

**Propuesta de un SmartTwin Basado en un Sistema Híbrido IoT–Gemelo Digital
para la Prevención de Fallas en Procesos de Manufactura**

Luis Alejandro Gómez Niño, Laura Sofia Vargas Bernal

Trabajo de grado para optar el título de Ingeniero Industrial

Director

Jaime Trujillo Manrique

Universidad Santo Tomás, Tunja

División

Ingeniería Industrial

2026

Contenido

Introducción	10
1. Propuesta de un SmartTwin Basado en un Sistema Híbrido IoT–Gemelo Digital para la Prevención de Fallas en Procesos de Manufactura	12
1.1 Planteamiento del problema	12
1.2 Justificación	15
1.3 Objetivos	16
1.3.1 Objetivo general	16
1.3.2 Objetivos específicos	16
2. Marco referencial	17
2.1 Marco teórico	20
2.2 Marco conceptual	22
2.3 Marco legal	26
3. Método	27
4. Configuración sistema SmartTwin	49
4.1. Factores que intervienen en procesos de manufactura	49
4.2. Análisis variables del sistema	51
4.3. Construcción del modelo	55
5. Resultados	59
6. Discusión	64
7. Conclusiones	65
Referencias	66

Resumen

La investigación se centra en la construcción de un modelo para la simulación, este se enfoca en la integración de tecnologías gemelo digital e IoT con el fin de lograr un análisis de los procesos de manufactura en el área de metalmecánica para lograr la aplicación de un mantenimiento predictivo. Se busca representar el comportamiento de la maquinaria la producción por medio de la simulación teniendo en cuenta factores físicos, de estado e indicadores de desempeño, que se asocian directamente con la maquinaria industrial objetivo. El modelo se desarrolló a partir de una estructura en 3 fases revisión bibliográfica, modelación conceptual y simulación por medio de AnyLogic, esto permitió la evaluación del sistema en diferentes escenarios.

En la revisión bibliográfica se identificaron algunas de las causas principales de las fallas que se presentan en los procesos productivos, también se identificaron las variables que se utilizan en los estudios que su objetivo es la implementación del mantenimiento predictivo y la facilidad de monitoreo. Para este estudio se incorporan variables físicas, de estado y de seguimiento, que permiten la evaluación, seguimiento del sistema y la capacidad del modelo para poder detectar fallas en la operación. Para la construcción del modelo se tienen en cuenta la integración de la máquina, sensores y ambientación en diferentes escenarios para el gemelo digital dentro de la simulación. El análisis que se realizó respecto a las variables cambia dependiendo del nivel tecnológico (automatización) de la planta de producción, en este caso, para la manufactura manual las variables que representan un reto para la implementación son las relacionadas por el estado del equipo, por otro lado en los ambientes automatizados las variables para el análisis y monitoreo toman un papel importante, ya que, los datos se obtienen de forma directa, gracias a esta facilidad,

los indicadores tienen gran importancia en los escenarios automatizados pues la fiabilidad de la información facilita el análisis de los datos al igual que el seguimiento del sistema en tiempo real.

La revisión bibliográfica también permitió observar que la integración entre las tecnologías gemelo digital e IoT es viable para establecer sistemas de mantenimiento en empresas manufactureras. Pese a esto la implementación se limita por la accesibilidad de la tecnología, la capacitación de personal y por ultimo la complejidad que significa la incorporación de sistemas en entornos con un nivel tecnológico bajo. Los resultados de la simulación e investigación muestran la relevancia de los indicadores y variables, al igual que sus cambios dependiendo de que tan automatizada se encuentre la planta de producción. Por un lado, se tiene la manufactura manual que se caracterizó por la importancia de las variables de estado por los límites en la disposición de la información, y por el otro, se encuentran los sistemas automatizados pues tienen mas facilidad en el análisis y monitoreo continuo.

El modelo puede contribuir al análisis y mejora de los sistemas de mantenimiento establecidos en procesos productivos, sin embargo, se debe tener en cuenta que esta integración es progresiva dependiendo de la tecnología con la que se pueda contar, para establecer bases con el fin de crear modelos más grandes, pero con mejor adaptabilidad a la diversidad de sistemas, esto mejora la toma de decisiones y en conjunto con la evolución de la producción para que estos sean más digitalizados. Este estudio muestra la factibilidad desde una perspectiva conceptual para combinar gemelos digitales e IoT para que funciones como apoyo para la implantación de un mantenimiento predictivo. Pese a que SmartTwin es una propuesta simulada no en un escenario real, establece una base para la representación del seguimiento en el comportamiento de los equipos.

Palabras clave: Mantenimiento Predictivo; Internet de las cosas; Simulación; Gemelo Digital; Procesos de Manufactura.

Abstract

The research focuses on developing a simulation model that integrates digital twin and IoT technologies to analyze manufacturing processes in the metalworking sector and enable the implementation of predictive maintenance. The goal is to represent the behavior of production machinery through simulation, considering physical factors, operational status, and performance indicators directly associated with the target industrial machinery. The model was developed in a three-phase structure: literature review, conceptual modeling, and simulation using AnyLogic, which allowed for the evaluation of the system in different scenarios.

The literature review identified some of the main causes of failures in production processes, as well as the variables used in studies aimed at implementing predictive maintenance and facilitating monitoring. This study incorporates physical, status, and monitoring variables that enable the evaluation and monitoring of the system and assess the model's ability to detect operational failures. The model's construction takes into account the integration of the machine, sensors, and environment in different scenarios for the digital twin within the simulation. The analysis performed regarding the variables varies depending on the technological level (automation) of the production plant. In this case, for manual manufacturing, the variables that pose a challenge for implementation are those related to equipment condition; conversely, in automated environments, the variables for analysis and monitoring play a significant role, since data is obtained directly. thanks to this capability, indicators are of great importance in automated scenarios, as the reliability of the information facilitates data analysis as well as real-time system monitoring.

