidando la evaluación de la utilización y subutilización del potencial de estas tecnologías. Cabe resaltar que el aprovechamiento tecnológico se refiere al uso de las características de las tecnologías, mientras que el desaprovechamiento tecnológico (análogamente referido en este documento como “desperdicio tecnológico”) se refiere a la incapacidad de aprovechar plenamente el potencial de estas.

Para abordar esta problemática, esta investigación propone un modelo de toma de decisiones para la adopción de TDM en PYMES, que se basa en el aprovechamiento tecnológico, considerando el concepto de interoperabilidad. El objetivo de este modelo es identificar un conjunto de TDM que se ajuste a las necesidades y características específicas de las PYMES, promoviendo el aprovechamiento eficaz de las TDM en la PYMES, es decir aprovechar su potencial para mejorar el desempeño del proceso.

En ese sentido, la pregunta que abandera esta investigación es la siguiente: ¿Cómo la evaluación del desperdicio tecnológico ayuda a definir el alcance en la adopción de TDM en una empresa PYME del sector productivo en el Departamento del Cauca, de tal manera que se optimice el aprovechamiento eficaz?

1.2. Justificación

En Colombia, las PYMES son definidas, según las leyes, como aquellas que poseen una planta de personal inferior a 200 empleados y activos totales de hasta 30000 salarios mínimos mensuales vigentes [39]. Estas empresas representan entre el 90 % y el 99 % del parque empresarial nacional y son fundamentales para el desarrollo del país debido a que generan aproximadamente, 79 % del empleo y aportan 40 % al producto interno bruto [33], [40]. Las PYMES tienen una estructura organizacional interna simple con menos procesos y sistemas formales que una empresa de gran tamaño, lo que facilita la toma de decisiones ágil. Sin embargo, debido a su tamaño reducido, también enfrentan desafíos y debilidades intrínsecas.

Una de estas debilidades es la limitación de recursos. Las PYMES suelen contar con recursos financieros, tecnológicos y humanos limitados, lo que puede dificultar su capacidad para invertir en nuevas tecnologías, expandirse o competir en igualdad de condiciones con las grandes empresas. Además, el acceso a financiamiento puede resultar complicado debido a que las instituciones financieras suelen ser cautelosas al otorgar créditos a estas empresas. Otra debilidad proviene del enfoque de mercado específico, limitando el alcance y disminuyendo su competitividad en comparación con otras empresas que operan en múltiples segmentos.

La adopción de tecnologías digitales en las PYMES ha representado avances en la última década en su competitividad. Para responder a esta necesidad en el departamento del Cauca, se ha incluido en el plan de desarrollo 2020-2022 una iniciativa de tecnologías de la información y las comunicaciones enfocada en la transformación digital para el crecimiento empresarial, dentro de la línea estratégica 3. El objetivo de esta iniciativa es apoyar a las empresas PYMES con la adopción de TDM [41].

La intención de este proyecto de investigación es contribuir a la iniciativa de aumentar la competitividad de las PYMES mediante el aprovechando eficaz de las TDM. Desde una perspectiva teórica, se propone un modelo para la adopción de TDM en PYMES que incluye el uso de modelos teóricos, variables dinámicas y análisis cuantitativo. Paralelamente, se busca adaptar las definiciones conceptuales de *Smart Manufacturing* a un entorno práctico a través de un caso de estudio, con el propósito de ajustar el modelo propuesto a las características y particularidades de la PYME seleccionada.

1.3. Objetivos de la investigación

Objetivo General

Proponer un modelo para la toma de decisiones enfocado en la adopción de pilares tecnológicos de I4.0, para una pequeña o mediana empresa, a partir de indicadores de aprovechamiento tecnológico eficaz.

Objetivos específicos

1. Definir los aspectos de las Tecnologías digitales de manufactura que permiten evaluar su adopción en el marco de las PYMES.
2. Determinar las variables que intervienen en el modelo a través de las cuáles se pueda decidir sobre las estrategias a implementar en el tipo de sistema escogido.
3. Desarrollar un modelo de adopción de las tecnologías de manufactura digital que permita cuantificar el desempeño de las tecnologías a partir del desperdicio tecnológico.
4. Evaluar el modelo en un caso de estudio de la región.

1.4. Contribuciones

Entre las principales contribuciones de esta investigación se tiene:

- Modelo para adopción de TDM en PYMES:** se proporciona a los usuarios una guía para seleccionar las TDM que mejor se adapten a las características de su empresa.
- Indicador de desempeño de TDM:** permite medir el uso del potencial de las TDM, considerando tanto sus características individuales como su interoperabilidad con otras TDM.
- Framework para parametrización de TDM en Software de simulación de operaciones:** permite caracterizar las TDM que forman parte del proceso de manufactura en una herramienta de simulación de procesos.

La Figura 1.2 muestra la relación entre las contribuciones mencionadas anteriormente. El modelo de decisión sirve como guía para seleccionar las TDM (a), mientras que el indicador de desempeño de TDM es uno de los criterios evaluados en dicho modelo (b). Similarmente, el *framework* de parametrización forma parte de la evaluación de las TDM en el proceso de manufactura de la empresa y es usado dentro del modelo con el objetivo de identificar el impacto de la adopción de distintas TDM (c).

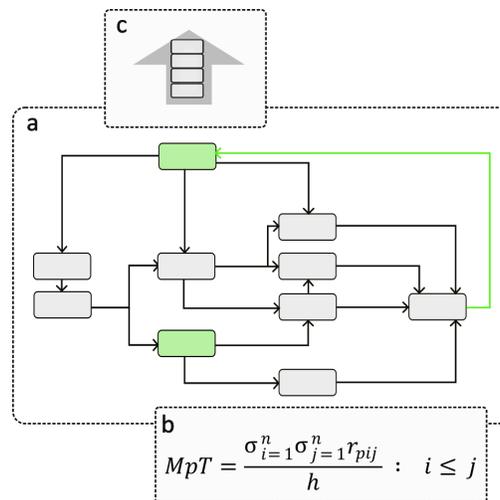


Figura 1.2: Representación de las contribuciones. Fuente propia.

1.5. Organización del documento

El presente documento está conformado por seis capítulos. En el Capítulo 1, se realiza una introducción al tema. El Capítulo 2 explora los conceptos y enfoques relacionados a la adopción de TDM en PYMES presentes en la literatura.

En el Capítulo 3, se presenta una propuesta para evaluar el aprovechamiento tecnológico, para abordar el objetivo principal de esta investigación. En el Capítulo 4, se desarrolla metodológicamente el modelo de adopción de TDM. El Capítulo 5 expone los resultados del modelo propuesto y destaca los hallazgos a partir de un caso de prueba de concepto. El Capítulo 6, se lleva a cabo la discusión de los resultados obtenidos. Finalmente, en el Capítulo 7 se presentan las conclusiones de la investigación.

1.6. Publicaciones

Las publicaciones derivadas de esta investigación:

- Tumbajoy Cardona, L. M., & Muñoz-Añasco, M. (2023). A novel technological performance measurement indicator: a smart manufacturing approach. *Gestão & Produção*, 30, e9622.
DOI: <https://doi.org/10.1590/1806-9649-2023v30e9622>
- Tumbajoy, L. M., Muñoz-Añasco, M., & Thiede, S. (2022). Enabling Industry 4.0 impact assessment with manufacturing system simulation: an OEE based methodology. *Procedia CIRP*, 107, 681-686.
DOI: <https://doi.org/10.1016/j.procir.2022.05.045>
- Tumbajoy, L. M., & Muñoz-Añasco, M. (2022). Analysis factors in the adoption of digital manufacturing technologies in SMEs. In *Intelligent Manufacturing and Energy Sustainability: Proceedings of ICIMES 2021* (pp. 571-579). Springer Singapore.
DOI: https://doi.org/10.1007/978-981-16-6482-3_56

Revisión de la literatura

Esta investigación se centra en la adopción de TDM en PYMES, bajo el concepto de *Smart manufacturing*. En este capítulo es establecido el contexto necesario para los capítulos posteriores. Este contexto inicia con una sección de conceptualización. A continuación se presenta una revisión del estado del arte, comenzando con una revisión de la literatura sobre enfoques de adopción de TDM, seguido de una revisión de la evaluación del desempeño de las TDM. Por último, se examinan los trabajos afines que persiguen objetivos similares.

2.1. Conceptualización

2.1.1. Tecnologías digitales de manufactura

En la actualidad, la industria está experimentando un proceso de digitalización mediante la adopción de nuevas tecnologías de la información y la comunicación (TIC). Estas tecnologías, conocidas como TDM, están siendo ampliamente aplicadas en los sistemas de manufactura, abarcando desde el nivel de producción hasta el nivel de suministro y planeación [42] y [43].

Frecuentemente, las TDM se asocian con los conceptos de *Smart Manufacturing* e Industria 4.0 (I4.0). En el caso de *Smart Manufacturing*, se enfocan en el uso de tecnologías avanzadas y sistemas inteligentes para mejorar la eficiencia, flexibilidad y productividad en los procesos de manufactura [11] y [44].

Por otro lado, I4.0 implica la interconexión y digitalización de todos los aspectos de la cadena de valor industrial, incluye tanto la manufactura inteligente, así como la digitalización de la cadena de suministro, logística, mantenimiento, gestión de activos y otros procesos empresariales [45].

Es decir, las TDM son utilizadas específicamente para mejorar la manufactura bajo el concepto de *Smart Manufacturing*, mientras que, si su aplicación abarca una visión más amplia de la digitalización de toda la industria, incluyendo aspectos empresariales diversos, se habla de I4.0.

A continuación, se describen algunas de las tecnologías conocidas como TDM:

- **Big data:** Análisis y gestión de grandes cantidades de datos para optimizar diferentes procesos industriales, mejorar el consumo de energía y la calidad de la producción [45], [46] y [47].
- **Blockchain:** consiste en una cadena de bloques (*blockchain*) que contiene registros de transacciones o eventos, los cuales están enlazados y asegurados mediante técnicas criptográficas [17].
- **Ciberseguridad:** Seguridad al intercambio de información en todo el sistema [45], [48] y [49].
- **Computación en la nube:** Servicios computacionales a través de recursos visualizados y escalables a través de internet. Ayuda a almacenar datos masivos en tiempo real que son recopilados de diversas fuentes para fines de fabricación industrial [45], [47] y [50].
- **Fabricación aditiva:** Fabricación de piezas a partir de la superposición de capas de un material, normalmente en polvo, para la obtención de un modelo 3D, sin necesidad de moldes de ningún tipo [45], [47] y [48].
- **Gemelo digital:** réplica virtual o representación digital de un objeto, sistema o proceso físico del mundo real (*digital twin*). Esta representación se crea utilizando datos en tiempo real, sensores y tecnologías de modelado y simulación [51].
- **Internet de las cosas (IoT):** Conjunto de redes en el que varios objetos están integrados con sensores electrónicos, actuadores u otros dispositivos digitales para que puedan conectarse entre sí y conectarse en red con el propósito de intercambiar datos [45], [47], [48] y [52].
- **Machine learning:** Grupo de técnicas informáticas que se enfocan en extraer conocimiento útil de *Big Data*, y tomar decisiones apropiadas [48] y [53].
- **Realidad aumentada:** Conjunto de técnicas que permite la aplicación de elementos virtuales sobre una representación de la realidad física [45], [47] y [54].
- **Robots industriales:** Son robots que pueden operar de forma flexible sin *casi ninguna* intervención humana. Se utilizan para realizar tareas repetitivas o peligrosas. Capaces de trabajar al lado de los humanos y aprender de ellos [47], [48] y [50].

- **Simulación:** Uso de modelos computacionales para representar y analizar sistemas. Permite crear un entorno virtual que replica el funcionamiento de una fábrica o proceso de fabricación [48], [50] y [54].
- **Sistemas ciberfísicos:** integración de sistemas computacionales y físicos interconectados que colaboran y se comunican entre sí para tomar decisiones y realizar acciones en tiempo real [55].
- **Sistemas de integración vertical y horizontal:** Plataformas que permitan la interoperabilidad entre los sistemas desarrollados, basados en estándares industriales para que el intercambio de información sea posible [47], [50], [52] y [56].

2.1.2. Enfoques en el proceso de adopción de tecnologías digitales de manufactura

El proceso de adopción de TDM ha sido abordado desde diversas perspectivas, las cuales se exponen a continuación:

Modelos de adopción de tecnologías

Un modelo de adopción de tecnología es un marco teórico o conceptual que se utiliza para comprender y analizar cómo las personas, los grupos o las organizaciones adoptan y utilizan nuevas tecnologías. Estos modelos están diseñados para explicar los factores que influyen en la adopción de tecnología y cómo afectan el proceso de adopción.

Cuando se realiza un estudio que involucra la implementación de una o varias TDM, generalmente es utilizando algún modelo de adopción de tecnologías presente en la literatura o una adaptación de este. Entre los modelos y teorías más destacados se encuentran los siguientes: DOI, TOE, TAM, TPB, UTAUT, entre otros [2] y [14].

Estos modelos tienen como objetivo ayudar a comprender y determinar qué factores críticos influyen en este proceso [3]. Se caracterizan por presentar una estructura conceptual definida, construida por bloques y líneas que los relacionan. Los bloques representan constructos, o factores, que a su vez pueden contener otros factores más específicos. Mientras las líneas representan la relación que existe entre los constructos (hipótesis). La Figura 2.1 ilustra uno de estos modelos.

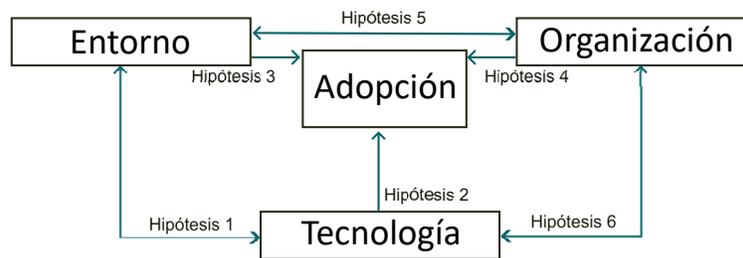


Figura 2.1: Ejemplo modelo TOE. Fuente [14].

Una vez que el modelo de adopción ha sido adaptado al estudio en particular, comienza el proceso de validación. Para ello, la mayoría de los estudios utiliza cuestionarios o encuestas como herramientas de recolección de datos para validar las hipótesis formuladas. Es común el uso de la escala de *Likert* como herramienta de medida en este tipo de cuestionarios, ya que los factores analizados suelen ser cualitativos. Además, con esta escala se pueden proporcionar las respuestas en diferentes niveles de medición desde un punto de vista cuantitativo [57]. Una vez recopilados los datos de los cuestionarios, se procesan utilizando herramientas estadísticas como el coeficiente alfa en *Cronbach* o la varianza media extraída para el análisis de confiabilidad y calidad.

Luego, las hipótesis propuestas se evalúan a partir de estos datos utilizando herramientas de relación de constructos como el modelado de ecuaciones estructurales (SEM), método de mínimos cuadrados parciales (PLS-SEM), análisis de redes neuronales y análisis de regresión múltiple. La interpretación de los datos a través de estas herramientas ayuda a establecer si el modelo es correcto y a aceptar o rechazar las hipótesis propuestas [58].

En estos estudios han sido evaluadas diferentes TDM en diversos entornos, siguiendo los modelos y constructos definidos e incluso se han realizado adaptaciones, lo que demuestra la amplitud de su aplicabilidad. Los modelos de este tipo son herramientas analíticas basadas en evaluaciones subjetivas realizadas por los involucrados.

Modelos de referencia *Smart Manufacturing* e I4.0

Un modelo de referencia o arquitectura de referencia es un conjunto de patrones, estándares y especificaciones que proporciona un enfoque común y una estructura de referencia para abordar problemas dentro de un campo o industria particular.

En la literatura se han identificado varios modelos de referencia relacionados con *Smart Manufacturing* e I4.0. Estos modelos proporcionan una estructura conceptual para *Smart Manufacturing* e I4.0, identificando los sistemas involucrados y las TDM relevantes. Aunque cada modelo presenta una estructura única, todos ellos comparten la presencia de niveles o dimensiones, así como el intercambio de información entre estos niveles. Algunos de estos modelos son los siguientes:

- **Arquitectura de referencia de internet industrial (IIRA):** Esta arquitectura brinda un marco para la convergencia de TIC en entornos industriales. Esta arquitectura está compuesta de capas que representan los diferentes niveles y funciones en el entorno industrial, como la capa de sensorización y adquisición de datos, la capa de procesamiento y análisis de datos, la capa de comunicación y conectividad, la capa de control y automatización, y la capa de aplicaciones y servicios [59].
- **Modelo de arquitectura de referencia de cadena de valor industrial (*Industrial Value Chain Reference Architecture - IVRA*):** Esta arquitectura proporciona un marco estructurado para la integración de sistemas y procesos en la cadena de valor industrial. Fue desarrollada con el objetivo de facilitar la adopción de la I4.0 y la transformación digital en la industria manufacturera a través de la implementación de TDM [60].
- **Modelo de referencia de arquitectura para industria 4.0 (RAMI 4.0):** Esta arquitectura combina elementos cruciales de I4.0 en una estructura de tres capas tridimensionales. Cada dimensión representa un eje clave: Niveles jerárquicos, Ciclo de vida y Cadena de valor, y capas de arquitectura. El objetivo de esta arquitectura es establecer un enfoque común y una base sólida para la integración de los sistemas de producción, las TDM y los procesos empresariales en el contexto de la transformación digital de la industria [61].

Mapas de ruta (*Roadmaps*)

Un mapa de ruta es una representación visual o una planificación detallada que muestra el camino a seguir para alcanzar un objetivo o una serie de objetivos en un proyecto. Es una herramienta utilizada en diversos campos, como la gestión de proyectos, la estrategia empresarial, la investigación y el desarrollo, entre otros.

Los *roadmaps* suelen incluir una línea de tiempo que muestra las etapas clave del proyecto o plan, los hitos importantes, las tareas específicas que deben completarse en cada etapa y los recursos necesarios para lograr los objetivos. También pueden contener información sobre los responsables de cada tarea, los costos asociados y los posibles riesgos y desafíos a superar.

En el contexto de la adopción de TDM tecnología, diversos autores señalan que el primer paso para la implementación de *Smart Manufacturing* e I4.0 consisten en el desarrollo de una estrategia integral guiada basada en un *roadmap* [10] y [62].

Modelos de madurez

Un modelo de madurez, es una herramienta o marco de referencia utilizado para evaluar y medir el nivel en una determinada área o dominio.

Estos modelos proporcionan una estructura para evaluar cómo una organización se desempeña en términos de prácticas, procesos, habilidades, capacidades, tecnologías y resultados esperados. También, categorizan los objetivos de *Smart Manufacturing*, permiten identificar la situación actual de una empresa y proponer una estrategia para alcanzar mejoras continuas [62]. Son herramientas valiosas para evaluar el grado de preparación y adopción de la I4.0, así como para identificar las TDM disponibles en la organización.

Cada modelo presenta dimensiones y niveles de evaluación específicos que abarcan aspectos como cultura organizacional, tecnología, estrategia, liderazgo y capacidades de producción.

2.1.3. Herramientas de análisis del proceso de adopción de tecnologías digitales de manufactura

Modelos de decisión multicriterio (MCDM)

Un modelo de decisión multicriterio es una metodología o enfoque utilizado para tomar decisiones cuando existen múltiples criterios o factores a considerar. En situaciones complejas donde hay diversas alternativas y cada una de ellas tiene diferentes ventajas y desventajas en términos de múltiples criterios, el MCDM ofrece un marco para evaluar y comparar estas opciones de manera más sistemática y objetiva. Los métodos de MCDM destacados en la literatura incluyen: WSM, WPM, AHP, ANP, ELECTRE, PROMETHEE, TOPSIS, VITKOR, entre otros [24], [25], [26] y [63].

El objetivo de los modelos de MCDM es seleccionar la mejor alternativa entre un conjunto de opciones, basándose en una lista de criterios definidos previamente. En primer lugar, se define el problema y el conjunto de alternativas. A continuación, se determinan los criterios de análisis implicados en el problema y se les otorga un peso según su grado de importancia. Finalmente, mediante interacciones cuantitativas, se ordena o clasifica el conjunto de alternativas para identificar la mejor opción en función de los criterios definidos inicialmente. Este proceso permite tomar decisiones fundamentadas y racionales en contextos donde múltiples factores deben ser considerados [26] y [27].

En el contexto de MCDM para la adopción de TDM, dos métodos ampliamente utilizados son el TOPSIS y el AHP, como se menciona en [64] y [65]. Estos métodos son altamente reconocidos por su eficiencia y aplicabilidad en una variedad de situaciones de toma de decisiones.

■ TOPSIS

El método TOPSIS se basa en el principio de encontrar la mejor alternativa en relación a un conjunto de criterios predefinidos. Al emplear este método, se debe elegir una alternativa que se encuentre más cerca de la solución ideal y alejada de la solución antiideal.

Siguiendo los pasos en [63], el TOPSIS se describe de la siguiente manera:

1. Considere una matriz de evaluación que consta de m alternativas y n criterios, con la intersección de cada alternativa y criterio dada como x_{ij} , por lo tanto se tiene una matriz $[x_{ij}]_{m \times n}$, con $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$. Adicionalmente, considere una lista de pesos w_j , ponderando cada criterio tal que $\sum_{j=1}^n w_j = 1$.
2. La matriz $[x_{ij}]_{m \times n}$ se normaliza para formar la matriz $R = [r_{ij}]_{m \times n}$, usando la normalización "clásica"

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{k=1}^m x_{kj}^2}}, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (2.1)$$

3. Calcular la matriz de decisión normalizada ponderada $[v_{ij}]_{m \times n}$, tal que $v_{ij} = r_{ij} \cdot w_j$
4. Determinar la solución ideal ($A^+ = \{v_1^+, v_2^+, \dots, v_j^+, \dots, v_n^+\}$) y la solución antiideal ($A^- = \{v_1^-, v_2^-, \dots, v_j^-, \dots, v_n^-\}$):

$$A^+ = \left\{ \left(\max_k v_{kj} \forall j \in J_+ \right), \left(\min_k v_{kj} \forall j \in J_- \right) \mid k = 1, 2, \dots, m \right\} \quad (2.2)$$

$$A^- = \left\{ \left(\min_k v_{kj} \forall j \in J_+ \right), \left(\max_k v_{kj} \forall j \in J_- \right) \mid k = 1, 2, \dots, m \right\}, \quad (2.3)$$

donde, $J_+ = \{j = 1, 2, \dots, n \mid j\}$ agrupa los criterios con impacto positivo, mientras que $J_- = \{j = 1, 2, \dots, n \mid j\}$ los criterios de impacto negativo.

5. Calcular la separación de las soluciones ideales (positiva y negativa) con las alternativas usando la distancia Euclidiana:

$$D_k^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{kj} - v_j^+)^2}, \quad \forall k = 1, 2, \dots, m \quad (2.4)$$

$$D_k^- = \sqrt{\sum_{j=1}^n (v_{kj} - v_j^-)^2}, \quad \forall k = 1, 2, \dots, m \quad (2.5)$$

6. Calcular las similitudes respecto a la solución ideal:

$$C_k^+ = \frac{D_k^-}{D_k^+ - D_k^-}, \quad \forall k = 1, 2, \dots, m \quad (2.6)$$

donde, $C_k^+ \in [0, 1]$. Finalmente, el resultado se puede obtener al ordenar de forma descendente los valores en C_k^+ para elegir la mejor alternativa ($\max_k C_k^+$).

Aunque la metodología TOPSIS proporciona una solución óptima con la distancia más lejana desde la solución antiideal y la distancia más cercana a la solución ideal, no se considera la importancia relativa de estas distancias [64]. La Figura 2.2 es una representación gráfica del método TOPSIS.

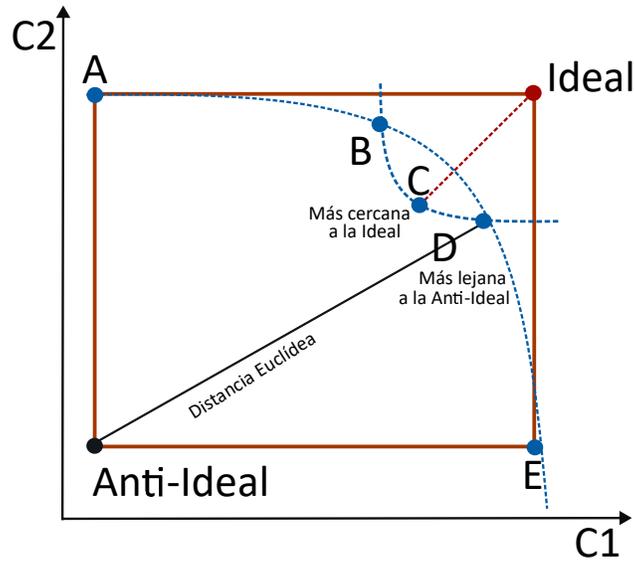


Figura 2.2: Representación gráfica del TOPSIS. Fuente [64].

■ AHP

Por otro lado, el método AHP se utiliza para determinar la importancia relativa de los diferentes criterios en la toma de decisiones. Mediante una estructura jerárquica de criterios y subcriterios, se asignan pesos a cada uno de ellos utilizando comparaciones pareadas y una escala de preferencias. El AHP proporciona una manera de priorizar los criterios y establecer una jerarquía de preferencias, lo que permite una evaluación más precisa y fundamentada en la toma de decisiones [26] y [66].

Siguiendo los pasos en [67], el AHP se puede describir de la siguiente manera:

1. Definir los criterios y subcriterios relevantes para la toma de decisiones n .
2. Comparar entre estos criterios y subcriterios utilizando una escala de referencia, generalmente la escala de Saaty [67], presente en la Tabla 2.1. Con estas comparaciones, se construyen la matriz de comparación $P = [p_{ij}]_{n \times n}$.
3. Normalizar la matriz de comparación:

$$\hat{p}_{ij} = \frac{p_{ij}}{\sum_{k=1}^n p_{kj}}, \quad i = 1, 2, \dots, n, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (2.7)$$

4. Calcular los pesos relativos usando la media aritmética en cada fila:

$$w_i = \frac{\sum_k \hat{p}_{ik}}{n}, \quad i = 1, 2, \dots, n \quad (2.8)$$

5. Basándose en los pesos relativos obtenidos, se realiza una priorización de los criterios y subcriterios. Estos resultados se utilizan como base para la toma de decisiones.

6. Calcular el índice de consistencia (CI) y el radio de consistencia (CR):

$$\lambda = \text{máx}\{\text{eig}(P)\} \quad (2.9)$$

$$CI = \frac{\lambda - n}{n - 1} \quad (2.10)$$

$$CR = \frac{CI}{R(n)}, \quad (2.11)$$

donde, $\text{eig}(P)$ representa los eigenvalores de la matriz de comparación y los índices aleatorios según [67] $R = \{0, 0, 0.58, 0.9, 1.12, 1.24, 1.32, \dots\}$.

En este método, es crucial llevar a cabo la prueba de consistencia, donde son evaluadas las comparaciones pareadas entre criterios y subcriterios. En una escala del 0 al 1, la inconsistencia no debería exceder el 0.10; este requisito no debe ser mucho más pequeño, como el 1 % o el 0.1 %. La razón es que la propia inconsistencia es importante, ya que sin ella no se puede admitir el nuevo conocimiento que cambia el orden de preferencias. Suponer que todo conocimiento es consistente contradice la experiencia, que requiere un ajuste continuo en la comprensión. Por lo tanto, el objetivo de desarrollar un marco amplio y coherente depende de admitir cierta inconsistencia. Esto también explica por qué el número de elementos comparados debe ser pequeño. Si el número de elementos es grande, sus prioridades relativas serían pequeñas y los errores podrían distorsionar considerablemente estas prioridades. Para que esto suceda, los elementos deben ser menores a 10, de manera que sus valores en conjunto sean mayores al 10 % cada uno, y así permanezcan relativamente afectados por un error del 1 % [67] y [68].

Intensidad de la importancia	Definición	Explicación
1	Igual importancia	Los dos factores contribuyen igualmente al objetivo
3	Importancia moderada de uno sobre otro	La experiencia y el juicio favorecen ligeramente uno sobre el otro
5	Importancia sustancial de uno sobre otro	La experiencia y el juicio favorecen fuertemente uno sobre el otro
7	Importancia fuerte de uno sobre otro	La experiencia y el juicio favorecen muy fuertemente uno sobre el otro
9	Importancia muy fuerte de uno sobre otro	Las pruebas a favor de la otra opción son de la más alta afirmación posible
2,4,6,8	Valores intermedios	

Tabla 2.1: Escala Saaty. Fuente [67].

■ TOPSIS - AHP

En algunos estudios, se ha mencionado que usualmente el TOPSIS se implementa en conjunto con otros métodos, como AHP y *fuzzy*. En el método híbrido TOPSIS-AHP, se combina el cálculo de la proximidad a la solución ideal del TOPSIS con la asignación de pesos de criterios del AHP. Este enfoque híbrido permite tomar decisiones más fundamentadas y robustas, considerando tanto la importancia de los criterios como la similitud con la solución ideal [69]. Primero se realiza el análisis AHP para determinar los pesos relativos de los criterios, y formar la matriz de comparación a través de una escala establecida. Luego, se sigue el proceso regular del TOPSIS. Formalmente, el método TOPSIS-AHP se define en los siguientes pasos:

1. Definir los criterios y subcriterios relevantes para la toma de decisiones y calcular los pesos relativos siguiendo los pasos del método AHP en la sección 2.1.3. Realizar la prueba de consistencia.
2. Los pesos encontrados definen la lista w_j utilizada en el TOPSIS. Continuar con los pasos del método TOPSIS en la sección 2.1.3.

■ TOPSIS - AHP GAUSSIANO

En el estudio [12], se propone una variación del AHP llamada AHP-GAUSSIANO, que permite obtener los pesos relativos a partir de las entradas cuantitativas de las alternativas de cada criterio en análisis. Es decir, los datos de la matriz de decisión se utilizan para calcular los pesos relativos. Los pesos se calculan como un factor Gaussiano para cada criterio, que relaciona la media de las alternativas de cada criterio con la desviación estándar de los criterios basándose en la muestra de las alternativas. Formalmente, el TOPSIS-AHP-GAUSSIANO sigue el siguiente algoritmo:

1. Considere una matriz de evaluación que consta de m alternativas y n criterios, con la intersección de cada alternativa y criterio dada como x_{ij} , por lo tanto se tiene una matriz $[x_{ij}]_{m \times n}$, con $i = 1, 2, \dots, m$, $j = 1, 2, \dots, n$.
2. La matriz $[x_{ij}]_{m \times n}$ se normaliza para formar la matriz $R = [r_{ij}]_{m \times n}$

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sum_{k=1}^m x_{kj}}, \quad i = 1, 2, \dots, m, \quad j = 1, 2, \dots, n, \quad (2.12)$$

3. Calcular los pesos usando AHP-GAUSSIANO:

$$cv_j = \frac{\sigma(r_{ij})}{\mu(r_{ij})}, \quad \forall j = 1, 2, \dots, n \quad (2.13)$$

$$w_j = \frac{cv_j}{\sum_{k=1}^n cv_k}, \quad \forall j = 1, 2, \dots, n \quad (2.14)$$

donde, $\mu(r_{ij})$ y $\sigma(r_{ij})$ representan la media y la desviación estándar de cada columna de la matriz normalizada.

4. Continuar con los pasos 3-6 del método TOPSIS en la sección 2.1.3.

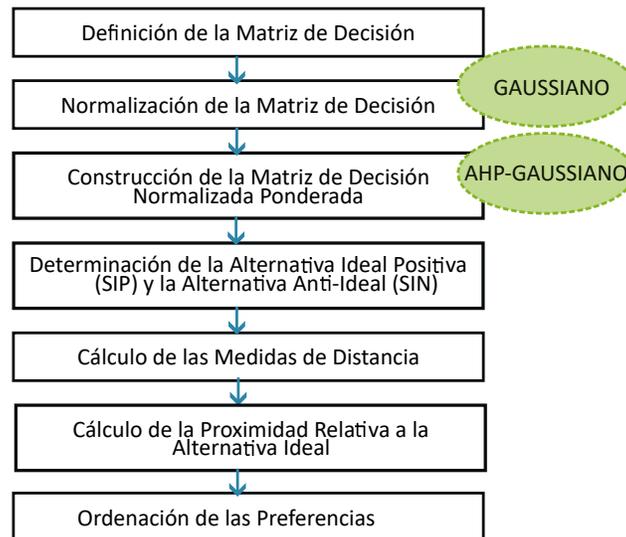


Figura 2.3: TOPSIS - AHP GAUSSIANO. Fuente propia.

La Figura 2.3 presenta el proceso del método TOPSIS, señalando donde se usan las variaciones del AHP y GAUSISANO.

Redes de Petri

Una Red de Petri (PN) es un modelo matemático y gráfico utilizado para representar y analizar sistemas concurrentes, distribuidos y paralelos. Una PN consta de dos tipos principales de elementos: lugares (representados mediante círculos) y transiciones (representados mediante rectángulos). Los lugares denotan estados o condiciones del sistema, y las transiciones denotan eventos o acciones. La conexión entre arcos y transiciones, a través de arcos dirigidos, establece una relación de precondition y habilitación de las transiciones [70].

La Ecuación (2.15), define una PN:

$$PN = (P, T, Pre, Post, M_0) \quad (2.15)$$

donde,

- P representa los lugares.
- T representa las transiciones.
- Pre es una matriz, que representa el arco de entrada de los lugares.
- $Post$ es una matriz, que representa el arco de salida de los lugares.
- M_0 representa la marca inicial de los lugares.

Dentro del ámbito de las PN, se encuentran variantes notables, tales como las Redes de Petri Coloreadas (CPN). La diferencia principal entre una PN convencional y una CPN radica en la capacidad de diferenciar las marcas en un lugar a través de una etiqueta llamada color. Estos colores pueden ser utilizados para representar atributos o características específicas de las marcas, lo que permite modelar sistemas más complejos y heterogéneos.

La Ecuación (2.16), define una CPN:

$$CPN = (PN, C, C_d) \quad (2.16)$$

donde,

- PN representa una PN generalizada.
- C representa un conjunto de colores.
- C_d representa el mapeo que asocia colores a lugares y transiciones.

Otra extensión significativa de las PN es conocida como Redes de Petri Jerárquicas (HCPN). Las HCPN se utiliza para representar sistemas complejos y de gran escala, al descomponer una red principal en subredes jerarquizadas. Este enfoque permite dividir un sistema en subconjuntos más manejables, cada uno de los cuales se modela como una PN independiente. Estas subredes de Petri se conectan mediante transiciones de entrada y salida, lo que facilita la representación y el análisis de sistemas con múltiples niveles de abstracción.

La Ecuación (2.17), define una HCPN:

$$HCPN = (CPN, T_{sub}, P_{port}, PT) \quad (2.17)$$

Donde,

- CPN representa una CPN convencional.

- T_{sub} representa un conjunto de transiciones de sustitución.
- P_{port} representa los lugares de entrada y salida de las transiciones de sustitución.
- PT representa la función que asigna los elementos tipo de puerto a P_{port} , de tres tipos posibles $PT = in, out, in/out$.

Simulación eventos discretos

La simulación de eventos discretos (DES) es una técnica informática para modelar el comportamiento de sistemas que cambian de estado de forma discontinua. Esto significa que los eventos en el sistema ocurren en momentos específicos en el tiempo y pueden tener un impacto significativo en el estado del sistema [71]. La simulación de eventos discretos se puede utilizar para analizar el rendimiento actual de un sistema, identificar oportunidades de mejora y probar nuevos diseños. Entre estos sistemas se incluyen las líneas de producción, redes de distribución, flotas de vehículos, y sistemas de atención médica

La DES se basa en tres conceptos clave:

- Entidades: Representan objetos en el sistema que pueden cambiar de estado.
- Eventos: Representan cambios en el estado de las entidades.
- Estados: Representan las condiciones de las entidades en un momento determinado.

2.2. Estado del Arte

Esta sección presenta una revisión de la literatura actual relacionada con dos temas fundamentales en el contexto de la adopción de TDM en PYMES. La primera sección aborda las distintas perspectivas desde las cuales se ha abordado el problema de esta investigación. La segunda sección se concentra en la evaluación del desempeño de las TDM.

2.2.1. Adopción de Tecnologías Digitales de Manufactura

En la literatura sobre la adopción de TDM en empresas, incluyendo PYMES, se han llevado a cabo numerosos estudios. No obstante, en este estudio, nos enfocamos específicamente en aquellos que abordan la adopción de manera sistemática, haciendo uso de herramientas estructurales o modelos predefinidos. Por lo tanto, se consideran aquellos trabajos que emplean modelos de adopción de tecnologías, modelos de referencia, *roadmaps*, modelos de madurez, MCDM.

Para iniciar, se realizó una revisión de artículos que abordan el proceso de adopción de TDM, incluyendo cualquier producción científica en idioma Inglés desde el año 2010 hasta el presente. Se consultaron las bases de datos: *Science Direct*, *IEEEExplore*, *Taylor and Francis* y *Google scholar*. La cadena de búsqueda utilizada fue (“*Smart Manufacturing OR Industry 4.0*”) AND (“*Technology adoption*”) AND (“*SMEs*”).

En Tabla 2.2 se presentan los artículos analizados en esta investigación. Este análisis se llevó a cabo siguiendo estas preguntas orientadoras:

- **PO1:** ¿Cómo ha sido abordada la adopción de TDM en estos modelos?
- **PO2:** ¿Qué factores han sido objeto de análisis en la adopción de TDM ?
- **PO3:** ¿Qué TDM se mencionan?

Sobre la **PO1**, en primer lugar, presentaremos los estudios que aplican modelos de adopción de tecnologías para analizar la adopción de TDM. Por ejemplo, en [37], los autores utilizan el modelo TAM para examinar los beneficios y desafíos de implementar TDM en las PYMES, considerando factores externos, desafíos percibidos y beneficios percibidos como constructos generales.

Otro ejemplo del uso del modelo TOE se encuentra en [72], donde se identifica la relación del *blockchain* con la gestión de la cadena de suministro. De manera similar, en [13], se adapta el modelo TOE y el modelo UTAUT, considerando constructos de análisis como expectativa de rendimiento, expectativa de esfuerzo, capacidad de absorción, preparación tecnológica, presión competitiva, apoyo regulatorio, seguridad y privacidad de datos, y confianza percibida. En [73], se investiga cómo las tecnologías I4.0 pueden facilitar las iniciativas de cadena de suministro de circuito cerrado haciendo uso del modelo UTAUT. De manera similar, en [74], bajo el modelo UTAUT se investiga las relaciones internas y externas que mantiene una empresa y el efecto en la adopción de tecnologías de I4.0.

Además, en [44], se presenta una adaptación del modelo TAM y Gestión de Contenido Empresarial (ECM) para estudiar la implementación de la manufactura digital. En [51], se utiliza el modelo TOE, para analizar los factores de influencia de las tecnologías en la implementación de TDM en las PYMES, considerando como constructos el contexto organizacional, el contexto tecnológico y el contexto ambiental.

Así mismo, en [75], se emplea el modelo TOE para adaptar una herramienta de los pilares tecnológicos definidos para la I4.0, como un sistema de Planificación de Recursos Empresariales (ERP), aplicado a las PYMES. También en [57] y en [76] se hace uso del TOE, para determinar los factores determinantes en la adopción de un ERP. Por otro lado, en [16], se lleva a cabo un estudio de la implementación de la computación en la nube en las PYMES mediante análisis de PYMES y redes neuronales. Por último, en [15], se utiliza TOE para analizar la implementación de la computación en la nube en las PYMES en Jordania.

El modelo TOE, es usado en [77] para comprender la dinámica de la adopción de la I4.0 con respecto al logro de objetivos de sostenibilidad en Malasia. De igual manera en [78], el modelo TOE es la base para analizar la adopción de tecnología para la I4.0 en PYMES en Japón. En [79], son exploradas las dificultades que tienen las PYMES para implementar la digitalización en su proceso de gestión de la cadena de suministro, mediante un modelo conceptual híbrido TOE-TPB. De manera similar en [80], mediante un modelo híbrido TPB-TRA-TAM, es explorado el impacto de los factores que influyen en la adopción de I4.0 por parte de las PYMES. En [81], es investigado el nivel de intención de adoptar tecnologías de I4.0 en PYMES, haciendo uso del TPB.

En estos estudios han sido evaluadas diferentes TDM en diversos entornos, siguiendo los modelos y constructos definidos e incluso realizando adaptaciones, lo que demuestra la amplitud de su aplicabilidad. Los modelos de este tipo son herramientas analíticas basadas en evaluaciones subjetivas realizadas por los involucrados.

Es importante mencionar que estos modelos se emplean para analizar cualitativamente posibles riesgos, relaciones, factores de interés y aceptación, y no representan una guía sobre como adoptar y validar las TDM que se estudian.

En segundo lugar, en relación a los **modelos de referencia**, el modelo RAMI 4.0, IIRA e IVRA han sido ampliamente utilizados como referencia en otros estudios. Por ejemplo, en [82] se presenta un modelo de servicios distribuidos de IoT siguiendo el modelo IIRA y el modelo RAMI 4.0, con el objetivo de mostrar la viabilidad de integración en una arquitectura unificada de conectividad. Otro ejemplo se observa en [83], donde se emplea el modelo RAMI 4.0 para crear una plataforma de conectividad de soluciones de IoT en empresas que usan maquinarias de fabricación de helados. En [84], el modelo RAMI 4.0 es usado para proponer una topología que aborda seguridad para las TDM adoptadas.

Se debe agregar que otros modelos de referencia han surgido como resultado de otras investigaciones. Uno de estos modelos es la Arquitectura micro perspectiva de I4.0 (*The micro perspective of Industry 4.0*), desarrollada en [85]. Esta arquitectura se centra en cómo las empresas implementan y utilizan TDM en el contexto de la transformación digital.