The literature review also revealed that integrating digital twin and IoT technologies is a viable approach for establishing maintenance systems in manufacturing companies. However,

implementation is limited by the accessibility of the technology, staff training, and, finally, the complexity involved in incorporating these systems into environments with a low level of technological infrastructure. The results of the simulation and research demonstrate the significance of the indicators and variables, as well as how they change depending on the degree of automation in the production plant. On the one hand, there is manual manufacturing, which is characterized by the importance of state variables due to limitations in the availability of information; on the other hand, there are automated systems, which facilitate analysis and continuous monitoring.

The model can contribute to the analysis and improvement of maintenance systems established in production processes; however, it must be noted that this integration is progressive, depending on the available technology, to lay the groundwork for creating larger models that are better adapted to the diversity of systems. This improves decision-making and, in conjunction with the evolution of production, leads to greater digitalization. This study demonstrates the conceptual feasibility of combining digital twins and the Internet of Things (IoT) to support the implementation of predictive maintenance. Although SmartTwin is a simulated proposal rather than a real-world scenario, it establishes a foundation for representing equipment performance monitoring.

Keywords: Predictive Maintenance; Internet of Things; Simulation; Digital Twin; Manufacturing Processes.

Glosario

- **Disponibilidad de Equipos:**

Porcentaje del tiempo en el que un dispositivo funciona adecuadamente en comparación con el tiempo total planeado, afectado por fallas, labores de mantenimiento y detenciones imprevistas (Nakajima, 1988).

- **Gemelo Digital (Gemelo Digital):**

Representación virtual que imita un dispositivo o proceso tangible, alimentado con información en tiempo real para evaluar, simular y prever comportamientos (Grieves & Vickers, 2017).

- **Industria 4.0:**

Revolución digital en el sector industrial fundamentada en tecnologías como el IoT, Gemelos Digitales, Big Data, Inteligencia Artificial y sistemas ciberfísicos (Vrana, 2021, Guo & Yao, 2021).

- **Internet de las Cosas:**

Son sensores que se conectan entre sí, ya que permiten la recolección de información al igual que su envío para el respectivo análisis, lo que facilita el monitoreo de los equipos o procesos en tiempo real (Ashton, 2009).

- **Mantenimiento Predictivo:**

Este mantenimiento se enfoca en el análisis de datos que provienen de modelos que predicen fallas con el fin de minimizar las paradas en la producción (Jardine et al., 2006, Mobley, 2002).

- **Efectividad Global del Equipo:**

Este indicador evalúa la efectividad de un dispositivo teniendo en cuenta la disponibilidad, calidad y rendimiento del dispositivo (Nakajima, 1988).

- **Sistema de Monitoreo:**

Es responsable de recibir los datos, guardarlos y procesarlos obtenidos por medio de sensores para lograr realizar el análisis y visualizar el comportamiento del sistema (Feng et al., 2021, Liu et al., 2023).

- **Sensores Industriales:**

Estos dispositivos miden diferentes variables de la operación dependiendo de su programación, en su mayoría variables físicas de la maquinaria (Jardine et al., 2006, Mobley, 2002).

- **Simulación Industrial:**

Por medio de aplicativos recrear de manera visual procesos productivos para analizar su comportamiento en diferentes situaciones (Banks et al., 2005).

- **Sistemas Ciberfísicos (CPS):**

Es la combinación lo físico con los sistemas de computación con el fin de supervisar y regular los procesos en tiempo real (Lee, 2008, Lee et al., 2015).

- **TPM (Mantenimiento Productivo Total):**

Es un indicador que se enfoca en la mejora continua ya que busca la eficiencia de los equipos por medio de la implementación de un mantenimiento preventivo con ayuda humana (Nakajima, 1988).

- **Principales Variables de Operación:**

Son variables que ayudan a evaluar el desempeño general de los equipos como lo son presión, vibración, temperatura, etc. Estos funcionan como base de análisis para la implementación de un mantenimiento preventivo dw'ñlmne ,.sef(Mobley, 2002).

Introducción

A lo largo de los años, los procesos industriales han sido analizados y expuestos a varios enfoques de mejoramiento, uno de los principales es la transformación digital, este tipo de integraciones están orientadas al control y monitoreo de los sistemas de producción, refiriéndose plenamente al concepto de la Industria 4.0. para la implementación de esta estrategia, es necesario usar fundamentalmente gemelo digital e internet de las cosas, principalmente por su versatilidad en diferentes niveles industriales, dentro de las ventajas sobresalen, su facilidad para la integración máquina-sistema en tiempo real que permite apoyar y facilitar el análisis para la toma de decisiones en la producción (Tao et al., 2019; Lee et al., 2015). El uso de esta tecnología ha permitido transformar los modelos de mantenimiento para que las fallas puedan ser identificadas de manera oportuna y la inactividad de la operación se reduzca (Carvalho et al., 2019).

Sin embargo muchas organizaciones, en especial las medianas y pequeñas empresas, tienen limitaciones en la infraestructura para la automatización y la capacidad de procesamiento de la información. Esto obstruye la implementación de las estrategias de mantenimiento y como tal limita la capacidad de las herramientas para el monitoreo de equipos. Además, en algunos contextos aún se utilizan procesos de supervisión manual de los equipos, este sistema depende de la experiencia del operario por lo que el margen de error aumenta y no depende un sistema de análisis (Kamble et al., 2018). Lo que produce un obstáculo en la creación de modelos para la representación de escenarios donde es necesario la integración en un equipo físico, ya que puede ser limitada por tecnología, presupuesto y capacitación de personal.

Teniendo en cuenta lo anterior, estas tecnologías son una alternativa para analizar el comportamiento de los sistemas en los entornos virtuales y físicos. Estas herramientas permiten

que los modelos fundamentados en el mantenimiento predictivo, lo que facilita la representación de los estados de equipos gracias a la simulación de diferentes escenarios se realiza al análisis de la operación dentro de los procesos de manufactura (Negri et al., 2017).

Por lo tanto, la investigación propone el desarrollo de un modelo conceptual, que se orienta a la integración de tecnologías gemelo digital e IoT para el análisis de procesos con el fin de implementar un mantenimiento predictivo. El modelo se estructura teniendo en cuenta en base a la maquinaria y las variables relacionadas que representan en este caso de manera conceptual buscando la integración del equipo físico y su respectiva representación virtual. El trabajo como tal es una propuesta simulada y no una implementación en un escenario real, el desarrollo de este estudio establece la base para futuras investigaciones con el fin de facilitar la incorporación de las tecnologías en la industria independientemente de su nivel de automatización.

1. Propuesta de un SmartTwin Basado en un Sistema Híbrido IoT–Gemelo Digital para la Prevención de Fallas en Procesos de Manufactura

1.1 Planteamiento del problema

En la actualidad para el sector metalmecánico es esencial la operatividad de equipos como los tornos, esta maquinaria es clave para la continuidad de procesos de fabricación pues son principalmente utilizados en la fabricación de piezas para las industrias automotriz, aeroespacial y fabricación de piezas de equipos. Esta maquinaria desempeña un papel fundamental en el proceso productivo de piezas que permiten el mecanizado con grandes niveles de precisión y consistencia. No obstante, a pesar de su importancia, el mantenimiento que se le realiza a este tipo de maquinaria representa costos significativos para las compañías.

Actualmente las empresas optan por un mantenimiento tradicional (correctivo o preventivo por intervalos de tiempo) este mantenimiento tradicional tiene limitaciones en la identificación de fallas. Según Jardine, Lin y Banjevic (2006) los enfoques de este tipo no cumplen con la capacidad de realizar el diagnóstico y pronóstico de las fallas lo que dificulta su prevención. Por lo tanto, las acciones de la empresa pasan a ser de manera reactiva una vez que el equipo presenta una falla, como tal esto incrementa la probabilidad de que los daños sean mayores, reducir o acabar con la vida útil del equipo. En este contexto, Mobley (2002) recalca que el mantenimiento correctivo no es eficiente, pues genera paradas en la producción no planificadas que conlleva a incrementar los tiempos de inactividad de la operación en general, por lo que eleva los costos de la operación.

Como se menciona anteriormente, las fallas tienen un impacto económico. Realizando la revisión bibliográfica se encontró que los costos de las pausas por fallas

inesperadas pueden llegar a ser notablemente superiores a la planificación de mantenimiento de equipos. De acuerdo con Mobley (2002), el mantenimiento reactivo puede costar de dos a cinco veces mas que un mantenimiento predictivo. Además, se obtuvieron datos en el que los tiempos de inactividad generan perdidas que están entre los USD 100, USD 500 y USD 1.000 por hora en pequeñas, medianas y grandes empresas respectivamente (Jardine et al., 2006) y si se centra solo en los componentes que fallan del equipo los costos pueden variar entre los USD 500 y USD 5.000 dependiendo de la sustitución y criticidad del componente (Jardine et al., 2006).

A pesar de la existencia de las metodologías de evaluación de operación de los equipos de producción, persisten los desafíos en la aplicación de estas en la producción. Las empresas necesitan supervisar el rendimiento de los equipos de la producción se ven limitadas por la carencia de la integración adecuada de datos y la falta de modelos simulados que faciliten analizar el funcionamiento de los equipos (Sohal et al. (2010)). Estas limitaciones dificultan la toma de decisiones oportunas para mejorar los procesos de mantenimiento y el desempeño operativo.

La elección del área de la metalmecánica se basa en el departamento de Boyacá como objetivo de estudio, ya que, en este departamento se presentan retos económicos, de infraestructura y territorial, lo que permite visualizar un contexto representativo para la industria. Pese a que las operaciones de la metalmecánica se distribuyen por el territorio nacional, el departamento de Boyacá tiene en su producción dependencia a las tareas de transformación de metales como lo son el mantenimiento industrial, siderurgia, producción de piezas para equipos de manufactura; esta producción se concentra en los municipios de

Sogamoso, Nobsa, Duitama Paipa y Tunja que conforman el corredor industrial del departamento.

Según el DANE (Departamento Administrativo Nacional de Estadística la producción manufacturera está posicionada como una de las principales áreas en la economía colombiana, generadora de empleos al igual que de valor agregado dependiendo de la región (DANE, 2024). Al igual que el Departamento Nacional de Planeación que reconoce al departamento de Boyacá como uno de los referentes con tradición industrial, que tiene el potencial para innovar en los procesos productivos y generar competitividad en la industria por medio de la integración de las tecnologías de la industria 4.0 (DNP,2023). Lo anterior se denota en el Plan Departamental de Desarrollo referente a “Nuestro Gran Plan es Boyacá 2024-2027” en el que se encuentra planes de acción con el fin de afianzar la productividad, competitividad entre empresas e incentivar la automatización de la producción o mejora tecnológica de equipos del sector en el departamento. El PDD reconoce la magnitud de las actividades del sector metalmecánico y de los encadenamientos industriales para desarrollar la economía en el departamento (Gobernación de Boyacá, 2024), lo que evidencia las políticas de departamento conducen a la modernización de los procesos de producción por medio de tecnologías emergentes.

Por lo tanto, la selección del sector metalmecánico de Boyacá no es solo por la delimitación geográfica, sino por el entorno industrial que este presenta, es referente para otras zonas industriales, donde también se observan limitaciones en la adaptación tecnológica y por consiguiente en la búsqueda de oportunidades para la integración de las soluciones apoyadas en la Industria 4.0.

1.2 Justificación

Actualmente la industria de manufactura se enfrenta a la transformación digital, al igual que la necesidad para combinar tecnologías que facilitan el seguimiento, análisis y evaluación de los equipos en la producción. Esto hace referencia al paradigma de la Industria 4.0, fomenta la digitalización de los sistemas de producción por medio del uso de herramientas para el monitoreo y control de la producción para poder posicionarse en el entorno industrial actual, este entorno mecanizado prima la continuidad y precisión de la producción (Lee, Bagheri, & Kao, 2015). De acuerdo con lo anterior los tornos se encuentran entre los más destacados en el área de metalmecánica, ya que gracias a la capacidad que tiene este equipo de elaborar piezas con grandes niveles de exactitud, se utilizan en sectores como la automotriz, aviación y la fabricación de maquinaria. Por lo tanto, el mantenimiento de los tornos asume un rol clave, ya que impacta directamente en la precisión en el producto final y la efectividad del procedimiento de fabricación.