En [4], también se presenta un marco teórico denominado *Framework* teórico de tecnologías de I4.0. Este marco propone el cual una adopción sistemática de TDM y se divide en dos partes principales: tecnologías de *front-end* y tecnologías de base. Las tecnologías de *front-end* consideran cuatro dimensiones: Manufactura Inteligente, Productos Inteligentes, Cadena de Suministro Inteligente y Trabajo Inteligente. Por otro lado, las tecnologías de base consideran cuatro elementos: Internet de las Cosas, Servicios en la Nube, *Big Data* y Analítica.

Así mismo, en [86] se presenta el Modelo de ecosistema de fabricación Inteligente (*Smart Manufacturing Ecosystem - SME*). Este modelo aborda tres dimensiones fundamental presentes en los sistemas de *Smart Manufacturing*: producto, sistema de producción y negocio. Estas dimensiones se integran en el ciclo de vida del producto.

El objetivo es mejorar la eficiencia, la productividad, la competitividad de las empresas y aprovechar las TDM, al establecer un entorno de colaboración y cooperación.

Las TDM hacen parte de estos modelos de referencia, aunque algunos modelos como el RAMI 4.0 o el IVRA, no especifican el lugar de las tecnologías. Otros marcos, como el *framework* propuesto en [4], difunde las tecnologías y su lugar en el concepto de *Smart Manufacturing* e I4.0. En general estos modelos establecen una referencia de lo que se espera de *Smart Manufacturing* e I4.0; sin embargo, no ofrecen una guía sobre como validar las TDM.

En tercer lugar, se abordan los **roadmaps** para adopción de TDM, los cuales son el resultado de investigaciones previas. Estos modelos establecen estrategias a corto, mediano y largo plazo, identificando qué TDM adoptar, los plazos de adopción y los objetivos a alcanzar. Un ejemplo es el I4.0 *roadmap* definido en [10]. Este plan consta de seis pasos y se enfoca en implementaciones reales de la I4.0 en PYMES. Su objetivo es ayudar en la selección de tecnologías adecuadas y resolver cuellos de botella mediante la adopción de IoT, Realidad virtual y computación en la nube.

Otro ejemplo se presenta en [62], donde se establece el *Roadmap* estratégico hacia I4.0. Esta ruta propone un conjunto de pasos comunes que los fabricantes pueden seguir en su transición hacia I4.0. Incluye un plan integral que detalla cada paso incluyendo el cronograma y los costos y beneficios asociados con cada etapa. Además proporciona diversas estrategias para la adopción de I4.0, que abarcan áreas como gestión, marketing, recursos humanos, *Smart Manufacturing*, entre otras.

En [87], se desarrolló el *Roadmap* I4.0. Esta ruta es un procedimiento que permite a las empresas analizar su nivel de madurez individual, identificar sus propios objetivos y crear un plan de acción específico para la implementación de TDM, con la colaboración de un equipo interdisciplinario.

En cuarto lugar, se hace referencia a los **modelos de madurez**. Estos modelos, que provienen de investigaciones anteriores, sirven como punto de partida o referencia para iniciar la adopción de TDM en el contexto de *Smart Manufacturing* o I4.0. Sin embargo, no se centran en cómo adoptar las tecnológicas y su validación.

En [88], se propone el modelo Índice de madurez I4.0 (*Industrie 4.0 Maturity Index*). Este modelo tiene como objetivo transformar la organización en un modelo ágil de aprendizaje, permitiendo una toma de decisiones rápida y una adaptación de los negocios en todas las áreas.

Propone seis dimensiones: 1. Informatización; 2. Conectividad; 3. Visibilidad; 4. Transparencia; 5. Capacidad predictiva y 6. Adaptabilidad. Además, cuenta con un cuestionario de respuestas de múltiple selección para identificar el nivel de desarrollo en el que se encuentra la empresa.

Similarmente en [89], se propone el Marco de referencia de manufactura para I4.0 (*A categorical framework of manufacturing for Industry 4.0*). Este marco combina el nivel de inteligencia con el nivel de ingeniería cada uno en tres niveles, creando así unas nueve aplicaciones.

Estas aplicaciones van desde la automatización simple y de baja inteligencia a la automatización complicada y de alta inteligencia .

En [90], se desarrolló el Modelo de madurez digital 4.0 (*The digital maturity model 4.0*). Este modelo tiene las siguientes dimensiones: 1. Cultural; 2. Organizaciones; 3. Tecnologías y 4. Visión. Donde se evaluarán 4 niveles: escépticos, adoptadores, colaboradores y diferenciados.

Así mismo en [91], se definió el Modelo de madurez de integración de sistemas I4.0 (*System Integration Maturity Model Industry 4.0 - SIMMI*). Este modelo busca identificar el nivel tecnológico de una empresa en cuanto a los requisitos de I4.0. Este modelo propone cinco estados: 1. Nivel básico de digitalización; 2. Digitalización entre sectores; 3. Digitalización horizontal y vertical; 4 Digitalización completa y 5. Digitalización completa optimizada.

En [19], se describe el Modelo de madurez I4.0 (*Industry 4.0 Maturity model*). Este es un modelo empírico y tiene como foco las tecnologías desarrolladas en los aspectos organizacionales. Este modelo tiene nueve dimensiones: productos, clientes, operaciones, tecnología, estrategia, liderazgo, gobernanza, cultura y personas. Similarmente encontramos el modelo de madurez digital 4.0.

Del mismo modo en [92], se presenta el Modelo de madurez para la evaluación de preparación digital (*Digital Readiness Assessment Maturity Model - DREAMY*). El objetivo de este modelo es ayudar a las industrias en el proceso de transformación, identificando el nivel que la empresa está en el escenario de I4.0. Este modelo presenta cinco grandes áreas: 1. Diseño e ingeniería; 2. Gestión de la producción; 3. Gestión de la calidad; 4. Gestión del mantenimiento y 5. Gestión de logística. Además, presenta cuatro dimensiones para analizar el desempeño digital: 1. Proceso; 2. Monitoreo y control 3. Tecnología y 4. Organización.

En [93], se define el Modelo de madurez para manufactura basado en datos (M2DDM). Este modelo posee una jerarquía de niveles de madurez alineados con la pirámide de automatización. Su objetivo principal es lograr el autoaprendizaje y el autocontrol. El modelo consta de seis niveles, desde el más bajo donde prácticamente no existe integración de ningún tipo y los datos del proceso no son almacenados ni usados de ninguna forma hasta el nivel de auto optimización, que integra todos los sistemas, dispositivos y datos a lo largo de todo el ciclo de vida del producto, utilizando datos para optimizar automáticamente la fábrica y sus procesos.

Igualmente en [94], fue desarrollado el Modelo IMPULS – preparación para la I4.0 (*IMPULS – Industrie 4.0 readiness*). Este modelo se basa en seis dimensiones: 1 Estrategia y organización; 2. Fabricación Inteligente; 3. Operaciones inteligentes; 4. Productos inteligentes; 5. Servicios orientados por datos y 6. Funcionarios.

En [95] se propone el Modelo industria 4.0 – MM (*Industry 4.0-MM*). Este modelo establece cinco dimensiones: 1. Gerencia de activos; 2. Gobernanza de datos; 3. Gerencia de aplicativos; 4. Transformación de procesos y 5. Alineamiento organizacional.

Además, establece niveles según el grado de implementación de prácticas de I4.0: nivel 0 (incompleto), nivel 1 (realizado), nivel 2 (gerenciado), nivel 3 (establecido), nivel 4 (previsible) y nivel 5 (optimizado).

Un ejemplo de uso de estos modelos se presenta en [96], donde el modelo de madurez I4.0 *maturity assesment*, es utilizado en un conjunto de pasos para alcanzar I4.0 adoptando TDM. Otro ejemplo se presenta en [97], donde se utiliza un *roadmap* como punto central para evaluar diferentes escenarios de I4.0, junto al modelo de madurez [19] y la arquitectura RAMI. Así mismo, en [84], se utiliza el *maturity model* [95] para medir el grado de preparación de una fábrica en Singapur para alinearse con la I4.0.

En [11] se presenta un Modelo Potencial para analizar y evaluar el estado de las tecnologías de I4.0, mediante 21 criterios categorizados en: técnicos, monetarios, internos, e interesados.

Finalmente, en relación con los **MCDM**, varios estudios proponen el uso de MCDM bajo diferentes métodos para analizar la adopción de TDM. Un ejemplo de este enfoque se desarrolla en el estudio [24], donde se propone el uso del método TOPSIS para evaluar una amplia gama de TDM, teniendo en cuenta la situación actual de las PYMES. Se lleva a cabo un estudio de caso de la industria con individuos de una PYME, *Levil Technology*, y el Centro de Extensión de Manufactura (MEP) de Florida.

El objetivo es evaluar la preferencia de cinco tecnologías de manufactura inteligente en función de once criterios relacionados con el desempeño, sostenibilidad, calidad, costos y mantenimiento.

De manera similar, en el estudio [25], se realiza un diagnóstico de los sistemas de automatización a través del análisis del nivel de interoperabilidad entre sus componentes, alineados con la I4.0. Este trabajo utiliza el método AHP para esta evaluación, extrayendo criterios de la literatura y de la experiencia de expertos. Así mismo, en [26], bajo el método AHP son descubiertos los pesos de importancia de los indicadores de un modelo de madurez para la implementación de sistemas ciberfísicos en el campo de fabricación discreta. En [98], se construyó un modelo de medición del desempeño para los sistemas de fabricación I4.0, utilizando el método AHP y el ANP. Otro ejemplo se presenta en [27], donde se busca encontrar la mejor estrategia para la implementación de I4.0 utilizando la metodología AHP-VIKOR.

En el estudio [28], se trata de identificar cual tecnología de un grupo de TDM es más esencial en caso de desear implementar I4.0. Para lograr esto, se utilizó el método TOPSIS – fuzzy para analizar los criterios de decisión y el método AHP-fuzzy para identificar el peso de esos criterios.

En [21], se especifica el uso del método AHP para la selección de proveedores de I4.0 para la industria automotriz. También en [12], se propone un procedimiento para abordar la selección de TDM que incluye el uso de métodos MCDM.

La Tabla 2.2 recopila los estudios de adopción de TDM mencionados anteriormente.

Tabla 2.2: Estudios de adopción de TDM.

Ref	Titulo	Tipo	Año
[4]	<i>Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies</i>	<i>Framework</i>	2019
[10]	<i>Industry 4.0 roadmap: Implementation for small and medium-sized enterprises</i>	<i>Roadmap</i>	2020
[11]	<i>Potential model-methodical evaluation of industry 4.0 technologies</i>	<i>Framework</i>	2021
[12]	<i>A decision procedure for the selection and roadmapping of industry 4.0 technologies</i>	<i>MCDM, roadmap</i>	2021
[13]	<i>The adoption of cloud computing in small and medium enterprises: a developing country perspective</i>	<i>TOE-UTAUT</i>	2020
[15]	<i>Factors Influencing the Adoption of Cloud Computing in Small and Medium Enterprises in Jordan</i>	<i>TOE</i>	2020
[16]	<i>Cloud computing adoption and its impact on SMEs' performance for cloud supported operations: A dual-stage analytical approach</i>	<i>TOE</i>	2019
[19]	<i>A maturity model for assessing industry 4.0 readiness and maturity of manufacturing enterprises</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2016
[21]	<i>Designing an integrated AHP based decision support system for supplier selection in automotive industry</i>	<i>MCDM</i>	2016
[24]	<i>Facilitating decision-making for the adoption of Smart Manufacturing technologies by SMEs via fuzzy TOPSIS</i>	<i>MCDM</i>	2023
[25]	<i>Evaluation of interoperability between automation systems using multi-criteria methods</i>	<i>MCDM</i>	2017
[26]	<i>Evaluating the maturity of CPS in discrete manufacturing shop-floor: A group AHP method with fuzzy grade approach</i>	<i>MCDM</i>	2017
[27]	<i>Selecting the Best Strategy for Industry 4.0 Applications with a Case Study</i>	<i>MCDM</i>	2018
[28]	<i>Implementing industry 4.0 - A technological readiness perspective</i>	<i>MCDM</i>	2018
[37]	<i>Industry 4.0: Adoption challenges and benefits for SMEs</i>	<i>TAM</i>	2020
[44]	<i>Digital technology utilisation decisions for facilitating the implementation of industry 4.0 technologies</i>	<i>TAM</i>	2020

Continúa en la página siguiente

Tabla 2.2 – continuación página anterior

Ref	Título	Tipo	Año
[51]	<i>Adoption of digital technologies of Smart Manufacturing in SMEs</i>	TOE	2020
[57]	<i>A model of adoption determinants of ERP within T-O-E framework</i>	TOE	2016
[62]	<i>The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward Industry 4.0</i>	Roadmap	2018
[72]	<i>Dynamics between blockchain adoption determinants and supply chain performance: An empirical investigation</i>	TOE	2020
[73]	<i>The performance impact of Industry 4.0 technologies on closed-loop supply chains: insights from an Italy based survey</i>	UTAUT	2022
[74]	<i>The adoption of Industry 4.0 technologies in SMEs: results of an international study</i>	UTAUT	2019
[75]	<i>The adoption stages (Evaluation, Adoption, and Routinisation) of ERP systems with business analytics functionality in the context of farms</i>	TOE-DOI	2019
[76]	<i>ERP Acceptance Model for SMEs based on CSFs</i>	TOE	2019
[77]	<i>Testing an adoption model for Industry 4.0 and sustainability: A Malaysian scenario</i>	TOE	2022
[78]	<i>Challenges of Industry 4.0 Technology Adoption for SMEs: The Case of Japan</i>	TOE	2020
[79]	<i>Barriers of supply chain digitalization from the perspective of Malaysian smes</i>	TOE-TPB	2020
[80]	<i>Factors Affecting Adoption of Industry 4.0 by Small- and Medium-Sized Enterprises: A Case in Ho Chi Minh City, Vietnam</i>	TPB-TRA-TAM	2020
[81]	<i>Intention On Adoption Of Industry 4.0 Technology Among Small And Medium Enterprises</i>	TPB	2019
[82]	<i>Model similarity evidence and interoperability affinity in cloud-ready Industry 4.0 technologies</i>	RAMI 4.0 - IIRA	2018
[83]	<i>Smart appliances and RAMI 4.0: Management and servitization of ice cream machines</i>	RAMI 4.0	2018
[84]	<i>Technology Landscape 4.0</i>	RAMI 4.0	2019
[85]	<i>Opportunities of sustainable manufacturing in industry 4.0</i>	Framework	2016
[86]	<i>Standards landscape and directions for smart manufacturing systems</i>	Framework	2015

Continúa en la página siguiente

Tabla 2.2 – continuación página anterior

Ref	Titulo	Tipo	Año
[87]	<i>Roadmap Industry 4.0–implementation guideline for enterprises</i>	<i>Roadmap</i>	2017
[88]	<i>Industrie 4.0 Maturity Index: Die digitale Transformation von Unternehmen gestalten</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2017
[89]	<i>A categorical framework of manufacturing for industry 4.0 and beyond</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2016
[90]	<i>The digital maturity model 4.0</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2016
[91]	<i>Simmi 4.0-a maturity model for classifying the enterprise-wide it and software landscape focusing on industry 4.0</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2016
[92]	<i>A maturity model for assessing the digital readiness of manufacturing companies</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2017
[93]	<i>M2ddm—a maturity model for data-driven manufacturing</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2017
[94]	<i>Impuls industrie 4.0 readiness, impuls stiftung des vdma</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2015
[95]	<i>Development of an assessment model for industry 4.0: industry 4.0-mm</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2017
[96]	<i>Process model for the successful implementation and demonstration of SME-based industry 4.0 showcases in global production networks</i>	<i>Modelo de madurez</i>	2020
[97]	<i>A framework for identifying and analysing industry 4.0 scenarios</i>	<i>Modelo de madurez, RAMI 4.0, roadmap</i>	2022
[98]	<i>Manufacturing evaluation system based on AHP/ANP approach for wafer fabricating industry</i>	<i>MCDM</i>	2010

En relación con la **PO2**, que se refiere a los factores que han sido objeto de análisis en los artículos revisados, estos son presentados en la Figura 2.4. En esta figura, se hace una recopilación de los diversos factores de análisis que abarcan aspectos como riesgos, beneficios, ventajas y otros elementos relevantes. Los factores se han agrupado en 13 grupos según su afinidad, teniendo en cuenta que diferentes autores pueden emplear terminología diferente con similar significado.

La clasificación realizada revela que la mayoría de los factores que son analizados en los estudios se centran en el grupo 1,2 y 3. En relación al factor de los beneficios esperados de la adopción de TDM en empresas, los autores mencionan mejoras en la calidad de manufactura, optimización de la eficiencia operativa y la flexibilidad en la producción, así como la reducción de los costos operativos como beneficios esperados. En este contexto, la comprensión y evaluación de estos beneficios resulta crucial, dado que ejercen una influencia significativa en la toma de decisiones respecto a la adopción de estas tecnologías [77], [78] y [79].

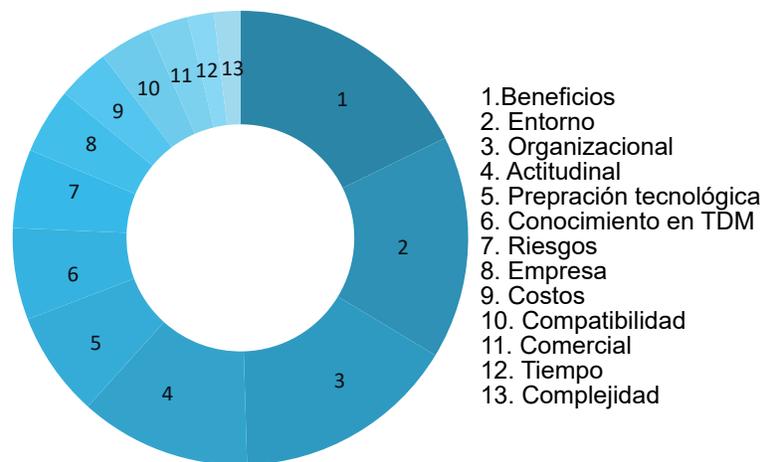


Figura 2.4: Factores analizados en los artículos revisados. Fuente propia.

Sobre el factor del entorno, los autores mencionan aspectos relacionados con proveedores, clientes y competidores. La presión competitiva, tanto por parte de competidores directos como del mercado en general, impulsa a las compañías a buscar formas de aumentar su agilidad y capacidad de colaboración. Adicionalmente, elementos del entorno como la demografía y las normas subjetivas desempeñan un papel relevante en la adopción de estas tecnologías. Es decir, que el respaldo externo y el capital social, provenientes de proveedores, socios comerciales y otros actores pertinentes, pueden ser factores cruciales en la predisposición y capacidad de las empresas para adoptar TDM [14], [80] y [99].

En relación al factor organizacional, los autores mencionan apoyo de la alta dirección, *roadmap* estratégicos, liderazgo gerencial, trabajo en equipo, capacidad de absorción gerencial, apoyo gerencial [13], [15], [16] y [75].

En los estudios listados en la Tabla 2.2, son mencionadas diferentes tecnologías como TDM. A continuación, se listan estas tecnologías dando respuesta a la pregunta **PO3**.

Alto rendimiento potenciado por computación, *Big data* y análisis, *Blockchain*, Captura de datos para humanos, Captura de datos para máquinas, Captura de datos para productos, Ciber seguridad, Computación distribuida, Computación en la nube, Controladores de máquinas y procesos, Gemelo digital, Identificación por radiofrecuencia, Integración vertical y horizontal, Inteligencia artificial, IoT, *Machine learning*, Mantenimiento preventivo, Manufactura adictiva, Realidad aumentada, Realidad virtual, Red de sensores inalámbricos, Red eléctrica inteligente, Robots autónomos, Simulación, Sistemas ciberfísicos, Sistemas embebidos, Sistemas multi - agentes, Soluciones de manufactura avanzadas, Virtualización.

2.2.2. Evaluación del aprovechamiento de las Tecnologías Digitales de Manufactura mediante medidas de desempeño

El desempeño es una medida que compara el logro de un proceso, dispositivo o producto con un nivel de referencia e indica una deficiencia sobre la que luego se puede actuar [100]. En diversos contextos, el desempeño se utiliza para evaluar o medir cuán eficaz, eficiente o exitosa es una persona, organización, sistema, producto o proceso en la realización de sus objetivos, tareas o funciones.

Por otro lado, el aprovechamiento se define como el grado en que se utiliza algo. Particularmente, el aprovechamiento tecnológico se refiere a la capacidad de utilizar plenamente las características y funcionalidades de las tecnologías [101]. Por ejemplo, en un módem características como velocidad seguridad y facilidad de uso, en un brazo robótico características como velocidad, flexibilidad y resistencia. Por lo tanto, es común que indicadores clásicos de desempeño sean utilizados para la evaluación del aprovechamiento tecnológico, los cuales varían según el contexto.

Con el propósito de examinar las medidas de desempeño de las TDM, hemos realizado una revisión de artículos que abordan este tópico, incluyendo cualquier producción científica en idioma Inglés desde el año 2010 hasta el presente. Se realizó una búsqueda de artículos consultando las siguientes bases de datos: *Science Direct*, *IEEEExplore*, *Taylor and Francis* y *Google scholar*. La cadena de búsqueda utilizada fue (“*Smart Manufacturing OR Industry 4.0*”) AND (“*Technologies*”) AND (“*Performance measurement*”). Este análisis se llevó a cabo siguiendo esta pregunta orientadora:

- **PO4:** ¿Cómo ha sido abordada la evaluación del desempeño en las TDM?

Acerca de la evaluación del desempeño de las TDM, algunos autores abordan esta evaluación a partir de los resultados esperados que la adopción de las TDM puedan aportar al sistema. En [8], son identificadas las principales características de I4.0 y sus tecnologías, para después definir la relación causal entre el grado de apertura de I4.0 y el desempeño. Donde el desempeño se evalúa por la cantidad de oportunidades que las empresas obtienen.

El grado de apertura se investiga utilizando dos indicadores: amplitud, o el número de tecnologías utilizadas; y profundidad, o el número de etapas de la cadena de valor involucradas.

También, en [29] se examinan las expectativas reales sobre el desempeño futuro de la industria al implementar TDM. Esto se llevó a cabo haciendo uso de tres métricas de desempeño industrial: producto, operación y efectos secundarios.

La evaluación de desempeño de las TDM ha sido realizada mediante el empleo de indicadores clave de desempeño (KPI), como en [102]. En este artículo, se utilizaron KPI relacionados con sostenibilidad para evaluar la influencia de las tecnologías de la I4.0 en la industria del plástico en Brasil.

En [100], se proporciona un resumen de varias formas de medir el desempeño de sistemas de manufactura, incluyendo sistemas *Smart Manufacturing*. Entre estas formas, se mencionan los KPI como la forma tradicional de evaluar dicho desempeño, destacando la Eficiencia General de los Equipos (*Overall Equipment Effectiveness - OEE*) como indicador principal.

Los KPI son medidas cuantificables y claramente definidas que se utiliza para evaluar el desempeño de una empresa, departamento o proceso en función de sus objetivos específicos. Estos indicadores son fundamentales en el seguimiento del progreso hacia las metas establecidas.

De acuerdo con las recomendaciones del estándar internacional ISO 22400-1:2014 este tipo de indicadores juegan un rol crucial en entender y mejorar el desempeño de los sistemas de manufactura [103] y [104].

Los KPI pueden ser tanto cualitativos como cuantitativos, y varían según el contexto y los objetivos de la organización. Algunos de los indicadores comúnmente utilizados en el ámbito de producción son: Capacidad de recursos, Capacidad efectiva de una máquina, Eficiencia general del equipo, Porcentaje de utilización de recursos , Utilización de equipos [100], [105] y [106].

Por otro lado, existen artículos que realizan la evaluación del desempeño de las TDM al examinar las características de cada una de estas tecnologías. Estas características son analizadas desde una perspectiva cualitativa como cuantitativa. A continuación, se presenta una recopilación de las medidas relacionadas a las TDM:

- *Big Data*: en [107] se propone medir el desempeño a partir de las características de volumen, variedad y veracidad.
- Ciberseguridad: en [108] y [109] han sido propuestas medidas que abordan distintos tipos de riesgos, tanto físicos como virtuales. Estas medidas se basan en indicadores tales como el retardo de la ruta de paquetes (*Packet path delay*), el retardo entre paquetes (*inter packet delay*), tasa de pérdidas de paquetes (*packet loss rate*).
- Computación en la nube: en [110] se destacan la capacidad de almacenamiento, la velocidad de conexión y la seguridad de la conexión. Estas están vinculadas a indicadores específicos como la utilización de la CPU, la utilización de la memoria y el volumen de datos.
- Fabricación aditiva: en [111] y en [112] aplican como indicador clave el tiempo de ejecución, ya que a través de la fabricación aditiva, es posible rediseñar tanto procesos de fabricación como productos.
- IoT: en [113] se evaluó la latencia utilizando indicadores como la latencia de ida y vuelta entre el iniciador y el socio (RTL IP) y el indicador de desfase de tiempo entre el iniciador y el socio (OFF IP).

- Realidad virtual: en [54] ha sido abordada la eficiencia de proyección, que mide la relación entre el área de la superficie esférica y el área de proyección calibrada; mientras que en [114] bajo la calidad subjetiva de la experiencia, la cual se ha evaluado a través de la escala de medición de la Puntuación Promedio de Opinión (MOS).
- Robots autónomos: en [115] se han propuesto medidas que se ajusten al tipo de robot, tales como tolerancia, tiempo de ejecución, variabilidad, peso, tamaño, accesibilidad, precisión y tiempo de cambio de herramienta. Por otro lado en [116], se consideran medidas como la evaluación de precisión, repetibilidad, capacidad de carga, interfaz humano-máquina, espacio de trabajo y velocidad máxima.
- Simulación: en [71] y en [117], es evaluado el nivel de representación, el cual se mide utilizando una escala de tres niveles: nivel de sistema, nivel de proceso y nivel de eventos discretos.
- Sistemas de integración: según [8] y [100] una metodología efectiva para evaluar el rendimiento de esta tecnología es la utilización de una herramienta de referencia que permita categorizar estos niveles. En [118] se aplicaron los conceptos de los 5 Niveles de integración (*5C Integration Levels*) y los Cuatro actores de la IoT industrial (*Four Actors of IoE*). Mientras en [119], se utilizó el estándar ISA-95 y un marco de referencia específico para la I4.0.

A su vez, para la medición del aprovechamiento de las TDM, uno de los requisitos principales es lograr la Interoperabilidad entre diversas tecnologías como se ha destacado en diferentes estudios [120], [121] y [122].

La interoperabilidad se define como “la capacidad de dos sistemas para entenderse y utilizar la funcionalidad del otro” [123]. En otras palabras, implica la capacidad de dos sistemas para intercambiar datos, información y conocimiento [124] y [125]. El Instituto de Ingenieros Eléctricos y Electrónicos (IEEE) define la interoperabilidad como “la capacidad de dos o más sistemas o componentes para intercambiar información y utilizar la información que se ha intercambiado”[126]. En el contexto de sistemas de manufactura, la interoperabilidad juega un papel fundamental al permitir la integración de componentes *software*, procesos empresariales y soluciones de aplicaciones en un entorno diversificado, heterogéneo y autónomo.

Para lograr un alto nivel de interoperabilidad, es esencial establecer estándares globales y seguir pautas de arquitectura, en [25], [82] y [127] se mencionan pautas como la Arquitectura de referencia para la I4.0 (RAMI 4.0), el Panorama de estándares para sistemas de *Smart Manufacturing*, la Guía de construcción de arquitectura de estándares nacionales para *Smart Manufacturing*, y el Estándar de automatización ISA-95.

Las medidas de interoperabilidad pueden abordarse desde perspectivas cualitativas y cuantitativas. Las medidas cualitativas utilizan una escala de calificación compuesta por variables lingüísticas, como “Bueno”, “Optimizado” y “Adaptable”, para evaluar un sistema, comúnmente utilizadas en modelos de madurez.

Por otro lado, las medidas cuantitativas definen valores numéricos para caracterizar la interoperabilidad, a menudo en una escala del 0 a 100. Algunos enfoques emplean ecuaciones para determinar la interoperabilidad basada en la relación actual respecto a la esperada [82].

Indicador	Medida
Interoperabilidad potencial máxima	$v_{1 \rightarrow 2} = \frac{ R_c^2 }{ R_{cexpected}^2 }$, donde R_c^2 son las relaciones semánticas y $R_{cexpected}^2$ es el número total de relaciones semánticas esperadas para lograr una interoperabilidad completa.
Interoperabilidad potencial mínima	$v_{1 \rightarrow 2}^e = \frac{ R_c^{2e} }{ R_{cexpected}^2 }$, donde R_c^{2e} son las relaciones semánticas efectivas devueltas y $R_{cexpected}^2$ es el número total de relaciones semánticas esperadas para lograr una interoperabilidad completa.

Tabla 2.3: Medidas de interoperabilidad. Fuente [128].

En [128], se plantean medidas formales de interoperabilidad basadas en las relaciones semánticas entre dos sistemas de información. Las relaciones semánticas son conexiones esenciales que existen entre elementos dentro de un sistema de información que permiten comprender cómo se relacionan entre sí los términos o conceptos en un contexto particular.

Por ejemplo, para medir la relación de interoperabilidad entre un sistema de Planificación de recursos empresariales (*Enterprise Resource Planning* - ERP) y un Sistema de Ejecución de Manufactura (*Manufacturing Execution System* - MES) son descritas como relaciones semánticas el número de comando de información, fecha de comando, Proveedor, Orden de proceso, Descripción del producto, entre otras. En la Tabla 2.3, se describe la ecuación para esta evaluación.

2.3. Trabajos a fines con la investigación

A partir de la revisión de la literatura realizada en la sección anterior, se destacaron algunos estudios que presenta propuestas alineadas con nuestro problema de investigación. Las siguientes propuestas exponen lineamientos para la adopción de TDM en PYMES.

Tal es el caso de la investigación desarrollada por Peukert, S *et al* [96], donde es concebido un modelo de proceso estructurado de I4.0 para la adopción de TDM; tiene cinco estados consecutivos: inicialización, análisis, conceptualización, realización y demostración, como se ilustra en la Figura 2.5. En el estado de conceptualización se usa como herramienta un modelo de madurez (*I4.0 maturity assesment*), y en el estado demostración se usa como herramienta un modelo estructural (*Platform Industrie 4.0*).

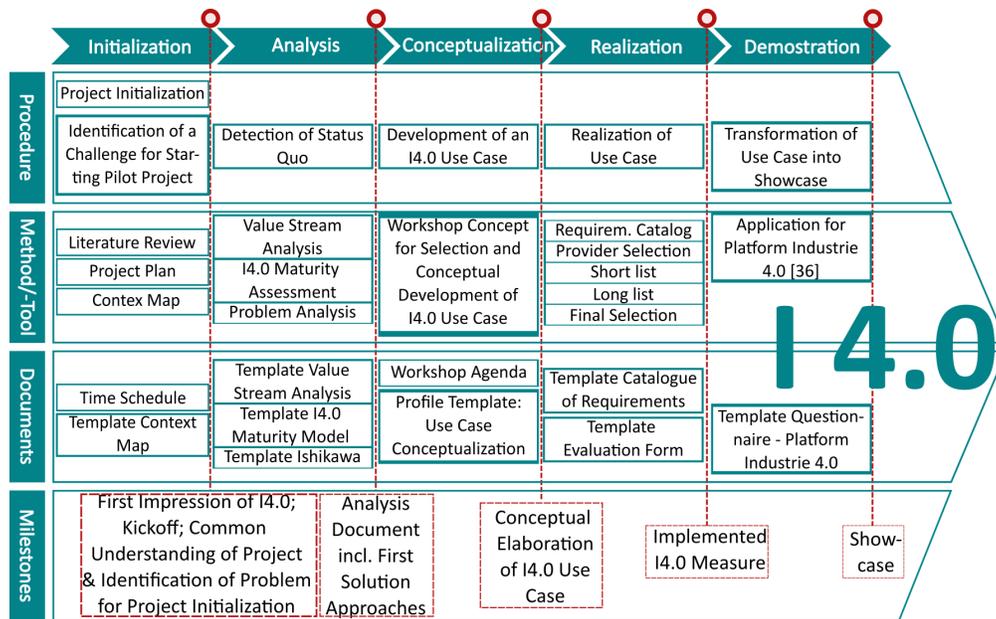


Figura 2.5: Modelo proceso estructurado. Fuente [96].

Cabe resaltar en este modelo que el estado de Realización está diseñado para poder concretar la especificación y selección de TDM de forma estructurada. En esta etapa, se establecen los requisitos técnicos, de infraestructura y del sistema, y se crea un catálogo de TDM identificando los proveedores que podrían ser considerados para la solución deseada. Estos proveedores son evaluados y clasificados según el grado de cumplimiento de las especificaciones, y los mejor calificados se someten a un análisis de costos comparativo. Finalmente, la gerencia toma la decisión de qué TDM adquirir y con qué proveedor.

Por otra parte, la propuesta de Cotrino, A *et al* [10] para abordar la adopción de TDM se basa en una hoja de ruta simple de implementación. Esta hoja de ruta toma como base de partida la Plantilla de hoja de ruta de producto con orientación de facilitación propuesta por el Instituto de Manufactura (IFM) de la Universidad de *Cambridge* para el diseño de guías.

La Figura 2.6, muestra la representación gráfica de la hoja de ruta. Esta tiene 6 pasos (0-5), comenzando con la identificación de cuellos de botella del proceso, pasando por la selección de las TDM acordes a los requisitos y al presupuesto, implementado un prototipo que debe ser evaluado durante un tiempo definido. Si el paso anterior es satisfactorio comienza la fase de formación de operados en las TDM, después se realiza un análisis bajo KPI, para finalmente implementar la solución en todo el proceso.

La propuesta sugiere, en el primer paso “Desarrollar una estrategia” (“*Develop a strategy*”) que la persona a cargo elabore una estrategia de implementación y seleccione las TDM acorde al proceso, teniendo en cuenta el presupuesto máximo disponible.



Figura 2.6: Hoja de ruta. Fuente [10].

En 2021 Schneider, D *et al* [11] propusieron una solución metódica conceptual en forma de plataforma de conocimientos y métodos para la adopción de TDM. En esta plataforma, el usuario tiene acceso a un Modelo Potencial (PM) cuyo objetivo es brindar una orientación sobre qué TDM son potencialmente adecuadas al estado actual, a partir de una evaluación individual. En el PM, se adoptan 18 criterios para registrar el estado real de la empresa y sus objetivos. Cada criterio está conectado con un KPI para evitar subjetividad en su evaluación. Esta evaluación es realizada por representantes de la empresa y se basa en la escala de *Likert*.

Los criterios de evaluación del PM están conectados con 21 TDM específicas, enumeradas en un catálogo llamado *Synus*. Este catálogo incluye una descripción funcional, componentes técnicos, campos de acción, así como los gastos iniciales y posteriores para la implementación de cada TDM [129]. El PM está representado en la Figura 2.7.

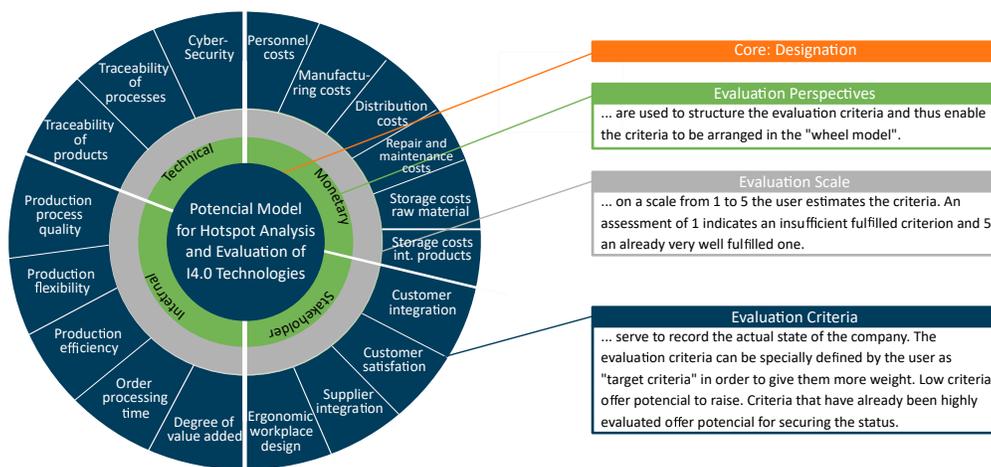


Figura 2.7: Modelo Potencial de orientación. Fuente [11].

BSC-Perspective and Evaluation Criteria							
14.0 technology	Stakeholder perspective			Technical perspective			...
	Customer integration	Customer satisfaction	Supplier integration	Traceability of products	Traceability of processes	Cyber-Security	
Virtual start-up	+2	+1	0	0	0	0	
AR-supported assembly	0	0	+3	+3	+2	0	
...							

Figura 2.8: Estructura del catálogo *Synus*. Fuente [11].

La Figura 2.8 muestra, a modo de ejemplo, una parte de la estructura del catálogo *Synus*, donde se establecen los efectos potenciales de las TDM sobre los criterios de evaluación del PM. Estos efectos pueden ser positivos, neutrales o negativos. El objetivo a largo plazo es validar y reajustar estas evaluaciones basado en la retroalimentación usando KPI.

En otro enfoque, Santos R, *et al* [12], proponen un procedimiento de MCDM para abordar la selección de TDM. Esta propuesta consiste en una guía que ayuda a los gerentes a crear una hoja de ruta en la selección de las TDM adecuadas. El procedimiento se compone de cuatro fases en orden secuencial, como se muestra en la Figura 2.9.

En la fase 2, se definen las alternativas de TDM aplicables al objetivo seleccionado y al contexto de decisión. Estas TDM son analizadas bajo un método MCDM, de acuerdo con los criterios de selección identificados en la fase 1. Finalmente, se realiza un análisis de sensibilidad, variando los parámetros de entrada en el MCDM, como consecuencias y pesos de los criterios de selección.

Phases
Phase 1: Definition of objective and decision criteria
Phase 2: Definition of manufacturing technology alternatives
Phase 3: Definition of multicriteria decision making method and realization of intra-criterion assessment
Phase 4: Inter-criteria assessment and recommendation

Figura 2.9: Procedimiento de toma de decisiones. Fuente [12].

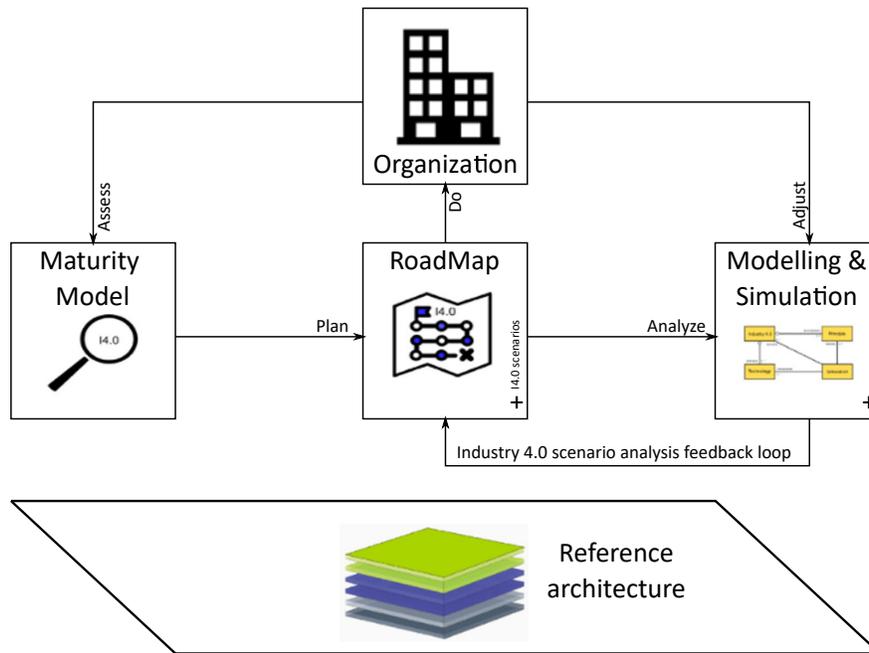


Figura 2.10: *Framework* para caracterizar y evaluar la adopción de TDM. Fuente [97].

En el estudio desarrollado por De Paula Ferreira, W *et al* [97], se presenta un *framework* para caracterizar y evaluar escenarios de la adopción de TDM, haciendo énfasis en PYMES. Esta propuesta se fundamenta en una sólida base bibliográfica, ya que emplea un modelo de madurez, un *roadmap* y la arquitectura RAMI. Además, se combina con técnicas de modelado y simulación. La Figura 2.10 muestra el *framework* general.

El primer paso consiste en evaluar una empresa utilizando un modelo de madurez de I4.0, para luego definir una hoja de ruta que permita alcanzar los mayores niveles de madurez de I4.0, a través de escenarios de implementación. Estos escenarios son modelados y simulados para respaldar la toma de decisiones y definir la inversión necesaria. Toda esta estructura está respaldada por la arquitectura de referencia RAMI 4.0, que proporciona recomendaciones de implementación que abarcan aspectos tecnológicos y humanos.

Adicionalmente, se introduce un *framework* para identificar los escenarios que serán evaluados, el cual está compuesto por cuatro bloques. El primer bloque indica los principios de diseño, el segundo se refiere a las TDM, el tercero relaciona subáreas de ingeniería industrial y gestión de operaciones, y el último bloque presenta KPI asociados a los beneficios esperados de la adopción de TDM. El proceso de identificación de un escenario consiste en seleccionar uno o más elementos de un bloque y relacionarlo con el bloque siguiente.