En este contexto, el mantenimiento adquiere un papel importante en los equipos industriales, pues de la salud de los equipos depende la disponibilidad y confiabilidad de estos en el proceso productivo. Pese a esto, en algunas empresas recurren a estrategias de mantenimiento reactivo frente a las fallas, lamentablemente este tipo de respuesta ha demostrado ser ineficiente en la operación como en lo económico. Mobley (2002) recalca que los costos pueden variar entre dos y cinco veces mas que realizar un modelo de planificación por los tiempos de inactividad y reparaciones urgentes. En el sector industrial, la inactividad en un torno genera perdida que están entre los USD 100, USD 500 y USD 1.000 por hora, más un aumento entre los USD 500 y USD 5.000 por falla o sustitución de componentes críticos del equipo. Sin embargo, en el estudio de Mobley (2002), la

aplicación de un enfoque de análisis de la salud de los equipos en la operación resultó en una reducción entre un 25-30% de los costos de mantenimiento y de un 70-75% en las fallas inesperadas en la producción.

No obstante, persisten las limitaciones en la comprensión del comportamiento de los tornos, más que todo con los aspectos de desgaste y las condiciones a los que se somete el equipo. Este tipo de limitaciones ponen obstáculos para el monitoreo en tiempo real del equipo lo que disminuye la capacidad de generar estrategias de mantenimiento para las empresas. Por lo tanto, se hace necesario analizar estos equipos, con el fin de proponer un modelo que permita representar el funcionamiento, las condiciones que conducen a las fallas y pérdidas del proceso de producción.

SmartTwin se centra en la representación de los procesos de producción para la implementación del modelo predictivo, se puede implementar en diferentes empresas ya sean grandes o pequeñas puesto que el modelo se puede aplicar sin utilizar tecnología física compleja. El modelo posibilita el análisis de la producción a un nivel general para contribuir con el mantenimiento predictivo y así mejorar la disponibilidad y seguimiento de los equipos productivos.

1.3 Objetivos

1.3.1 Objetivo general

Proponer un modelo de mantenimiento predictivo basado en un sistema híbrido con Internet de las Cosas (IoT) y Gemelos Digitales para la prevención de fallas en equipos de manufactura.

1.3.2 Objetivos específicos

- Determinar los principales factores que intervienen en procesos de manufactura para equipos industriales.
- Analizar y seleccionar los factores relevantes que afectan el desempeño de los equipos industriales en procesos de manufactura.
- Diseñar un modelo que integre IoT y Gemelos Digitales para la detección y predicción de fallas en equipos industriales.

2. Marco referencial

La incorporación de las tecnologías Gemelo Digital e IoT al igual que la inteligencia artificial fortalecen los sistemas que enlazan lo físico con la versión digital del sistema. La unión de las tecnologías facilita a las empresas a aumentar la operatividad de sus procesos, aprovechamiento de recursos y la mejora en los modelos de gestión en los sectores productivos (Guo & Yao, 2021; Papacharalampopoulos et al., 2020; Vrana, 2021).

La revisión bibliográfica indica que la combinación de estas tecnologías Gemelo Digital-IoT proporciona a las empresas ventajas en la administración de la cadena de suministro al igual que en la producción avanzada, pues permite la supervisión de los procesos en tiempo real y los posibles escenarios de la operación por medio de simulaciones. En este caso, el Gemelo Digital puede ser utilizado como un sistema que anticipa el comportamiento de la maquinaria para brindar estabilidad y ampliar el sistema por las oportunidades de sostenibilidad en diversos escenarios (Asyrof Arifianto, 2018; Ebni et al., 2023; Feng et al., 2021; Liu et al., 2023; Radanliev et al., 2022)

Uno de los avances principales que se encontró en la literatura sobre el mantenimiento predictivo es la habilidad para prever fallas por medio de sensores y la modelación de simulaciones

virtuales, ya que, esta integración provoca un cambio drástico en el mantenimiento de correctivo tradicional, este tipo de mantenimiento permite la reducción de interrupciones en la producción y por lo tanto aumentar la disponibilidad de los recursos. Este tipo de mantenimiento se relaciona de forma directa con los indicadores de Mantenimiento Productivo Total (TPM) y la Efectividad General del Equipo (OEE), estos indicadores son utilizados frecuentemente para evaluar el rendimiento de los procesos industriales (González, 2009; Sohal et al., 2010). El OEE se presenta como una medida esencial para detectar pérdidas en disponibilidad, rendimiento y calidad, actuando como un recurso estratégico en la mejora continua. No obstante, la literatura indica que su adopción enfrenta desafíos y limitaciones, tales como la resistencia al cambio, la calidad de los datos recopilados y la compatibilidad con sistemas digitales de última generación. Ejemplos de aplicación muestran que la integración de OEE

$$(OEE = Disponibilidad \times Rendimiento \times Calidad)$$

Formula 1. OEE (González (2009))

con enfoques Lean y TPM produce mejoras notables en las empresas de manufactura, al incrementar la eficiencia general de los equipos y disminuir los costos operativos. (Canahua Apaza, 2021; González, 2009; Haddad et al., 2021; Sohal et al., 2010)

$$Disponibilidad = \frac{tiempo\ de\ operacion\ real}{tiempo\ programado}$$

Formula 2. Disponibilidad (González (2009))

Que mide las pérdidas por paradas o averías en el proceso.

$$Rendimiento = \frac{\frac{producción\ real}{tiempo\ real\ de\ operación}}{velocidad\ ideal}$$

Formula 3. Rendimiento (González (2009))

Que mide pérdidas por lentitud o micro paradas en el proceso.

$$Calidad = \frac{unidades\ buenas}{total\ de\ unidades\ producidas}$$

Formula 4. Calidad (González (2009))

Que mide las perdidas por productos defectuosos o reprocesos.