Desde una perspectiva analítica, se observa una carencia en el análisis operativo de las TDM implementadas. En otras palabras, una evaluación de estas tecnologías para comprender su impacto en el sistema de manufactura. Este análisis puede incluir métodos de simulación y pruebas piloto.

El objetivo de este análisis es tomar decisiones de selección de TDM con información más cercana al comportamiento real. Aunque la propuesta [97], plantea este análisis mediante simulación, identificamos una falta en la evaluación del desempeño de las TDM tanto en conjunto como de forma individual. Se considera necesario evaluar el potencial operativo de estas tecnologías y la comunicación entre ellas.

En el ámbito de la adopción de TDM, se ha avanzado considerablemente en la formulación de diversos métodos y modelos para guiar el proceso de incorporación de innovaciones tecnológicas. Sin embargo, es esencial reconocer que aún existen áreas que requieren mayor atención y desarrollo. Esta investigación se centra en abordar necesidades adicionales que no siempre han sido consideradas en los métodos y modelos existentes. Estas necesidades pueden incluir la consideración de la interoperabilidad de las tecnologías, la evaluación de su desempeño en un entorno real y la adaptación a contextos específicos de las pequeñas y medianas empresas. En este sentido, esta investigación busca enriquecer el panorama al proporcionar un enfoque más detallado para abordar los desafíos que aún no han sido completamente explorados en la adopción de tecnologías en el ámbito de *Smart Manufacturing*.

2.4. Resumen del capítulo

En este capítulo se abordaron los conceptos fundamentales para comprender el proceso de adopción de TDM. En primer lugar, se describen las tecnologías que comúnmente se agrupan bajo el término TDM. Se definió que es una PYMES, junto con las características particulares en el contexto Colombiano.

A continuación, se presentaron los diferentes tipos de modelos que han sido mencionados en la literatura para analizar el proceso de adopción de TDM en empresas, incluyendo las PYMES. Estos modelos abarcan: Modelos de adopción de tecnologías, Modelos de referencia de *Smart Manufacturing* e I4.0, Mapas de ruta, Modelos de madurez y MCDM. Se profundizó en uno de los MCDM, el método TOPSIS, por su amplia aceptación en la literatura. Se definió también el modelado mediante redes de *Petri* y la simulación de eventos discretos, herramientas utilizadas para simulación y modelado en el contexto de *Smart Manufacturing*.

La sección de Estado de arte, se dividió en dos partes de análisis: una para examinar distintos enfoques sobre adopción de TDM y otra enfocada en examinar la evaluación del aprovechamiento de TDM.

En el contexto de la adopción, se observó que esta se aborda desde diferentes perspectivas. Por ejemplo, se emplean modelos de adopción de tecnologías para evaluar hipótesis sobre la percepción de los involucrados. Los modelos de referencia ofrecen una visión holística y conceptual de la integración de los diferentes actores involucrados en *Smart Manufacturing* e I4.0, incluyendo las TDM.

Los mapas de rutas proponen guías procedimentales para la *Smart Manufacturing* e I4.0, que incluyen la adopción de TDM. Los modelos de madurez identifican diferentes niveles de *Smart Manufacturing* e I4.0 según el número de TDM implementadas. Los modelos de decisión seleccionan los criterios que importantes para la adopción de TDM.

Es importante señalar que, a pesar de que las TDM desempeñan un papel significativo en los conceptos de *Smart Manufacturing* e I4.0, en los enfoques mencionados no se presenta una evaluación explícita del aprovechamiento de estas. En otras palabras, no se evidenció incluir la utilización del potencial de las TDM. Por esta razón, se incluyó una búsqueda sobre este tema.

En relación con la evaluación del aprovechamiento, se reconoce que éste se relaciona con la utilización y con diferentes métricas de desempeño. Se identificaron diferentes métricas de desempeño que ayudan a evaluar el aprovechamiento de las TDM. Algunas medidas de desempeño orientadas a efectos del proceso donde se aplican las TDM, como el OEE o los indicadores de productividad. A pesar de la existencia de indicadores centrados en la utilización de recursos, como el "*Resource Capacity Rate*", este no está exclusivamente orientado a las TDM y sus características.

En la exploración realizada, la interoperabilidad de las TDM surgió como una característica crucial para aprovechar su potencial. Para que los datos adquiridos mediante las TDM se utilicen de manera efectiva, se requiere que los sistemas que los generan y los consumen sean interoperables. Además, se encontraron métricas de evaluación de interoperabilidad de sistemas, las cuales evalúan la semántica entre sistemas. Aunque estas métricas no están específicamente dirigidas a las TDM, proporcionaron una idea de cómo podría evaluarse la interoperabilidad en las TDM.

Finalmente, en la sección de Trabajos afines, se examinó en detalle algunas propuestas que guardan similitud con el problema de esta investigación. Estas propuestas ofrecen enfoques para definir el alcance de la adopción de TDM, tomando en consideración estructuras establecidas y las necesidades de la empresa.

A partir del análisis de la literatura existente, se identificaron algunas carencias en la manera en que se ha abordado el proceso de adopción de TDM en PYMES:

- La selección de las TDM depende en gran manera del conocimiento de los interesados. Esto puede llevar a la selección de tecnologías que no se adapten a las necesidades reales de la empresa.
- El aprovechamiento de las TDM no se toma en cuenta. Es importante evaluar la utilización de las TDM con el objetivo de aprovechar su potencial.
- No se ha considerado la comunicación entre las TDM como factor de análisis en la adopción de TDM. La integración de las TDM es esencial para que estas sean efectivas.

- La escasa priorización del uso de herramientas de simulación y modelado en la adopción de TDM. Estas herramientas pueden ser útiles para evaluar las posibles consecuencias de las decisiones de adopción de TDM, así como para identificar riesgos y oportunidades.
- La ausencia de enfoque en PYMES Colombianas. Los estudios existentes sobre la adopción de TDM en PYMES se han realizado en otros países Latinoamericanos, como Brasil.

Indicador de desempeño de Tecnologías Digitales de Manufactura

En esta sección, se introduce un nuevo indicador de desempeño de las TDM, con el propósito de evaluar el aprovechamiento del potencial de las tecnologías. Este capítulo, incluye el diseño, evaluación y un caso de ejemplificación de este indicador.

3.1. Contexto

Los hallazgos encontrados en la sección 2.2 sobre la evaluación del aprovechamiento de las TDM, evidencian la importancia de esencial evaluar la utilización de estas tecnologías con el objetivo de aprovechar su potencial.

El aprovechamiento tecnológico puede evaluarse utilizando diferentes indicadores, que se pueden adaptar al contexto específico. Los indicadores más utilizados están relacionados con el desempeño y la interoperabilidad.

En la literatura, se han registrado medidas de desempeño específicas para algunas de estas TDM, las cuales se detallaron en la Sección 2.2.2. Estas medidas evalúan el desempeño individual de cada TDM. Sin embargo, hasta el momento, no se ha abordado una medición que considere el desempeño de un conjunto de tecnologías, teniendo en cuenta tanto su desempeño individual como la funcionalidad de la interacción entre tecnologías.

El aprovechamiento de las TDM depende en gran medida de las relaciones que existe entre ellas. Es importante que cada tecnología tenga un buen desempeño individual; sin embargo, si la relación entre ellas no funciona adecuadamente, el potencial de su desempeño individual no podrá ser aprovechado. Varios estudios [120], [121] y [122], han señalado la interoperabilidad como uno de los principales requisitos de *Smart Manufacturing*.

La medición de la interoperabilidad en un entorno de *Smart Manufacturing* puede plantear desafíos, ya que involucra la evaluación de la capacidad de diferentes sistemas, dispositivos y componentes tecnológicos para comunicarse y trabajar de manera cohesiva.

En este contexto, proponemos un indicador de desempeño de las TDM, que considere tanto el desempeño individual como su funcionalidad en un conjunto de TDM, a través de la interoperabilidad. Finalmente, se prueba este indicador en un caso de ejemplificación.

3.2. Diseño y evaluación

En la formulación de este indicador, hemos seguido la metodología de diseño de indicadores de desempeño descrita en [130] como punto de partida. Esta metodología comienza con un diagnóstico para identificar las características esenciales a ser evaluadas. A continuación, se compara cómo se ha medido la interoperabilidad entre las TDM en la literatura para continuar con la propuesta del modelo matemático. Finalmente, se realiza el análisis y seguimiento del desempeño del indicador en un caso de prueba. Dicha metodología se representa en la Figura 3.1.

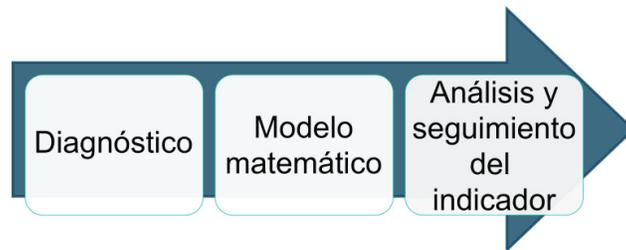


Figura 3.1: Metodología de diseño de indicadores de desempeño usada. Fuente [130].

3.2.1. Fase de diagnóstico

En la Tabla 3.1 se presenta un resumen de las principales características objeto de medición en cada una de las TDM, que han sido reportadas en la literatura.

Ref	TDM	Características
1	<i>Big data</i>	Volumen, Velocidad, Variedad
2	Ciberseguridad	Identificación, Detección
3	Computación en la nube	Capacidad de almacenamiento, Seguridad, Confianza
4	IoT	Latencia, Rendimiento ilimitado
5	Fabricación aditiva	Mayor velocidad en prototipo, Productividad
6	Realidad virtual	Percepción de la realidad, Latencia, Precisión de posicionamiento
7	Robots autónomos	Autonomía, Percepción, Deliberación, Productividad
8	Simulación	Nivel de representación
9	Sistemas de integración	Arquitectura de referencia

Tabla 3.1: Resumen características TDM.

Los estudios realizados en [120], [127] y [131] han destacado la estrecha relación entre el concepto de interoperabilidad y el desempeño de las TDM. A pesar de que existen algunas herramientas que miden esta característica, ninguna está diseñada directamente para su aplicación en las TDM desde una perspectiva técnica. En su lugar, se centran en una visión semántica de la comunicación entre sistemas.

En [25], se propone la evaluación del potencial de interoperabilidad entre Tecnologías de automatización y Tecnologías de información, en el contexto de I4.0. Esta evaluación se basa en cuatro áreas: Infraestructura, Arquitectura estándar, Plataforma *software*, y Actualización tecnológica. En la Tabla 3.2, se presentan las definiciones de estas áreas.

Es importante mencionar que estas definiciones han sido incluidas en la actual propuesta debido a su relevancia como áreas claves de la interoperabilidad. Aportan claridad y simplicidad en un enfoque de medición y están alineadas con el objetivo del indicador.

La interoperabilidad y el desempeño de las tecnologías mantienen una relación estrecha en el contexto de *Smart Manufacturing*. Una TDM puede tener un excelente desempeño individual, pero si no puede interoperar con otros componentes, su valor se ve limitado. La interoperabilidad, posibilita aprovechar el desempeño individual al facilitar la integración y coordinación de las tecnologías de manera efectiva.

Área	Definición
Infraestructura	Base física y que permita la conectividad entre sistemas. Incluye aspectos como redes y protocolos de comunicación entre los sistemas interoperables facilitando la comunicación entre diferentes proveedores para una misma solución
Arquitectura estándar	Una arquitectura que cumple con los estándares internacionales, con la aplicación de protocolos abiertos y facilidad de acceso para disminuir la complejidad y las barreras en la integración de esta arquitectura
Plataforma <i>software</i>	Plataformas de <i>software</i> flexibles con fácil acceso remoto y disponibilidad de acceso por <i>Web Services</i>
Actualización tecnológica	Potencial de integración futura con otros sistemas. Las actualizaciones de <i>software</i> y el intercambio de componentes de <i>hardware</i> se producen de forma modular

Tabla 3.2: Características interoperabilidad. Fuente [25].

3.2.2. Fase Modelo matemático

El modelo matemático está inspirado en la propuesta de [132], que establece una relación numérica entre un nivel esperado con un nivel real de un elemento específico.

Teniendo en cuenta que el desempeño de un conjunto de TDM, involucra no solo el desempeño individual de cada tecnologías, sino que existe un factor de desempeño que puede aumentar o disminuir el desempeño total relacionado con el desempeño mutuo al adoptar más de una tecnología, hemos propuesto un indicador denominado MpT . Este indicador calcula la tasa de desempeño esperado de un conjunto de TDM en relación con su desempeño actual. El indicador MpT abarca tanto el desempeño propio de cada TDM, definido como el desempeño de la capacidad individual, como el desempeño mutuo, que mide la funcionalidad entre pares de TDM en términos de interoperabilidad. El indicador MpT es definido en la Ecuación (3.1).

$$MpT = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{pij}}{h}; i \leq j, \quad (3.1)$$

donde,

- n es el número de TDM analizadas $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$,
- r_{pij} es el radio del desempeño de la TDM i en relación con la TDM j ,
- $h = \frac{n(n+1)}{2}$

Para calcular el indicador se propone utilizar la matriz $MMpT_{ij}$, la cual se compone de todos los posibles valores de r_{pij} , como se muestra en la Ecuación (3.2). Esta matriz es simétrica, dado que la evaluación de la TDM i con respecto a la TDM j es igual a la evaluación de la TDM j con respecto a la TDM i , ya que las características evaluadas son las mismas. En otras palabras, $r_{pij} = r_{pji}$.

$$MMpT_{ij} = \begin{bmatrix} r_{p11} & r_{p12} & \cdots & r_{p1j} \\ r_{p21} & r_{p22} & \cdots & r_{p2j} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ r_{pi1} & r_{pi2} & \cdots & r_{pij} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

La suma de todos los elementos que conforman $MMpT_{ij}$ se representan como $\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{pij}$; y la restricción $i \leq j$ sustrae los elementos ubicados por encima de la diagonal principal debido a la simetría de la matriz. La cantidad total de elementos de la suma, que incluye los elementos de la diagonal principal y los elementos debajo de ella, se define como $h = \frac{n(n+1)}{2}$. Es importante destacar que los elementos donde $i = j$ describen el desempeño propio de cada tecnología, mientras que $i \neq j$ describen el desempeño mutuo de un par de tecnologías.

De manera formal, r_{pij} se expresa como la relación entre la longitud de la proyección de un vector llamado r_{eij} y la longitud de un vector r'_e . El vector r_{eij} se conoce como vector resultado, mientras que el vector r'_e como vector estándar, como se muestra en la Figura 3.2. La Ecuación (3.3) representa r_{pij} .

$$r_{pij} = \frac{Lr_{eij} \cos \theta}{Lr'_e} \quad (3.3)$$

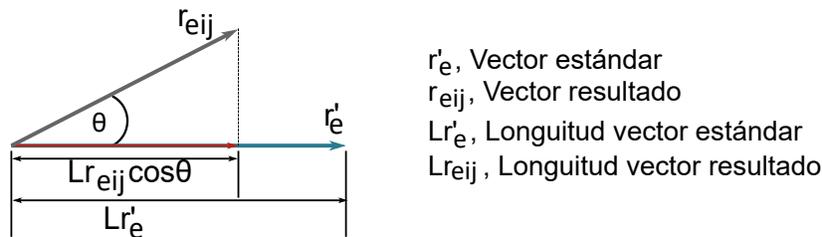


Figura 3.2: Relación entre el vector resultado y vector estándar. Fuente [132].

En la Ecuación (3.4), el valor e_m denota la evaluación de las características de desempeño. El vector r_{eij} , está compuesto por m elementos e_m ; donde m representa el número de características que están siendo evaluadas. Cuando $i = j$, se efectúa la evaluación del **desempeño propio** de cada tecnología, mientras que cuando $i \neq j$, se evalúa el **desempeño mutuo** entre la tecnología i en relación con la tecnología j .

$$r_{eij} = \begin{bmatrix} e_1 \\ e_2 \\ \vdots \\ e_m \end{bmatrix} \quad (3.4)$$

TDM	Característica	Medida
Big data y análisis	Volumen	Cantidad de datos recolectados
Ciberseguridad	Detención	Física Virtual
Computación en la nube	Capacidad de almacenamiento	Cantidad sustancial de almacenamiento
IoT	Latencia	Tiempo de transferencia de datos
Fabricación aditiva	Velocidad en prototipo	Tiempo prototipado
Realidad virtual	Percepción de la realidad	Puntuación de opinión media (MOS)
Robot autónomo	Productividad	Tiempo de ciclo
Simulación	Nivel de representación	Producto y proceso Línea de producción, estaciones de trabajo, logística interna Empresa, entorno operativo
Sistemas de integración	Arquitectura de referencia	Nivel de aplicación de arquitectura de referencia

Tabla 3.3: Capacidad para cada TDM.

Para evaluar el desempeño propio se ha definido una característica que evalúa la capacidad de cada TDM, $m = 1$. En la Tabla 3.3 se detalla la característica de capacidad para cada TDM.

Para la evaluación de la capacidad, se han identificado cuatro posibles respuestas a cada afirmación, cada una de ellas asociada con un cierto número de puntos indicando el grado de cumplimiento:

- Level 0 (L0): 0 puntos, la característica p es baja en la TDM i .
- Level 1 (L1): 1 punto, la característica p es media en la TDM i .
- Level 2 (L2): 2 puntos, la característica p es alta en la TDM i .
- Level 3 (L3): 3 puntos, la característica p es muy alta en la TDM i .

Similarmente, el análisis del desempeño mutuo de las TDM, se ha considerando un conjunto de cuatro características ($m = 4$) tomadas de la definición de interoperabilidad, presentadas en [25] y adaptadas al contexto de esta investigación.

1. **Infraestructura:** Nivel de infraestructura de red. Por ejemplo: módulos de conexión, red inteligente.
2. **Arquitectura estándar:** Nivel de implementación de la arquitectura. Por ejemplo: Arquitectura de Referencia de Internet Industrial (IIRA), Modelo de Arquitectura de Referencia para la Industria 4.0 (RAMI 4.0), ISA 95, etc.
3. **Plataforma Software:** Nivel de implementación del software. Por ejemplo: SCADA, Comunicación entre niveles de arquitecturas, Comunicación remota entre niveles de arquitecturas.
4. **Capacidad de actualización tecnológica:** Nivel de actualización. Por ejemplo: actualización entre dispositivos actuales, actualización agregando nuevos dispositivos.

Para la medición de estas características se han identificado cuatro posibles respuestas a cada afirmación, asociada con un cierto número de puntos:

- Level 0 (L0): 0 puntos, la TDM i no comparte la característica m con la TDM j .
- Level 1 (L1): 1 punto, la TDM i comparte parcialmente la característica m con la TDM j .
- Level 2 (L2): 2 puntos, la TDM i comparte casi totalmente la característica m con la TDM j .
- Level 3 (L3): 3 puntos, la TDM i comparte totalmente la característica m con la TDM j .

El vector estándar r'_e está conformado por los valores ideales de la evaluación del desempeño entre la TDM i en relación con la TDM j . Está formado por el máximo de puntos posible que pueden ser obtenidos en cada una de las m características, como se muestra en la Ecuación (3.5).

$$r'_e = \begin{bmatrix} 3 \\ 3 \\ \vdots \\ 3 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

Considerando que, $\cos \theta = \frac{r_{eij} \cdot r'_e}{Lr_{eij} Lr'_e}$, y dado que $Lr'_e = \sqrt{3^2 m}$, la Ecuación (3.3) puede ser reformulada como se muestra en la Ecuación (3.6).

$$r_{pij} = \frac{r_{eij} r'_e}{9m} \quad (3.6)$$

3.2.3. Fase análisis y seguimiento del indicador

Los valores que pueden tomar los elementos de M_pT se encuentran en un rango que varía entre 0 y 1, donde el valor cero denota el nivel más bajo de desempeño y el valor uno indica el nivel más alto. El valor de M_pT depende del rango de valores que r_{pij} pueda alcanzar, lo que determina los posibles vectores de r_{eij} .

El seguimiento del desempeño mutuo de interoperabilidad, ofrecido por el indicador de desempeño, permite identificar las relaciones menos robustas entre las TDM, lo que brinda una oportunidad para mejorar la eficiencia de las tecnologías. De manera similar, la evaluación individual de las TDM permite identificar acciones estratégicas para mejorar sus niveles de desempeño.

El indicador M_pT ha sido diseñado para medir el desempeño de un conjunto de tecnologías e identificar áreas de mejora en un sistema de producción. Este tipo de indicador se convierte en una herramienta crucial para la toma de decisiones basadas en datos y mejorar el desempeño general en cualquier industria.

3.3. Caso de prueba

En esta sección, se presenta la implementación del indicador propuesto en un escenario concreto. Consideramos un sistema de fabricación de una empresa mediana o pequeña para la cual se ha identificado la arquitectura según la norma ISA 95; una red *DeviceNet* utilizada para conectar dispositivos a nivel de planta; un proceso de monitoreo y simulación con servicios en línea que tienen la opción de conectarse a la red *DeviceNet*. Además de dispositivos de fabricación estándar como fresadoras, transportadores y una estación manual. También cuenta con un robot industrial encargado de tareas de alta precisión, velocidad de producción ajustable y un módulo de comunicación *DeviceNet*.

Identificamos dos TDM actualmente disponibles en este el proceso: Robots industriales y Simulación, lo que significa que $n = 2$. Para evaluar el desempeño propio de cada una de las TDM, se identifican las siguientes características: tiempo de ciclo corto para Robots Industriales, y nivel de representación para Simulación.

Estas características se califican utilizando el procedimiento de evaluación de cuatro puntos definido en la Sección 3.2.2. En esta instancia, presentamos en detalle como se obtiene r_{e11} , que esta relacionado con el desempeño del Robot Industrial.

- e_1 (L3) El tiempo de ciclo corto es muy alto en la TDM Robots Industriales debido a las características del robot instalado.

De manera similar, presentamos en detalle como se obtiene r_{e22} asociado al desempeño de la Simulación.

- e_1 (L1) El nivel de representación es promedio en la TDM de Simulación debido a que la simulación es solo del proceso de manufactura.

A continuación, son identificadas cada una de las características de evaluación de desempeño mutuo: la red de comunicación *DeviceNet* para la Infraestructura, ISA 95 para la arquitectura estándar y la supervisión en línea de la plataforma de *software*.

En particular, se detalla el procedimiento utilizado para calcular el valor del parámetro r_{e21} , que está relacionado con el desempeño mutuo entre los Robots Industriales y la Simulación:

- e_1 (L3) La TDM de Simulación comparte completamente la infraestructura de red *DeviceNet* con la TDM Robots Industriales. Tanto el *software* de simulación como el robot industrial tienen un módulo de comunicación de red *DeviceNet*.
- e_2 (L2) La TDM de Simulación comparte casi en su totalidad la arquitectura estándar ISA 95 con la TDM de Robots Industriales. La arquitectura definida por el estándar ISA95 no menciona directamente ningún nivel de simulación. Por lo tanto, se puede integrar a nivel de planificación.
- e_3 (L3) La TDM de Simulación comparte completamente una plataforma de con el TDM de Robots Industriales. Ambos son compatibles con esta plataforma y es posible comunicarse a través de la infraestructura de red inicialmente definida.
- e_4 (L1) La TDM de Simulación comparte parcialmente la capacidad de actualización tecnológica con el TDM de Robots Industriales. Debido a que la herramienta de simulación tiene un número finito de entradas para simular.

Una vez que se han evaluado todos los elementos r_{eij} , es posible calcular los valores de r_{pij} mediante la Ecuación (3.4). Este proceso se representa en la Tabla 3.4 como ejemplo ilustrativo.

r_{eij}	r_{pij}
$r_{e11} = (3)$	1
$r_{e12} = r_{e21} = (3, 2, 3, 1)$	0.75
$r_{e22} = (1)$	0.33

Tabla 3.4: Valores de r_{eij} y r_{pij} .

Para finalizar, en la Ecuación (3.7), aplicando la Ecuación (3.1), se obtiene el valor total de desempeño:

$$MpT = \frac{\sum_{i=1}^2 \sum_{j=1}^2 r_{pij}}{3} : i \leq j = \frac{2.08}{3} = 0.69 \quad (3.7)$$

Esto indica que el desempeño de las TDM en este proceso de fabricación es 69%.

3.4. Resumen del capítulo

En este capítulo se presentó una métrica de evaluación del aprovechamiento de las TDM, a partir del diseño de un indicador de desempeño de estas tecnologías. El indicador propuesto reúne la evaluación de un conjunto de TDM desde dos perspectivas: el desempeño propio y el desempeño mutuo, este último a través del concepto de interoperabilidad.

El desempeño propio evalúa el aprovechamiento del potencial de cada una de las TDM evaluadas. Para ello, se identificó la característica que representa capacidad para cada una de las tecnologías, las cuales se detallan a continuación: Volumen (*Big data*), Tipo de detección (Ciberseguridad), Almacenamiento (Computación en la nube), Latencia (IoT), Velocidad en prototipado (Fabricación aditiva), Productividad (Robot autónomo), Nivel de representación (Simulación), Nivel de aplicación arquitectura de referencia (Sistemas de integración).

El desempeño mutuo evalúa la interoperabilidad entre el conjunto de TDM evaluadas. Para ello se identificaron las siguientes características de evaluación: Infraestructura, Arquitectura estándar, Plataforma *software*, y Capacidad de actualización tecnológica.

Modelo de adopción de tecnologías digitales de manufactura

En este capítulo se presenta un modelo de adopción de TDMs en PYMES propuesto en el contexto de la investigación. Este modelo tiene como objetivo evaluar el desperdicio tecnológico al adoptar TDM en PYMES.

Frecuentemente, el término desperdicio tecnológico (*Technology waste*) se utiliza para describir cualquier tipo de tecnología que se ha vuelto obsoleta o inútil, abarcando productos electrónicos, equipos de oficina, equipos de telecomunicaciones y otros dispositivos tecnológicos [133]. Sin embargo, en esta investigación se ha interpretado como el desaprovechamiento tecnológico o subutilización tecnológica (*Technology underutilization*).

El desaprovechamiento tecnológico se refiere a la incapacidad de aprovechar plenamente el potencial de una tecnología. Ocurre cuando las organizaciones no implementan, integran o utilizan dicha tecnología de manera efectiva. Con el propósito de prevenir este desperdicio (desaprovechamiento), hemos diseñado un modelo de adopción de TDM que considera el aprovechamiento tecnológico y la interoperabilidad entre tecnologías mediante la inclusión del indicador de desempeño de TDM propuesto en el Capítulo 3.

El diseño del modelo se realizó con base en el enfoque delineado por *Hevner et al.* en [134], reconocido como Investigación Científica Basada en el Diseño (*Design Science Research* - DSR). Este enfoque se seleccionó por su respaldo en la creación de nuevos artefactos tales como modelos, métodos y algoritmos. Una representación gráfica del enfoque DSR se muestra en la Figura 4.1.



Figura 4.1: Diseño del modelo basado en la metodología DSR. Fuente [134].

4.1. Estructura del modelo

Teniendo en cuenta la metodología de diseño de [134], a continuación se describen las actividades propuestas en cada bloque.

1. **Bloque bases de conocimiento:** se definen como el conjunto de información, teorías, conceptos y principios existentes que son relevantes para abordar el problema de investigación en cuestión.
 - Actividad 1.1: Definición y clasificación de los trabajos afines con la investigación. En esta actividad se realizó un análisis sistemático de la literatura respecto a las propuestas de adopción de TDM y se propuso una clasificación de ellas.
 - Actividad 1.2: Definición del modelo de referencia para la adopción de TDM. En esta actividad, a partir de los reportes en la literatura, se seleccionó y adaptó el modelo de referencia para la investigación.
 - Actividad 1.3: Definición del método de modelado y simulación. En esta actividad se definió la forma de representación del sistema caso de estudio.
2. **Bloque ambiente:** hace referencia al contexto en el que se desarrolla el problema y se implementa la solución propuesta.
 - Actividad 2.1: Diagnóstico del sector PYMES. En esta actividad se definieron las condiciones de las PYMES que se relacionan con el proceso de adopción de tecnologías.
 - Actividad 2.2: Definición de los factores de medición al adoptar TDM. En esta actividad se definieron los indicadores relevantes para medir la adopción de TDM.
 - Actividad 2.3: Listado de las TDM aplicables en el estudio. En esta actividad se propuso una lista de las TDM a evaluar en el estudio.
3. **Bloque construcción del artefacto:** se refiere al proceso de desarrollar y crear un artefacto, el cual puede tomar diversas formas, como un algoritmo, un modelo, un método, una instancia, un prototipo.

Se busca generar un modelo de adopción de TDM que tenga un equilibrio entre la simplicidad, la comprensión del funcionamiento del proceso de adopción y la adaptabilidad a diversos escenarios. Estos diferentes escenarios se forman a partir de las distintas tecnologías y de los proveedores que suministran diferentes dispositivos de cada una de ellas.

- Actividad 3.1: Definición de la información de entrada al modelo. En esta actividad se relacionaron los factores que influyen en la decisión de adoptar TDM con las necesidades específicas de la PYME.
- Actividad 3.2: Arquitectura del modelo. En esta actividad se propuso el método para adopción de TDM.
- Actividad 3.3 - Evaluación del impacto de la adopción de TDM mediante simulación del proceso productivo
- Actividad 3.4: Validación del modelo. En esta actividad se validó el comportamiento del modelo de adopción.

4.2. Desarrollo de las actividades

A continuación, se describen las propuestas desarrolladas en cada bloque; así como las herramientas necesarias para la implementación del modelo.

4.2.1. Bloque bases de conocimiento

Actividad 1.1 - Definición y clasificación de los trabajos a fines con la investigación

De acuerdo a la información expuesta en la Sección 2.3, en la Figura 4.2 se muestran las propuestas de adopción de TDM de los trabajos a fines que sirven de base para el presente estudio.

En esta figura, se presenta la clasificación de acuerdo a los conceptos empleados en cada propuesta. Por ejemplo, en el estudio [96], se introduce un modelo estructural fundamentado en un modelo de madurez. En el caso de la investigación [10], se presenta un *roadmap* que incluye KPIs. En [97], se establece un marco conceptual que integra un modelo de referencia, un modelo de madurez, un *roadmap* y KPIs. Por su parte en [12], se propone un procedimiento que integra un MCDM. Por último, en [11], se desarrolla un modelo conceptual que es evaluado mediante KPIs.

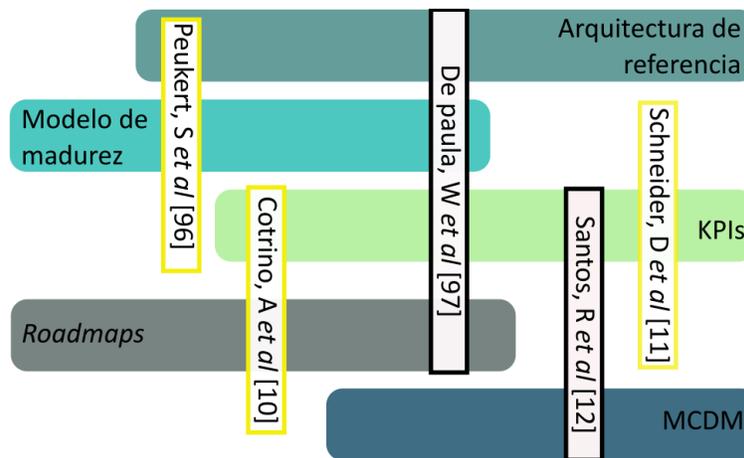


Figura 4.2: Trabajos afines resumen. Fuente propia.

Por otra parte, las propuestas han sido categorizadas en función de la metodología utilizada para la selección de las TDM, distinguiendo entre enfoques cualitativos y cuantitativos. En el contexto cualitativo, la selección de TDM se efectúa a través de un análisis descriptivo que apunta a la identificación de las tecnologías. En contraste, el enfoque cuantitativo se basa en un análisis numérico para dicha selección. En la Figura 4.2, los estudios en color amarillo presentan un enfoque cualitativo y los de color negro un enfoque cuantitativo.

En cuanto al enfoque cualitativo, en el modelo desarrollado en [96], basa la selección de las TDM en la decisión de la gerencia en respuesta a las soluciones ofrecidas por los proveedores, no es detallado el proceso específico de toma de decisión. En el estudio [10], la selección de las TDM se lleva a cabo a través de un análisis individual efectuado por el responsable de establecer la estrategia de adopción. En la investigación [11], se parte de un análisis cualitativo por parte de expertos que se traduce en datos numéricos usando una escala *Likert*.

Estas propuestas, ofrecen herramientas de apoyo en el proceso de adopción de TDM en PYMES, al explorar los conocimientos tácitos de los involucrados, además resultan útiles para diagnosticar el estado inicial de una empresa, incluso en el caso de PYMES, y estimar algunas TDM que puedan mejorar el sistema de manufactura. Sin embargo, carecen de una evaluación operativa de las TDM, lo que dificulta identificar los efectos que estas tecnologías pueden causar en el sistema de manufactura.

En relación al enfoque cuantitativo, el procedimiento definido en [12], lleva a cabo un análisis de sensibilidad en el método de MCDM para identificar una solución satisfactoria. Sin embargo, no se especifica cómo se definen las alternativas de TDM que son analizadas. En el *framework* propuesto en [97], las TDM se seleccionan a partir de los diferentes escenarios habilitados, y se evalúan cuantitativamente mediante modelamiento y simulación.

Ref	Propuesta	Objetivo	Conceptos	Pruebas
[10]	<i>Roadmap</i>	Guiar la implementación de TDM	KPI	Implementación prototipo
[11]	Modelo potencial	Orientar sobre las TDM y su potencial	KPI	Sin evaluación operativa
[12]	Procedimiento de decisión	Apoyar a los gerentes en la selección de TDM	MCDM, KPI	Sin evaluación operativa
[96]	Modelo de proceso estructurado	Mejorar productos y procesos logísticos	Modelo de madurez	Sin evaluación operativa
[97]	Marco conceptual	Caracterizar y evaluar escenarios de <i>Smart Manufacturing</i>	Marco de referencia, modelo de madurez, <i>roadmap</i> , KPI	Simulación de escenarios

Tabla 4.1: Cuadro comparativo de características de trabajos afines.

Estas propuestas, funcionan como herramientas de evaluación de diferentes alternativas y escenarios en el proceso de adopción de TDM, incluyendo PYMES. Estas propuestas parten del diagnóstico del estado inicial de una PYMES, pasando por la selección de diferentes conjuntos de TDM, para finalmente ser evaluadas de manera cuantitativa. Esto brinda una mayor representatividad y reduce la subjetividad en la selección de las tecnologías.

En síntesis, Los trabajos relacionados que integran modelos de referencia, modelos de madurez, *roadmaps*, presentan una base sólida para su estructura, lo que les permite generar soluciones para la adopción de TDM alineadas con los requisitos de *Smart Manufacturing* e I4.0. La inclusión de KPI para la evaluación de los posibles efectos de la adopción de TDM ayuda a estandarizar estas soluciones y evitar subjetividades en la selección de las TDM adoptadas. Es importante señalar que, en el contexto de las PYMES, la consideración del aprovechamiento eficaz de las tecnologías es un aspecto que no ha sido abordado en ninguna de las fuentes de referencia. Las características de los trabajos afines son comparadas en la Tabla 4.1

Desde nuestra perspectiva, se ha identificado como desventaja el enfoque cualitativo en la selección de las TDM, en las propuestas de modelos de los estudios [10], [11] y [96]. En estas propuestas, la selección depende en gran medida de supuestos y del conocimiento tácito de los interesados, lo que podría alejarse de la funcionalidad esperada de las tecnologías y no representar de manera precisa su potencial.

Otra desventaja identificada, es la falta de pruebas de evaluación operativa de las TDM, en las propuestas de los estudios [11], [12] y [96]. La falta de dichas pruebas limita la capacidad de comprender el efecto de las TDM en comparación con la realidad, crucial para una toma de decisiones informada.

Además, alguna de estas propuestas como en los estudios [10], [11] y [12] no incluyen un modelo de referencia. La utilización de un modelo de referencia puede proporcionar beneficios, como el establecimiento de normas para el proceso de adopción, la capacidad de comparar el punto de partida con el punto de llegada, y contar con una estructura sólida que sirva como base.

Aunque la propuesta del estudio [97], emplea modelos de referencia y análisis operativo, desde nuestra perspectiva, no presenta lineamientos claros en la selección del escenario final de TDM.

Actividad 1.2 - Definición del modelo de referencia para la adopción de TDM

De acuerdo con la literatura analizada, la inclusión de un modelo de referencia en un modelo de adopción es fundamental para asegurar la coherencia entre el sistema implementado y el diseño previsto. Además, su inclusión contribuye al cumplimiento de requisitos y especificaciones de *Smart Manufacturing* e I4.0, tales como conectividad e integración de datos. Los modelos de referencia relacionados en la literatura se presentaron en la Sección 2.1.2.

En relación a los modelos RAMI 4.0, IVRA, IIRA, y Ecosistema de fabricación inteligente se observó que representan conceptualmente los enfoques de *Smart manufacturing* e I4.0. Aunque ofrecen una visión integral de los actores involucrados y la estructura de estos enfoques, no queda claramente definida la manera en que las TDM se integran en el modelo.

En el mismo sentido, la arquitectura micro perspectiva de I4.0 [85], presenta una visión amplia de cómo se debería representar la I4.0, indicando en que áreas están involucradas algunas TDM, con un enfoque en la dimensión ambiental y de sostenibilidad. Sin embargo, es bastante compleja ya que considera numerosos factores a lo largo de toda la cadena de valor del sistema.

Por otro lado, el *Framework* teórico de tecnologías de I4.0, propuesto en [4], diseñado para países con economías emergentes, se desarrolló mediante un análisis de campo en PYMES de Brasil. Este modelo brinda una comprensión de las TDM adaptadas, en función de los objetivos de *Smart Manufacturing* e I4.0. Este *Framework* se tomó como modelo referente para la investigación, ya que dentro de este, es posible identificar las TDM y al mismo tiempo proporciona etapas en la complejidad de la implementación de las TDM.

Con el fin de ajustar esta base de conocimiento a los objetivos de esta investigación, se realizó una adaptación al modelo original, tal como se ilustra en la Figura 4.3. Esta adaptación se centra en las etapas de *Smart Manufacturing* y base tecnológicas, donde se identifican las TDM incluidas en esta investigación.

La adecuación del *Framework* original implica restringir el alcance de las TDM a la fase de *Smart Manufacturing*, excluyendo las fases de *Smart Products*, *Smart Working* y *Smart Supply Chain*. Esta limitación se justifica por la concentración del campo de aplicación de las TDM en el ámbito de *Smart Manufacturing* y la estructura característica de las PYMES, que se centra en torno al proceso de manufactura.

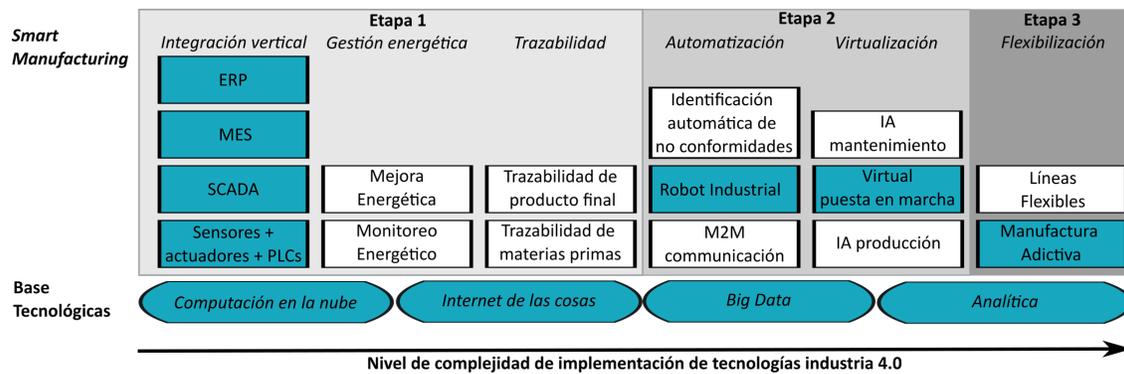


Figura 4.3: Modelo estructural de referencia adaptado. Fuente propia.

Actividad 1.3 - Definición del método de modelado y simulación

Con el propósito de comprender el comportamiento del proceso de manufactura en la PYMES que va a adoptar TDM, hemos propuesto incorporar herramientas de modelado y simulación.

Estas herramientas proporcionar una representación virtual del proceso de manufactura, brindan asistencia en la planificación y diseño de producto y procesos, se emplean para optimizar procesos, analizar riesgos, entre otras aplicaciones [71].

Para el modelado se ha definido el formalismo matemático de Redes de *Petri*, para modelar el flujo de materiales y productos del proceso de manufactura, modelar el comportamiento de los recursos involucrados en el proceso de manufactura.

Para la simulación se ha definido un *software* de simulación de operaciones que permite analizar procesos o sistemas operativos en un entorno virtual y evaluar cómo diversos escenarios pueden afectar su comportamiento dinámico.

4.2.2. Bloque ambiente

Actividad 2.1 - Diagnóstico del sector PYMES

En el contexto de las PYMES colombianas, se observan diversas características significativas. Estas incluyen altos niveles de informalidad, una limitada asociación empresarial, una focalización en mercados de alcance limitado, niveles tecnológicos y de capacitación reducidos, un acceso restringido a servicios financieros, precaución en la inversión, limitada capacidad de innovación, participación limitada en el sector de la contratación pública, y un bajo uso de las TIC [135].

Categoría de empresa	Valor de activos	Número de trabajadores
Pequeña	Entre 501 y 5000 SMLV	Entre 11 y 50
Mediana	Entre 5001 y 30000 SMLV	Entre 51 y 200

Tabla 4.2: Características para PYMES en Colombia.

En Colombia, las PYMES se han convertido en un conjunto fundamental de empresas para la generación de empleo y el crecimiento económico [136]. La Ley 905 de 2004 define en su artículo 2 que, para efectos legales, se considera pequeña y mediana empresa toda unidad de explotación económica realizada por una persona natural o jurídica en actividades empresariales, agropecuarias, industriales, comerciales o de servicios, rural o urbana, que cumpla con dos de los siguientes parámetros: valor de activos y número de trabajadores, como se muestra en la Tabla 4.2.

Las PYMES de manufactura a menudo enfrentan desafíos considerables en la gestión y reducción de costos de producción, que engloban los costos de materiales, mano de obra, energía y otros gastos operativos. Además, estas empresas pueden ser más susceptibles a las fluctuaciones del mercado y las tendencias económicas, lo que puede generar desafíos en la variabilidad en la demanda de productos [137]. La adopción de tecnologías de manufactura digital y la automatización pueden ser costosas y desafiantes para las PYMES, el acceso a préstamos y capital es fundamental para el crecimiento.

En comparación con otros países de Latinoamérica, Colombia presenta un bajo nivel de innovación y tecnología, encontrándose por debajo del promedio regional y únicamente por encima en productos primarios [138]. La inversión en procesos de innovación y tecnología es muy escasa o inexistente en el país. Según la Encuesta de Desarrollo e Innovación Tecnológica (EDIT) realizada en 2015-2016, solo el 21,5% de las empresas encuestadas son innovadoras en sentido amplio y el 75% de ellas no innovan. De acuerdo con Expo Mipyme Digital Caribe, solo el 5% de las pequeñas y medianas empresas del país utilizan de manera masiva las TIC para desarrollar sus negocios. Esto significa que la mayoría de los empresarios no aprovechan el potencial de conexión a internet para interactuar con sus clientes, proveedores y con las entidades del gobierno [139].

En el informe Balance y Perspectivas de la ANDI, se detalla el comportamiento del mercado colombiano en temas de PYMES, donde solo el 24% se dedica al comercio, el 58% no tiene personal capacitado para desarrollar labores relacionadas con tecnologías y el 12% no cuenta ni usa herramientas digitales [140].

El estudio desarrollado en [141] presenta un panorama de las PYMES del sector manufacturero de Bogotá, destacando que el 85% de estas empresas no proporciona capacitación en herramientas de I4.0. Tan solo un 18,6% de estas tiene un plan de inversión en tecnologías de I4.0.

El 60 % no utiliza ninguna de las tecnologías relacionadas con computación en la nube (*big data*, *blockchain*, inteligencia artificial, IoT, robótica e impresión 3D). El 29,4 % aún no aprovecha sus datos, porque no los recopilan, y apenas un 3,9 % utiliza *software* especializado para el tratamiento de sus datos.

No obstante, en Colombia se han implementado políticas e incentivos por parte del gobierno para regular y extender su uso, reconociendo su importancia para la generación y creación de valor [142], [143]. Esto se refleja en las metas establecidas y en las políticas gubernamentales que han sido implementadas para alcanzarlas, tales como:

- Alianza para la Innovación: esta alianza busca crear una cultura de innovación en el país y fomentar la adopción de tecnologías de la I4.0 en las empresas [144].
- Centros de Innovación y Productividad: el gobierno colombiano ha creado varios centros de innovación y productividad en todo el país para brindar apoyo a las empresas en la adopción de tecnologías avanzadas, incluyendo la I4.0 [145].
- Estrategia Nacional de Transformación Digital: esta estrategia busca fomentar la adopción de tecnologías digitales en todas las industrias, incluyendo la I4.0, para mejorar la productividad y competitividad del país [139].
- Plan Nacional de Desarrollo: dentro del plan de desarrollo del gobierno colombiano, se ha incluido la implementación de tecnologías 4.0 en el sector productivo y se ha creado un fondo de financiamiento para proyectos de innovación tecnológica [146].
- Programa de Transformación Productiva: este programa tiene como objetivo mejorar la competitividad de las empresas colombianas y fomentar la adopción de tecnologías avanzadas, incluyendo la I4.0 [147].

En estudios como [148] y [149], se observa cómo las empresas comienzan a adoptar estas iniciativas. En ellos se analizan el proceso de adopción de I4.0 en PYMES manufacturas, en las cuales inicialmente se adaptan tecnologías como el comercio electrónico y tecnologías de virtualidad (PCs, *e-mail*, LAN/WAN, *Internet*, *Intranet*, *Web Page*, *Social Networks*). Estos estudios mencionan que los factores evaluados incluyen las ventajas relativas, observabilidad, complejidad, oportunidad de nuevos negocios, comunicación efectiva con el cliente, reducción de costo en negocios, incentivos del gobierno, entre otros. En el estudio [150], es analizado el impacto de las TDM en la cadena de valor de un grupo de PYMES en Colombia. Estas empresas han adoptado las siguientes TDM: realidad aumenta, máquinas inteligentes, impresión 3D, *big data*, arquitectura *cloud*/cliente, medios de pago inalámbricos, e IoT.

Los resultados recopilados reflejan una gran necesidad de respaldo a las empresas de menor tamaño, que han sido las más afectadas después de la llegada de la pandemia. La crisis llevó a que se concentren en actividades fundamentales para su funcionamiento, como el pago de salarios de los empleados, alquileres, servicios públicos, insumos y materias primas.

Esta situación ha relegado a un segundo plano las actividades relacionadas con la innovación, la digitalización y la adopción de TDM. En este contexto, es esencial brindar un respaldo adecuado a estas empresas para que puedan superar las dificultades y aprovechar las ventajas que ofrecen las TDM en su proceso de recuperación y crecimiento.

Existen diferentes metodologías que sugieren buenas prácticas al iniciar un proceso de adopción de TDM. Sin embargo, no se ha identificado una metodología o modelo específico adaptado a las necesidades de las PYMES. Estos modelos proporcionan herramientas y áreas en las cuales centrarse durante el proceso, pero en ocasiones resultan ser muy genérico y desconectados de la realidad que enfrentan las PYMES [143].

Actividad 2.2 - Definición de los indicadores de medición al adoptar TDM

Los siguientes indicadores de medición han sido seleccionados con el propósito de lograr un aprovechamiento eficaz de las TDM en la PYMES, es decir, aprovechar su potencial para mejorar el desempeño del proceso. Se han incorporado dos indicadores orientados a las tecnologías: Desempeño TDM y Costos de TDM. Asimismo, se han introducido dos indicadores orientados al proceso: Productividad y Disponibilidad.

1. Desempeño TDM

El indicador MpT analiza el aprovechamiento de las características de cada una de las TDM y la interconexión entre estas a través del concepto de Interoperabilidad. El indicador se representa matemáticamente en la Ecuación (3.1). Los fundamentos de este indicador se detallaron en el Capítulo 3.

La Ecuación (3.1) representa el indicador MpT .

$$MpT = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{pij}}{h}; i \leq j,$$

donde,

- n es el número de TDM analizadas $i, j \in \{1, 2, \dots, n\}$,
- r_{pij} es el radio del aprovechamiento de la TDM i en relación con la TDM j ,
- h es el número de elementos en la suma.

2. Costos TDM

Se han considerado las medidas de costo por adquisición de TDM y costo de capacitación (CP), debido a que las PYMES suelen tener un presupuesto limitado para la inversión en tecnologías.

La Ecuación (4.1), representa este indicador.

$$CP = \text{Costos de adquisición TDM} + \text{Costos de capacitación TDM} \quad (4.1)$$

3. Productividad

Se ha optado por emplear el indicador denominado Factor de productividad total (FPP), también denominado como de múltiples factores. Este indicador implica el cálculo de todas las entradas involucradas en el proceso en relación con las salidas [151] y [152].

La elección de este indicador se basa en la intención de evaluar los beneficios derivados de la adopción de TDM en el proceso de manufactura de la empresa, a través de la observación del desempeño del proceso.

La Ecuación (4.2) representa dicho indicador.

$$FPP = \frac{\text{Salida}}{\text{Mano de obra} + \text{Material} + \text{Energía} + \text{Capital}} \quad (4.2)$$

Es importante destacar que este indicador no se encuentra asociado a una unidad de medida específica, dado que se trata de una medida relativa que evalúa la producción en relación a los insumos utilizados durante un período de tiempo determinado. Normalmente, los valores de los insumos pueden expresarse en términos de tiempo o costos. En el contexto de esta investigación, se han abordados los insumos en términos de costos.

4. Disponibilidad

Se propone utilizar el índice de disponibilidad de producto (PAI) o *Producto Availability Index*, como medida de desempeño del proceso. Este indicador Calcula la proporción de productos que están disponibles para su entrega en relación con el total de productos solicitados, durante un periodo de tiempo, semanal, mensual, anual.

El indicador PAI generalmente se expresa como una proporción entre 0 y 1, donde 1 representa disponibilidad total y 0 indica falta de disponibilidad. Cuando el indicador supera el valor de 1, esto indica un exceso de producto disponible. La meta es que el valor de PAI se aproxime a 1, reflejando disponibilidad total. Por esta razón, hemos incluímos el valor absoluto de 1-PAI, de manera que mantenga su significado independientemente de si el número de productos es mayor o menor de la demanda.

La Ecuación (4.3) expresa este indicador.

$$PAI = \left| 1 - \frac{\text{Número de productos disponibles}}{\text{Demanda}} \right| \quad (4.3)$$

Actividad 2.3 - Listado de las TDM aplicables en el estudio

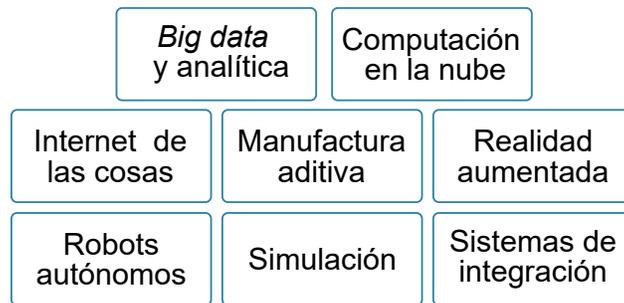


Figura 4.4: Tecnologías digitales de manufactura (TDM) a ser evaluadas. Fuente propia.

A partir de los estudios recopilados en la Sección 2.2, se han identificado diferentes tecnologías que se reconocen como TDM. En el contexto de esta investigación, se ha optado por analizar las tecnologías que se ajustan con el *Framework* adaptado en la Actividad 4.2.1. Esta elección tiene como propósito limitar el número de TDM que serán evaluadas, permitiendo a las PYMES concentrarse en estas tecnologías específicas. Estas tecnologías son resumidas en la Figura 4.4.

Esta decisión se basa en las tecnologías mencionadas por el Instituto nacional de estándares y tecnologías [153], las cuales han sido empleadas en diferentes contextos como en la arquitectura RAMI 4.0, así como en los estudios [47], [51] y [154].

4.2.3. Bloque construcción del artefacto

Actividad 3.1 - Definición información de entrada al modelo

El artefacto es un modelo del proceso de adopción de TDM en PYMES. Este modelo tiene como entradas la información relativa de la PYMES y los detalles concernientes a las TDM, los cuales son adquiridos a través de los proveedores de estas tecnologías.

Con el propósito de llevar a cabo esta tarea, se han creado los siguientes cuestionarios:

- Cuestionario de recolección de información para PYMES: Este cuestionario sigue las características del *framework* adaptado en la Sesión 4.3, utilizado para el diagnóstico de las PYMES. A través de este cuestionario, se identifica qué TDM posee la empresa, en qué nivel de complejidad de implementación se encuentra y el grado de adopción de *Smart Manufacturing*. Además, se espera obtener una estimación del valor de la demanda, que será utilizado más adelante como parte del indicador de índice de disponibilidad de producto.

Apéndice A

- Cuestionario de recolección de información para proveedores: Este cuestionario se basa en las características definidas, el indicador MpT para cada tecnología, considerando los parámetros de infraestructura, arquitectura estándar, plataforma *software*, actualización tecnológica y capacidad. Además, del costo por adquisición. A través de este cuestionario, se obtiene información detallada sobre las características operativas de las diferentes TDM proporcionadas por los proveedores. Apéndice B

Actividad 3.2 - Arquitectura del modelo de adopción

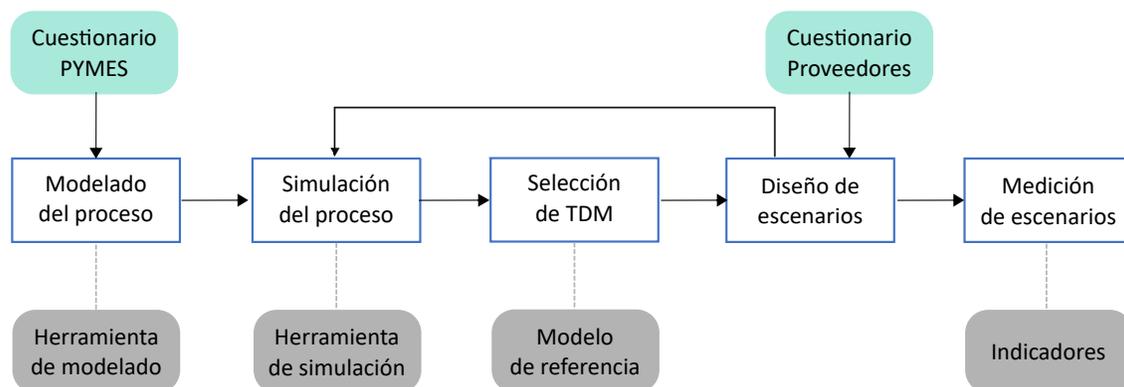


Figura 4.5: Arquitectura del modelo de adopción. Fuente propia.

La arquitectura general del modelo de adopción se muestra en la Figura 4.5. Los rectángulos indican las etapas del modelo, la información de entrada se representa en color verde y las herramientas a usar en color gris.

El modelo cuenta con cinco etapas principales, que son expuestos a continuación:

■ Etapa 1: Modelado del proceso

En esta etapa, se procede a recompilar y procesar información detallada acerca de la PYME, mediante el uso del Cuestionario de recolección de información para PYMES. Lo que implica conocer las características del sistema y proceso de manufactura, la capacidad de equipos y maquinarias con que cuenta la empresa, así como los objetivos esperados con la adopción de TDM.

Esta etapa tiene como objetivo representar el comportamiento del proceso de manera dinámica como un sistema de eventos discretos; de tal manera que sea posible medir el efecto que tiene los cambios en las configuraciones de las tecnologías, en las medidas de desempeño del proceso. Para ello se propone utilizar el formalismo de las redes de Petri coloreadas definidas en la Ecuación (2.16). De manera general el conjunto de colores se presenta en la Tabla 4.3

Conjunto color	Descripción	Tipo	Variables
Máquinas: Maq	Agrupar todos los recursos máquina con que el proceso cuenta inicialmente	$Maq = with M_1 M_2 ..$	m
Etapas del proceso: Proceso	Agrupar todas las operaciones que se realizan en el proceso teniendo en cuenta el tiempo	$Proceso = int timed$	a
Operarios: Oper	Agrupar todos los recursos persona que dispone el proceso	$Oper = with O_1 O_2 ..$	p
Materias primas: MP	Agrupar todas las materias primas que utiliza el proceso	$MP = with MP_1 MP_2 ..$	mp
Productos: Prod	Agrupar todos los productos terminados	$Prod = INT$	x

Tabla 4.3: Descripción red de *Petri* coloreada.

A su vez, las máquinas son representadas a partir de sus estados de Procesando, Recolectando, Inactivo, Esperando por operario, Esperando por transporte y En fallo. Los operarios son representados a partir de sus estados Viaje vacío, Viaje cargado, Viaje compensando vacío, Viaje compensando cargado, Activo, Inactivo.

■ Etapa 2: Simulación del proceso

El objetivo de esta etapa es en primer lugar simular la CPN modelada en el punto anterior y en segundo lugar variar en una herramienta de simulación información de entrada para medir variables de salida del sistema dinámico de eventos discretos.

Estas herramientas son capaces de identificar cuellos de botella, rastrear el flujo de material, estimar la cantidad de productos generados y medir la utilización de equipos, entre otros parámetros relevantes.

■ Etapa 3: Selección de TDMs

Para la selección de las TDM a considerar en la adopción, se evalúan los aspectos relacionados con el modelo de referencia seleccionado, mencionado en la actividad 4.2.1 y los resultados del cuestionario de recolección de información para PYMES para el caso de estudio. El objetivo es diagnosticar de manera general cómo se encuentra el proceso en su estado inicial y realizar propuestas de adopción de tecnologías acorde a las necesidades y aspectos del proceso, con el fin de determinar qué dispositivos contribuyen a mejorar el rendimiento del proceso.

Estas mejoras pueden incluir la reducción de cuellos de botella, la reducción de desperdicios de materiales y energía, la optimización de la secuencia de operaciones, la mejora de la eficiencia, el aumento de la productividad, la mejora en la calidad de los productos finales.

También, mejoras en la predicción de fallos en máquinas y equipos, la optimización de la gestión de inventarios, la reducción de riesgos para los operadores, el cumplimiento de regulaciones de trazabilidad, entre otros. A continuación, en la Tabla 4.4 se muestra un fragmento de una guía para esta selección a partir del modelo de referencia.

Bloque	TDM		Grado de utilización actual (A,M,B,N)	Grado requerido de adopción (A,M,B,N)	Observaciones
<i>Smart manufacturing</i>	Integración vertical	ERP	-	-	-
		MES	-	-	-
		SCADA	-	-	-
	Gestión energética	Sensores + actuadores + PLCs	-	-	-
		Mejora energética	-	-	-
		Monitoreo energético	-	-	-
Alto (A), Medio (M), Bajo (B), Nada (N)					

Tabla 4.4: Tabla guía selección de TDM. Fuente propia.

■ Etapa 4: Diseño de escenarios

Un Escenario se refiere a la definición de una tecnología o un conjunto de tecnologías que se desea evaluar en el modelo de adopción. Por lo tanto, un Escenario implica la configuración del proceso manufactura del sistema, incluyendo las TDM previamente definidas, junto con las características específicas proporcionadas por distintos proveedores. La información sobre las características y otros detalles de las TDM se recopilará a través del empleo del Cuestionario de recolección de información para Proveedores. En otras palabras, se determina en cuál o cuáles estaciones se incorporarán TDM y con qué características.

El número de escenarios máximo (NE) se halla a partir de la Ecuación (4.4).

$$NE = 2^k - 1 \quad (4.4)$$

Donde k es el número de TDM seleccionadas para el proceso.

A través de esta estructura de diseño, se busca realizar un análisis sistematizado y estandarizado de cada una de las TDM, en combinación con los dispositivos que dispongan diferentes proveedores. Es importante destacar que varios de estos escenarios serán de rechazados según el objetivo de la adopción de TDM.

■ Etapa 5: Medición de escenarios

En esta etapa, se procede a evaluar los criterios de medición Desempeño de las TDM, Costos de las TDM, Productividad y Disponibilidad para cada uno de los Escenarios diseñados. Esta evaluación se lleva a cabo utilizando los indicadores previamente descritos en la Sección 4.2.2.

Criterio	Ecuación	Fuente
MpT	$\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n r_{pij}}{h}$	Los datos de r_{pij} se originan a partir de la evaluación del conjunto de TDM, y su variabilidad se deriva de las diversas características que estas tecnologías poseen según el proveedor. Esta evaluación es técnica y debe ser realizada por un experto del proceso.
CP	$\text{Costos de adquisición} + \text{Costos de capacitación}$	Los datos de costos de adquisición y costos de capacitación son valores proporcionados por cada uno de los proveedores de las TDM.
FPP	$\frac{\text{Piezas producidas}}{\text{Costos proceso} + \text{Costo TDM}}$	Los datos relacionados con las piezas productivas y los costos de proceso se obtienen a través de la simulación del proceso. En dicha simulación, se introduce estocasticidad al variar el tiempo de ejecución de las estaciones de trabajo, el número de operarios, el tiempo de de representación. Por otro lado, el costo de las TDM varía en función de diferentes proveedores para las tecnologías.
PAI	$\left 1 - \frac{\text{Piezas producidas}}{\text{Demanda}} \right $	Los datos relacionados con las piezas productivas se obtienen a través de la simulación del proceso. Por otro lado, el valor de la demanda se estima por parte de la PYMES, utilizando datos históricos o pedidos esperados. Esta estimación incluso puede incorporar un grado de estocasticidad al variar este valor dentro de un rango definido por la PYMES.

Tabla 4.5: Detalle criterios de medición.

En la Tabla 4.5, se presenta un formato de adquisición de datos en esta etapa, donde se resumen las ecuaciones de cada uno de los indicadores y una explicación sobre la fuente de información.

Actividad 3.3 - Evaluación del impacto de la adopción de TDM mediante simulación del proceso productivo

Uno de los desafíos en la adopción de las TDM es cuantificar el impacto de éstas en los sistemas de manufactura, por ende, sus beneficios y posibles inconvenientes.

Las herramientas *software* de simulación son capaces de proporcionar mediciones de desempeño de un sistema de manufactura, generalmente utilizando KPIs. Los KPIs indican el nivel de desempeño de que un sistema de manufactura operarios y máquinas.

Entre la variedad de KPIs, la Eficiencia General de los Equipos (OEE) está bien establecida al ofrecer una indicación integral sobre el desempeño de un proceso de manufactura o del sistema en su conjunto.

El OEE es una métrica porcentual que tiene en cuenta tres variables esenciales de productividad: desempeño (P), calidad del producto (Q), y disponibilidad del equipo de producción (A). El desempeño relaciona el tiempo ideal necesario para producir las piezas (incluyendo las defectuosas) con el tiempo total de funcionamiento del proceso. La tasa de calidad consiste en el número de piezas buenas dividido por el total de piezas buenas y malas producidas. La disponibilidad es la proporción entre el tiempo que la máquina está en funcionamiento y el tiempo total considerado.

En una primera instancia, se propone estimar la influencia de las TDM en las variables P, Q y A de manera cualitativa, utilizando la Tabla 4.6. Esta estimación debe realizarse de manera específica para cada caso, ya que la influencia de las TDM puede afectar el OEE dependiendo de las circunstancias y las características específicas del sistema en consideración. Si se espera una influencia positiva, se identifica con el signo +; si se espera una influencia negativa, se identifica con el signo -; si no se espera ningún tipo de influencia, se identifica con el signo 0 [155].

En particular, se espera llevar a cabo ajustes específicos en la herramienta de simulación *software FlexSim*, los cuales reflejarán la estimación de las TDM, en los siguientes parámetros. Para la variable P, el parámetro de tiempo de ejecución de los elementos de la simulación que representan a operarios, máquinas, transporte, entre otros. En cuanto a la variable Q, se asocia a los parámetros de tiempo de ejecución y a los aspectos de *First Failure Time, Down Time, Up Time*. Por último, la variable D se asocia con el parámetro *First Failure Time, Down Time, Up Time*. Los parámetros para cada una de las TDM se encuentran detallados en la Tabla 4.7. Cabe destacar que para la TDM de Realidad Virtual/Aumentada no se ha asignado ningún parámetro, dado que esta tecnología no interviene directamente en el proceso productivo.

Caso	Desempeño (Tiempo de proceso)	Tasa de Calidad	Disponibilidad
1	Influencia positiva (+)	Influencia positiva (+)	Influencia positiva (+)
	Influencia negativa (-)	Influencia negativa (-)	Influencia negativa (-)
	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)

Tabla 4.6: Coincidencias de atributos con el indicador OEE.

TDM	Parámetro
Integración de sistemas	Tiempo de ejecución
Computación en la nube	<i>First Failure Time, Down Time, Up Time</i>
IoT	<i>First Failure Time, Down Time, Up Time</i>
Robots industriales	Tiempo de ejecución
<i>Big data</i> y analítica	Tiempo de ejecución , <i>First Failure Time, Down Time, Up Time</i>
Realidad virtual/aumentada	-
Manufactura aditiva	Tiempo de ejecución

Tabla 4.7: Parámetros de configuración *FlexSim*.

Actividad 3.4 - Validación del modelo

El aprovechamiento eficaz en la adopción de tecnologías del modelo propuesto, se basa en datos de la simulación del proceso; por lo tanto, la simulación debe ser precisa y confiable en la representación del proceso real. La validación del modelo se hace a partir de la comprobación de la funcionalidad de los datos de simulación a partir de un caso de estudio [156].

El caso de estudio es de un proceso de ensamblaje manual para un automóvil LEGO con cinco estaciones (A1 – A5). El proceso es realizado por una sola persona comenzando por el ensamble de dos ejes en la estación A1. Seguidamente, en la estación A2 se ensamblan las partes delantera y trasera, y en la estación A4 se ensambla la cabina de pasajeros.

Luego, en la estación A3, se unen los ejes a la parte delantera y trasera, la salida de la estación A1 y A2. Finalmente, en la estación A5, se ensambla la cabina de pasajeros junto con el resto del carro, la salida de A3 y A4, para obtener el producto final [157].

En la Tabla 4.8 se presentan los tiempos promedio y la desviación estándar que representan cada estación, así como la cantidad de partes intermedias necesaria en una unidad del producto final.

Como información complementaria, se ha establecido el costo fijo de funcionamiento de cada estación en 15 dólares por hora para cada estación, un costo de procesamiento de 0.5 dólares por cada pieza, y un valor de la demanda de piezas solicitadas de 91 unidades.

ID	Parte	Tiempo promedio (s)	Desviación estándar (s)
A1	Eje x2	16	2
A2	Delantero/Trasero x2	5	1
A3	Chasis	10	1
A4	Cabina pasajeros	20	2
A5	Carro	12	1

Tabla 4.8: Información proceso manual.

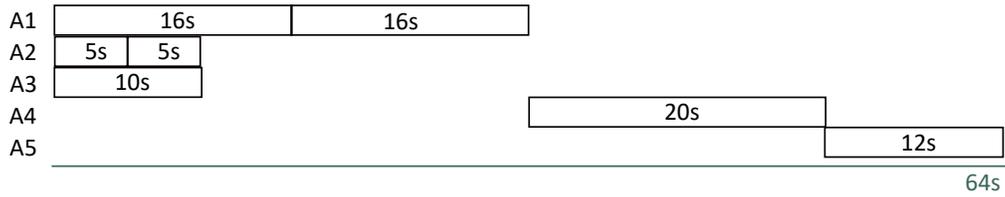


Figura 4.6: Tiempo de ejecución - Caso simplificado. Fuente propia.

A partir del tiempo de ejecución de cada estación, y la disposición del flujo de material en el proceso, se estima un tiempo de 64 segundos por unidad. La Figura 4.6, se relacionan las estaciones de trabajo, y tiempo de ejecución.

La CPN que modela la dinámica del sistema se presenta en la Figura 4.7. En la Tabla 4.9 son descritos los conjunto color y las funciones de la CPN.

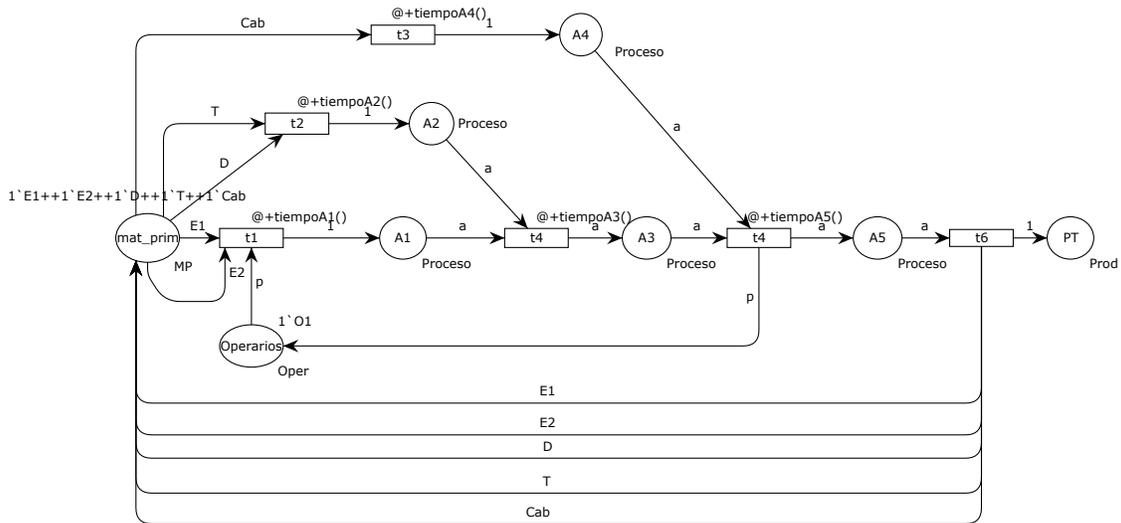


Figura 4.7: Red de Petri coloreada (CPN) – Caso simplificado. Fuente propia.

Conjunto color	Tipo	Variables
Materia prima: MP	$with E_1 E_2 D T Cab $	mp
Operario: Oper	$with O_1 O_2$	p
Función: fun tiempoA1()	$round(normal(16.00, 2.00))$	@ + $tiempoA1()$
Función: fun tiempoA2()	$round(normal(5.00, 1.00))$	@ + $tiempoA2()$
Función: fun tiempoA3()	$round(normal(10.00, 1.00))$	@ + $tiempoA3()$
Función: fun tiempoA4()	$round(normal(20.00, 2.00))$	@ + $tiempoA4()$
Función: fun tiempoA5()	$round(normal(12.00, 1.00))$	@ + $tiempoA5()$

Tabla 4.9: Conjunto de colores y variables CPN Caso simplificado.

La primera validación es la del modelo del proceso, para ello se simula la red en CPN *tools* durante 100 ciclos. A partir de esa simulación se verifica la secuencia de operaciones, los tiempos de proceso de las operaciones y las unidades que resultan en un periodo determinado, teniendo en cuenta que se cuenta con un solo operario.

La segunda validación se centra en la medición de la productividad, específicamente verificando si hay cambios en el número de piezas producidas en respuesta a variaciones en los recursos empleados. Es importante señalar que este valor no puede ser evaluado mediante CPN Tools; por lo tanto, se recurre a la plataforma *software Flexsim* para llevar a cabo dicha medición.

En este sentido, se procede a simular la Red de Petri Coloreada diseñada previamente en este *software. Flexsim* se utiliza para analizar sistemas y procesos, proporcionando un entorno visual para crear modelos de simulación y permitiendo optimizar diversos escenarios.

Esta simulación, sirve para evaluar el proceso de manufactura, mediante medidas de desempeño como Productividad y Disponibilidad. A través de estas medidas se espera percibir las variaciones que se presentan en el modelo de adopción.

Los tiempo de procesamiento se configuraron utilizando una distribución normal, con los valores correspondientes según la Tabla 4.8. La Figura 4.8 es una representación del proceso en el *software Flexsim*.

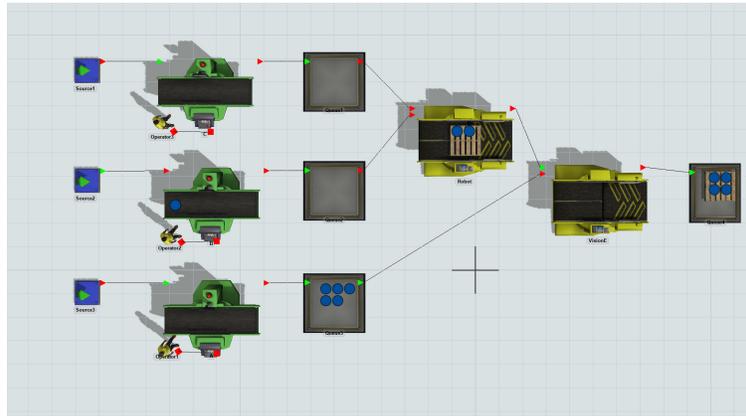


Figura 4.8: Flexsim – Proceso Caso simplificado. Fuente propia.

ID	Tiempo (s)	Salida estimada (piezas)	Salida simulada (piezas)	Error
1	3600	56	55	1.78
2	7200	112	113	0.89
3	10800	168	166	1.19
4	14400	224	224	0.0
5	18000	280	281	0.36
6	21600	336	337	0.30
7	25200	392	395	0.77
8	28800	448	451	0.67
9	32400	504	505	0.20
10	36000	560	561	0.18

Tabla 4.10: Salida proceso.

En la Tabla 4.10, se presentan dos columnas, salida estimada y salida simulada, ambas expresadas en términos de la cantidad de piezas producidas por hora. Además se incluye una columna denominada Error, que refleja la diferencia entre los valores estimados y los valores simulados. Es posible notar que los valores simulados siguen a los valores estimados.

La salida estimada se ha calculado a partir de los datos de la Tabla 4.8, considerando condiciones ideales, es decir, sin interrupciones ni contratiempos en el proceso. Con esta información se produce una unidad en un tiempo de 64 segundos.

Se llevó a cabo una prueba de *Kolmogorov-Smirnov* con el propósito de determinar si las dos muestras, los valores de salida estimados (A) y los valores de salida simulados (B), siguen una distribución similar. Esta prueba se ejecutó en el entorno MATLAB. Los resultados obtenidos indican que no hay evidencia suficiente para afirmar que son estadísticamente diferentes en términos de su distribución, lo que sugiere que provienen de la misma distribución. Esto indica que la simulación es un modelo razonable de los datos reales.

```
[h,p] = kstest2(A,B)
h = 0
p = 1.0000
```

A continuación, se ha realizado un análisis de sensibilidad mediante el método de Monte-Carlo con el objetivo de determinar el número óptimo de réplicas para cada escenario. La variable de interés en este análisis ha sido la producción de piezas, la cual se ha evaluado como resultado de las simulaciones. En este proceso, se ha empleado una técnica de convergencia.

La técnica de convergencia se basa en la evaluación de gráficos que representan la evolución de la media de las piezas producidas en función del número de réplicas por experimento.

El incremento gradual del número de réplicas permite observar el comportamiento de la media a lo largo de este proceso. Cuando el punto en el gráfico se estabilizan y muestran poca variabilidad indica el número de repeticiones suficiente para obtener resultados confiables y estables.

La Figura 4.9 presenta los datos correspondientes a la producción promedio de piezas (p) en función del número de repeticiones (r). El número de repeticiones varía de 10 en 10, oscilando entre 10 y 100 repeticiones. Se observa que la media de producción se estabiliza a partir de las 70 repeticiones, lo que indica un nivel adecuado de convergencia y confiabilidad en los resultados futuros.

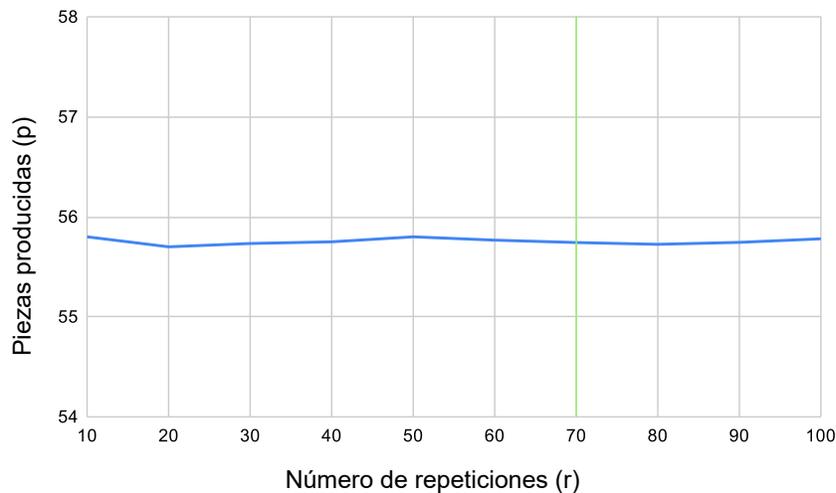


Figura 4.9: Repeticiones proceso Caso simplificado. Fuente propia.

4.3. Resumen del capítulo

En este capítulo se presenta un modelo de adopción de TDMs en PYMES propuesto en el contexto de la investigación. Este modelo tiene como objetivo evaluar el desperdicio tecnológico al adoptar TDM en PYMES. Este modelo presenta diversas características, entre las cuales se encuentran las siguientes:

- Es un modelo de adopción dinámico que permite evaluar el desempeño cuando existen cambios en las condiciones externas como demanda, costos y dispositivos cambiantes.
- Permite evaluar el desempeño de la adopción de las tecnologías, de acuerdo al comportamiento estocástico de condiciones internas del sistema como tiempos de operación, llegada de materiales, costos por proceso, antes que estas sean implementadas.
- Utiliza el modelado y simulación del proceso productivo para evaluar la adopción de las tecnologías.
- Genera medidas de desempeño como productividad, desempeño de las TDM y disponibilidad de producto.
- Incorpora el concepto de “desperdicio tecnológico”, este implica evitar situaciones en las cuales las tecnologías se utilizan de manera ineficiente; esto puede ocurrir cuando el potencial operativo de las tecnologías no se aprovecha o cuando las tecnologías no se integran adecuadamente entre sí.

El modelo incorpora indicadores de medición con el propósito de lograr un aprovechamiento eficaz de las TDM en la PYMES, es decir, aprovechar su potencial para mejorar el desempeño del proceso. Los indicadores orientados a las tecnologías son: Desempeño TDM (MpT) y Costos de TDM (CP). Mientras los indicadores orientados al proceso son: Productividad (FPP) y Disponibilidad (PAI). Estos criterios se resumen en la Tabla 4.11.

Criterio	ID	Datos	Medida	Recolección de datos
Desempeño TDM	MpT	Características TDM	Porcentaje	Cuestionario proveedores
Costo	CP	Costos adquisición TDM Costos proceso	Unidad de costos Unidad de costos	Cuestionario proveedores Simulación
Productividad	FPP	Piezas producidas Recursos de entrada	Número de piezas Unidad de costos	Simulación Simulación
Índice de disponibilidad	PAI	Piezas producidas	Número de piezas	Simulación
		Demanda	Número de piezas	Cuestionario PYMES

Tabla 4.11: Resumen criterios.

El indicador *MpT* analiza el aprovechamiento de las características de cada una de las TDM y la interconexión entre estas a través del concepto de Interoperabilidad. El indicador CP considera los costos por adquisición de TDM y costos de capacitación. La fuente de los datos de estos indicadores es el Cuestionario de recopilación de información para Proveedores.

El indicador FPP evalúa las variaciones en la productividad relacionando las piezas producidas con los insumos utilizados en su producción. El indicador PAI evalúa la proporción de productos que están disponibles para su entrega en relación con el total de productos solicitados. Una fuente de los datos de estos indicadores es el Cuestionario de recopilación de información para PYMES. Otros datos de estos indicadores son adquiridos mediante la simulación del proceso de manufactura del sistema de estudio.

La validación del modelo se llevó a cabo mediante un caso de estudio simplificado. Esta validación se centró específicamente en el modelado y la simulación del proceso de manufactura del sistema de estudio, ya que son la fuente primaria de los datos incorporados en el modelo.

La simulación se verificó para asegurar que su representación es cercana al proceso real, comparando los datos de la salida estimada, con los datos de la salida simulada. La salida estimada se calculó a partir de la información de tiempo de ejecución de cada uno de las estaciones del proceso de estudio simplificado. Se llevó a cabo una prueba de *Kolmogorov-Smirnov* para verificar que los dos grupos de datos siguen una distribución similar.

Adicionalmente, se llevó a cabo una prueba de Monte Carlo utilizando la técnica de convergencia para identificar el número óptima de repeticiones por simulación, asegurando así la confiabilidad de los resultados.

Método de decisión

En este capítulo, se incorpora un método de decisión al modelo de adopción de TDMs en PYMES desarrollado en el Capítulo 4. El Modelo de adopción de TDMs en PYMES proporciona la información necesaria para la aplicación del método de toma de decisiones multicriterio. Este método contribuye a determinar el alcance de la adopción de manera que se optimice el aprovechamiento eficaz.

Los MCDM son herramientas valiosas para el proceso de toma de decisiones. Sin embargo, es importante tener en cuenta que no existe una solución única para todas las PYMES. El método debe adaptarse a las necesidades y características específicas de cada empresa.

La Figura 5.1 presenta el modelo y sus flujos de información. Se puede observar que los datos que llegan al MCDM, donde se toma la decisión, se derivan del modelo de adopción. Estos datos son los valores de las medidas de desempeño de las tecnologías: MpT y CP. Asimismo, las medidas de desempeño de la simulación del proceso: FPP y PAI.

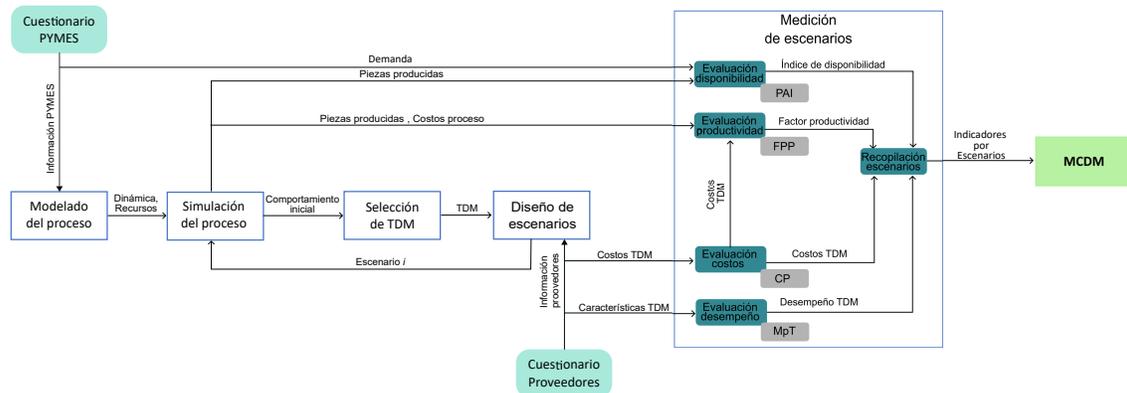


Figura 5.1: Modelo de decisión de TDM en PYMES y flujos de información. Fuente propia.