Gemelo Digital también se han utilizado en la identificación automática de las causas fundamentales de las alarmas en la producción, aplicando indicadores de desempeño que se recopilan de datos de IoT. Esto además de identificar errores también facilita el análisis del comportamiento de los equipos en funcionamiento que impactan a todo el sistema en su eficiencia. El desarrollo refuerza las herramientas de análisis como el Gemelo Digital, ya que, apoyan y predicen la toma de decisiones en los procesos de manufactura (Kamath et al., 2020; Mansour et al., 2023; Mihai et al., 2022; Saad et al., 2020; Simchenko et al., 2019)

Por otro lado, la esfera de la ciberseguridad continúa siendo un desafío importante. Recientemente las comunicaciones de información segura y efectiva han pasado a ser tema de relevancia, utilizan diferentes métodos como lo son cifrado para la confidencialidad y algoritmos para la identificación de las amenazas al sistema, estos métodos disminuyen las debilidades del sistema ante los ataques o interferencias que se puedan presentar en la operación. Lo que lo vuelve primordial en sectores de transporte, energía y producción, donde la protección de los datos es fundamental para la continuidad de los servicios (Ebni et al., 2023; Feng et al., 2021; Liu et al., 2023; Radanliev et al., 2022)

La unión de estas tecnologías y los indicadores forma un esquema para la optimización de los procesos en los sectores industriales. La bibliografía coincide que que estas herramientas facilitan el aumento de la productividad de la operación a igual que de mejorar la seguridad de estos y la sostenibilidad de los procesos, sin embargo, las lagunas en tecnología que se presentan, la falta de normativa para este tipo de métodos y el procesamiento de grandes cantidades de datos.

Esto brinda una oportunidad para investigar proyectos que apliquen estas tecnologías de manera práctica, con un efecto directo en la mejora continua y la competitividad de las empresas. (Asyrof Arifianto, 2018; Ebni et al., 2023; Feng et al., 2021; Papacharalampopoulos et al., 2020; Radanliev et al., 2022; Vrana, 2021)

2.1 Marco teórico

La transformación digital en procesos de la industria hace referencia a la Industria 4.0 pues busca integrar lo digital con los procesos de producción para mejorar la operatividad de las empresas. Esta orientación hace necesaria la conexión de lo físico con lo digital, abriendo paso a los modelos ciberfísicos para la obtención y análisis de información al instante (Lee, 2008; Lee, Bagheri, & Kao, 2015). Además de automatizar el proceso productivo, la tecnología fortalece la supervisión, análisis y seguimiento de la maquinaria haciendo uso de herramientas para el procesamiento de información. Pese a que la Industria 4.0 presenta de manera general la integración digital, la implementación en el campo industrial presenta retos en la incorporación con las tecnologías y el análisis de los datos producidos. Además, las soluciones encontradas en la literatura se encuentran centrados en empresas automatizadas, que no exploran la posibilidad de aplicación en empresas con menor nivel o sin automatización en su sistema.

En este marco, el Internet de las Cosas (IoT) se encuentra entre las herramientas de obtención de datos más relevantes. En la literatura Ashton (2009) describe el IoT como redes de dispositivos conectados entre sí que compila y comparte información sin partición directa humana. No obstante, esta definición se ha desarrollado con el paso del tiempo hacia un enfoque complejo encaminado a sectores industriales, pues IoT además de la recolección de datos también apoya el monitoreo de los sistemas de producción. Sin embargo, la revisión bibliográfica evidencia que

parte de los estudios realizados se enfocan en la capacidad de recolección de información del IoT sin considerar la interpretación y utilidad en contextos industriales. Como resultado, se obtienen grandes niveles de información sin soportar por sí solo un apoyo en la toma de decisiones, ya que cuando no se conecta con modelos que facilitan la interpretación de los datos restringen el impacto que IoT puede generar en una empresa. Así que Internet de las Cosas depende de aplicativos para el procesamiento de los datos de la operación al igual que su supervisión.

Por otro lado, el Gemelo Digital entra como una herramienta para visualizar y analizar entornos físicos en virtuales. Según Grieves y Vickers (2017) el Gemelo Digital funciona como replicas del comportamiento a lo largo de la vida útil de los equipos, sin embargo, estudios actuales resaltan la capacidad del Gemelo Digital para simular diversos escenarios y poder anticipar comportamientos (Mihai et al., 2022). No obstante, como sucede con el IoT, la tendencia de la literatura presenta la gama de soluciones aplicables en diferentes entornos, dejando de lado las limitaciones del sistema como lo son: dependencia de la obtención de datos y el desafío de integrar variables de un entorno, el Gemelo Digital demanda una estructura que determine los componentes a utilizar y el alcance el proceso. Al igual que IoT, en el caso del gemelo digital la literatura se concentra en la creación de simulaciones, sin embargo, no se realiza de forma directa la conexión para obtener los datos, en los estudios se debe realizar una intervención directa por parte de un operador para introducir los datos en la simulación para ser procesados.

Al analizar los enfoques de investigación de la literatura en ambos casos se presentan vacíos, ya que las tecnologías desarrolladas IoT (obtención de datos), Gemelos Digitales (simulación de sistemas), además de los indicadores de rendimiento como lo son el Mantenimiento Productivo Total (TPM) que permite identificar las causas de la ineficiencia de los sistemas y la Efectividad Global del Equipo (OEE) que permite establecer las pérdidas basados en las variables

de rendimiento, calidad y disponibilidad (Nakajima 1988; González, 2009). Pero como tal no existe una relación entre estos elementos, lo que dificulta la aplicación de estos en contextos específicos.

Esta falta de relación es importante en el caso de los tornos, ya que el comportamiento de este equipo depende de diferentes variables físicas que influyen en la calidad del proceso de mecanizado. Sin embargo, a pesar de la importancia de estos equipos en el sector de metalmecánica la literatura como tal ha evidenciado los límites que presentan las empresas en el monitoreo de variables y la relación del desempeño del equipo en la producción. Por lo que como se mencionó anteriormente persiste el vacío en la integración de estos elementos para representar el comportamiento de los equipos. SmartTwin es una propuesta para la integración de variables sensores y representación digital que se desarrolla en AnyLogic, se busca representar la interacción del gemelo digital y el seguimiento, con el fin de valorar el comportamiento del sistema.

2.2 Marco conceptual

El marco conceptual actual establece los términos clave que respaldan la creación del modelo híbrido centrado en el Internet de las Cosas (IoT) y los Gemelos Digitales dirigidos al mantenimiento predictivo de maquinaria industrial. Estas nociones facilitan la comprensión de los principios técnicos y teóricos que dirigen la investigación y las tecnologías asociadas.