5.1. Recolección de datos

La toma de decisiones se realiza con base en datos. Los datos provienen de la evaluación de las medidas de desempeño del modelo de adopción para los diferentes escenarios.

Los pasos para los obtención de los datos son:

1. Establecimiento de las condiciones iniciales:

Definición de los aspectos operativos iniciales del sistema productivo que se va a analizar. El Cuestionario de recopilación de información de PYMES proporciona datos relacionados con el número de estaciones de trabajo, equipos y maquinarias, operarios, tiempos de ejecución, etapas del proceso y materia prima. Con base en esta información, se procede a modelar el proceso mediante la CPN definida en 4.2.3 .

2. Simulación del proceso:

Simulación inicial del proceso de manufactura, seguida de un proceso de verificación y validación con el propósito de garantizar que la simulación refleje de manera precisa el proceso original.

3. Cálculo de las medidas de desempeño iniciales:

Evaluación de los indicadores de medición MpT, CP, FPP y PAI en el proceso de manufactura bajo las condiciones iniciales.

4. Selección de las TDM: A partir del diagnóstico de la PYME objeto de estudio y de sus necesidades, se determina la cantidad de tecnologías que podrían implementarse. A partir de este número se calcula el número de escenarios bajo la Ecuación (4.4), $NE = 2^k - 1$, donde k es el número de TDM seleccionadas para el proceso.

5. Simulación del proceso para el escenario i :

Simulación de cada uno de los escenarios previamente definidos. Esto implica realizar modificaciones en la configuración de la simulación inicial en respuesta a los dispositivos, instrumento o equipos que representen las TDM dentro del *software* de simulación.

6. Cálculo de las medidas de desempeño:

Evaluación de los indicadores de medición MpT, CP, FPP y PAI en el proceso de manufactura de cada uno de los escenarios previamente definidos.

Repetir los pasos 4 y 5 para la cantidad de escenarios definidos, es decir, durante NE veces.

7. Almacenamiento de los datos:

Recopilación de información relacionada con el escenario y las medidas de desempeño correspondientes.

5.2. Método de toma de decisiones multicriterio

En esta etapa, se procede a la evaluación del conjunto de escenarios mediante un método MCDM, específicamente, se utiliza un enfoque híbrido que combina el método TOPSIS con el método AHP GAUSSIANO. En el método TOPSIS, es fundamental identificar tanto la solución ideal (A_j^*) como la solución antiideal (A_j') para cada uno de los criterios establecidos.

En línea con el objetivo de esta investigación, que se centra en el aprovechamiento tecnológico eficaz, se busca maximizar el criterio de desempeño de TDM (MpT), minimizar el criterio costo de TDM (CP), maximizar el criterio de productividad (FPP) y minimizar el criterio de falta de disponibilidad (PAI). Representados con la Ecuación (2.2) y la Ecuación (2.3).

$$A_j^* = \max(MpT, FPP)$$

$$A_j' = \min(CP, PAI)$$

El resultado de la evaluación mediante el método TOPSIS y sus variaciones es la clasificación de los escenarios, considerando la solución ideal y antiideal de los criterios MpT, CP, FPP y PAI.

5.3. Prueba de concepto

La empresa caso de estudio es una PYME del sector industrial de la región, es una empresa dedicada a la fabricación de colchones de espuma. Esta empresa tiene un recorrido de 11 años produciendo y distribuyendo colchones de espuma. En la actualidad, cuenta con un total de 56 funcionarios que desempeñan diferentes roles, abarcando tanto actividades administrativas como productivas.

El espacio destinado al proceso productivo está dividido en tres áreas: Fabricación de espuma, Corte de bloques, y Fabricación de colchones. La primera de estas áreas está situada en la parte posterior de las instalaciones, en un lugar abierto, debido a que la fabricación de los bloques de espuma implica el uso de mezclas químicas. Tanto el área de Corte de bloques como el de Fabricación de colchones comparten una ubicación común.

En el área Fabricación de espuma, se lleva a cabo una única operación, que consiste en obtener bloques de espuma a partir de una mezcla química de polioli e isocianato. Estos productos químicos generan una reacción exotérmica con expansión del volumen del líquido dentro de un contenedor, resultando en bloques de espuma de dimensiones de 1.50 metros de ancho por 2 metros de largo. Después de su producción, estos bloques requieren un período de enfriamiento de 24 horas antes de poder ser manipulados. La capacidad de producción de bloques por turno es de 15 bloques, con una expectativa de producción mínima de 12 bloques. En esta área, dos operarios se encargan de llevar a cabo la operación. Es importante señalar que esta operación se realiza de manera independiente de la continuidad con otras áreas, debido a su prolongada duración y a que los bloques de espuma resultantes son almacenados en la bodega de almacenamiento. Dichos bloques se encuentran disponibles como insumo para el área de Corte de Bloques.

En el área de Corte de Bloques, la operación principal consiste en cortar los bloques de espuma en láminas. Para llevarla a cabo, se utiliza una máquina automatizada de corte horizontal que, por cada bloque produce 25 láminas de espuma. La velocidad de este equipo es de 25 segundos/lámina, con una expectativa de producción mínima de 6 bloques. Dos operarios se asignan a esta área, uno a cargo de la máquina y otro encargado del transporte de los bloques de espuma a través de un montacargas.

El área de Fabricación de colchones se encarga de llevar a cabo cinco operaciones, descritas a continuación:

- Corte de Tela: Se da forma a la tela de tapizado y acolchado que cubre la lámina de espuma, de acuerdo con las dimensiones y características específicas para el colchón, con una expectativa de producción mínima de 120 acolchados cortados. Se realiza manualmente, requiere la participación de tres operarios.
- Costura: Se unen las diferentes partes de la cubierta del colchón, la tela de tapizado y el acolchado, con una expectativa de producción mínima de 120 acolchados cosidos. Se realiza de forma manual utilizando una máquina de coser industrial, requiere la participación de dos operarios.
- Armado: Se ensamblan tres láminas de espumas con las partes que forman la cubierta del colchón, con una expectativa de producción mínima de 40 colchones armados. Se realiza manualmente, y requiere la participación de un operario.

- Cerrado: Se sella el colchón, uniendo las partes que forman la cubierta, con una expectativa de producción de 48 colchones cerrados. Se realiza con una máquina selladora manual, requiere la participación de dos operarios.
- Plastificado: Se cubre el colchón con una capa de plástico para protegerlo de la humedad y la suciedad, con una expectativa de producción de 48 colchones plastificados. Se lleva a cabo con una máquina manual de sellado por calor, requiere de la participación de un operario.

En la Figura 5.2, se presenta la disposición física y organizativa de los distintos elementos y recursos dentro del área de Corte de bloques y la de Fabricación de colchones. La representación detalla el trayecto de los materiales, entre las estaciones donde se desarrollan las operaciones de cada área.

La distancia entre el almacenamiento y el área de Corte de bloques es de 8 metros, este desplazamiento de bloques de espuma se realiza a través de un montacargas. Por otro lado, el desplazamiento entre el área de Corte de tela y el área de Costura, al rededor de 5 metros, se lleva a cabo manualmente por un operario. Los demás movimientos internos en el área de Fabricación son de corta distancia y se realizan manualmente, y están incluidos en las operaciones de cada estación.

En la actualidad, la empresa enfrenta desafíos caracterizados por una baja productividad y una baja participación en el mercado. Específicamente, en el área de Fabricación de colchones, se han identificado inconvenientes relacionados con la variabilidad en las órdenes de producción, otorgando prioridad a ciertos clientes. Esta práctica ha generado desorden en la ejecución de las operaciones, la aparición de cuellos de botella e incluso la falta de cumplimiento de los pedidos. Estos problemas operativos comprometen la eficiencia del proceso productivo y, en última instancia, impactan negativamente en la capacidad de la empresa para satisfacer las demandas del mercado.

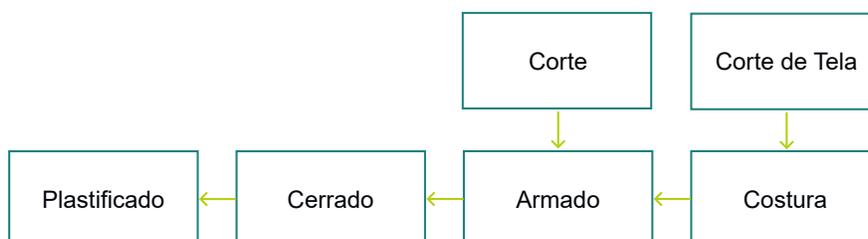


Figura 5.2: Diagrama de flujo – Caso de estudio. Fuente propia.

5.3.1. Modelado del proceso

La recopilación de la información de la PYME caso de estudio, relevante para el modelo de adopción de TDM se llevó a cabo mediante la aplicación del Cuestionario de recopilación de información para PYMES, detallado en el Anexo C.

A continuación, se presentan un resumen de los datos sobre el proceso de fabricación de la PYME, específicamente en las áreas de Corte de bloques y Fabricación de colchones, las cuales serán objetos de análisis. El área de Fabricación de espuma no ha sido tomado en cuenta dentro de este análisis debido que esta operación se realiza de manera independiente de la continuidad con otras áreas.

En la Tabla 5.1 se tienen características sobre las operaciones, la capacidad de equipos y maquinarias con que cuenta la empresa. Esta tabla incluye datos relativos a cada estación de trabajo (denotada como "A") donde se desarrollan cada una de las operaciones como maquinaria, número de operarios, cantidad de material procesado, tiempo de ejecución.

Como información adicional recopilada en el cuestionario, se identificó que la empresa opera en turnos de 8 horas. Actualmente, la producción por estación se distribuye de la siguiente manera: en la estación de Corte se procesan 4 bloques, en la estación de Corte de tela se obtienen 64 telas de acolchado cortada, en la estación de Costura se procesan 120 acolchados.

ID	Descripción	Maquinaria	Operario	Cantidad	Tiempo promedio (min)	Desviación estándar (min)
A1	Corte de bloques	Cortado automatizada	1	25 láminas/bloque	104.2	3.8
A2	Corte tela	Cortadora manual	2	1 lámina	12.83	2.6
A3	Costura	Máquina coser manual	3	1 lámina	10.43	2.8
A4	Armado	-	1	3 láminas	9.92	1.5
A5	Cerrado	Selladora manual	2	1 lámina	22.94	3.3
A6	Plastificado	Selladora calor manual	1	1 lámina	13.67	2.8
T1	Transporte del bloque de la bodega a la estación A1	Traslado montacargas	1	1 lámina	3.80 metros/-min	-
T2	Transporte de lámina de la estación A2 a la estación A3	Traslado manual	Operarios A2	1 lámina	5.4 metros/-min	-

Tabla 5.1: Información proceso productivo - Caso de estudio.

En la estación Armado se obtienen 32 colchones armados, en la estación de Cerrado se obtienen 40 colchones cerrados por turno, y en la estación de Plastificado se logra plastificar 32 piezas.

A partir de la información de la Tabla 5.1, se realizó el modelado del proceso de fabricación de colchones, mediante una CPN. Específicamente una CPN jerárquica, con el objeto de tener una visualización más organizada. A continuación, en la Tabla 5.2, se describen los conjuntos color y las funciones temporizadas.

La red que representa el proceso de manera general se muestra en la Figura 5.3. La estructura del modelo se realizó como una secuencia de las operaciones del proceso productivo con compartición de recursos, donde los recursos compartidos son las máquinas y los operarios y se parte de unas condiciones iniciales de materia prima como lo son los bloques de espuma y la tela.

Conjunto color	Tipo	Variables
Máquinas: Maq	<i>with</i> $M_1 M_2 M_3 M_4 M_5 M_6$	m
Materia prima: MP	<i>with</i> $b l$	mp
Operaciones: Proceso	<i>int timed</i>	a
Operario: Oper	<i>with</i> $O_1 O_2 O_3 O_4 O_5 O_6 O_7 O_8 O_9 O_{10} O_{11}$	p
Producto: Prod	<i>int</i>	x
Función: fun tiempoA1()	<i>round(normal(104.2, 3.8))</i>	@ + <i>tiempoA1()</i>
Función: fun tiempoA2()	<i>round(normal(12.83, 2.6))</i>	@ + <i>tiempoA2()</i>
Función: fun tiempoA3()	<i>round(normal(10.43, 2.8))</i>	@ + <i>tiempoA3()</i>
Función: fun tiempoA4()	<i>round(normal(9.92, 1.5))</i>	@ + <i>tiempoA4()</i>
Función: fun tiempoA5()	<i>round(normal(22.94, 3.3))</i>	@ + <i>tiempoA5()</i>
Función: fun tiempoA6()	<i>round(normal(13.67, 2.8))</i>	@ + <i>tiempoA6()</i>
Función: fun transporte1()	<i>round(normal(3.8, 0.5))</i>	@ + <i>transporte1()</i>
Función: fun transporte2()	<i>round(normal(5.4, 0.5))</i>	@ + <i>transporte2()</i>

Tabla 5.2: Conjunto colores y variables CPN - Caso de Estudio.

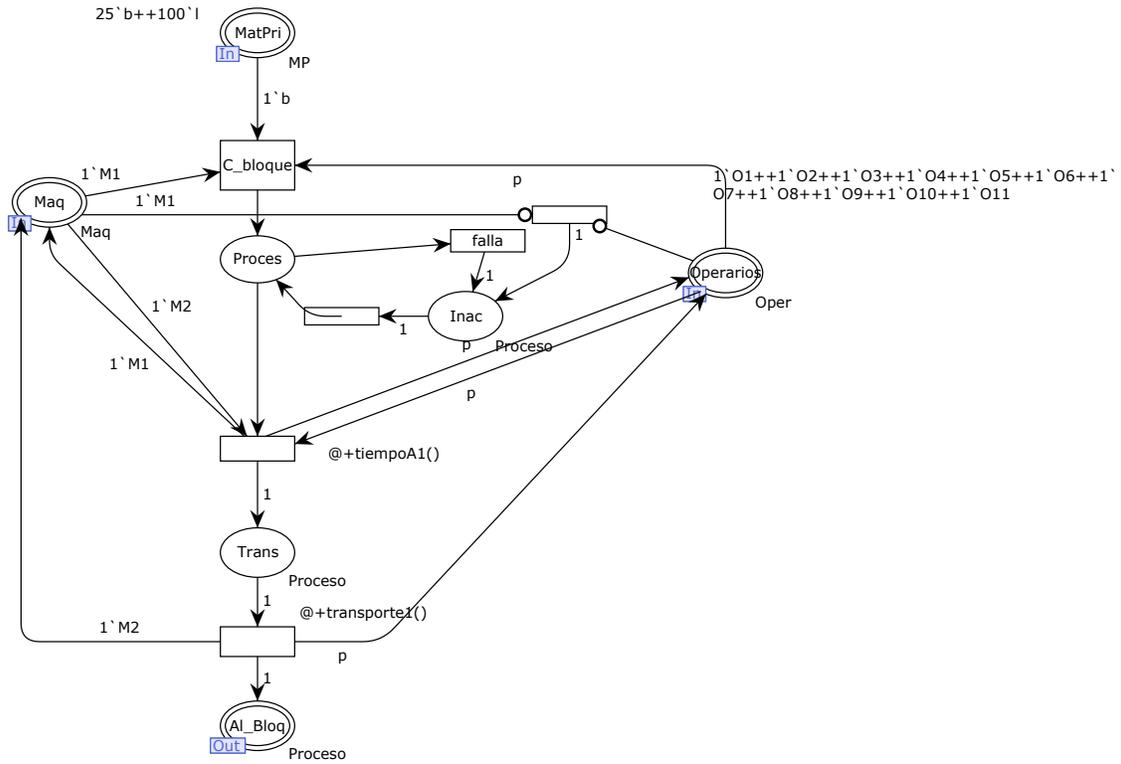


Figura 5.4: Modelado en CPN para la operación de Corte de bloques – Caso de estudio. Fuente propia.

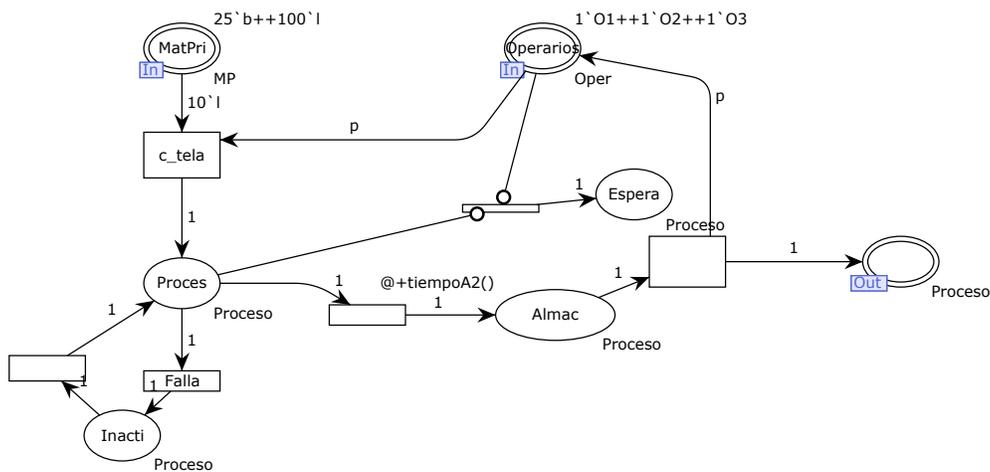


Figura 5.5: Modelado en CPN para la operación de Corte de tela – Caso de estudio. Fuente propia.

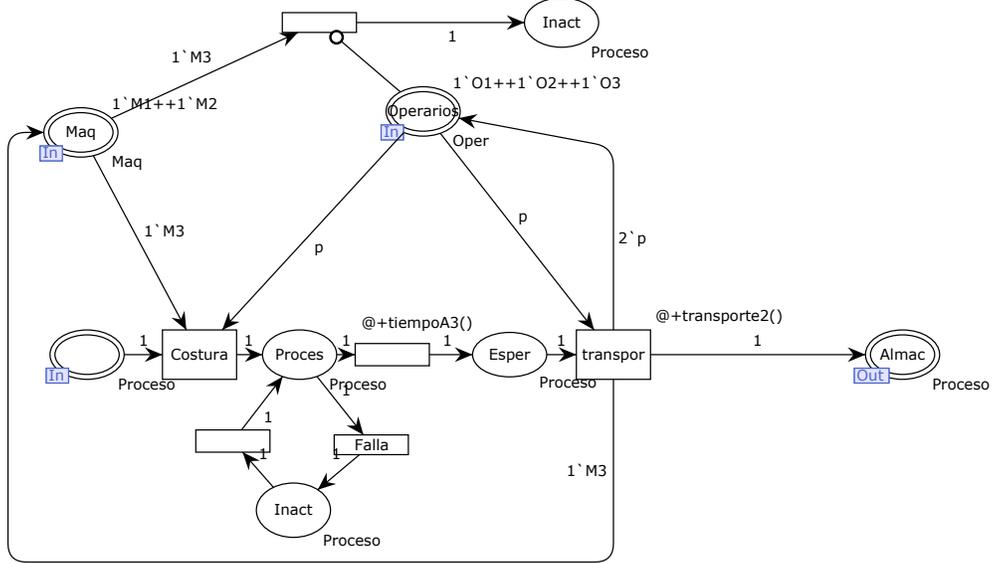


Figura 5.6: Modelado en CPN para la operación de Costura – Caso de estudio. Fuente propia.

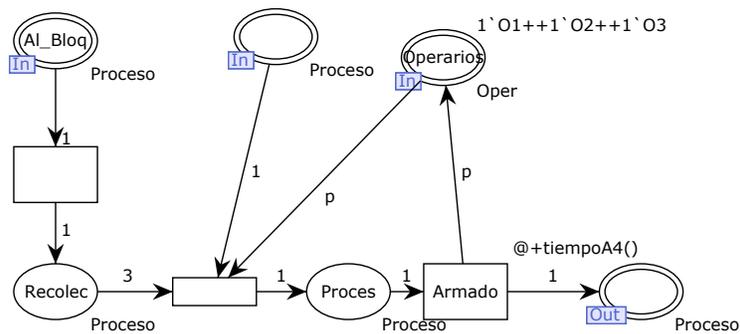


Figura 5.7: Modelado en CPN para la operación de Armado – Caso de estudio. Fuente propia.

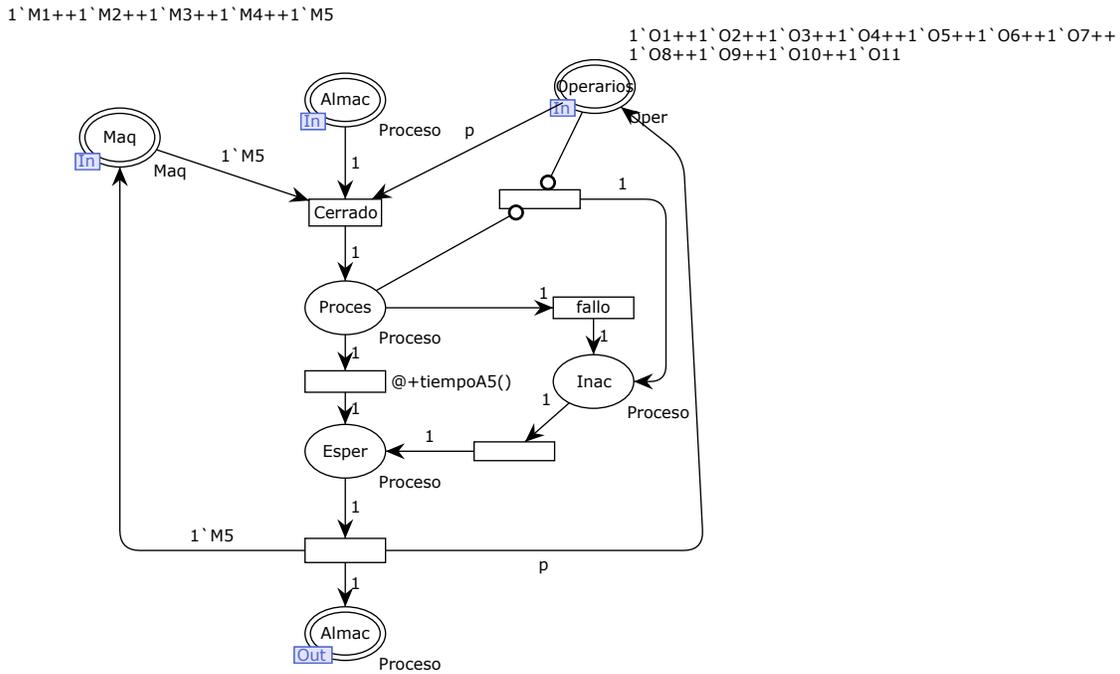


Figura 5.8: Modelado en CPN para la operación de Cerrado – Caso de estudio. Fuente propia.

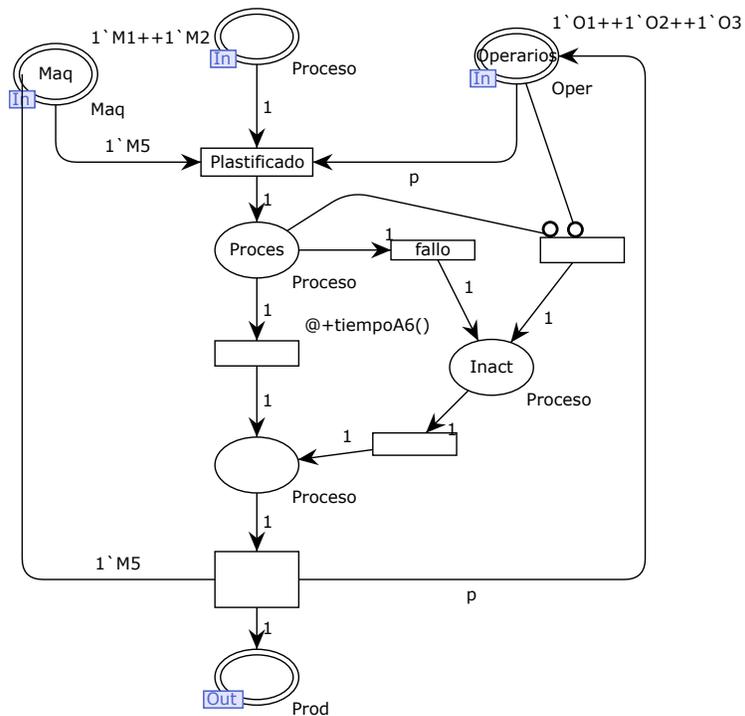


Figura 5.9: Modelado en CPN para la operación de Plastificado – Caso de estudio. Fuente propia.

5.3.2. Simulación del proceso

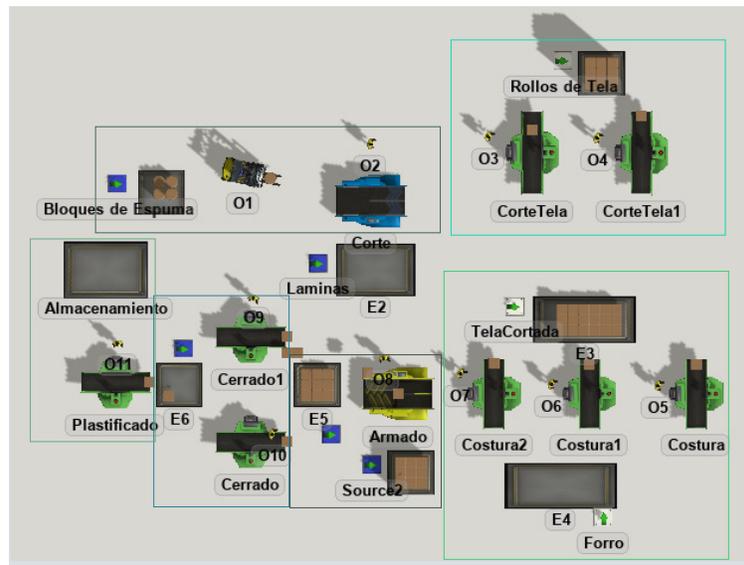


Figura 5.10: Representación en *Flexsim* proceso – Caso de estudio. Fuente propia.

El proceso actual de fabricación de colchones se simuló mediante la herramienta de simulación de operaciones *Software Flexsim*. Cada estación se configuró de acuerdo con los datos iniciales recopilados en la etapa previa, según la Tabla 5.1.

Software Flexsim es una herramienta de simulación y modelado de sistemas que se utiliza para visualizar, analizar y optimizar procesos complejos en una variedad de industrias. Esta herramienta proporciona un entorno gráfico de modelado 3D que permite a los usuarios crear modelos detallados de sistemas, desde instalaciones de fabricación hasta centros de distribución y sistemas de atención médica. *Software Flexsim* utiliza simulaciones de eventos discretos para modelar el comportamiento de sistemas y procesos. Este enfoque es preciso y eficiente para modelar sistemas complejos.

La Figura 5.10 presenta el diagrama del proceso caso de estudio en *Flexsim*. La estación de Corte de bloques, que cuenta con una máquina de corte automatizada, ha sido representada mediante el elemento *Separator*, que proporciona la capacidad de dividir un elemento para simular el corte de bloques en láminas. La estación de Armado, ha sido representada mediante el elemento *Combiner*, que proporciona la capacidad de unir elementos para simular el conjunto de láminas con el forro y acolchado. Las demás estaciones (Corte Tela, Costura, Cerrado y Plastificado) han sido representado mediante el elemento *Processor*. En cada uno de estos elementos, el tiempo de ejecución se ha representado mediante la propiedad *Process Time*, a partir de una distribución normal. De esta forma el tiempo de ejecución de cada estación es aleatorio introduciendo estocasticidad en la representación.

Tiempo (h)	Salida teórica (piezas)	Salida simulada (piezas)	Error
1	32	30	6.25
2	64	61	4.69
3	96	92	4.17
4	128	123	3.91
5	160	154	3.75
6	192	186	3.13
7	224	217	3.13
8	256	248	3.13
9	288	279	3.13
10	320	310	3.13

Tabla 5.3: Salida proceso - Caso de estudio.

Adicionalmente, en cada estación se asignaron operarios de acuerdo con los datos recopilados. El operario encargado del transporte entre el almacenamiento de bloques de espuma y Corte de bloques ha sido representado mediante el elemento *Transporter*, ya que realiza esta actividad mediante un montacargas. en cambio, los responsables del transporte entre la estación de Corte de Tela y Costura han sido representados con el elemento *Operator*, parametrizados con la velocidad y la distancia reportada. El tiempo de transporte en las demás estaciones ya está incorporado en el tiempo de ejecución, por lo que no se han configurado por separado los operarios asignados a estas estaciones. El material intermedio en cada una de las estaciones se acumula mediante los elementos *Queue* y *Source*.

El proceso simulado ha sido sometido a un proceso de verificación y validación. En la Tabla 5.3, se presentan dos columnas, salida estimada y salida simulada, ambas expresadas en términos de la cantidad de piezas producidas por hora. Además se incluye una columna denominada Error, que refleja la diferencia entre los valores teóricos y los valores simulados. Es posible notar que los valores simulados siguen a los valores teóricos. La salida estimada se ha considerado como el número de productos actuales, es decir, 32 unidades/turno.

Análisis del proceso productivo

Una vez se ha verificado que el proceso simulado corresponde al comportamiento del proceso caso de estudio, se procede a iniciar el análisis del sistema. En primer lugar, se lleva a cabo un análisis de sensibilidad de Monte-Carlo, utilizando la técnica de convergencia. El objetivo es determinar el número de replicas necesarias para que la simulación se establezca, permitiendo así obtener conclusiones fiables.

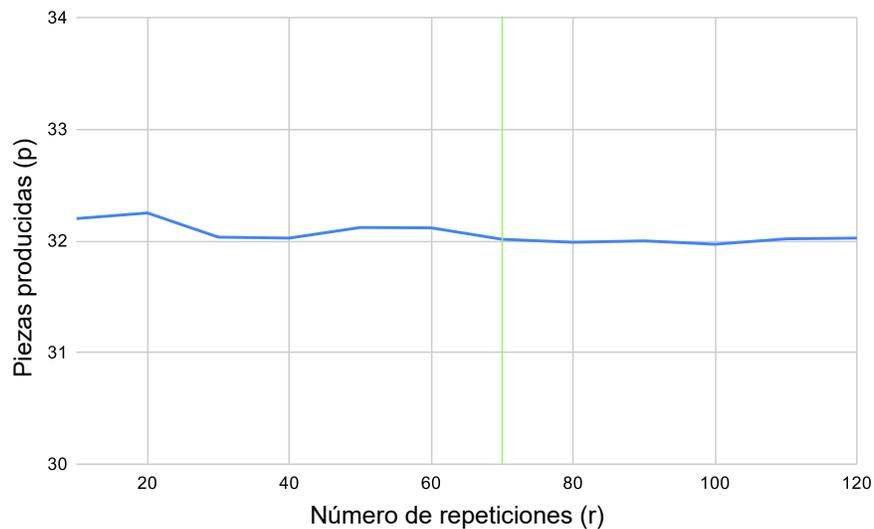


Figura 5.11: Repeticiones proceso – Caso de estudio. Fuente propia.

En la Figura 5.11, se presentan los datos correspondientes a la producción promedio de piezas (p) en función del número de repeticiones (r), variando en intervalos de 10 en 10, comenzando en 10 hasta 120 repeticiones. Se observa que la media de la producción se estabiliza significativamente a partir de 70 repeticiones, lo que indica un nivel adecuado de convergencia y confiabilidad en los próximos resultados.

Con el objeto de analizar el comportamiento actual del proceso y de identificar algunos puntos débiles donde se pueda realizar una primera actualización tecnológica del proceso e incluir TDMs, se llevaron a cabo una serie de simulaciones sobre el proceso. Las características clave de esta simulación son las siguientes:

- Número de repeticiones: 70
- Tiempo: 28800 segundos
- Unidades: 32 piezas
- Costos fijos: 15 dólares/hora por operario
- Costos variables: 0.5 dólares/pieza por estación
- Número de operarios: 12
- Turno: 8 horas
- Tiempo promedio fallas: 3,6 fallas/hora ($exponential(0, 1000, getstream(current))seg$)
- Tiempo en salir de falla: fallas entre 50-150 segundos ($uniform(50, 100, getstream(current))seg$)
- Tiempo en falla: $exponential(0, 1000, getstream(current))seg$

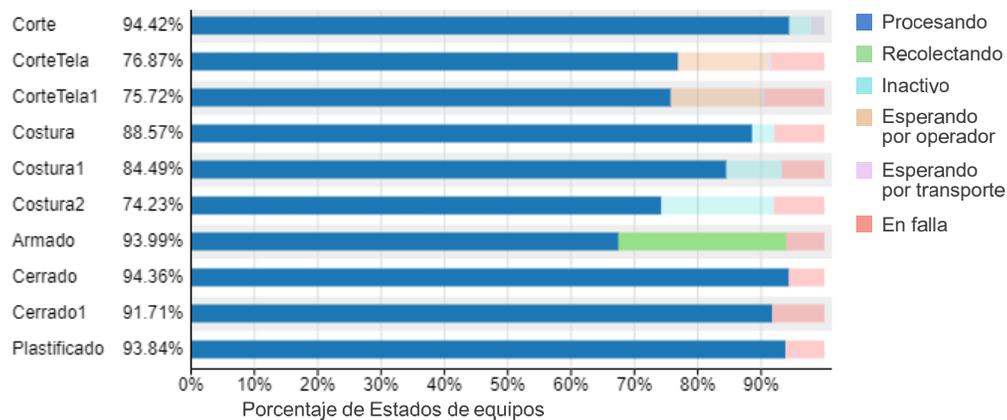


Figura 5.12: Estados de las estaciones de trabajo – Caso de estudio. Fuente propia.

A partir de la simulación del sistema con esas características se obtuvo información sobre cada una de las estaciones de trabajo y de los operarios. La Figura 5.12 resume los estados de las estaciones del proceso.

La estación de Corte está operando de manera eficiente, como se evidencia en el alto grado del estado “Procesando”, lo que representa un Tiempo de producción de 7,55 horas.

La estación de Corte de tela presenta un significativo porcentaje de tiempo en el estado “Esperando por operador”, lo que indica una escasez de operarios para llevar a cabo la operación. El Tiempo de producción en esta estación es de 6,10 horas, que es el promedio del porcentaje del tiempo que los dos equipos que representan esta estación pasan en el estado “Procesando”. No obstante, se evidencia ausencia del estado “Inactivo”, indicando una posible sobre carga en los operarios.

En cuanto a la estación de Costura, se observa un significativo grado de tiempo en el estado de “Inactivo”. Esto sugiere que la estación precedente está experimentando demoras, lo que genera un cuello de botella en el proceso. El Tiempo de producción en esta estación es 6,59 horas, que es el promedio del porcentaje del tiempo que los tres equipos que representan esta estación pasan en el estado “Procesando”.

La estación de Armado muestra un notable porcentaje de tiempo en el estado “Procesando” y “Recolectando”, indicando su eficiente funcionamiento. El tiempo de producción en esta estación es de 7,52 horas. Sin embargo, se evidencia ausencia del estado “Inactivo”, indicando una posible sobre carga en los operarios.

La estación de Cerrado está operando de manera eficiente, dado que la permanencia en el estado de “Procesando” es del 93.94 %. El tiempo de producción en esta estación es de 7,44 horas, que es el promedio del porcentaje del tiempo que los dos equipos que representan esta estación, en el estado “Procesando”. No obstante, se evidencia ausencia del estado “Inactivo”, indicando una posible sobre carga en los operarios.

La estación de Plastificado muestra un elevado porcentaje en el estado “Procesando”, encima del 90%. El tiempo de producción en esta estación es de 7,50 horas. No obstante, se evidencia ausencia del estado “Inactivo”, indicando una posible sobre carga en los operarios.

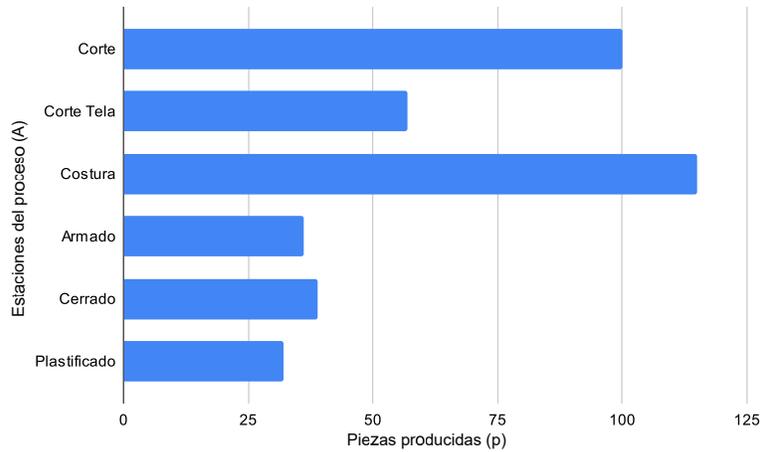


Figura 5.13: Unidades producidas por estación – Caso de estudio. Fuente propia.

La Figura 5.13 presenta un resumen de las unidades producidas en cada estación de trabajo, registradas como Producción Real en la Tabla 5.13. Al analizar las condiciones de las unidades producidas, detalladas en la Figura 5.7, se evidencia un desequilibrio entre la estación de Corte de Tela y la estación de Costura, que son consecutivas en el proceso productivo. Este desequilibrio puede generar retrasos por falta de materia prima en la estación de Costura. La disparidad en las unidades producidas entre la estación de Costura y la estación de Armado es normal, ya que en la estación de Armado se requieren tres unidades de la estación de Costura y tres unidades de la estación de Corte.

A pesar de contar con una máquina automatizada, la estación de Corte no presenta una producción de unidades por encima de las otras estaciones. Esto se debe a que su capacidad de producción no se utiliza al máximo, de 375 unidades producidas por turno.

Por otro lado, las estaciones de trabajo de Cerrado y Plastificado, que concluyen el proceso de fabricación presentan los valores más bajos de unidades producidas. Esta situación repercute en el incumplimiento de la producción esperada por parte del proceso.

La Figura 5.14 resume los estados de los operarios. En términos generales, la gráfica evidencia que los operarios se encuentran ocupados la mayor parte del periodo analizado. Cabe destacar que el operario O1 asociado al transporte de la estación de Corte presenta un alto grado de Inactividad, debido a que realiza este proceso mediante un montacargas. Los operarios asociados a la estación de Corte de tela (O3 y O4), presentan sobrecarga de actividades, debido a la ausencia del estado “Inactivo”.

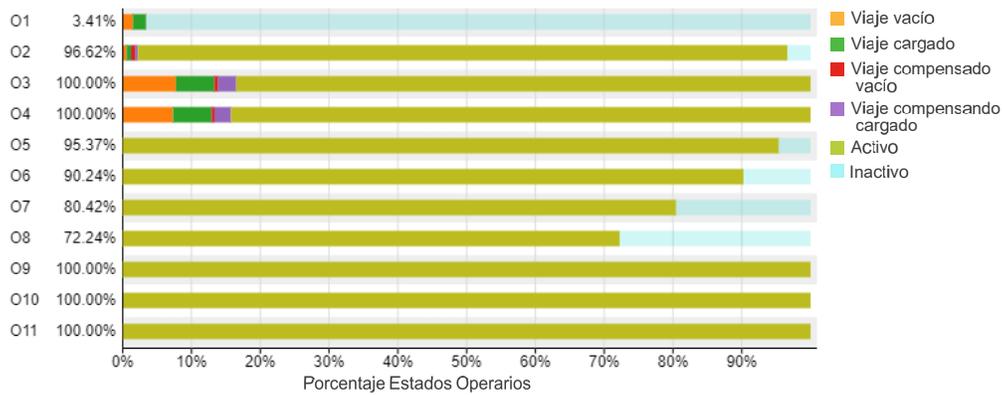


Figura 5.14: Estados de los operarios – Caso de estudio. Fuente propia.

Los operarios asociados a la estación de Cerrado (O9 y O10) y el operario asociado a la estación de Plastificado (O11) presentan un muy elevado grado de ocupación, indicando una posible sobrecarga en los operarios. La sobrecarga de actividades posiblemente se debe a que la línea de producción no está equilibrada. Esto implica que los tiempos de ejecución en las distintas estaciones son muy diferentes entre sí, resultando en una distribución desigual de la carga de trabajo en algunas estaciones.

El comportamiento en cada estación se analizó bajo los indicadores de desempeño: Utilización de recursos (U), Cumplimiento de la producción (CP). El comportamiento del proceso general se analizó bajo los indicadores: Disponibilidad (D) Rendimiento (R), Calidad (C), Eficiencia general de los equipos (OEE). Los indicadores se seleccionaron en función de los datos obtenidos en las gráficas analizadas anteriormente.

$$Utilización\ de\ recursos = \frac{Tiempo\ ocupado}{Tiempo\ total\ disponible} \quad (5.1)$$

$$Cumplimiento\ de\ la\ producción = \frac{Producción\ planificada}{Producción\ real} \quad (5.2)$$

$$Disponibilidad = \frac{Tiempo\ total\ disponible - Tiempo\ paradas\ no\ planificadas}{Tiempo\ total\ disponible} \quad (5.3)$$

$$Rendimiento = \frac{Producción\ real}{Producción\ teórica} \quad (5.4)$$

$$Calidad = \frac{Piezas\ buenas}{Producción\ real} \quad (5.5)$$

$$OEE = Disponibilidad * Rendimiento * Calidad * 100 \quad (5.6)$$

Indicador	Estación					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6
Tiempo disponible (h)	8	8	8	8	8	8
Tiempo ocupado (h)	7.55	6.10	6.59	7.52	7.44	7.50
U (%)	0.94	0.76	0.82	0.94	0.93	0.94
Producción planificada (p)	6	120	120	40	48	48
Producción real (p)	4	57	115	36	39	32
CP (%)	0.67	0.48	0.96	0.9	0.81	0.67

Tabla 5.4: Indicadores estaciones - Caso de estudio.

Los niveles de utilización de recursos indican que los equipos en cada estación están operando cerca de su capacidad máxima. En cuanto al cumplimiento de la disponibilidad, se observa que las estaciones de Corte de Tela y Plastificado están desbalanceando la línea, ya que presentan un índice por debajo de las otras estaciones.

La tasa de disponibilidad, que refleja que los equipos están operativos el 94 % del tiempo programado, es un indicador positivo. Sin embargo, el rendimiento del proceso, que se encuentra en el 66 % de su capacidad máxima, podría señalar que no se está alcanzando la eficiencia máxima o que existen pérdidas en el rendimiento. Por otro lado, la calidad del producto es destacable, con un 90 % de las unidades cumpliendo con los estándares establecidos.

El OEE total, evaluado en un 55.84 %, sugiere que la eficiencia general del proceso no alcanza su máxima capacidad. Este resultado brinda la oportunidad de identificar áreas de mejora y optimización en el proceso para lograr un rendimiento más elevado.

Indicador	Valor
Tiempo disponible (h)	8
Tiempo promedio fallas (h) 3.6 fallas/h	0.48
Tiempo paradas no planificadas	8 - 0.48
D	0.94
Producción teórica (p)	48
Producción real (p)	32
R	0.66
Producción real (p)	32
Piezas buenas (p) Defectuosas 10 %	29
C	0.90
OEE (%)	55.84

Tabla 5.5: Indicadores proceso - Caso de estudio.

Con el propósito de optimizar el rendimiento del sistema, se podría considerar la posibilidad de incorporar más operarios o automatizar parte de las tareas actualmente ejecutadas manualmente por los operarios.

5.3.3. Selección de Tecnologías Digitales de Manufactura

Teniendo en cuenta los resultados del modelado y simulación del proceso de producción, se reveló que la PYME objeto de estudio presenta un nivel tecnológico reducido, una circunstancia que es común en empresas de este tipo, como se evidencia en su proceso de manufactura, que cuenta con una única máquina automatizada, utilizada en una de sus operaciones.

Con base en este diagnóstico, se propone dar inicio a la adopción de TDM con un enfoque inicial en la integración y en la automatización del proceso de manufactura .

Considerando la baja presencia actual de TDM en el sistema de la PYME caso de estudio, se plantea la implementación de diversos niveles de adopción de TDM. Los niveles propuestos son los siguientes:

- Nivel de Adopción TDM 1: implica la integración y automatización generalizada del sistema caso de estudio, motivado por el hecho que el proceso presenta un alto porcentaje de operaciones manuales. La TDM seleccionada para la adopción es la Integración Vertical.
- Nivel de Adopción TDM 2: presupone que la adopción del Nivel 1 ha sido satisfactoriamente completada, indicando así que el proceso ya ha sido automatizado. A partir de este punto, las TDM seleccionadas incluyen Computación en la Nube, Internet de las Cosas (IoT) como fundamentos esenciales, junto con la incorporación de un Robot industrial.

A continuación, en la Tabla 4.4 se muestra una guía de la selección de las TDM a adoptar. Se han identificado cuatro TDM específicas: Integración vertical, Computación en la nube, IoT, y Robot industrial, las cuales se encuentran resaltadas en negrilla.

Bloque	TDM	Grado de utilización actual (A,M,B,N)	Grado requerido de adopción (A,M,B,N)
<i>Smart Manufacturing</i>	Integración vertical	ERP	Ninguno
		MES	Ninguno
		SCADA	Ninguno
		Sensores, actuadores, PLCs	Bajo
	Automatización	Identificación automática de no conformidades	Ninguno
		Robot industrial	Ninguno
		M2M comunicación	Ninguno
	Flexibilización	Líneas flexibles	Ninguno
		Manufactura adictiva	Ninguno
	<i>Base tecnológicas</i>	Computación en la nube	Ninguno
Internet de las cosas		Ninguno	
<i>Big data</i>		Ninguno	
Analítica		Ninguno	

Tabla 5.6: Tabla guía selección de TDM - Caso de estudio.

5.3.4. Diseño de escenarios

El diseño de escenarios se lleva a cabo mediante la Ecuación (4.4), donde NE representa el número de escenarios. Este proceso se realiza en cada nivel de adopción, previamente establecido en la sección anterior.

- Nivel de Adopción TDM 1: con la adopción de la TDM Integración, $k = 1$.

$$NE = 2^1 - 1 = 2 - 1 = 1 \quad (5.7)$$

- Nivel de Adopción TDM 2: con la adopción de las TDM Computación en la nube, IoT Robot Industrial, $k = 3$.

$$NE = 2^3 - 1 = 8 - 1 = 7 \quad (5.8)$$

A continuación, se ha utilizado el Cuestionario de Recopilación de Información para Proveedores, el cual aborda tanto las especificidades técnicas como los costos asociados a estas tecnologías. En este punto, se han incluido dos proveedores para Computación en la nube, con el propósito de ampliar los escenarios y observar cómo se comportan las TDM.

ID	Integración	Computación en la nube A	Computación en la nube B	IoT	Robots industrial
CPD	Arquitectura de referencia ISA-95	Almacenamiento medio grado	Almacenamiento medio grado	Latencia milisegundos	Velocidad alta
C	20000	500	2000	500	8000
IR	Red de área local	Conexión a internet de alta velocidad			
AE	Modbus OPC	Modbus OPC		MQTT	MQTT
PS	Propia del proveedor	Google Cloud	Propia del proveedor	HTTP	Propia HTTP
AT	Media	Media	Alta	Alta	Media
Capacidad (CPD), Costo (C) en dólares, Infraestructura de red (IR)					
Arquitectura estándar (AE), Plataforma <i>software</i> (PS), Actualización tecnológica (AT)					

Tabla 5.7: Resumen características TDM - Caso de estudio.

La recopilación de esta información se llevó a cabo a partir de los datos comerciales disponibles en el sitio *web* de cada proveedor. Una síntesis concisa de las características relevantes se presenta en la Tabla 5.7.

En resumen, un escenario representa el Nivel de Adopción TDM 1. Por otro lado, once escenarios representan el Nivel de Adopción TDM 2, siete para analizar las tres tecnologías TDM y cuatro adicionales al evaluar una tecnología con dos proveedores. Todos los escenarios definidos se detallan en la Tabla 5.8.

Nivel	ID	Descripción	
1	1.1	Integración	Máquina automatizadas (Máquina de corte textil tipo láser, Máquina de coser acolchado, Máquina de cerrado de colchones, empaquetadora plástica, Banda ecléctica) que incluyen Sensores, Actuadores
2	2.1	Computación en la nube A	Servicio de almacenamiento
	2.2	IoT	Sensores WiFi de largo alcance
	2.3	Robot industrial	Vehículo Guiado Automáticamente (AGV)
	2.4	Computación en la nube A / IoT	Servicio de almacenamiento/Sensores WiFi de largo alcance
	2.5	Computación en la nube A / Robot	Servicio de almacenamiento/AGV
	2.6	IoT / Robot	Sensores WiFi de largo alcance/AGV
	2.7	Computación en la nube A / IoT / Robot	Servicio de almacenamiento/Sensores WiFi de largo alcance/AGV
	2.8	Computación en la nube B	<i>Software</i> como Servicio (SaaS)
	2.9	Computación en la nube B / IoT	<i>Software</i> como Servicio (SaaS)/Sensores WiFi de largo alcance
	2.10	Computación en la nube B / Robot	<i>Software</i> como Servicio (SaaS)/AGV
	2.11	Computación en la nube B / IoT / Robot	<i>Software</i> como Servicio (SaaS)/Sensores WiFi de largo alcance/AGV

Tabla 5.8: Escenarios - Caso de estudio.

5.3.5. Simulación de escenarios

Los escenarios diseñados fueron simulados utilizando la herramienta *software FlexSim*. La parametrización de las variables de entrada para los cambios de las TDMs en la simulación, se rigió bajo la estructura propuesta en [155]. Esta estructura se basa en KPIs para la cuantificar el impacto de las TDM dentro del sistemas de manufactura, específicamente en el indicador OEE y sus componentes de Desempeño, Calidad y Disponibilidad.

Se ha evaluado la influencia de la adopción de las TDM en los indicadores mencionados, utilizando información de la literatura sobre los beneficios de estas tecnologías. Los detalles se encuentran en la Tabla 5.9.

Nivel	ID	Desempeño (Tiempo de proceso)	Tasa de Calidad	Disponibilidad
1	1.1	Influencia positiva (+)	Influencia positiva (+)	Influencia positiva (+)
2	2.1	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.2	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.3	Influencia positiva (+)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.4	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.5	Influencia positiva (+)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.6	Influencia positiva (+)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.7	Influencia positiva (+)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.8	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.9	Ninguna influencia (0)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.10	Influencia positiva (+)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)
	2.11	Influencia positiva (+)	Ninguna influencia (0)	Influencia positiva (+)

Tabla 5.9: Coincidencias de atributos con el indicador OEE - Caso de estudio.

En *Flexsim*, el indicador de desempeño refleja a través del tiempo de ejecución de las estaciones de trabajo. La calidad a través del tiempo de ejecución y los parámetros de *First Failure Time*, *Down Time*, *Up Time*. La disponibilidad mediante los parámetros *First Failure Time*, *Down Time*, *Up Time*

5.3.6. Medición de escenarios

La obtención de los datos correspondientes a los criterios de medición se lleva a cabo mediante la simulación y la evaluación de las características de las TDM así:

Para la simulación (Productividad y Disponibilidad)

Los datos relativos a el número de piezas producidas y los costos del procesos se presentan en la Tabla 5.10. Cada escenario se ejecutó un total de 70 réplicas para obtener resultados robustos y confiables. A partir de estos datos se calculan el indicador FPP utilizando la Ecuación (4.2) y el indicador PAI utilizando la Ecuación (4.3). Estos resultados se registraron en la Tabla 5.10.

Nivel	ID	Piezas producidas	Costo proceso
1	1.1	58.31	1148.65
2	2.1	59.31	1140.09
	2.2	57.80	1151.93
	2.3	59.00	1138.09
	2.4	58.09	1152.74
	2.5	59.21	1139.97
	2.6	57.67	1151.88
	2.7	57.84	1152.47
	2.8	59.31	1140.09
	2.9	58.09	1152.74
	2.10	59.21	1139.97
	2.11	57.84	1152.47

Tabla 5.10: Datos de la simulación por Escenario - Caso de estudio.

Para las características de las TDM (Desempeño TDM y Costos TDM)

Los datos relacionados con las características de Capacidad, Infraestructura de Red, Arquitectura Estándar y Plataforma *Software* de TDM que han sido previamente recopilados y se presentaron en la Tabla 5.7. A partir de esa tabla y haciendo uso del indicador de desempeño, descrito en el Capítulo 3, se llevó a cabo la evaluación de las TDM por parte de expertos.

La evaluación comparativa, considerando que el primer nivel se realiza solo con una tecnología, se resume en la Tabla 5.11. A partir de esta evaluación se determinó el valor de r_{pij} , utilizando la Ecuación (3.6), como se describe en la Tabla 5.12.

Para el Nivel 2 de adopción de TDM, la evaluación comparativa se realiza con tres tecnologías: Computación en la nube con el identificador 1, IoT el identificador 2 y Robot industrial con el identificador 3. El número de tecnologías determina el tamaño de la matriz $MMpT_{ij}$, por ende, el número de elementos r_{pij} que la componen.

r_{eij}	e_m	Ptos	Descripción
r_{e11}	e_1	2	La característica <i>Arquitectura</i> es <i>Promedio</i> en la TDM <i>Integración</i>

Tabla 5.11: Evaluación desempeño propio de la TDM Integración - Caso de estudio.

r_{pij}	r_{eij}	r_e
r_{p11}	0.66	(2) (3)

Tabla 5.12: Cálculo de desempeño de la TDM Integración - Caso de estudio.

r_{eij}	e_m	Ptos	Descripción
r_{e11A}	e_1	3	La característica <i>Almacenamiento</i> es <i>Alta</i> en la TDM <i>Computación en la nube A</i>
r_{e1A2}	e_1	3	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Completamente</i> la <i>Infraestructura</i> con la TDM de <i>IoT</i>
	e_2	2	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Arquitectura estándar</i> con la TDM de <i>IoT</i>
	e_3	2	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Plataforma software</i> con la TDM de <i>IoT</i>
	e_4	2	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Actualización tecnológica</i> con la TDM de <i>IoT</i>
r_{e1A3}	e_1	3	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Completamente</i> la <i>Infraestructura</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
	e_2	2	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Arquitectura estándar</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
	e_3	1	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Parcialmente</i> la <i>Plataforma software</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
	e_4	2	La TDM <i>Computación en la nube A</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Actualización tecnológica</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
r_{e22}	e_1	2	La característica <i>Latencia</i> es <i>Alta</i> en la TDM <i>IoT</i>
r_{e23}	e_1	3	La TDM <i>IoT</i> comparte <i>Completamente</i> la <i>Infraestructura</i> con la TDM de <i>Robot Industrial</i>
	e_2	3	La TDM <i>IoT</i> comparte <i>Completamente</i> la <i>Arquitectura estándar</i> con la TDM de <i>Robot Industrial</i>
	e_3	2	La TDM <i>IoT</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Plataforma software</i> con la TDM de <i>Robot Industrial</i>
	e_4	2	La TDM <i>IoT</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Actualización tecnológica</i> con la TDM de <i>Robot Industrial</i>
r_{e33}	e_1	2	La característica <i>Velocidad</i> es <i>Medianamente</i> en la TDM <i>Robot Industrial</i>
r_{e11B}	e_1	1	La característica <i>Almacenamiento</i> es <i>Baja</i> en la TDM <i>Computación en la nube B</i>
r_{e1B2}	e_1	3	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Completamente</i> la <i>Infraestructura</i> con la TDM de <i>IoT</i>
	e_2	2	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Arquitectura estándar</i> con la TDM de <i>IoT</i>
	e_3	1	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Medianamente</i> la <i>Plataforma software</i> con la TDM de <i>IoT</i>
	e_4	2	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Actualización tecnológica</i> con la TDM de <i>IoT</i>
r_{e1B3}	e_1	3	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Completamente</i> la <i>Infraestructura</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
	e_2	2	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Arquitectura estándar</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
	e_3	1	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Parcialmente</i> la <i>Plataforma software</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>
	e_4	2	La TDM <i>Computación en la nube B</i> comparte <i>Altamente</i> la <i>Actualización tecnológica</i> con la TDM de <i>Robot industrial</i>

Tabla 5.13: Evaluación desempeño propio y mutuo de las TDMs (Computación en la nube, IoT, Robot) - Caso de estudio.

En la Tabla 5.13, se presenta un resumen de la evaluación pareada de estas tecnologías, haciendo diferencia en los dos proveedores analizados en la TMD de Computación en la nube.

A partir de esta evaluación se calcularon los valores de r_{pij} , utilizando la Ecuación (3.3). Los resultados se registraron en la Tabla 5.14.

r_{pij}	r_{eij}	r_e
r_{p11A}	1	(3)
r_{p1A2}	0.75	(3,2,2,2)
r_{p1A3}	0.66	(3,2,1,2)
r_{p22}	0.66	(2)
r_{p23}	0.75	(3,3,2,2)
r_{p33}	0.66	(2)
r_{p11B}	0.33	(1)
r_{p1B2}	0.66	(3,2,1,2)
r_{p1B3}	0.66	(3,2,1,2)

Tabla 5.14: Cálculo de desempeño propio y mutuo de las TDMs (Computación en la nube, IoT, Robot) - Caso de estudio.

Después de obtener los anteriores datos, se realizó la medición de los indicadores (MpT, CP, FPP, PAI) por escenario, haciendo uso de las ecuaciones descritas en 4.2.2. La consolidación de los indicadores se encuentra en la Tabla 5.15.

Siguiendo la Ecuación (3.1) y la Ecuación (3.2), se derivan los valores del indicador MpT para cada escenario específico. Tomemos como ejemplo el escenario 1.7, que involucra las TDM de Computación en la nube A (1A) y IoT (2), obtenemos la Ecuación (5.9) seguida de la Ecuación (5.10). Se emplean los elementos r_{p11A} , r_{p1A2} y r_{p22} que evalúan estas tecnologías. Este procedimiento se repite para cada uno de los escenarios contemplados.

$$MMpT_{1A2} = \begin{bmatrix} r_{p11A} & r_{p1A2} \\ r_{p21A} & r_{p22} \end{bmatrix} \quad (5.9)$$

$$MpT_{1A2} = \frac{r_{p11A} + r_{p1A2} + r_{p22}}{3} = \frac{1 + 0.75 + 0.66}{3} = 0.803 \quad (5.10)$$

Nivel	ID	CP (dólares)	FPP	MpT(%)	PAI
1	1.1	16000	0.340	66	0.215
2	2.1	500	3.617	100	0.236
	2.2	500	3.499	66	0.204
	2.3	8000	0.646	66	0.229
	2.4	1000	2.698	69.6	0.210
	2.5	8500	0.614	88.6	0.234
	2.6	8500	0.598	80.3	0.201
	2.7	9000	0.599	80.3	0.205
	2.8	2000	3.617	33	0.236
	2.9	2500	0.320	55	0.210
	2.10	10000	0.584	66.3	0.234
	2.11	10500	0.319	67,66	0.205

Tabla 5.15: Resultado Indicadores por escenario - Caso de estudio.

5.3.7. Método de toma de decisiones multicriterio

En el nivel de adopción 1, no se implementa ningún método de selección, dado que se presenta un único escenario. Es posible generar otros escenarios que involucren varios proveedores que ofrecen soluciones de Integración.

Para el nivel de adopción 2, los escenarios se clasificaron con el método TOPSIS y sus variaciones híbridas, TOPSIS – AHP y TOPSIS – AHP GAUSSIANO, empleando el procedimiento detallado en la Sección 2.1.3. La Tabla 5.15, se considera la matriz de evaluación, donde cada fila representa una alternativa (en este caso, un escenario), mientras que cada columna representa un criterio.

TOPSIS

Este proceso se inicia con la normalización de la matriz de evaluación, mediante la la Ecuación (2.1). Los resultados se encuentran registrados en la Tabla 5.16.

ID	CP	FPP	MpT	PAI
2.1	0.022	0.5235	0.412	0.324
2.2	0.022	0.506	0.309	0.280
2.3	0.353	0.093	0.272	0.315
2.4	0.044	0.390	0.287	0.289
2.5	0.375	0.088	0.365	0.322
2.6	0.375	0.086	0.331	0.276
2.7	0.397	0.086	0.331	0.282
2.8	0.088	0.523	0.136	0.324
2.9	0.110	0.046	0.227	0.289
2.10	0.442	0.084	0.273	0.322
2.11	0.464	0.046	0.279	0.282

Tabla 5.16: Matriz normalizada TOPSIS - Caso de estudio.

ID	CP Min	FPP Max	MpT Máx	PAI Min
2.1	0.0055	0.1309	0.1032	0.0812
2.2	0.0055	0.1266	0.0774	0.0702
2.3	0.0884	0.0234	0.0681	0.0788
2.4	0.0111	0.0976	0.0718	0.0723
2.5	0.0940	0.0222	0.0915	0.0805
2.6	0.0940	0.0216	0.0829	0.0692
2.7	0.0995	0.0217	0.0829	0.0706
2.8	0.0221	0.1309	0.0341	0.0812
2.9	0.0276	0.0116	0.0568	0.0723
2.10	0.1105	0.0211	0.0684	0.0805
2.11	0.1161	0.0115	0.0698	0.0706
Ideal	0.0055	0.1309	0.1032	0.0692
Antiideal	0.1161	0.0115	0.0341	0.0812

Tabla 5.17: Matriz ponderada TOPSIS- Caso de estudio.

Los pesos se han asignado de manera equitativa para cada uno de los cuatro criterios, es decir, 0.25. Los resultados de la ponderación, obtenidos al multiplicar los valores de cada criterio por el peso correspondiente, se encuentran registrados en la Tabla 5.17.

En la Tabla 5.17, se han incorporado las soluciones ideal y antiideal correspondientes a cada criterio. Estas soluciones se determinan a través de la aplicación de la Ecuación (5.11) y la Ecuación (5.12), respectivamente.

$$A_j^* = \max(MpT, FPP) \quad (5.11)$$

$$A_j^i = \min(CP, PAI) \quad (5.12)$$

La separación de las soluciones ideal y antiideal fueron calculadas mediante la Ecuación (2.4) y la Ecuación (2.5). Las similitudes respecto a la solución ideal fueron calculadas utilizando la Ecuación (2.6). Estos resultados se encuentran registrados en la Tabla 5.18, la cual incluye una columna de orden descendente de dichas similitudes.

ID	Separación solución ideal	Separación solución antiideal	Similaridad	Orden
2.1	0.012	0.1767	0.9362	1
2.2	0.0262	0.1657	0.8636	2
2.3	0.1405	0.0455	0.2445	9
2.4	0.0462	0.1412	0.7537	3
2.5	0.141	0.0624	0.3068	6
2.6	0.142	0.0559	0.2823	7
2.7	0.1455	0.0536	0.2693	8
2.8	0.0721	0.1519	0.678	4
2.9	0.1299	0.0917	0.4138	5
2.10	0.1562	0.0361	0.1878	10
2.11	0.1661	0.0373	0.1836	11

Tabla 5.18: Similaridades respecto a la solución ideal TOPSIS - Caso de Estudio.

TOPSIS - AHP

En este proceso, se parte de la matriz normalizada, detallada en la Tabla 5.16. Para obtener los pesos se utiliza el método AHP, llevando a cabo una serie de comparaciones pareadas entre criterios, utilizando la escala *Saaty* como referencia. Esta evaluación por pares debe llevarse a cabo por expertos en el proceso. Esta evaluación pareada debe ser realizada por expertos, es decir, conocedores del proceso. Estas comparaciones conforman la matriz de ponderaciones, la cual se presenta en la Tabla 5.19. A esta matriz se le aplicó una prueba de consistencia, utilizando la Ecuación (2.10), el resultado es que la matriz es consistente.

Los pesos de cada criterio se calcularon utilizando la Ecuación (2.8), obteniendo como resultado los siguientes valores: 0.5253 (CP), 0.2885 (FPP), 0.0835 (MpT), 0.1027 (PAI). A partir de este punto, se lleva a cabo el mismo proceso que en el TOPSIS original. El resultado de las similaridades con la solución ideal se encuentran consignadas en la Tabla 5.20.

Criterios	CP	FPP	MpT	PAI
CP	1	3	7	3
FPP	0.33	1	3	5
MpT	0.14	0.33	1	1
PAI	0.33	0.20	1	1

Tabla 5.19: Matriz de Ponderaciones TOPSIS - AHP - Caso de estudio.

ID	Separación solución ideal	Separación solución antiideal	Similaridad	Orden
2.1	0.0049	0.2710	0.982	1
2.2	0.0099	0.2680	0.964	2
2.3	0.2142	0.0607	0.221	6
2.4	0.0415	0.2423	0.854	3
2.5	0.2242	0.0517	0.188	7
2.6	0.2246	0.0508	0.185	8
2.7	0.2343	0.0404	0.147	9
2.8	0.0421	0.2407	0.851	4
2.9	0.1461	0.1860	0.560	5
2.10	0.2547	0.0197	0.072	10
2.11	0.2702	0.0127	0.045	11

Tabla 5.20: Similaridades respecto a la solución ideal TOPSIS - AHP - Caso de estudio.

TOPSIS – AHP GAUSSIANO

Este proceso se inicia con la normalización de la matriz de evaluación, detallada en la Tabla 5.15, mediante la Ecuación (2.12). Los resultados se encuentran registrados en la Tabla 5.21

Los pesos se obtuvieron a través del método GAUSSIANO. A partir de las entradas de la matriz de evaluación, se calcula un factor *gaussiano* para cada criterio, utilizando la Ecuación (2.13). Los pesos obtenidos son: 0.3751 (CP), 0.4670 (FPP) , 0.1238 (MpT), 0.0341 (PAI). A partir de este punto, se lleva a cabo el mismo proceso que en el TOPSIS original. El resultado de las similaridades con la solución ideal se encuentran consignadas en la Tabla 5.22.

ID	CP	FPP	MpT	PAI
2.1	0.0082	0.2114	0.1279	0.0982
2.2	0.0082	0.2045	0.0959	0.0849
2.3	0.1311	0.0378	0.0844	0.0953
2.4	0.0164	0.1577	0.0890	0.0874
2.5	0.1393	0.0359	0.1133	0.0973
2.6	0.1393	0.0349	0.1027	0.0836
2.7	0.1475	0.0350	0.1027	0.0853
2.8	0.0328	0.2114	0.0422	0.0982
2.9	0.0410	0.0187	0.0704	0.0874
2.10	0.1639	0.0341	0.0848	0.0973
2.11	0.1721	0.0186	0.0865	0.0853

Tabla 5.21: Matriz normalizada TOPSIS - AHP GAUSSIANO - Caso de estudio.

ID	Separación solución ideal	Separación solución antiideal	Similaridad	Orden
2.1	0.0005	0.1095	0.9955	1
2.2	0.0051	0.1066	0.9543	2
2.3	0.0934	0.0185	0.1655	6
2.4	0.0257	0.0875	0.7729	4
2.5	0.0956	0.0171	0.152	7
2.6	0.096	0.0163	0.1451	8
2.7	0.0976	0.0141	0.1265	9
2.8	0.0141	0.1041	0.8809	3
2.9	0.0911	0.0493	0.3512	5
2.10	0.1015	0.0095	0.0853	10
2.11	0.1091	0.0055	0.048	11

Tabla 5.22: Similaridades respecto a la solución ideal TOPSIS AHP GAUSSIANO - Caso de estudio.

5.4. Análisis de la información

El modelo propuesto se implementó en un caso de prueba en una PYME del sector productivo, abordando dos niveles de adopción: el primero, priorizando la automatización del proceso productivo; y el segundo orientado a incorporar tecnologías complementarias que fortalecen el proceso.

En cuanto al análisis de la simulación, la herramienta de simulación se utilizó para evaluar el impacto que las TDM podrían tener en el proceso. Tras un análisis de los potenciales beneficios de estas tecnologías, se ajustaron los parámetros de la simulación.

Para la tecnología de Integración, se propuso la adopción de máquinas automatizadas con tiempos de procesamiento inferiores a los registrados en el proceso manual actual. Asimismo, para la tecnología de Robot Industrial, se sugirió la adopción de un Vehículo de Guiado Automático con tiempos de desplazamiento menores que el del montacargas, que es el método de transporte actual en el proceso.

En el caso de las tecnologías de Computación en la Nube y de Internet de las Cosas, que no tienen una representación activa en el proceso productivo, se propuso su representación mediante la modificación de los parámetros del tiempo entre fallas y el tiempo en falla. Anticipando que la integración de Computación en la Nube y IoT en el proceso productivo proporcionará beneficios significativos en la detección y reducción de fallas.

Estas modificaciones en los parámetros del tiempo de ejecución, tiempo entre fallas y en fallas se reflejaron en las piezas producidas en cada uno de los escenarios. En la Tabla 5.23, se presenta el valor real de la producción, el valor simulado del caso actual y las variaciones en la simulación de cada uno de los escenarios.

Escenario		Piezas producidas
Actual		32
Simulación actual		30
Nivel 1	1.1	58.31
Nivel 2	2.1	59.31
	2.2	57.80
	2.3	59.00
	2.4	58.09
	2.5	59.21
	2.6	57.67
	2.7	57.84
	2.8	59.31
	2.9	58.09
	2.10	59.21
2.11	57.84	

Tabla 5.23: Datos de la simulación Piezas producida - Caso de estudio.

Se observa que en el primer nivel de adopción, aproximadamente se duplicó la producción de piezas, mientras que en la adopción del nivel dos, con tecnologías no directamente relacionadas al proceso, la variación en el incremento de las piezas producidas no es tan pronunciada.

Por otro lado, mediante el índice de desempeño de TDM fue posible evaluar el desperdicio tecnológico que las tecnologías a adoptar podrían tener. Tal es el caso de la evaluación correspondiente a las dos opciones de Computación en la nube.

En la Tabla 5.24, el valor de r_{e11A} es la evaluación de la Computación en la nube opción A, obtuvo una calificación alta (3), indicando que la utilización de la capacidad de almacenamiento es alta. La solución de almacenamiento presenta una capacidad de almacenamiento acorde a las necesidades de la empresa, lo que indica que será utilizado altamente.

Mientras que el valor de r_{e11B} , evaluación de la Computación en la nube opción B, obtuvo una calificación baja (1), indicando que la utilización de la capacidad de almacenamiento es baja. La solución de Servicio SaaS, que cuenta con una capacidad de almacenamiento significativamente superior a las necesidades de la empresa, indica que su potencial no será aprovechado, lo que conlleva a un desperdicio tecnológico.

Aunque la computación en la nube A y la computación en la nube B muestran un rendimiento mutuo similar, las diferencias individuales en el rendimiento marcan una disparidad en el desempeño general. Mientras que el primero alcanza un 80.3%, el segundo es del 67%, Tabla 5.25

r_{eij}	e_m	Ptos	Descripción
r_{e11A}	e_1	3	La característica <i>Almacenamiento</i> es <i>Alta</i> en la TDM <i>Computación en la nube A</i>
r_{e11B}	e_1	1	La característica <i>Almacenamiento</i> es <i>Baja</i> en la TDM <i>Computación en la nube B</i>

Tabla 5.24: Evaluación desempeño Computación en la nube - Caso de estudio.

ID	Descripción	MpT	r_{pij}
2.1	Computación en la nube A	100	$r_{p11A} = 1$
2.7	Computación en la nube A/loT /	80.3	$r_{p1A2} = 0.75$ $r_{p1A3} = 0.66$
2.8	Computación en la nube B	33	$r_{p11B} = 0.33$
2.11	Computación en la nube B/loT /Ro- bot	67	$r_{p1B2} = 0.66$ $r_{p1B3} = 0.66$

Tabla 5.25: Detalles evaluación del desempeño para Computación en la nube - Caso de estudio.

Para cada variación del TOPSIS se encontraron diferentes valores para el peso de los criterios, recopilados en la Tabla 5.26. En el caso del TOPSIS original, todos los criterios se consideran igualmente importantes en la toma de decisión. En contraste, en el enfoque TOPSIS - AHP, los pesos reflejan las preferencias subjetivas de los expertos (quienes realizan la evaluación pareada) para asignar importancias relativas a los criterios; se destaca que el criterio más relevante es el costo asociado a las TDM. Por último, en el TOPSIS - AHP GAUSSIANO, los pesos se determinan de los datos de la matriz de evaluación, eliminando posibles sesgos por parte de los interesados en la adopción de TDM; en este caso, la productividad es el criterio de mayor importancia.

Criterio	TOPSIS	TOPSIS AHP	TOPSIS AHP GAUSSIANO
CP	0.25	0.5253	0.3751
FPP	0.25	0.2885	0.4670
MpT	0.25	0.0835	0.1238
PAI	0.25	0.1027	0.0341

Tabla 5.26: Resultado valores pesos TOPSIS y variaciones- Caso de estudio.

ID	n	TOPSIS	n	TOPSIS AHP	n	TOPSIS AHP GAUSSIANO
2.1	1	0.9362	1	0.982	1	0.9955
2.2	2	0.8636	2	0.964	2	0.9543
2.3	9	0.2445	6	0.221	6	0.1655
2.4	3	0.7537	3	0.854	4	0.7729
2.5	6	0.3068	7	0.188	7	0.152
2.6	7	0.2823	8	0.185	8	0.1451
2.7	8	0.2693	9	0.147	9	0.1265
2.8	4	0.678	4	0.851	3	0.8809
2.9	5	0.4138	5	0.560	5	0.3512
2.10	10	0.1878	10	0.072	10	0.0853
2.11	11	0.1836	11	0.045	11	0.048

Tabla 5.27: Resultado TOPSIS y variaciones- Caso de estudio.

Los resultados derivados del TOPSIS y sus variaciones, son una clasificación ordenada de los escenarios en términos de la cercanía a los criterios evaluados, estos están resumidos en la Tabla 5.27. A pesar que se tienen pesos diferentes en cada variación, el escenario que cumple mejor las condiciones de la decisión es el Escenario 2.1 y el segundo mejor es el Escenario 2.2.

ID	CP min	FPP max	MpT max	PAI min
2.1	500	3.617	100	0.236
2.2	500	3.499	66	0.204

Tabla 5.28: Escenario mejor calificado - Caso de estudio.

En la Tabla 5.28 se exponen los valores de los indicadores correspondientes a los escenarios 2.1 y 2.2, los cuales cumplen de mejor manera con las condiciones establecidas por los criterios de decisión. Se destaca la proximidad de los valores de CP, FPP y PAI en ambos escenarios. La diferencia entre ellos radica en el indicador de desempeño de las TDM.

El Escenario 2.1 representa la adopción de la tecnología de Computación en la Nube, con un servicio de almacenamiento. Al contrastar este escenario con la configuración del proceso actual del caso de estudio, descrita en la sección 5.3.2, se evidencian algunas diferencias.

En la Figura 5.15, se presenta un resumen de los estados de los equipos de cada estación, donde la imagen (a) representa el proceso actual y la imagen (b) corresponde al Escenario 2.1.

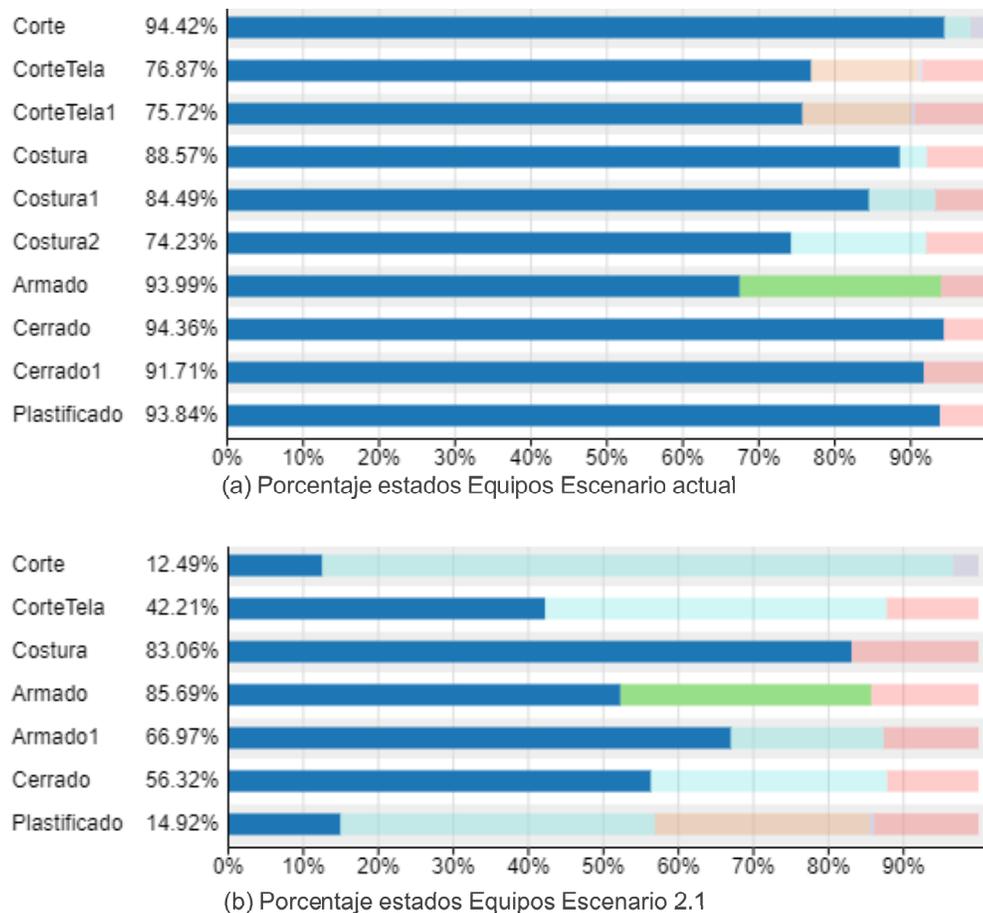


Figura 5.15: Estados equipos - Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1. Fuente propia.

Se observa una reducción en el número de equipos por estación de trabajo, resultado del Nivel 1 de adopción de TDM, centrado en la automatización del proceso. Esto implica la implementación de máquinas automatizadas para las operaciones de Corte de Tela, Costura, Cerrado y Plastificado. Estas máquinas se han representado en la simulación como elementos tipo “Processor”, con tiempos de ejecución determinados según la información proporcionada por algunos proveedores (en su sitio *web*). La estación de Corte, ya cuenta con una máquina de corte automatizada, con una velocidad máxima de producción de 1 bloque de espuma en cuatro minutos. La estación de Armado, no fue reemplazada por maquinaria debido a que la operación aquí no necesita de máquinas para su realización, por lo tanto hemos adicionado otra unidad de armado para no sobrecargar esa estación, debido a la reducción de velocidad de las estaciones que la anteceden.

De igual manera, puede que los cambios en el estado de los equipos, se vean afectados por las variaciones realizadas en la adopción del Nivel 2, de Computación en la nube. Estas relacionadas con los parámetros de las variables *First Failure Time*, *Down Time*, *Up Time*, sobre la configuración de fallas.

Por otro lado, en la figura (b) se observa la presencia del estado "Inactivo" en estaciones que en la figura (a) no existía. Tal es el caso, de la estación Corte de Tela, Armado, Cerrado y Plastificado; indicando que la sobre carga en estas operaciones podría ser reducida mediante la adopción de TDM.

En la Tabla 5.29, se detalla el indicador de Utilización, comparando el Tiempo Ocupado actual con el del escenario 2.1 en cada una de las estaciones. El Tiempo Ocupado refleja el porcentaje en que los equipos se encuentran en el estado "Procesando". En estaciones representadas por más de un equipo, este tiempo se ha calculado como el promedio de los equipos que conforman una estación. Se observa una reducción en la utilización en el Escenario 2.1, indicando que, con la adopción de TDM, la empresa dispone de una capacidad de producción superior a la requerida. Este hecho podría sugerir un potencial desperdicio tecnológico debido al subaprovechamiento de dicha capacidad. No obstante, representa una oportunidad para mejorar los niveles de productividad si esta capacidad disponible se utiliza de manera más eficiente.

Indicador	Estación					
	A1	A2	A3	A4	A5	A6
Tiempo disponible (h)	8	8	8	8	8	8
Tiempo ocupado actual (h)	7.55	6.10	6.59	7.52	7.44	7.50
Tiempo ocupado escenario 2.1 (h)	0.99	3.38	6.64	6.10	4.50	1.19
U actual (%)	0.94	0.76	0.82	0.94	0.93	0.94
U escenario 2.1 (%)	0.12	0.42	0.83	0.76	0.56	0.15
Producción planificada (p)	6	120	120	40	48	48
Producción real actual (p)	4	57	115	36	39	32
CP actual (%)	0.67	0.48	0.96	0.9	0.81	0.67
Producción real escenario 2.1 (p)	6	100	102	46	56	57
CP escenario 2.1 (%)	1	0.83	0.85	1.15	1.17	1.19

Tabla 5.29: Indicadores estaciones - Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1.

La Figura 5.16, resume las unidades producidas en cada estación de trabajo, registradas como Producción real en la Tabla 5.4, la figura (a) representa el caso actual y la figura (b) el Escenario 2.1. Se evidencia que en las estaciones de Corte, Corte de Tela, Armado, Cerrado y Plastificado hay un aumento en la unidades producidas, incluso superar los valores de producción planificada. El valor de unidades producidas ha sido registradas como Producción Real en la Tabla 5.4. También se ha calculado el indicador CP, se evidencia que en las estaciones de Corte, Costura, Armado, Cerrado y Plastificado este valor a aumentado, indica que la capacidad de producción esta por encima de la planificada, lo que podría generar desperdicio tecnológico. Sin embargo para este caso puede tomarse como algo positivo en el sentido de que la empresa desea mejorar sus índices de productividad y aceptar nuevos pedidos.

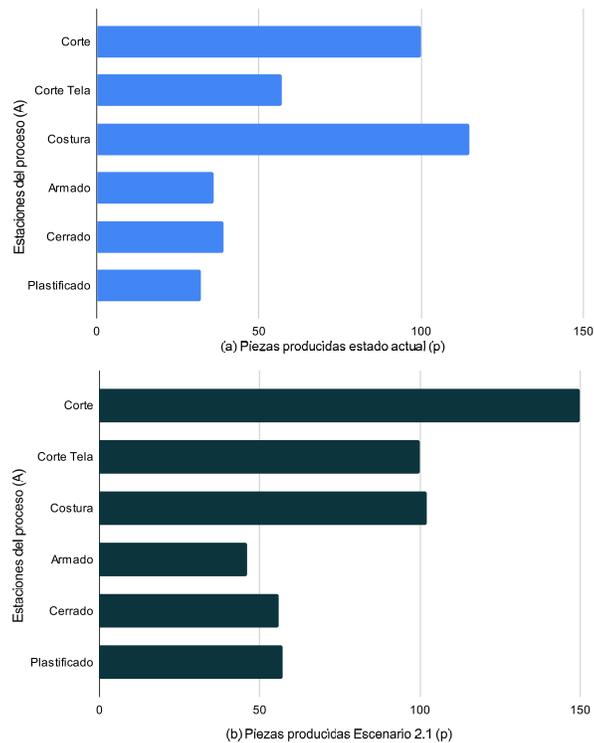


Figura 5.16: Unidades producidas – Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1. Fuente propia.

En la Figura 5.17, se presentan los estados de cada operario, donde la figura (a) representa el proceso actual y la figura (b) ilustra el Escenario 2.1. Se observa una reducción en el número de operarios, pasando de 11 a 8. La disminución en el personal se debe a la implementación de maquinaria encargada de ejecutar tareas, mientras que los operarios se encargan la supervisión de estas. A pesar de la implementación de una máquina automatizada en la estación O4, el operario se encuentra sobrecargado. Para el operario O7 de la estación de Cerrado, su tiempo activo se redujo en un 35.66 %, al igual que para el operario O4 de la estación de plastificado, cuyo tiempo activo disminuyó en un 33.36 %. En el estado actual, ambos operarios se encontraban en el estado “Activo” al 100 %.