Internet de las Cosas (IoT)

El Internet de las Cosas consiste en una red de objetos físicos que cuentan con sensores, actuadores y componentes de conexión, los cuales hacen posible la recopilación, transmisión y procesamiento de información al instante. En los procesos industriales IoT permite el monitoreo en tiempo real de variables operativas, como lo son temperatura, uso de energía y vibración. La

conexión que se genera facilita el análisis de la operatividad de las máquinas y por lo tanto da los fundamentos para la implementación del mantenimiento predictivo (Ashton, 2009).

Sensores Industriales

Los dispositivos de medición industrial están creados para captar características físicas de las máquinas y convertirlas en señales en formato digital. Los mas utilizados en la implementación de un mantenimiento predictivo son aquellos que se configuran para la medición de variables físicas. Estos componentes son esenciales para proveer datos exactos que alimenten modelos predictivos y réplicas digitales (Jardine et al., 2006).

Gemelo Digital (Gemelo Digital)

El Gemelo Digital consiste en la representación de un equipo o proceso que funciona actualizándose continuamente, sin embargo, depende de la información obtenida de los sensores en tiempo real para que la información sea de importancia. Los modelos creados bajo un Gemelo Digital imitan el funcionamiento del equipo, facilitan la anticipación de fallas en el proceso, permite experimentar con diferentes escenarios y permite que la operación evolucione sin obstruir la producción. Su objetivo principal es reproducir con precisión la dinámica del sistema físico para facilitar la toma de decisiones (Grieves & Vickers, 2017).

Sistemas Ciberfísicos (CPS)

Los sistemas ciberfísicos combinan componentes físicos (como máquinas, sensores y actuadores) con partes computacionales que se comunican de manera constante con su entorno a través de redes de comunicación. Los CPS constituyen el fundamento de la Industria 4. 0, y unen la supervisión, el control, la simulación y el análisis de datos para optimizar el rendimiento operativo de las máquinas y los procesos (Lee et al., 2015).

Industria 4.0

Este concepto hace referencia a la cuarta revolución industrial, que se caracteriza por la digitalización de los procesos productivos utilizando tecnologías como IoT, Gemelo Digitals, Big Data, automatización y sistemas ciberfísicos. Lo fundamental de la Industria 4.0 es la eficiencia, aumentar la disponibilidad de la maquinaria en la operación y posibilitar las decisiones basadas en datos tomados directamente del equipo (Lee et al., 2015; Vrana, 2021; Guo & Yao, 2021).

Mantenimiento Industrial

El mantenimiento que se maneja en la industria varía dependiendo de las actividades que se desarrollen para restaurar la capacidad de funcionamiento de la maquinaria. A continuación se muestran algunos tipos de mantenimiento implementado en las industrias.

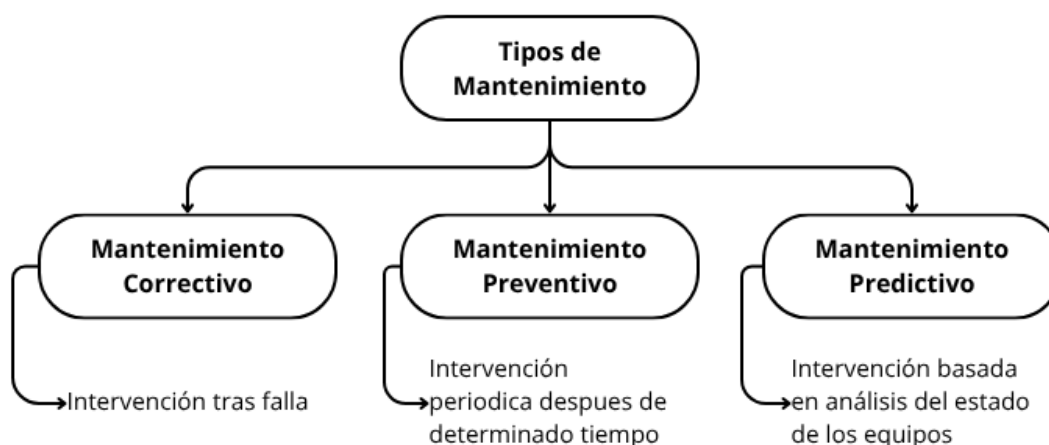


Figura 1. Tipos de Mantenimiento (Autoría Propia)

Mantenimiento Predictivo

El mantenimiento predictivo funciona como una estrategia para implementar el análisis de variables críticas, datos y modelos que permitan predecir fallas. El objetivo de este mantenimiento es la reducción de paradas inesperadas en la operación y optimizar los recursos disponibles. La combinación entre las tecnologías de gemelo digital e IoT aumenta la precisión de la implementación de un mantenimiento predictivo por medio de las simulaciones y su respectivo análisis (Mobley, 2002).

Eficiencia Global del Equipo

El OEE es un indicador que mide la eficiencia de una maquina por medio de la disponibilidad, rendimiento y calidad de la producción. Ayuda como un detector de fallas por las perdidas evidenciadas en paradas, averías y también se plantea como estándar de mejora en los procesos productivos. Disponibilidad: tiempo efectivo de funcionamiento. (Nakajima, 1988).

- Rendimiento: rapidez de producción con relación a la velocidad óptima.
- Calidad: porcentaje de productos que cumplen con los estándares en comparación con la cantidad total producida.

Principales Variables de Operación

Estas variables muestran el estado de la maquinaria al igual que ayudan a monitorear los signos inusuales en el funcionamiento. Entre ellas se encuentran tanto variables físicas como de estado, las características de estas variables son fundamentales para la creación de modelos o sistemas que fortalecen al Gemelo Digital con información confiable sin modificar en tiempo real (Mobley, 2002; Jardine et al., 2006).

Simulación Industrial

Este tipo de simulación consiste en duplicar las acciones de un equipo o proceso en general apoyándose en aplicativos. Lo que hace posible con la simulación anticipar el comportamiento de los procesos bajo diferentes circunstancias sin alterar el entorno físico (Banks et al., 2005).