En comparación con el escenario actual, el Escenario 2.1 ha demostrado una serie de cambios significativos en varios aspectos clave del proceso productivo. La implementación TDM ha generado una notable mejora en la producción, evidenciada por un aumento en las unidades producidas en diversas estaciones, incluso superando los valores de producción planificada. Este incremento se acompaña de una reducción en el número de operarios, gracias a la incorporación de maquinaria automatizada que ejecuta tareas específicas, permitiendo a los operarios centrarse en labores de supervisión.

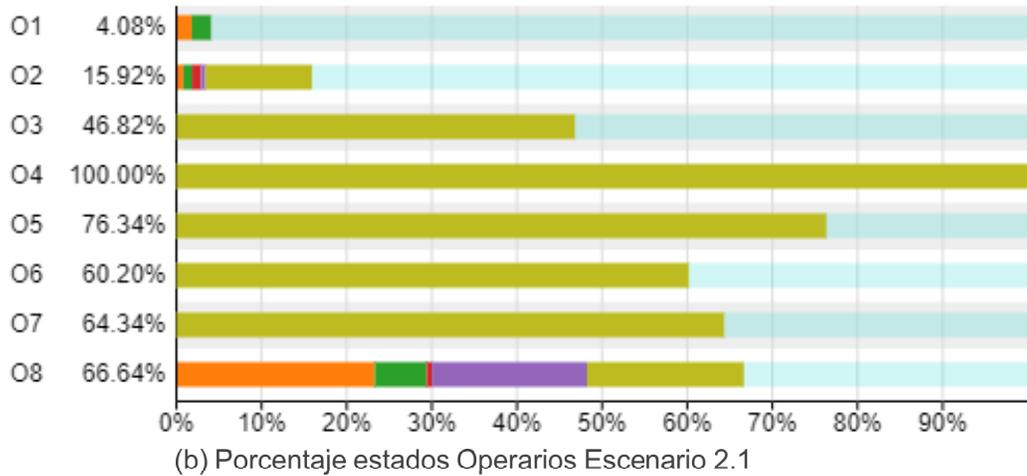
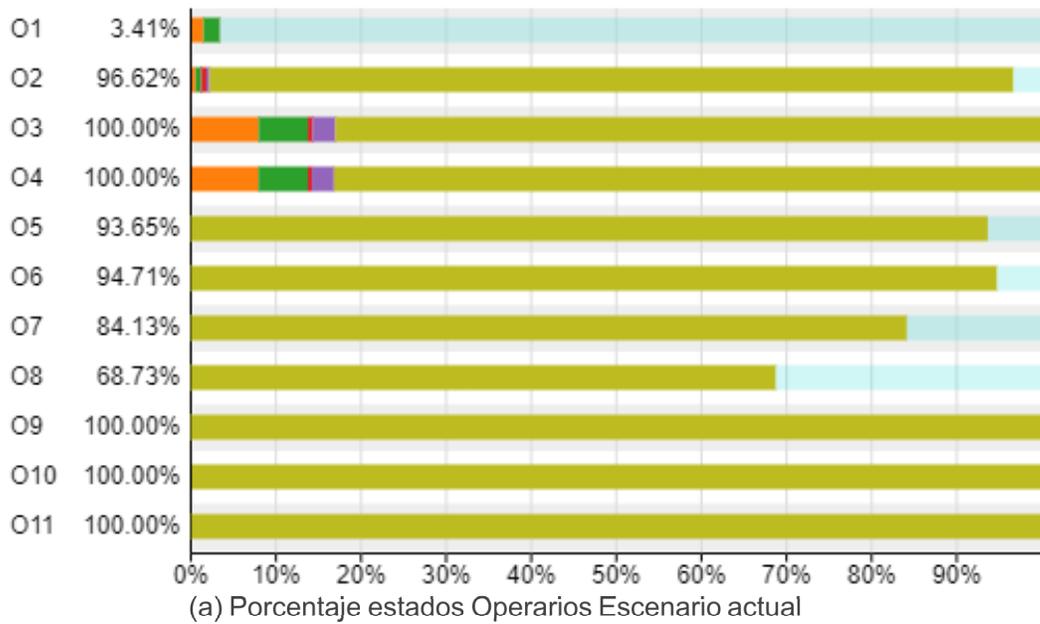


Figura 5.17: Estados operarios– Caso de estudio estado actual vs Escenario 2.1.. Fuente propia.

Este cambio hacia la automatización ha implicado una reconfiguración en la distribución de la carga de trabajo y una reconsideración de la capacidad de producción planificada. Aunque se evidencian desafíos, como la sobrecarga del operario y la inactividad en ciertas estaciones, estos cambios también representan oportunidades para mejorar la eficiencia, incrementar la productividad y ajustar la planificación operativa.

La implementación de TDM, en este caso, destaca la importancia de una gestión equilibrada entre la automatización y la carga de trabajo humana para maximizar los beneficios y minimizar posibles desperdicios tecnológicos.

Como análisis adicional, presentamos un escenario extra para evaluar la tecnología de Realidad virtual/aumentada, cuya representación en la simulación aún no ha sido definida, como se indica en la tabla de parámetros de configuración de *FlexSim* establecidos para cada TDM, según se detalla en la Tabla 4.7. Este análisis se lleva a cabo con el objetivo de examinar cómo responde el modelo de adopción ante TDM que no presentan una variación particular en la simulación.

Aunque la literatura reporta que esta tecnología, Realidad virtual/aumentada puede influir en la productividad, por ejemplo, al proporcionar información sobre instrucciones en tiempo real, no es claro como representar esta tecnología en parámetros del *software* de simulación.

Las características de la tecnología de Realidad virtual/aumentada a evaluar, se detallan en la Tabla 5.30

Característica	Realidad virtual/aumentada
Capacidad	Velocidad alta
Costo	100 dolares/mes
Infraestructura	Conexión a internet de alta velocidad
Arquitectura estándar	MQTT
Plataforma <i>software</i>	Propia HTTP
Actualización tecnológica	Media

Tabla 5.30: Resumen características TDM Realidad virtual/aumentada - Caso de estudio.

El escenario extra, con el ID 2.12, evalúa las tecnologías de Computación en la nube A, IoT, Robot y Realidad aumentada. En este escenario no se realizan modificaciones en los parámetros de la simulación asociados a la tecnología de Realidad virtual/aumentada, solo los ya establecidos para las otras tres tecnologías, lo que conlleva a que los resultados de la simulación no presenten variaciones. No obstante, es crucial destacar que los indicadores no están únicamente vinculados a los valores directos de la simulación; por ejemplo, el valor de FPP se ve influenciado por el costo, una de las variables dentro de este indicador.

De manera similar, el CP se ve afectado debido a un cambio directo en dicho valor, y el MpT se ve impactado al agregar otra tecnología, lo que genera comparaciones pareadas adicionales. En la Tabla 5.31 se presenta de manera detallada los indicadores correspondientes al escenario que presenta los valores de las tres tecnologías (ID 2.7) y al escenario extra (ID 2.12), evidenciando las diferencias entre los indicadores señalados.

ID	CP (dólares)	FPP	MpT(%)	PAI
2.7	9000	0.599	80.3	0.205
2.12	100	0.570	78	0.205

Tabla 5.31: Resultado Indicadores por escenario incluido el escenario extra - Caso de estudio.

5.5. Resumen del capítulo

En este capítulo, se incorporó un método de decisión multicriterio al modelo de adopción de TDM para PYMES, detallado en el Capítulo 4. El propósito de incluir el método es definir distintas estrategias de adopción de TDM procurando su aprovechamiento eficaz, maximizando el desempeño de las TDM para mejorar el rendimiento del proceso productivo.

Con este propósito se definieron objetivos para cada indicador del modelo de adopción: minimizar el criterio costo de TDM (CP), maximizar el criterio de desempeño de TDM (MpT), maximizar el criterio de productividad (FPP) y minimizar el criterio de falta de disponibilidad (PAI).

Se definió una serie de pasos para la recolección de datos, algunos obtenidos como resultado de la simulación del proceso (FPP, PAI) y otros sobre la evaluación de las características de las TDM (MpT, CP). Se llevó a cabo una prueba de concepto del método de decisión, utilizando un caso de estudio con información de una PYME del sector productivo de la región. Esta prueba incluyó el modelado del proceso productivo mediante el formalismo de Red de *Petri* coloreada, la simulación y análisis del proceso productivo actual, la selección de las TDM a adoptar, el diseño de once escenarios con diferentes combinaciones de las TDM seleccionadas, la simulación de cada uno de los escenarios diseñados, la medición de los indicadores CP, FPP, MpT y PAI en cada uno de los escenarios y finalmente la aplicación del TOPSIS y sus variaciones TOPSIS - AH y TOPSIS - AHP GAUSSIANO.

A partir de los resultados de la prueba de concepto se llevó a cabo un análisis de la información, examinando cada etapa de esta prueba, evidenciando que el modelo cuenta con una estructura clara y concreta, lo que facilitaría su uso por parte de las PYMES.

Discusión de Resultados

En este capítulo, se lleva a cabo una discusión de los hallazgos de esta investigación, en relación a literatura existente sobre la adopción de TDM en PYMES.

6.1. Contexto

La toma de decisiones en la adopción de TDM ha sido un tema ampliamente explorado desde diversos enfoques en la literatura. A lo largo de estas investigaciones, se han propuesto enfoques que delinear pasos y procesos para facilitar el proceso de incorporación de estas tecnologías en el entorno empresarial. Sin embargo, uno de los vacíos en la mayoría de estos enfoques radica en la carencia de una evaluación específica del desempeño de las tecnologías implementadas.

Las TDM raramente operan de manera aislada; en su lugar, intercambian información entre sí. Por lo tanto, es esencial evaluar su desempeño de manera conjunta para garantizar que los datos relevantes circulen de manera coherente a lo largo de toda la cadena de producción. Compartir datos de manera eficaz entre sistemas , puede llevar a una mayor eficiencia y capacidad de respuesta.

Las PYMES desempeñan un papel crucial en el desarrollo económico del país, debido a que representa al rededor de un 90 % del sector productivo, contribuyendo a la generación de empleo y la diversificación económica. En este contexto, la adopción adecuada de TDM por parte de las PYMES es esencial para potenciar su competitividad y sostenibilidad a largo plazo.

La implementación de TDM puede ofrecer a las PYMES beneficios significativos, como una mayor eficiencia operativa, la mejora de la calidad del producto, la optimización de procesos y la capacidad de adaptarse a las demandas del mercado. Sin embargo, a pesar de estas ventajas, las PYMES enfrentan limitaciones tanto económicas como de acceso a información técnica y operativa.

Desde el punto de vista económico, las PYMES a menudo cuentan con recursos financieros limitados en comparación con grandes empresas. La inversión inicial requerida para la adopción de TDM puede resultar un limitante, y las PYMES deben equilibrar cuidadosamente sus presupuestos para maximizar el retorno de inversión.

Además, las limitaciones de acceso a información técnica y operativa pueden obstaculizar la adopción exitosa de TDM. Las PYMES pueden carecer de personal especializado o enfrentar dificultades para acceder a conocimientos avanzados sobre estas tecnologías. La falta de información estandarizada y la heterogeneidad de los sistemas pueden complicar aún más el proceso de adopción. Es esencial contar con un análisis del aprovechamiento de las TDM a adoptar en relación con las características y necesidades de su sistema productivo para garantizar que las PYMES puedan aprovechar plenamente los beneficios de la adopción de TDM.

Hay que mencionar, que hay un alto porcentaje de las PYMES que lleva a cabo sus operaciones de manera manual o con un bajo nivel de automatización, por lo tanto, la adopción de TDM en PYMES implica, en primera instancia, la automatización de procesos. Luego, en la siguiente fase de adopción, se destaca la inclusión de bases tecnológicas como la Computación en la Nube e Internet de las Cosas (IoT). Seguidas por tecnologías avanzadas como Realidad Virtual, Robots Industriales, entre otras. Este enfoque progresivo permite a las PYMES avanzar hacia niveles más sofisticados de digitalización, adaptándose gradualmente a estos cambios.

6.2. Hallazgos

El objeto de estudio en esta investigación se ha centrado en profundizar en los procesos de medición del desempeño en la adopción de TDMs, específicamente medir el desperdicio tecnológico en el que se incurre cuando no existe un conocimiento acertado de las tecnologías a adoptar. En el desarrollo del proceso investigativo, con miras a responder a la pregunta de investigación planteada inicialmente, se han generado una serie aportes que se describen a continuación:

- La evaluación del desempeño de las TDMs desde el punto de vista del desperdicio tecnológico y a su vez del aprovechamiento eficaz, entendido esto como, aprovechar el desempeño de las TDM para optimizar el rendimiento del sistema de producción, es un aspecto primordial para evaluar el grado de adopción de las tecnologías; por lo tanto, en esta investigación se propuso un indicador de desempeño que tiene como objetivo evaluar el aprovechamiento de las TDM desde dos perspectivas: el desempeño propio y el desempeño mutuo. El desempeño propio evalúa el aprovechamiento del potencial de cada una de las tecnologías y el desempeño mutuo evalúa la interoperabilidad entre el conjunto de tecnologías.
- La evaluación de la adopción de TDM en PYMES, desde el desperdicio tecnológico, es fundamental para que estas empresas aprovechen las ventajas ofrecidas por las tecnologías; por lo tanto, en esta investigación se desarrolló un modelo de adopción que guía la implementación de TDM en PYMES, desde la cuantificación del desperdicio tecnológico. Este modelo incluye como herramientas un *Framework* de referencia de Industria 4.0, modelado y simulación, y medidas de desempeño sobre productividad y sobre las tecnologías. Las medidas de desempeño están asociadas a condiciones externas, tales como variaciones en la demanda, costos y dispositivos, lo que hace que sea un modelo dinámico y cambiante. Al hacer uso de herramientas de modelado y simulación, proporciona un enfoque más realista y dinámico.
- La clasificación de diversos escenarios, entendidos como, un conjunto de TDM adoptadas en un sistema, que parte de indicadores de desempeño que reflejan la adopción de TDM en PYMES desde el punto de vista del desperdicio tecnológico; por lo tanto, en esta investigación se implementó un método de toma de decisiones multicriterio en la adopción de TDM en PYMES. La introducción de un análisis MCDM se fundamenta en que es una valiosa herramienta para mitigar posibles sesgos en la selección de las TDM. En particular, en este trabajo se recomienda el método TOPSIS – AHP GAUSSIANO
- Un logro adicional, derivado del desarrollo de esta investigación es el *Framework* para la parametrización de TDM en software de simulación de operaciones, que fue documentado en un artículo científico [155]. Este *Framework*, concebido como una guía práctica, se distingue por su capacidad para orientar la parametrización de TDM en plataformas comerciales como *FlexSim* o *Plant Simulation*. Al integrar tecnologías relacionadas con datos y operaciones, incluso aquellas que no forman parte directa del proceso de producción, este enfoque holístico proporciona una herramienta valiosa para la adopción efectiva de TDM, destacando así la aplicabilidad y versatilidad del modelo propuesto en diversos contextos operativos.

6.3. Limitaciones

Este estudio reconoce ciertas limitaciones que deben ser consideradas al interpretar los resultados. En primer lugar, la aplicabilidad del modelo se dirige específicamente hacia las PYMES con un nivel básico de integración y un interés en adoptar las TDM. Esta elección se justifica debido a que muchas de estas empresas todavía dependen en gran medida de procesos manuales en sus operaciones diarias. Para ellas, la prioridad principal radica en la automatización de estos procesos antes de considerar la implementación de tecnologías más avanzadas como las TDM.

Otra limitación se relaciona con la información recopilada de las PYMES, esta se basa en datos proporcionados directamente por las empresas, lo que puede afectar un poco la fiabilidad de dicha información. Es posible que algunas empresas no cuenten con información actualizada sobre los tiempos de operación, lo que podría sesgar o disminuir la confiabilidad de los datos. Además, existe la posibilidad de desinformación en aspectos como las cantidades de unidades en proceso, la tasa de fallas, el índice de calidad, entre otros.

Otra limitación se encuentra en la evaluación del indicador de desempeño, donde se toma en cuenta el juicio de expertos para evaluar las características propias y mutuas de las tecnologías analizadas. Lo que podría introducir sesgos de percepción y afectar la precisión de la evaluación. De manera similar, la parametrización de las TDM dentro del *software* de simulación se basa en el juicios de expertos sobre el efecto que éstas puedan generar en el proceso productivo.

Es esencial tener en cuenta estas limitaciones al aplicar los resultados de este estudio, y se sugiere la realización de investigaciones futuras que aborden estas restricciones para obtener una comprensión más completa del fenómeno en cuestión.

6.4. Relación de los resultados con otras investigaciones

La relación de los resultados de este estudio y las investigaciones previas es crucial para contextualizar y validar los hallazgos obtenidos. En este sentido, los resultados obtenidos en esta investigación muestran coherencia con los resultados de los trabajos a fin, detallados en la Sección 2.3.

Sobre el modelo de adopción, los estudios [10], [11], [12], [96] y [97], revelan resultados similares, ya que abordan la adopción de tecnologías de manera sistemática, haciendo uso de herramientas estructurales o modelos predefinidos. Por ejemplo, en [96], se aplica el modelo de madurez *Platform Industrie 4.0*, en [97], se toma como base la arquitectura RAMI 4.0; mientras que en nuestra propuesta se utiliza el *Framework* teórico de tecnologías. La incorporación de estas estructuras fomenta la interconexión entre dispositivos, el empleo de formatos comunes, así como la flexibilidad y adaptabilidad en el sistema.

Otra similitud es la inclusión de la evaluación del aprovechamiento de las TDM a través de medidas de desempeño, presentes en [10], [11], [12] y [97], para estimar los beneficios esperados de la adopción. El estudio desarrollado en [10], al incluir KPIs para analizar el beneficio esperado con la adopción de TDM en el sistema de estudio.

Asimismo, la investigación realizada en [11] destacó la importancia de incluir KPIs para analizar el estado actual y previsto de la adopción de TDM, coincidiendo con nuestra propuesta de incluir medidas de desempeño, no solo relacionadas al proceso sino también a las características de las TDM.

En este contexto, se destaca como un elemento diferenciador el indicador de desempeño de TDM diseñado en esta investigación, que aborda el desempeño conjunto de las tecnologías. Es crucial destacar que ninguno de los modelos propuestos en la literatura específica la evaluación de la interoperabilidad de las TDM, aspecto fundamental para garantizar su funcionamiento coordinado y lograr resultados más favorables en su adopción.

En consonancia con nuestro hallazgo sobre la inclusión de factores cuantitativos relacionados a los beneficios esperados, el estudio [97] se encontró resultados similares al integrar herramientas de modelado y simulación en la adopción de TDM. Estas herramientas permiten explorar diversas condiciones y analizar el comportamiento que estas condiciones producen.

Se obtuvo un resultado similar, con los resultados de [96], al incorporar la opinión de expertos en la evaluación de las características de las TDM. En dicho estudio, estas evaluaciones se integran en el análisis de requisitos del catálogo de selección de proveedores, mientras que en nuestro modelo se incluyen la parametrización de las TDM en el *software* de simulación.

Sobre el modelo de decisión, nuestros resultados respaldan las conclusiones de [12], destacando el uso de un MCDM en la toma de decisiones durante la adopción de TDM. Es importante señalar que, a diferencia de dicho estudio, nuestro modelo detalla exhaustivamente los criterios de análisis, el método seleccionado (TOPSIS y sus variantes), y las métricas utilizadas para la comparación. Todos estos elementos han sido meticulosamente definidos en nuestro enfoque, abarcando desde la evaluación de las características de las tecnologías hasta los resultados obtenidos mediante simulación, como la productividad y la disponibilidad. Este nivel de detalle fortalece la robustez y transparencia de nuestro modelo de adopción de TDM.

6.5. Aplicaciones e implicaciones de los resultados

El modelo propuesto proporciona a las PYMES una guía sistemática y estructurada para evaluar la adopción de tecnologías digitales de manufactura. No obstante, su implementación requiere la participación de especialistas en modelado y simulación de procesos de manufactura, utilizando herramientas *software* adecuadas.

Los resultados de la investigación se aplican a un caso específico, ya que se llevó a cabo una prueba de concepto mediante la aplicación de un caso de estudio en una PYME de la región. Estos resultados podrían influir en las políticas futuras de la empresa caso de estudio, proporcionando una base para la toma de decisiones en la adopción de TDM.

El indicador de desempeño desarrollado puede ser aplicado para evaluar un conjunto de TDM no solo en PYMES, sino también en empresas con otras características. Incluso podría extenderse para incorporar otras TDM cuyas características de evaluación de desempeño aún no han sido definidas en el indicador actual. Este indicador podría contribuir significativamente a la literatura sobre indicadores de desempeño en el contexto de *Smart Manufacturing* e I4.0.

El modelo de selección para la adopción de TDM en PYMES puede ser aplicado a otras empresas de características similares, como aquellas con procesos productivos más complejos, cierto nivel de automatización previa o ciertas TDM ya adoptadas. Este modelo de selección podría tener un impacto en la literatura relacionada con indicadores de desempeño en el contexto de *Smart Manufacturing* e I4.0.

6.6. Resumen del capítulo

En este capítulo, se llevó a cabo un análisis de los hallazgos obtenidos a través de la investigación. Se estableció una relación de estos resultados con trabajos afines, identificando consistencias que respaldan la validez de los hallazgos.

Asimismo, se exploraron las implicaciones y aplicaciones prácticas de los hallazgos, destacando la necesidad de ajustar o mejorar el modelo propuesto. Se sugirió específicamente la consideración de empresas con procesos de producción distintos y operaciones de ensamblaje específicas como áreas de enfoque para futuras mejoras.

Conclusiones

En este capítulo, se presentan las conclusiones generales de la investigación. Además, son ofrecidas algunas ideas y posibles direcciones para futuras investigaciones.

7.1. Conclusiones

En este proyecto de investigación doctoral, se propuso un modelo de decisión para la adopción de TDM en PYMES a partir de indicadores de aprovechamiento tecnológico. El modelo de decisión está compuesto por un modelo de adopción de TDM y un método de decisión multicriterio. El modelo de adopción proporciona la información necesaria para la aplicación del método de toma de decisiones multicriterio de manera que se optimice el aprovechamiento tecnológico eficaz.

Se definieron los aspectos que permiten evaluar la adopción de las TDM mediante una revisión bibliográfica exhaustiva, donde se encontró que la influencia que tienen las TDM sobre el proceso productivo y la interconexión entre las TDM son las características que permiten dicha evaluación en PYMES. Particularmente, la influencia de las TDM se evalúa a partir de KPIs (OEE, FPP, PAI) y la interconexión mediante la estimación de la interoperabilidad.

Se determinó que las variables que intervienen en el modelo de decisión son la productividad, la disponibilidad, los costos de las TDM y el desempeño de las TDM. Las variables de productividad y disponibilidad son dirigidas a evaluar la influencia que tiene las TDM sobre el proceso productivo, mientras que el desempeño de las TDM es enfocado en la evaluación del aprovechamiento de un conjunto de TDM. Adicionalmente, se consideró la variable *costos* para abordar la limitación de presupuesto finito del sistema escogido.

Se desarrolló un modelo de adopción de TDM que cuantifica el desempeño de las TDM a partir del desperdicio tecnológico. Entiéndase por *desperdicio tecnológico* como la incapacidad de aprovechar plenamente el potencial de una tecnología (desaprovechamiento). Para esto, se utilizaron las variables identificadas orientadas al proceso productivo (productividad y disponibilidad) y las orientadas a las TDM (costos y desempeño). Para la medida del desempeño de las TDM, se propuso un indicador que evalúa cuantitativamente un conjunto de éstas desde dos perspectivas: desempeño propio y desempeño mutuo; este último a través del concepto de interoperabilidad.

Se evaluó el modelo de decisión a partir de su aplicación en una PYME del sector productivo de la región. Esta evaluación incluyó el modelado, la simulación y análisis del proceso productivo actual, la selección de las TDM a adoptar, el diseño de once escenarios con diferentes combinaciones de las TDM seleccionadas, la simulación de cada uno de los escenarios diseñados, la medición de las variables orientadas al proceso productivo y a las TDM en cada uno de los escenarios y finalmente la aplicación de diferentes métodos de decisión multicriterio. A partir de los resultados, se evidenció que el modelo guía la toma de decisiones acerca de la adopción de TDM considerando tanto el proceso productivo como las características de las tecnologías; presentando, además, una estructura clara y concreta, lo que facilitaría su uso por parte de las PYMES.

Adicionalmente, se encontró que en la empresa caso de estudio, así como en muchas empresas de este tipo, la adopción de tecnologías digitales no ha sido una estrategia que a la fecha haya tenido un gran avance. Por lo tanto, se sugiere que la implementación de TDM en este tipo de empresas siga un proceso gradual, en el que la adopción no solo debe orientarse a obtener beneficios en términos de productividad, sino que también debe tener en cuenta la interoperabilidad entre las diversas tecnologías. Como se evidenció en el caso de estudio al aplicar el modelo de decisión propuesto, el desempeño mutuo juega un papel crucial en la toma de decisiones considerando el aprovechamiento tecnológico eficaz.

7.2. Trabajos futuros

En el desarrollo de este proyecto doctoral, se han identificado diversas oportunidades para investigaciones futuras que pueden ampliar y mejorar la comprensión de los temas abordados. A continuación, se detallan algunas sugerencias para investigaciones futuras:

- Diversificación de pruebas del modelo de adopción en PYMES

Se sugiere realizar pruebas del modelo de adopción de TDM, en PYMES con diversas características, con el propósito de identificar áreas de posible mejora. Estas pruebas pueden incluir empresas con procesos de producción continuo, tipo batch, operaciones de ensamblaje con procesos químicos o físicos distintos, y aquellas que no estén relacionadas con la fabricación de colchones.

- Análisis del modelo de adopción en diferentes herramientas de simulación

Se sugiere realizar un análisis del modelo de adopción utilizando datos obtenidos de diversas herramientas de modelado y simulación, distintas a las redes de Petri y a *FlexSim*. Explorar la aplicabilidad y robustez del modelo en diferentes plataformas de simulación contribuirá a su validez y generalización.

- Pruebas del modelo de adopción en entornos prácticos

Se sugiere realizar pruebas del modelo de adopción en un entorno práctico, como un laboratorio de *Smart Manufacturing* e I4.0, permitirá identificar áreas de mejora y ajuste al modelo.

- Optimización

Se sugiere realizar un estudio matemático con el objetivo de determinar la disposición óptima de las TDM a adoptar en las estaciones que integran el proceso productivo. Esta iniciativa busca fortalecer el modelo actual, permitiendo no solo la selección adecuada de las TDM, sino también la disposición en el proceso productivo. Esta mejora podría lograrse mediante la aplicación de modelos metaheurísticos.

- Aplicabilidad

Se recomienda realizar una interfaz en línea para recopilar la información de entrada del modelo. Esta interfaz estaría conectada al *software* de simulación, de modo que el usuario final solo tenga acceso a los resultados del modelo, mientras que los detalles del proceso de desarrollo permanezcan ocultos.

Cuestionario de recolección de información para PYMES

UNIVERSIDAD DEL CAUCA

DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA

Estimado(a) participante:

En el marco del desarrollo del trabajo de investigación titulado “*Modelo de decisión de adopción de nuevas tecnologías para un sistema de producción a partir de la medición del desperdicio tecnológico*”, el cual es la tesis de la estudiante Luisa María Tumbajoy, se hace necesario la recolección de información de empresas productivas, por lo cual, de la manera más atenta solicitamos su apoyo diligenciando la encuesta que anexo en el presente correo. El manejo de la información es netamente académica.

Mediante este cuestionario, buscamos obtener una visión general sobre las experiencias y opiniones de las empresas con relación a la adopción de tecnologías digitales en los procesos de manufactura, y como éstas están impactando en la competitividad de las empresas.

El objetivo de este cuestionario es identificar los beneficios y desafíos relacionadas con la adopción de tecnologías digitales de manufactura. El cuestionario se compone de dos secciones, la primera se enfoca en el proceso de manufactura de su empresa y la segunda, en las tecnologías digitales de manufactura con que cuenta su organización.

Sus respuestas serán tratadas de manera confidencial y se utilizarán únicamente con fines de análisis estadístico. No se solicitará información personal identificable en este cuestionario.

Le agradecemos de antemano por su participación y tiempo dedicado a completar este cuestionario. Su contribución será de gran valor para nuestro estudio y nos ayudará a obtener información relevante sobre el uso de las tecnologías digitales de manufactura en las empresas.

¡Comencemos con el cuestionario!

A.1. SECCIÓN 1 - En relación con el proceso de manufactura

1. ¿A qué sector económico pertenece su empresa?

2. ¿Cuántas líneas de producción tiene su proceso productivo y qué productos se elaboran?

3. ¿Cuáles son sus principales materias primas?

Materia prima	Descripción

4. ¿Qué tipo de maquinaria tiene instalada?

Maquinaria	Descripción

5. ¿Cuáles son las operaciones en cada línea de producción?

Operación	Descripción

6. ¿Alguna de sus operaciones está automatizada?

- Si ().
- No ().
- Cuál? _____

7. Proporcione una breve descripción del proceso de manufactura.

A.2. SECCIÓN 2 - EN RELACIÓN CON LAS TECNOLOGÍAS DIGITALES DE MANUFACTURA 129

8. Complete la Tabla a continuación con los datos correspondiente al proceso de manufactura, como se muestra en el ejemplo.

Línea de producción	Operación	Tiempo promedio (min)	Desviación estándar (min)	Cantidad producto procesado
Producto A	Ensamblaje cuerpo principal	15	2	4 unidades
...				

Le invitamos a proporcionar cualquier observación adicional que considere relevante sobre el funcionamiento del proceso de manufactura.

A.2. SECCIÓN 2 - En relación con las Tecnologías Digitales de Manufactura

1. Su empresa hace uso de alguna de las tecnologías digitales de manufactura descritas a continuación:

a) Sistemas de integración

¿Con qué tipo de software o hardware de Integración cuenta su empresa?

- ERP ().
- MES ().
- SCADA ().
- Sensores (), de qué tipo? _____
- Actuadores (), de qué tipo? _____
- PLC ().
- Otros (), Cuál? _____

b) Internet de las cosas

¿Alguno de los sensores, instrumentos y dispositivos de su empresa cuenta con conexión de Internet?

- Si (), Cuáles? _____
- No ().

c) Computación en la nube

¿En dónde almacena su empresa los datos recolectados de las máquinas o equipos?

- Base de datos ().
- Excel ().

- Computación en la nube ().
 - Servicio de almacenamiento externo ().
 - Otros (), Cuál? _____
- d) *Big data*
- ¿Conoce el tamaño de los datos recolectados en su empresa en un tiempo determinado (Días, semanas, otros)?
- Si (), Cuál tamaño? _____
 - No ().
- e) *Analítica de datos*
- ¿Alguno de los análisis realizados con los datos recolectados los realiza con algún sistema de inteligencia artificial?
- Si (), Cuál? _____
 - No ().
- f) *Ciber seguridad*
- ¿Con que prácticas de seguridad cuenta su empresa?
- Seguridad de la red (*hardware*) ().
 - Seguridad de las aplicaciones informáticas (*software*) ().
 - Ninguna ().
- g) *Manufactura aditiva*
- ¿Ha implementado la impresión 3D en algún proceso productivo de su empresa?
- Si (), En cuál operación? _____
 - No ().
- h) *Realidad aumentada/ virtual*
- ¿Ha implementado alguna experiencia interactiva del proceso productivo con imágenes generadas por computador, mediante alguno de los siguientes dispositivos?
- Gafas inteligentes. Si (), No ().
 - *Tablets*. Si (), No ().
 - Aplicaciones de *smart phone*. Si (), No ().
 - Otro (), Cuál? _____
- i) *Robot Industrial*
- ¿Ha implementado Robots industriales en algún proceso productivo de su empresa?
- Si (), En cuál operación? _____
 - No ().

NOTA: Considere un Robot Industrial como un manipulador multifuncional, reprogramable y controlado automáticamente, programable en tres o más ejes que puede estar fijo en un área o móvil para su uso en aplicaciones de automatización industrial.

A.2. SECCIÓN 2 - EN RELACIÓN CON LAS TECNOLOGÍAS DIGITALES DE MANUFACTURA 131

j) Simulación

¿Antes de realizar modificaciones en los procesos, sustitución de equipos o actualización tecnológica, identifica el impacto a través de modelos de simulación?

- Si (), Cómo? _____
- No ()

2. Indique las áreas o procesos de su empresa donde se aplican estas tecnologías digitales de manufactura, y el nivel de adopción de cada una.

Área	Baja adopción	Mediana adopción	Alta adopción
Producción			
Logística y cadena de suministro			
Mantenimiento y reparación			
Control de calidad			
Gestión de inventario			
Diseño y desarrollo de productos			
Otro			

NOTA: Alta adopción, se utilizan de manera extensiva en múltiples áreas y procesos. Mediana adopción, se utilizan en algunas áreas y procesos específicos. Baja adopción, se utilizan de manera limitada o experimental.

3. ¿Cuáles son los principales beneficios que espera obtener su empresa al utilizar estas tecnologías digitales de manufactura? (Puede seleccionar varias opciones)

- Mejorar la eficiencia y productividad.
- Reducir de costos operativos.
- Mayor flexibilidad y adaptabilidad en la producción.
- Mejorar la calidad del producto.
- Optimizar la cadena de suministro.
- Innovar en productos y procesos.
- Otros (especificar) _____

4. ¿Cuáles son los desafíos o dificultades que ha enfrentado su empresa al implementar estas tecnologías digitales de manufactura? _____

5. ¿Tiene alguna sugerencia o recomendación para mejorar la adopción y uso de las tecnologías digitales de manufactura en su empresa? _____

Gracias por participar en este cuestionario. Sus respuestas nos ayudarán a comprender mejor el panorama de las tecnologías digitales de manufactura en las empresas.

Cuestionario de recolección de información para Proveedores

Estimado(a) participante:

Agradecemos su colaboración en este cuestionario diseñado para evaluar las características de las tecnologías digitales de manufactura en su empresa. El objetivo de este cuestionario es recopilar información sobre diferentes aspectos relacionados con las tecnologías digitales de manufactura que su empresa utiliza o está considerando implementar. Sus respuestas nos permitirán comprender mejor el panorama actual de las tecnologías digitales de manufactura y sus implicaciones en la eficiencia y competitividad de las organizaciones.

Por favor, lea atentamente y diligencie según las características de la solución tipo software o hardware que pueda proveer. Su opinión es muy valiosa y todas las respuestas serán tratadas de manera confidencial.

1. Robot Industrial

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software

134 APÉNDICE B. CUESTIONARIO DE RECOLECCIÓN DE INFORMACIÓN PARA PROVEEDORES

- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Tiempo de ciclo):
- f) Costos:

2. Simulación

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Nivel de representación):
 - Productos y proceso
 - Línea de producción, estaciones de trabajo, logística interna.
 - Empresa, ambiente operacional.
- f) Costos:

3. IoT

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos

- Otro:
- e) Capacidad (Tiempo transferencia de datos):
- f) Costos:

4. **Ciberseguridad**

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Detención):
 - Física
 - Virtual
- f) Costos:

5. **Computación en la nube**

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Capacidad de almacenamiento):
- f) Costos:

6. **Manufactura adictiva**

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Tiempo de prototipado):
- f) Costos:

7. **Realidad virtual**

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Percepción de la realidad):
 - Excelente
 - Buena
 - Justa
 - Pobre
 - Mala
- f) Costos:

8. **Big data y análisis**

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (Cantidad de datos recolectados):
- f) Costos:

9. Sistemas de integración

- a) Infraestructura de red:
- b) Arquitectura estándar:
 - RAMI 4.0
 - IIRA
 - ISA 95
 - Otra:
- c) Plataforma software
- d) Actualización tecnológica:
 - Entre actuales dispositivos
 - Entre nuevos dispositivos
 - Otro:
- e) Capacidad (arquitectura de referencia):
- f) Costos:

Agradecemos sinceramente su participación en este cuestionario. Sus respuestas nos ayudarán a obtener información valiosa sobre las características de las tecnologías digitales de manufactura en las empresas.

¡Muchas gracias por su colaboración!

DEFINICIONES IMPORTANTES

- **Infraestructura** Establecer un estándar único para redes y protocolos de comunicación entre sistemas interoperables, facilitando la comunicación entre diferentes proveedores para la misma solución.
- **Arquitectura estándar** Arquitectura que cumpla con los estándares internacionales, con la aplicación de protocolos abiertos y facilidad de acceso para disminuir la complejidad y las barreras en la integración de esta arquitectura.
- **Plataforma *software*** Plataformas de *software* flexibles con acceso remoto fácil y disponibilidad de acceso a través de servicios web.
- **Actualización tecnológica** Definir el potencial de integración futura con otros sistemas. Actualizaciones de *software* facilitadas y el intercambio de componentes de *hardware* se realiza de manera modular.

Cuestionario de recolección de información para PYMES Caso de estudio

UNIVERSIDAD DEL CAUCA

DOCTORADO EN CIENCIAS DE LA ELECTRÓNICA

Estimado(a) participante:

En el marco del desarrollo del trabajo de investigación titulado “*Modelo de decisión de adopción de nuevas tecnologías para un sistema de producción a partir de la medición del desperdicio tecnológico*”, el cual es la tesis de la estudiante Luisa María Tumbajoy, se hace necesario la recolección de información de empresas productivas, por lo cual, de la manera más atenta solicitamos su apoyo diligenciando la encuesta que anexo en el presente correo. El manejo de la información es netamente académica.

Mediante este cuestionario, buscamos obtener una visión general sobre las experiencias y opiniones de las empresas con relación a la adopción de tecnologías digitales en los procesos de manufactura, y como éstas están impactando en la competitividad de las empresas.

El objetivo de este cuestionario es identificar los beneficios y desafíos relacionadas con la adopción de tecnologías digitales de manufactura. El cuestionario se compone de dos secciones, la primera se enfoca en el proceso de manufactura de su empresa y la segunda, en las tecnologías digitales de manufactura con que cuenta su organización.

Sus respuestas serán tratadas de manera confidencial y se utilizarán únicamente con fines de análisis estadístico. No se solicitará información personal identificable en este cuestionario.

Le agradecemos de antemano por su participación y tiempo dedicado a completar este cuestionario. Su contribución será de gran valor para nuestro estudio y nos ayudará a obtener información relevante sobre el uso de las tecnologías digitales de manufactura en las empresas.

¡Comencemos con el cuestionario!

C.1. SECCIÓN 1 - En relación con el proceso de manufactura

1. ¿A qué sector económico pertenece su empresa?

Sector industrial

2. ¿Cuántas líneas de producción tiene su proceso productivo y qué productos se elaboran?

Existe una línea de producción para la fabricación de colchones tipo espuma

3. ¿Cuáles son sus principales materias primas?

Materia prima	Descripción
Bloque de espuma	Bloque de espuma formado a partir de una reacción exotérmica, de donde se generan 25 láminas de espuma
Tela acolchado	Rodillos de tela tipo acolchado
Tela forro	Rodillos de tela tipo forro
Lámina de Plástico	Lámina de plástico con el logo de la empresa

4. ¿Qué tipo de maquinaria tiene instalada?

Maquinaria	Descripción
Máquina de corte de horizontal de espuma	Máquina de corte horizontal de espuma automatizada, asociada a la estación de Corte.
Máquina de coser industrial x 2	Máquina de coser tipo manual, asociada a la estación de costura.
Máquina de cerrado x 2	Máquina de cerrado tipo manual, asociada a la estación de armado.
Máquina de sellado plástico	Máquina de sellado plástico tipo manual, asociada a la estación de plastificado.

5. ¿Cuáles son las operaciones en cada línea de producción?

Operación	Descripción
Corte horizontal	Este proceso se encarga de dar forma al bloque de espuma de acuerdo con las dimensiones y características definidas para el colchón. Para esta función, se cuenta con una máquina cortadora automatizada. Se extraen 25 láminas de espuma por cada bloque. Se requiere la participación de dos operarios, uno encargado de la máquina y otro del transporte de la materia prima.
Corte Tela	Este proceso da forma a la tela de tapizado y acolchado que cubre la lámina de espuma, de acuerdo con las dimensiones y características específicas para el colchón. Este proceso se realiza manualmente, requiere la participación de dos operarios.
Costura	Este proceso une las diferentes partes de la cubierta del colchón, la tela de tapizado y el acolchado. Este proceso se realiza de forma manual utilizando una máquina de coser industrial, requiere la participación de dos operarios.
Armado	Este proceso ensambla las diferentes láminas de espumas con la cubierta del colchón. Este proceso se realiza manualmente, y requiere la participación de un operario.
Cerrado	Este proceso se encarga de sellar el colchón, uniendo las láminas de espuma y la cubierta. Se realiza con una máquina selladora manual, requiere la participación de dos operarios.
Plastificado	Este proceso cubre el colchón con una capa de plástico para protegerlo de la humedad y la suciedad. Se lleva a cabo con una máquina manual de sellado por calor, requiere de la participación de un operario.

6. ¿Alguna de sus operaciones está automatizada?