Sistemas de Monitoreo

Son programas que tienen el objetivo de recibir, procesar y mostrar la información que se obtiene por medio de los sensores. Este tipo de sistemas facilitan el procesamiento de la información para su análisis, con el fin de que los datos sean de importancia para mantener el

cuidado y funcionamiento de los equipos, al igual que facilitar la toma de decisiones en la producción (Banks et al., 2005).

2.3 Marco legal

El diseño de modelos basados en tecnologías como el IoT y Gemelo Digital entra dentro de la normativa que regula la seguridad de la información, gestión de datos. Aunque la investigación no es aplicativa, es necesario analizar los alcances legales que tendrían la aplicación de la propuesta en un entorno real en la industria.

Como tal en Colombia la ley 1581 de 2012 y la ley 1266 de 2008 tiene disposiciones a nivel general de los datos personales, en esta se establecen la legalidad y finalidad del tratamiento de datos. Para la implementación de la propuesta, esta norma se puede aplicar al sistema IoT pues recopilan datos relacionados con la operación estos datos son de nivel organizacional por lo que es confidencial, ya que los elementos de captura de datos deben cumplir con los principios de seguridad y uso debido de los datos. Sin embargo, en el caso del torno los datos obtenidos son asociados a variables del funcionamiento de la operación. En consecuencia, ya que la propuesta del modelo en el caso de ser implementado, se deben activar mecanismos para la confidencialidad y uso de datos de acuerdo con lo establecido en las normas.

Conjuntamente, la ley 1341 de 2009 y el CONPES 3975 de 2019 estas normas promueven el acceso de las tecnologías de la información y la transformación digital en sectores industriales. Por lo tanto, la conexión de IoT con Gemelo Digital como se plantea en el modelo se ajusta con los objetivos de dichas leyes. Por supuesto que este tipo de normativa hace referencia a un desafío para garantizar la acogida de la tecnología evitando que sea una implementación desarticulada para aprovechar al máximo los elementos.

En cuanto a las normas internacionales que aplicarían en caso de poner en funcionamiento el prototipo, las normas ISO/IEC 27001 de 2013, ISO 55000 de 2014 y por último ISO 13374 de 2003 abordan la gestión de la información al igual que el seguimiento del estado de los equipos. Empezando con ISO/IEC 27001 enfatiza en la protección de datos de riesgos como el almacenamiento, emisión y procesamiento de la información, lo que resulta relevante en el prototipo ya que, este implica la transmisión continua de datos entre lo físico con el entorno digital, esta norma busca garantizar la confiabilidad y disposición de la información. En cambio, la ISO 55000 se especializa en la gestión de los activos de la empresa para que la información obtenida de la operación, con el fin de facilitar las decisiones sobre la vida útil de los equipos y comprender su funcionamiento. Por último, encontramos la ISO 13374 funciona como un complemento para las normas anteriores, ya que, se centra en la arquitectura modelada para realizar el seguimiento de diagnóstico de los equipos, establece los parámetros para la adquisición, análisis e informes de los datos obtenidos de sensores (como las variables propuestas para el modelo).

En este contexto, estas normativas nos dan un panorama general del entorno legal en el que se posiciona la propuesta, para dar claridad al manejo de la información, seguridad en los sistemas y el manejo de los activos físicos de la empresa. Como tal, el modelo se encuentra en un punto donde se hace necesario unir elementos de forma coherente que fortalece el desarrollo desde un panorama conceptual.

3. Método

Este proyecto se desarrolla bajo un enfoque descriptivo exploratorio, dado que se encamina al análisis de la información proveniente de la literatura relacionada con el IoT y los gemelos digitales, además de el mantenimiento que se realiza en los entornos de manufactura. El propósito

es generar una base que permita visualizar el comportamiento de los procesos (en este caso de un turno) iniciando con la identificación de variables relevantes y relacionándolas.

Del mismo modo, este estudio es no experimental, ya que no se toman variables en un entorno real o la intervención en un sistema físico, el análisis se hace a partir de la recopilación de datos bibliográficos. Por consiguiente, el proyecto tiene un alcance conceptual pues se centra en la formulación de una propuesta modelo que permita visualizar el proceso productivo sin validar en condiciones reales.

La revisión bibliográfica se lleva a cabo por medio de la recopilación y análisis de información en bases académicas de: artículos, libros especializados y los estándares internacionales que aplican, además la búsqueda se realiza sin discriminación de año de publicación para tener una visual amplia de los métodos. La búsqueda se basa en el uso de palabras clave como lo son “IoT”, “Gemelo Digital”, “Mantenimiento Predictivo”, “Manufactura” por exploración de títulos, resúmenes y palabras clave, lo que permite seleccionar información importante para analizar. Teniendo este punto de partida, se identifican planteamientos y variables que se toman en cuenta para la construcción de un modelo, esto nos da las bases para la propuesta de modelo IoT-Gemelo Digital aplicado en tornos.

Para la simulación del modelo se emplea AnyLogic, que permite desarrollar modelos por medio de diagramas de estado. Este programa se utiliza como apoyo exploratorio con el fin de facilitar la representación de los procesos por medio de diferentes variables y la integración de componentes. Por lo tanto, el modelo se encamina a la representación y análisis dentro de un entorno controlado para su comprensión desde lo conceptual.

El proceso de modelado de la propuesta se estructura en tres etapas:

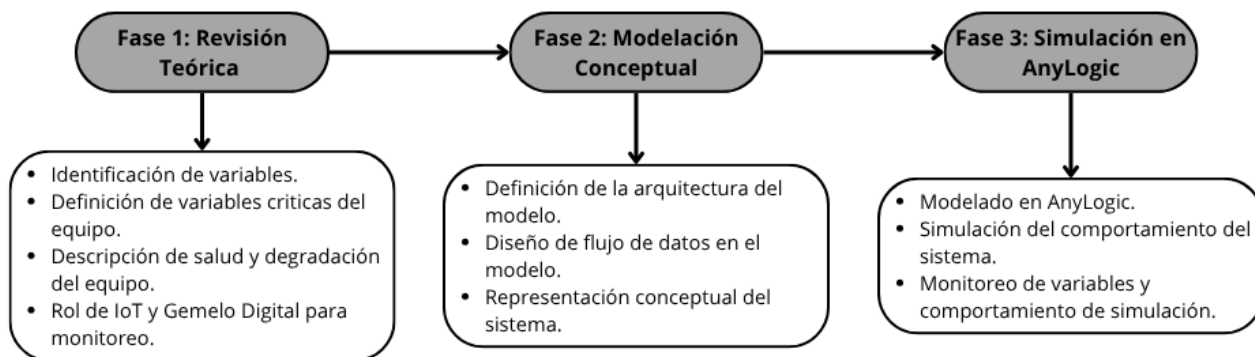


Figura 2. Método de Investigación (Autoría Propia)