- Si (x).
- No ().
- Cuál? Corte horizontal

7. Proporcione una breve descripción del proceso de manufactura.

La empresa cuenta con dos áreas, una de fabricación de espuma y otra de fabricación de colchones. El área de fabricación de espuma se encarga de elaborar bloques de espuma de forma manual a partir de una mezcla química. El área de fabricación de colchones cuenta con cinco etapas cada una asociada a una operación específica. Las operaciones se realizan secuencialmente así: Corte horizontal, donde los bloques de espuma son cortados en láminas de diferentes medidas. Corte de tela, en el cual los rollos de tela acolchada y tela de forro son cortados en diferentes medidas. Costura, donde se une la tela de forro y la tela tipo acolchado. Armado, donde se dispone la espuma con las telas de forro y acolchado. Cerrado, se sellan las telas de forro y acolchado dando forma al colchón. Plastificado, donde

se forra el colchón con una cubierta plástica con el logo de la empresa

8. Complete la Tabla a continuación con los datos correspondiente al proceso de manufactura, como se muestra en el ejemplo.

Línea de producción	Operación	Tiempo promedio (min)	Desviación estándar (min)	Cantidad producto procesado
Colchón plastificado	Corte horizontal	104.2	2	25 láminas/- bloque
	Corte tela	12.83	2.5	1 lámina
	Costura	10.43	2.8	1 lámina
	Armado	9.92	1.5	1 lámina
	Cerrado	22.94	2.3	1 lámina
	Plastificado	14.72	1.8	1 lámina

Le invitamos a proporcionar cualquier observación adicional que considere relevante sobre el funcionamiento del proceso de manufactura.

OBSERVACIÓN:

Actualmente, en el área de fabricación de colchones se espera una entrega de 48 colchones plastificados por turno, sin embargo cumplir con esta cifra solicitada resulta imposible sin horas extras. La velocidad de ejecución de la última operación del proceso, la etapa de plastificado, es de 4 colchones/hora, lo cual no permite cumplir con la expectativa de entrega y ocasiona acumulación de material intermedio en las operaciones anteriores.

C.2. SECCIÓN 2 - En relación con las Tecnologías Digitales de Manufactura

1. Su empresa hace uso de alguna de las tecnologías digitales de manufactura descritas a continuación:

a) Sistemas de integración

¿Con qué tipo de software o hardware de Integración cuenta su empresa?

- ERP ().
- MES ().
- SCADA ().
- Sensores (x), de qué tipo?
Sensores de velocidad incorporados en la máquina de corte horizontal automatizada
- Actuadores (x), de qué tipo?
Actuadores incorporados en la máquina de corte horizontal automatizada

C.2. SECCIÓN 2 - EN RELACIÓN CON LAS TECNOLOGÍAS DIGITALES DE MANUFACTURA 143

- PLC ().
 - Otros (), Cuál? _____
- b) Internet de las cosas
- ¿Alguno de los sensores, instrumentos y dispositivos de su empresa cuenta con conexión de Internet?
- Si (), Cuáles? _____
 - No (x).
- c) Computación en la nube
- ¿En dónde almacena su empresa los datos recolectados de las máquinas o equipos?
- Base de datos ().
 - Excel (x).
 - Computación en la nube ().
 - Servicio de almacenamiento externo ().
 - Otros (), Cuál? _____
- d) *Big data*
- ¿Conoce el tamaño de los datos recolectados en su empresa en un tiempo determinado (Días, semanas, otros)?
- Si (), Cuál tamaño? _____
 - No (x).
- e) Analítica de datos
- ¿Alguno de los análisis realizados con los datos recolectados los realiza con algún sistema de inteligencia artificial?
- Si (), Cuál? _____
 - No (x).
- f) Ciber seguridad
- ¿Con que prácticas de seguridad cuenta su empresa?
- Seguridad de la red (*hardware* ().
 - Seguridad de las aplicaciones informáticas (*software*) ().
 - Ninguna (x).
- g) Manufactura aditiva
- ¿Ha implementado la impresión 3D en algún proceso productivo de su empresa?
- Si (), En cuál operación? _____
 - No (x).
- h) Realidad aumentada/ virtual
- ¿Ha implementado alguna experiencia interactiva del proceso productivo con imágenes generadas por computador, mediante alguno de los siguientes dispositivos?

- Gafas inteligentes. Si (), No (x).
- *Tablets*. Si (), No (x).
- Aplicaciones de *smart phone*. Si (), No (x).
- Otro (), Cuál? _____

i) Robot Industrial

¿Ha implementado Robots industriales en algún proceso productivo de su empresa?

- Si (), En cuál operación? _____
- No (x).

NOTA: Considere un Robot Industrial como un manipulador multifuncional, reprogramable y controlado automáticamente, programable en tres o más ejes que puede estar fijo en un área o móvil para su uso en aplicaciones de automatización industrial.

j) Simulación

¿Antes de realizar modificaciones en los procesos, sustitución de equipos o actualización tecnológica, identifica el impacto a través de modelos de simulación?

- Si (), Cómo? _____
- No (x)

2. Indique las áreas o procesos de su empresa donde se aplican estas tecnologías digitales de manufactura, y el nivel de adopción de cada una.

Área	Baja adopción	Mediana adopción	Alta adopción
Producción	x		
Logística y cadena de suministro			
Mantenimiento y reparación			
Control de calidad			
Gestión de inventario			
Diseño y desarrollo de productos			
Otro			

NOTA: Alta adopción, se utilizan de manera extensiva en múltiples áreas y procesos. Mediana adopción, se utilizan en algunas áreas y procesos específicos. Baja adopción, se utilizan de manera limitada o experimental.

3. ¿Cuáles son los principales beneficios que espera obtener su empresa al utilizar estas tecnologías digitales de manufactura? (Puede seleccionar varias opciones)

- (x) Mejorar la eficiencia y productividad
- Reducir de costos operativos.
- Mayor flexibilidad y adaptabilidad en la producción.
- Mejorar la calidad del producto.
- Optimizar la cadena de suministro.

*C.2. SECCIÓN 2 - EN RELACIÓN CON LAS TECNOLOGÍAS DIGITALES DE MANUFACTURA*145

- Innovar en productos y procesos.
 - Otros (especificar) _____
4. ¿Cuáles son los desafíos o dificultades que ha enfrentado su empresa al implementar estas tecnologías digitales de manufactura? _____
5. ¿Tiene alguna sugerencia o recomendación para mejorar la adopción y uso de las tecnologías digitales de manufactura en su empresa? _____

Gracias por participar en este cuestionario. Sus respuestas nos ayudarán a comprender mejor el panorama de las tecnologías digitales de manufactura en las empresas.

Bibliografía

- [1] R. L. Miller, “Rogers’ innovation diffusion theory (1962, 1995),” in *Information seeking behavior and technology adoption: Theories and trends*. IGI Global, 2015, pp. 261–274.
- [2] H. Taherdoost, “A review of technology acceptance and adoption models and theories,” *Procedia manufacturing*, vol. 22, pp. 960–967, 2018.
- [3] P. C. Lai, “The literature review of technology adoption models and theories for the novelty technology,” *JISTEM-Journal of Information Systems and Technology Management*, vol. 14, pp. 21–38, 2017.
- [4] A. G. Frank, L. S. Dalenogare, and N. F. Ayala, “Industry 4.0 technologies: Implementation patterns in manufacturing companies,” *International Journal of Production Economics*, vol. 210, pp. 15–26, 2019.
- [5] T. D. Oesterreich and F. Teuteberg, “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*, vol. 83, pp. 121–139, 2016.
- [6] H. S. Birkel, J. W. Veile, J. M. Müller, E. Hartmann, and K.-I. Voigt, “Development of a risk framework for industry 4.0 in the context of sustainability for established manufacturers,” *Sustainability*, vol. 11, no. 2, p. 384, 2019.
- [7] R. R. Carmona, J. Amato Neto, and R. A. Ascuá, “La industria 4.0 en empresas manufactureras del brasil,” *Revista de la Cepal*, 2020.
- [8] G. Büchi, M. Cugno, and R. Castagnoli, “Smart factory performance and industry 4.0,” *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 150, p. 119790, 2020.

- [9] F. Strozzi, C. Colicchia, A. Creazza, and C. Noè, "Literature review on the 'smart factory' concept using bibliometric tools," *International Journal of Production Research*, vol. 55, no. 22, pp. 6572–6591, 2017.
- [10] A. Cotrino, M. A. Sebastián, and C. González-Gaya, "Industry 4.0 roadmap: Implementation for small and medium-sized enterprises," *Applied Sciences*, vol. 10, no. 23, p. 8566, 2020.
- [11] D. Schneider, T. Huth, and T. Vietor, "Potential model-methodical evaluation of industry 4.0 technologies," *Proceedings of the Design Society*, vol. 1, pp. 2429–2438, 2021.
- [12] R. C. Santos, E. P. de Lima, E. R. da Silva, and S. E. G. da Costa, "A decision procedure for the selection and roadmapping of industry 4.0 technologies," in *2021 IEEE International Conference on Technology Management, Operations and Decisions (ICTMOD)*. IEEE, 2021, pp. 1–6.
- [13] A. Khayer, N. Jahan, M. N. Hossain, and M. Y. Hossain, "The adoption of cloud computing in small and medium enterprises: a developing country perspective," *VINE Journal of Information and Knowledge Management Systems*, 2020.
- [14] T. Masood and J. Egger, "Augmented reality in support of industry 4.0—implementation challenges and success factors," *Robotics and Computer-Integrated Manufacturing*, vol. 58, pp. 181–195, 2019.
- [15] K. A. Rababah, B. A. Al-nassar *et al.*, "Factors influencing the adoption of cloud computing in small and medium enterprises in Jordan," *International Journal of Cloud Applications and Computing (IJCAC)*, vol. 10, no. 3, pp. 96–110, 2020.
- [16] A. Khayer, M. S. Talukder, Y. Bao, and M. N. Hossain, "Cloud computing adoption and its impact on smes' performance for cloud supported operations: A dual-stage analytical approach," *Technology in Society*, vol. 60, p. 101225, 2020.
- [17] M. M. Queiroz, S. Fosso Wamba, M. De Bourmont, and R. Telles, "Blockchain adoption in operations and supply chain management: empirical evidence from an emerging economy," *International Journal of Production Research*, vol. 59, no. 20, pp. 6087–6103, 2021.
- [18] A. Telukdarie, E. Buhulaiga, S. Bag, S. Gupta, and Z. Luo, "Industry 4.0 implementation for multinationals," *Process Safety and Environmental Protection*, vol. 118, pp. 316–329, 2018.
- [19] A. Schumacher, S. Erol, and W. Sihn, "A maturity model for assessing industry 4.0 readiness and maturity of manufacturing enterprises," *Procedia Cirp*, vol. 52, pp. 161–166, 2016.
- [20] M. Colli, U. Berger, M. Bockholt, O. Madsen, C. Møller, and B. V. Wæhrens, "A maturity assessment approach for conceiving context-specific roadmaps in the industry 4.0 era," *Annual Reviews in Control*, vol. 48, pp. 165–177, 2019.
- [21] F. Dweiri, S. Kumar, S. A. Khan, and V. Jain, "Designing an integrated ahp based decision support system for supplier selection in automotive industry," *Expert Systems with Applications*, vol. 62, pp. 273–283, 2016.

- [22] A. Santana, P. Afonso, A. Zanin, and R. Wernke, “Costing models for capacity optimization in industry 4.0: Trade-off between used capacity and operational efficiency,” *Procedia Manufacturing*, vol. 13, pp. 1183–1190, 2017.
- [23] M. Lochmüller and G. Schembecker, “Simultaneous optimization of scheduling, equipment dimensions and operating conditions of sequential multi-purpose batch plants,” *Computers & Chemical Engineering*, vol. 94, pp. 157–179, 2016.
- [24] P. Bhatia and N. Diaz-Elsayed, “Facilitating decision-making for the adoption of smart manufacturing technologies by smes via fuzzy tospis,” *International Journal of Production Economics*, p. 108762, 2023.
- [25] M. Saturno, L. F. P. Ramos, F. Polato, F. Deschamps, and E. d. F. R. Loures, “Evaluation of interoperability between automation systems using multi-criteria methods,” *Procedia manufacturing*, vol. 11, pp. 1837–1845, 2017.
- [26] T. Qingmeng, T. Yifei, W. Shaofeng, and L. Dongbo, “Evaluating the maturity of cps in discrete manufacturing shop-floor: A group ahp method with fuzzy grade approach,” *Mechanics*, vol. 24, no. 1, pp. 100–107, 2018.
- [27] M. Erdogan, B. Ozkan, A. Karasan, and I. Kaya, “Selecting the best strategy for industry 4.0 applications with a case study,” in *Industrial Engineering in the Industry 4.0 Era: Selected papers from the Global Joint Conference on Industrial Engineering and Its Application Areas, GJCIE 2017, July 20–21, Vienna, Austria*. Springer, 2018, pp. 109–119.
- [28] P. Samaranayake, K. Ramanathan, and T. Laosirihongthong, “Implementing industry 4.0—a technological readiness perspective,” in *2017 IEEE International Conference on Industrial Engineering and Engineering Management (IEEM)*. IEEE, 2017, pp. 529–533.
- [29] L. S. Dalenogare, G. B. Benitez, N. F. Ayala, and A. G. Frank, “The expected contribution of industry 4.0 technologies for industrial performance,” *International Journal of production economics*, vol. 204, pp. 383–394, 2018.
- [30] E. Hofmann and M. Rüsçh, “Industry 4.0 and the current status as well as future prospects on logistics,” *Computers in industry*, vol. 89, pp. 23–34, 2017.
- [31] A. Moeuf, R. Pellerin, S. Lamouri, S. Tamayo-Giraldo, and R. Barbaray, “The industrial management of smes in the era of industry 4.0,” *International journal of production research*, vol. 56, no. 3, pp. 1118–1136, 2018.
- [32] C. Naranjo and L. Rodríguez, “Key variables for the implementation of industry 4.0 in the colombian service sector,” in *Knowledge Management in Organisations: 16th International Conference, KMO 2022, Hagen, Germany, July 11–14, 2022, Proceedings*. Springer, 2022, pp. 207–218.

- [33] A.-C. de estudios económicos, “Retos y oportunidades de las Pymes,” ANIF, Tech. Rep., 2021. [Online]. Available: <https://www.anif.com.co/comentarios-economicos-del-dia/retos-y-oportunidades-de-las-pymes/>
- [34] R. Agrifoglio, C. Cannavale, E. Laurenza, and C. Metallo, “How emerging digital technologies affect operations management through co-creation. empirical evidence from the maritime industry,” *Production Planning & Control*, vol. 28, no. 16, pp. 1298–1306, 2017.
- [35] C.-J. Huang, E. D. Talla Chicoma, and Y.-H. Huang, “Evaluating the factors that are affecting the implementation of industry 4.0 technologies in manufacturing msme, the case of peru,” *Processes*, vol. 7, no. 3, p. 161, 2019.
- [36] S. Kumar, R. D. Raut, E. Aktas, B. E. Narkhede, and V. V. Gedam, “Barriers to adoption of industry 4.0 and sustainability: a case study with smes,” *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, pp. 1–21, 2022.
- [37] T. Masood and P. Sonntag, “Industry 4.0: Adoption challenges and benefits for smes,” *Computers in Industry*, vol. 121, p. 103261, 2020.
- [38] R. Pozzi, T. Rossi, and R. Secchi, “Industry 4.0 technologies: critical success factors for implementation and improvements in manufacturing companies,” *Production Planning & Control*, pp. 1–21, 2021.
- [39] DANE, “Demografía y dinámica empresarial,” DANE, Tech. Rep., 2022. [Online]. Available: <https://www.dane.gov.co/index.php/estadisticas-por-tema/mercado-laboral/micronegocios>
- [40] M. Franco-Angel and D. Urbano, “Characteristics of colombian smes and their founders: an analysis in two regions of that country/caracterizacion de las pymes colombianas y de sus fundadores: un analisis desde dos regiones del pais/caracterizacao das pmes colombianas e seus fundadores: uma analise de duas regioes.” *Estudios Gerenciales*, vol. 35, no. 150, pp. 81–92, 2019.
- [41] G. del Cauca, “Plan estratégico departamental de ciencia, tecnología e innovación del cauca,” *Recuperado de <https://minciencias.gov.co/sites/default/files/upload/paginas/pedcticauca.pdf>*, 2012.
- [42] K.-D. Thoben, S. Wiesner, and T. Wuest, ““industrie 4.0” and smart manufacturing-a review of research issues and application examples,” *International journal of automation technology*, vol. 11, no. 1, pp. 4–16, 2017.
- [43] Y. Lu, K. C. Morris, S. Frechette *et al.*, “Current standards landscape for smart manufacturing systems,” *National Institute of Standards and Technology, NISTIR*, vol. 8107, no. 3, 2016.
- [44] S. M. Sepasgozar, “Digital technology utilisation decisions for facilitating the implementation of industry 4.0 technologies,” *Construction Innovation*, 2020.

- [45] P. Zheng, Z. Sang, R. Y. Zhong, Y. Liu, C. Liu, K. Mubarak, S. Yu, X. Xu *et al.*, “Smart manufacturing systems for industry 4.0: Conceptual framework, scenarios, and future perspectives,” *Frontiers of Mechanical Engineering*, vol. 13, no. 2, pp. 137–150, 2018.
- [46] K. Witkowski, “Internet of things, big data, industry 4.0—innovative solutions in logistics and supply chains management,” *Procedia engineering*, vol. 182, pp. 763–769, 2017.
- [47] L. Ardito, A. M. Petruzzelli, U. Panniello, and A. C. Garavelli, “Towards industry 4.0: Mapping digital technologies for supply chain management-marketing integration,” *Business process management journal*, vol. 25, no. 2, pp. 323–346, 2018.
- [48] S. Vaidya, P. Ambad, and S. Bhosle, “Industry 4.0—a glimpse,” *Procedia manufacturing*, vol. 20, pp. 233–238, 2018.
- [49] J. E. Rubio, R. Roman, and J. Lopez, “Analysis of cybersecurity threats in industry 4.0: the case of intrusion detection,” in *Critical Information Infrastructures Security: 12th International Conference, CRITIS 2017, Lucca, Italy, October 8-13, 2017, Revised Selected Papers 12*. Springer, 2018, pp. 119–130.
- [50] R. Y. Zhong, X. Xu, E. Klotz, and S. T. Newman, “Intelligent manufacturing in the context of industry 4.0: a review,” *Engineering*, vol. 3, no. 5, pp. 616–630, 2017.
- [51] M. Ghobakhloo and N. T. Ching, “Adoption of digital technologies of smart manufacturing in smes,” *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 16, p. 100107, 2019.
- [52] B. Bigliardi, E. Bottani, and G. Casella, “Enabling technologies, application areas and impact of industry 4.0: a bibliographic analysis,” *Procedia manufacturing*, vol. 42, pp. 322–326, 2020.
- [53] H. Ahuett-Garza and T. Kurfess, “A brief discussion on the trends of habilitating technologies for industry 4.0 and smart manufacturing,” *Manufacturing Letters*, vol. 15, pp. 60–63, 2018.
- [54] K. Brunnström, E. Dima, T. Qureshi, M. Johanson, M. Andersson, and M. Sjöström, “Latency impact on quality of experience in a virtual reality simulator for remote control of machines,” *Signal Processing: Image Communication*, vol. 89, p. 116005, 2020.
- [55] J. Frysak, C. Kaar, and C. Stary, “Benefits and pitfalls applying rami4. 0,” in *2018 IEEE Industrial Cyber-Physical Systems (ICPS)*. IEEE, 2018, pp. 32–37.
- [56] S. Erol, A. Jäger, P. Hold, K. Ott, and W. Sihn, “Tangible industry 4.0: a scenario-based approach to learning for the future of production,” *Procedia CiRp*, vol. 54, pp. 13–18, 2016.
- [57] H. O. Awa and O. U. Ojiabo, “A model of adoption determinants of erp within toe framework,” *Information Technology & People*, 2016.
- [58] L. M. Tumbajoy and M. Muñoz-Añasco, “Analysis factors in the adoption of digital manufacturing technologies in smes,” in *Intelligent Manufacturing and Energy Sustainability*. Springer, 2022, pp. 571–579.

- [59] I. I. Consortium. Industrial internet reference architecture (iira). [Online]. Available: <https://www.iiconsortium.org/iira/>
- [60] I. V. C. Initiative. Industrial value chain reference architecture (ivra). [Online]. Available: https://iv-i.org/wp-content/uploads/2018/04/IVRA-Next_en.pdf
- [61] M. Hankel and B. Rexroth, "The reference architectural model industrie 4.0 (rami 4.0)," *Zvei*, vol. 2, no. 2, pp. 4–9, 2015.
- [62] M. Ghobakhloo, "The future of manufacturing industry: a strategic roadmap toward industry 4.0," *Journal of manufacturing technology management*, 2018.
- [63] G.-H. Tzeng and J.-J. Huang, *Multiple attribute decision making: methods and applications*. CRC press, 2011.
- [64] M. Stojčić, E. K. Zavadskas, D. Pamučar, Ž. Stević, and A. Mardani, "Application of mcdm methods in sustainability engineering: A literature review 2008–2018," *Symmetry*, vol. 11, no. 3, p. 350, 2019.
- [65] W. Zayat, H. S. Kilic, A. S. Yalcin, S. Zaim, and D. Delen, "Application of madm methods in industry 4.0: A literature review," *Computers & Industrial Engineering*, p. 109075, 2023.
- [66] L. P. De Souza, C. F. S. Gomes, and A. P. De Barros, "Implementation of new hybrid ahp–topsis-2n method in sorting and prioritizing of an it capex project portfolio," *International Journal of Information Technology & Decision Making*, vol. 17, no. 04, pp. 977–1005, 2018.
- [67] T. L. Saaty and L. G. Vargas, "Hierarchical analysis of behavior in competition: Prediction in chess," *Behavioral science*, vol. 25, no. 3, pp. 180–191, 1980.
- [68] R. W. Saaty, "The analytic hierarchy process—what it is and how it is used," *Mathematical modelling*, vol. 9, no. 3-5, pp. 161–176, 1987.
- [69] A. Jayant, P. Gupta, S. Garg, and M. Khan, "Topsis-ahp based approach for selection of reverse logistics service provider: a case study of mobile phone industry," *Procedia engineering*, vol. 97, pp. 2147–2156, 2014.
- [70] F. Long, P. Zeiler, and B. Bertsche, "Modelling the production systems in industry 4.0 and their availability with high-level petri nets," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 49, no. 12, pp. 145–150, 2016.
- [71] W. de Paula Ferreira, F. Armellini, and L. A. De Santa-Eulalia, "Simulation in industry 4.0: A state-of-the-art review," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 149, p. 106868, 2020.
- [72] S. F. Wamba, M. M. Queiroz, and L. Trinchera, "Dynamics between blockchain adoption determinants and supply chain performance: An empirical investigation," *International Journal of Production Economics*, vol. 229, p. 107791, 2020.

- [73] R. Aldrighetti, D. Battini, A. Das, and M. Simonetto, "The performance impact of industry 4.0 technologies on closed-loop supply chains: insights from an italy based survey," *International Journal of Production Research*, pp. 1–26, 2022.
- [74] L. Agostini and A. Nosella, "The adoption of industry 4.0 technologies in smes: results of an international study," *Management Decision*, vol. 58, no. 4, pp. 625–643, 2019.
- [75] C. H. Junior, T. Oliveira, and M. Yanaze, "The adoption stages (evaluation, adoption, and routinisation) of erp systems with business analytics functionality in the context of farms," *Computers and electronics in agriculture*, vol. 156, pp. 334–348, 2019.
- [76] U. Mayaram, A. Dussoye, and Z. Cadessaib, "Erp acceptance model for smes based on csfs," in *2019 Conference on Next Generation Computing Applications (NextComp)*. IEEE, 2019, pp. 1–6.
- [77] S. Jayashree, M. N. H. Reza, C. A. N. Malarvizhi, A. Gunasekaran, and M. A. Rauf, "Testing an adoption model for industry 4.0 and sustainability: A malaysian scenario," *Sustainable Production and Consumption*, vol. 31, pp. 313–330, 2022.
- [78] M. Prause, "Challenges of industry 4.0 technology adoption for smes: the case of japan," *Sustainability*, vol. 11, no. 20, p. 5807, 2019.
- [79] N. M. N. Sued, "Barriers of supply chain digitalization from the perspective of malaysian smes," *Journal of Technology Management and Technopreneurship (JTMT)*, vol. 8, no. 1, pp. 1–6, 2020.
- [80] X. T. Nguyen and Q. K. LUU, "Factors affecting adoption of industry 4.0 by small-and medium-sized enterprises: A case in ho chi minh city, vietnam," *The Journal of Asian Finance, Economics and Business*, vol. 7, no. 6, pp. 255–264, 2020.
- [81] S. A. W. Saeedi, J. Sharifuddin, and K. W. K. Seng, "Intention on adoption of industry 4.0 technology among small and medium enterprises," *International Journal of Scientific & Technology Research*, vol. 9, no. 2, pp. 4472–4478, 2020.
- [82] G. Pedone and I. Mezgár, "Model similarity evidence and interoperability affinity in cloud-ready industry 4.0 technologies," *Computers in industry*, vol. 100, pp. 278–286, 2018.
- [83] A. Corradi, L. Foschini, C. Giannelli, R. Lazzarini, C. Stefanelli, M. Tortonesi, and G. Virgilli, "Smart appliances and rami 4.0: Management and servitization of ice cream machines," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 15, no. 2, pp. 1007–1016, 2018.
- [84] Y. Wang, T. Towara, and R. Anderl, "Technology landscape 4.0," in *Transactions on Engineering Technologies: World Congress on Engineering and Computer Science 2017*. Springer, 2019, pp. 31–45.
- [85] T. Stock and G. Seliger, "Opportunities of sustainable manufacturing in industry 4.0," *procedia CIRP*, vol. 40, pp. 536–541, 2016.

- [86] Y. Lu, K. C. Morris, and S. Frechette, "Standards landscape and directions for smart manufacturing systems," in *2015 IEEE international conference on automation science and engineering (CASE)*. IEEE, 2015, pp. 998–1005.
- [87] E. Pessl, S. R. Sorko, and B. Mayer, "Roadmap industry 4.0—implementation guideline for enterprises," *International Journal of Science, Technology and Society*, vol. 5, no. 6, pp. 193–202, 2017.
- [88] G. Schuh, R. Anderl, J. Gausemeier, M. Ten Hompel, and W. Wahlster, *Industrie 4.0 Maturity Index: Die digitale Transformation von Unternehmen gestalten*. Herbert Utz Verlag, 2017.
- [89] J. Qin, Y. Liu, and R. Grosvenor, "A categorical framework of manufacturing for industry 4.0 and beyond," *Procedia cirp*, vol. 52, pp. 173–178, 2016.
- [90] M. Gill and S. VanBoskirk, "The digital maturity model 4.0," *Benchmarks: digital transformation playbook*, 2016.
- [91] C. Leyh, K. Bley, T. Schäffer, and S. Forstehäusler, "Simmi 4.0—a maturity model for classifying the enterprise-wide it and software landscape focusing on industry 4.0," in *2016 federated conference on computer science and information systems (fedcsis)*. IEEE, 2016, pp. 1297–1302.
- [92] A. D. Carolis, M. Macchi, E. Negri, and S. Terzi, "A maturity model for assessing the digital readiness of manufacturing companies," in *IFIP International Conference on Advances in Production Management Systems*. Springer, 2017, pp. 13–20.
- [93] C. Weber, J. Königsberger, L. Kassner, and B. Mitschang, "M2ddm—a maturity model for data-driven manufacturing," *Procedia Cirp*, vol. 63, pp. 173–178, 2017.
- [94] K. Lichtblau, V. Stich, R. Bertenrath, M. Blum, M. Bleider, A. Millack, K. Schmitt, E. Schmitz, and M. Schröter, "Impuls-industrie 4.0-readiness, impuls-stiftung des vdma, aachen-köln," 2015.
- [95] E. Gökalp, U. Şener, and P. E. Eren, "Development of an assessment model for industry 4.0: industry 4.0-mm," in *International Conference on Software Process Improvement and Capability Determination*. Springer, 2017, pp. 128–142.
- [96] S. Peukert, S. Treber, S. Balz, B. Haefner, and G. Lanza, "Process model for the successful implementation and demonstration of sme-based industry 4.0 showcases in global production networks," *Production engineering*, vol. 14, no. 3, pp. 275–288, 2020.
- [97] W. de Paula Ferreira, F. Armellini, L. A. de Santa-Eulalia, and V. Thomasset-Laperrière, "A framework for identifying and analysing industry 4.0 scenarios," *Journal of Manufacturing Systems*, vol. 65, pp. 192–207, 2022.
- [98] C.-L. Yang, S.-P. Chuang, and R.-H. Huang, "Manufacturing evaluation system based on ahp/anp approach for wafer fabricating industry," *Expert Systems with Applications*, vol. 36, no. 8, pp. 11 369–11 377, 2009.

- [99] M. Cugno, R. Castagnoli, and G. Büchi, “Openness to industry 4.0 and performance: The impact of barriers and incentives,” *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 168, p. 120756, 2021.
- [100] S. S. Kamble, A. Gunasekaran, A. Ghadge, and R. Raut, “A performance measurement system for industry 4.0 enabled smart manufacturing system in smmes—a review and empirical investigation,” *International journal of production economics*, vol. 229, p. 107853, 2020.
- [101] S. Moffett, R. McAdam, and S. Parkinson, “Technological utilization for knowledge management,” *Knowledge and process management*, vol. 11, no. 3, pp. 175–184, 2004.
- [102] E. O. B. Nara, M. B. da Costa, I. C. Baierle, J. L. Schaefer, G. B. Benitez, L. M. A. L. do Santos, and L. B. Benitez, “Expected impact of industry 4.0 technologies on sustainable development: A study in the context of brazil’s plastic industry,” *Sustainable Production and Consumption*, vol. 25, pp. 102–122, 2021.
- [103] N. Kang, C. Zhao, J. Li, and J. A. Horst, “A hierarchical structure of key performance indicators for operation management and continuous improvement in production systems,” *International journal of production research*, vol. 54, no. 21, pp. 6333–6350, 2016.
- [104] I. 22400-1, “Automation systems and integration—key performance indicators (kpis) for manufacturing operations management part 1: Overview,” *iso*, 2014.
- [105] G. Ante, F. Facchini, G. Mossa, and S. Digiesi, “Developing a key performance indicators tree for lean and smart production systems,” *IFAC-PapersOnLine*, vol. 51, no. 11, pp. 13–18, 2018.
- [106] P. Tambare, C. Meshram, C.-C. Lee, R. J. Ramteke, and A. L. Imoize, “Performance measurement system and quality management in data-driven industry 4.0: A review,” *Sensors*, vol. 22, no. 1, p. 224, 2021.
- [107] P. Ferrari, E. Sisinni, D. Brandão, and M. Rocha, “Evaluation of communication latency in industrial iot applications,” in *2017 IEEE International Workshop on Measurement and Networking (M&N)*. IEEE, 2017, pp. 1–6.
- [108] P. Mell, T. Grance *et al.*, “The nist definition of cloud computing,” *National Institute of Science and Technology, Special Publication*, 2011.
- [109] V. Mullet, P. Sondi, and E. Ramat, “A review of cybersecurity guidelines for manufacturing factories in industry 4.0,” *IEEE Access*, vol. 9, pp. 23 235–23 263, 2021.
- [110] P. E. Black, K. Scarfone, and M. Souppaya, “Cyber security metrics and measures,” *Wiley Handbook of Science and Technology for Homeland Security*, pp. 1–15, 2008.
- [111] M. Attaran, “The rise of 3-d printing: The advantages of additive manufacturing over traditional manufacturing,” *Business horizons*, vol. 60, no. 5, pp. 677–688, 2017.

- [112] R. Jemghili, A. Ait Taleb, and M. Khalifa, "A bibliometric indicators analysis of additive manufacturing research trends from 2010 to 2020," *Rapid Prototyping Journal*, vol. 27, no. 7, pp. 1432–1454, 2021.
- [113] F. Cappa, R. Oriani, E. Peruffo, and I. McCarthy, "Big data for creating and capturing value in the digitalized environment: unpacking the effects of volume, variety, and veracity on firm performance," *Journal of Product Innovation Management*, vol. 38, no. 1, pp. 49–67, 2021.
- [114] M. Hu, X. Luo, J. Chen, Y. C. Lee, Y. Zhou, and D. Wu, "Virtual reality: A survey of enabling technologies and its applications in iot," *Journal of Network and Computer Applications*, vol. 178, p. 102970, 2021.
- [115] M. Shneier, "Predicting robot system performance by measuring and composing subsystem attributes," *NIST. 8091*, 2015.
- [116] D. Gorabe, D. Pawar, and N. Pawar, "Selection of industrial robots using complex proportional assessment method," *American International Journal of Research in Science, Technology, Engineering & Mathematics*, vol. 5, no. 2, pp. 140–143, 2014.
- [117] M. M. Gunal, "Simulation for industry 4.0," *Past, Present, and Future. Springer*, 2019.
- [118] M. Sanchez, E. Exposito, and J. Aguilar, "Industry 4.0: survey from a system integration perspective," *International Journal of Computer Integrated Manufacturing*, vol. 33, no. 10–11, pp. 1017–1041, 2020.
- [119] V. M. Tabim, N. F. Ayala, and A. G. Frank, "Implementing vertical integration in the industry 4.0 journey: which factors influence the process of information systems adoption?" *Information Systems Frontiers*, pp. 1–18, 2021.
- [120] A. Zeid, S. Sundaram, M. Moghaddam, S. Kamarthi, and T. Marion, "Interoperability in smart manufacturing: Research challenges," *Machines*, vol. 7, no. 2, p. 21, 2019.
- [121] G. F. Frederico, J. A. Garza-Reyes, A. Kumar, and V. Kumar, "Performance measurement for supply chains in the industry 4.0 era: a balanced scorecard approach," *International journal of productivity and performance management*, vol. 70, no. 4, pp. 789–807, 2021.
- [122] M. M. Mabkhot, P. Ferreira, A. Maffei, P. Podrzaj, M. Madziel, D. Antonelli, M. Lanzetta, J. Barata, E. Boffa, M. Finzgar *et al.*, "Mapping industry 4.0 enabling technologies into united nations sustainability development goals," *Sustainability*, vol. 13, no. 5, p. 2560, 2021.
- [123] D. Chen, G. Doumeingts, and F. Vernadat, "Architectures for enterprise integration and interoperability: Past, present and future," *Computers in industry*, vol. 59, no. 7, pp. 647–659, 2008.
- [124] Y. Lu, "Industry 4.0: A survey on technologies, applications and open research issues," *Journal of industrial information integration*, vol. 6, pp. 1–10, 2017.

- [125] W. Guédria, Y. Naudet, and D. Chen, “Maturity model for enterprise interoperability,” *Enterprise Information Systems*, vol. 9, no. 1, pp. 1–28, 2015.
- [126] A. Geraci, *IEEE standard computer dictionary: Compilation of IEEE standard computer glossaries*. IEEE Press, 1991.
- [127] T. Burns, J. Cosgrove, and F. Doyle, “A review of interoperability standards for industry 4.0,” *Procedia Manufacturing*, vol. 38, pp. 646–653, 2019.
- [128] E. Yahia, A. Aubry, and H. Panetto, “Formal measures for semantic interoperability assessment in cooperative enterprise information systems,” *Computers in Industry*, vol. 63, no. 5, pp. 443–457, 2012.
- [129] D. Schneider, T. Huth, T. Vietor, P. Schumacher, C. Weckenborg, and T. Spengler, “Development of a potential model to support the assessment and introduction of industry 4.0 technologies,” in *Proceedings of the Design Society: DESIGN Conference*, vol. 1. Cambridge University Press, 2020, pp. 707–716.
- [130] J. L. Ibarguen-Valverde, J. E. Angulo-López, J. Rodríguez-Salcedo, and O. Prías-Caicedo, “Indicators of energetic performance: A path to sustainability. a case study of a high-roasting industry of coffee,” *Dyna*, vol. 84, no. 203, pp. 184–191, 2017.
- [131] S. Sun, X. Zheng, J. Villalba-Díez, and J. Ordieres-Meré, “Data handling in industry 4.0: Interoperability based on distributed ledger technology,” *Sensors*, vol. 20, no. 11, p. 3046, 2020.
- [132] S. SAE, “J4000: Identification and measurement of best practice in implementation of lean operation. warrendale, pa,” *Society of Automotive Engineers*, 1999.
- [133] H. M. Veit and A. M. Bernardes, “Electronic waste: generation and management,” *Electronic waste: Recycling techniques*, pp. 3–12, 2015.
- [134] A. R. Hevner, S. T. March, J. Park, and S. Ram, “Design science in information systems research,” *MIS quarterly*, pp. 75–105, 2004.
- [135] R. Puentes, “Análisis de la apropiación y uso de las tic por parte de las pymes colombianas,” *Iusta*, vol. 1, no. 46, pp. 19–41, 2017.
- [136] D. Villegas and I. Toro, “Las pymes: una mirada a partir de la experiencia académica del mba,” *Revista mba eafit*, vol. 1, no. 1, pp. 86–101, 2010.
- [137] G. A. Higuera Camargo, D. E. Ospina Lesmez, D. A. Cifuentes Rodríguez, M. Jiménez Achuri, J. D. Quintero Álvarez *et al.*, “La competitividad de las pymes colombianas al implementar tecnologías 4.0, usando metodologías de proyectos,” B.S. thesis, Universidad EAN, 2020.
- [138] J. S. Blyde, C. V. Martincus, and D. Molina, *Fábricas sincronizadas: América Latina y el Caribe en la era de las cadenas globales de valor*. Inter-American Development Bank, 2014.

- [139] ANDI, “Balcance 2022 y perspectivas 2023,” ANDI, Tech. Rep., 2023. [Online]. Available: <https://www.google.com/url?sa=i&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=&cad=rja&uact=8&ved=0CAIQw7AJahcKEwiA5snxl4mAAxUAAAAAHQAAAAAQAw&url=https%3A%2F%2Fwww.andi.com.co%2FUploads%2FINFORME%2520PERSPECTIVAS%2520ANDI%25202023.pdf&psig=AOvVaw3-xUMWPNWb5SCkdK6cSWT-&ust=1689251909953903&opi=89978449>
- [140] M. de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones, “Marco de la transformación digital para el estado colombiano julio 2020,” MINTIC, Tech. Rep., 2020. [Online]. Available: <https://www.mintic.gov.co/portal/inicio/Sala-de-prensa/Noticias/149186:MinTIC-publica-el-Marco-de-Transformacion-Digital-para-mejorar-la-relacion-Estado-ciudadano>
- [141] J. M. L. Fernández, D. L. B. Barrero, and L. A. R. Rojas, “Industria 4.0: el reto para las pymes manufactureras de bogotá, colombia,” *Revista Mutis*, vol. 12, no. 1, 2022.
- [142] J. F. Castellanos Galeano, M. H. Loaiza, and C. A. Cuesta Iglesias, “Importancia de las tic para la competitividad de las pymes en colombia,” *Puente. Revista Científica*, 2016.
- [143] G. Y. C. Arboleda, S. B. H. Perdomo, and E. F. E. Álvarez, “Pymes colombianas y los retos de la industria 4.0,” *Revista Innova ITFIP*, vol. 7, no. 1, pp. 10–17, 2020.
- [144] M. de ciencia. Alianza para la innovación. [Online]. Available: <https://minciencias.gov.co/innovacion/empresarial/alianzas>
- [145] ——. Centros de innovación productiva. [Online]. Available: https://minciencias.gov.co/portafolio/reconocimiento_de_actores/centros-innovacion-y-productividad
- [146] DNP. Plan nacional de desarrollo 2022-2026. [Online]. Available: <https://www.dnp.gov.co/plan-nacional-desarrollo/pnd-2022-2026>
- [147] i. y. t. Ministerio de comercio. Programa de transformación productiva. [Online]. Available: <https://www.mincit.gov.co/minindustria/estrategia-sectorial/programa-transformacion-productiva-regional>
- [148] C. M. Cañón Abril, Á. S. Morales Aroca, and A. L. Peña Pamplona, “Importancia de la innovación en la transformación de las pymes manufactureras en bogotá hacia la industria 4.0,” *Fundación Universitaria del Área Andina*, 2022.
- [149] G. Osorio, M. Londoño, and Z. López, “Analysis of factors that influence the ict adoption by smes in colombia. doi: 10.3926/ic. 726,” *Intangible Capital*, vol. 12, no. 2, p. 666, 2016.
- [150] O. A. L. García, “Tecnologías de la industria 4.0 en la innovación de la cadena de valor de las pymes,” in *La industria 4.0: desde la perspectiva organizacional*. Fondo Editorial Universitario Servando Garcés, 2019, pp. 33–45.
- [151] M. Sreekumar, M. Chhabra, and R. Yadav, “Productivity in manufacturing industries,” *International Journal of Innovative Science and Research Technology*, vol. 3, no. 10, pp. 634–639, 2018.

- [152] A. Murray, "Partial versus total factor productivity measures: An assessment of their strengths and weaknesses," *International Productivity Monitor*, no. 31, p. 113, 2016.
- [153] N. I. of Standards and Technology. Manufacturers' guide to industry 4.0 technologies. [Online]. Available: <https://www.nist.gov/mep/advanced-manufacturing-technology-servicesindustry-40>
- [154] S. Mittal, M. A. Khan, J. K. Purohit, K. Menon, D. Romero, and T. Wuest, "A smart manufacturing adoption framework for smes," *International Journal of Production Research*, vol. 58, no. 5, pp. 1555–1573, 2020.
- [155] L. M. Tumbajoy, M. Muñoz-Añasco, and S. Thiede, "Enabling industry 4.0 impact assessment with manufacturing system simulation: an oee based methodology," *Procedia CIRP*, vol. 107, pp. 681–686, 2022.
- [156] R. G. Sargent, "Verification and validation of simulation models," in *Proceedings of the 2010 winter simulation conference*. IEEE, 2010, pp. 166–183.
- [157] P. Sullivan, W. Kogel, and S. Thiede, "Lean manufacturing serious game with rtls," in *Proceedings of the Conference on Learning Factories (CLF)*, 2021.