Fase 1 – Revisión Teórica

Para iniciar con el modelo con el fin de realizar mantenimiento predictivo, se basa en la identificación de variables que nos permitan conocer en tiempo real el estado físico como el estado operativo por medio del Internet de las Cosas (IoT) como base para recolección, el IoT permite la conexión entre sensores para obtener y procesar los datos de las variables lo que facilita el seguimiento de los equipos en tiempo real (Ashton,2009). Dentro de las variables físicas encontramos la temperatura y la vibración son utilizadas para el monitoreo de los equipos que permiten encontrar anomalías como el desgaste en fallas en componentes mecánicos (Jardine, Lin & Banjevic, 2006), adicionalmente, las variables del estado del sistema, como salud del equipo y tasa de degradación, estas variables nos dan una visual del funcionamiento del sistema que es fundamental para predicción de fallas (Mobley, 2002).

En este sentido el Gemelo Digital se entiende como una capa de inteligencia que supervisa, sin ejercer un control directo sobre el sistema físico, actuando como un observador avanzado de su dinámica. Su función principal es monitorizar constantemente las variables físicas del equipo y permitir intervenciones de mantenimiento solo cuando se identifican signos de deterioro, evitando cambios bruscos en los estados operativos y facilitando una representación gradual del desgaste del activo (Grieves & Vickers, 2017; Mihai et al., 2022).

De esta forma, la integración entre estos sistemas proporciona una base para el desarrollo de una propuesta de modelo para la recolección y análisis de datos, basándose en esto predecir fallas mediante la articulación de un sistema digital y físico encaminado al mantenimiento predictivo (Lee et al., 2015).

Variables del modelo

La selección de variables se realizó por medio de la revisión bibliográfica, en esta se identificaron las variables relacionadas con la aplicación del mantenimiento predictivo. Se construyó una matriz para la evaluación de variables como la frecuencia, influencia en detección de fallas y facilidad de medición. A partir de esto se plantea lo siguiente:

Variable	Tipo	Frecuencia en literatura	Influencia en detección de fallas	Facilidad de medición (IoT)	Justificación	Autores
Temperatura	Física	Alta	Alta	Alta	Es una de las variables más utilizadas en estudios de mantenimiento predictivo. Permite identificar sobrecalentamiento y desgaste progresivo. Fácil de medir con sensores IoT.	Jardine et al. (2006); Mobley (2002); Ashton (2009)
Vibración	Física	Alta	Alta	Alta	Principal indicador de fallas mecánicas (desalineación, desequilibrio). Alta precisión para diagnóstico temprano. Sensores ampliamente disponibles.	Jardine et al. (2006); Mobley (2002)
Presión	Física	Media	Media	Alta	Relevante en sistemas hidráulicos/neumáticos. Su variación puede indicar fallas, pero depende del tipo de equipo.	Ashton (2009)
Consumo energético	Física	Media	Media	Alta	Permite identificar ineficiencias operativas y posibles fallas indirectas. Fácil integración con sistemas IoT.	Ashton (2009); Lee et al. (2015)
Ultrasonido	Física	Baja	Alta	Media	Detecta fallas no visibles (fricción, fugas), pero requiere equipos especializados.	Mobley (2002)
Salud del equipo	Estado	Alta	Alta	Media	Variable compuesta que resume el estado general del sistema. Depende del procesamiento de otras variables.	Mihai et al. (2022); Grieves & Vickers (2017)
Tasa de degradación	Estado	Media	Alta	Baja	Permite predecir fallas a largo plazo, pero requiere modelación y análisis de datos históricos.	Mobley (2002); Jardine et al. (2006)
Estado operativo	Estado	Media	Media	Alta	Permite identificar si el equipo está en condiciones normales, degradadas o críticas. Fácil de implementar en modelos.	Lee et al. (2015); Grieves & Vickers (2017)

Tabla 1. Descripción de Variables Según Autor (Autoría Propia)

Para poder darle una escala se valora de la siguiente manera: Alta =3; Media =2; Baja =1

Variable	Frecuencia	Influencia	Facilidad	Puntaje
Temperatura	3	3	3	9
Vibración	3	3	3	9
Presión	2	2	3	7
Consumo energético	2	2	3	7
Ultrasonido	1	3	2	6
Salud del equipo	3	3	2	8
Tasa de degradación	2	3	1	6

Tabla 2. Puntaje de Variables (Autoría Propia)

A partir de este análisis se observa que las variables físicas temperatura y vibración obtuvieron las puntuaciones más altas por la relevancia y la frecuencia que se presenta en los estudios para el mantenimiento, además de las variables que determinan el estado la variable de salud del equipo fue seleccionada por la capacidad que tiene para integrar diferentes variables físicas que también hacen referencia a la degradación. A continuación, se presentan la descripción de las variables seleccionadas:

1. Variables físicas del sistema

Las variables físicas se adquieren directamente del modelo de la máquina y son una representación del comportamiento real del equipo. En el modelo propuesto se consideran lo siguiente:

1.1.Temperatura (T): Esta variable indica las condiciones térmicas de funcionamiento del equipo y su aumento está relacionado con el desgaste o problemas emergentes.

1.2.Vibración (V): Esta variable mide el nivel de vibración mecánica del sistema y se utiliza como un indicador de desalineaciones, desequilibrios o degradación estructural.

2. Variable de salud del equipo (H)

En este caso la salud del equipo funciona como un indicador que muestra el deterioro físico que tenga el equipo. En el modelo la variable de salud del equipo se determina por el análisis conjunto de las variables físicas temperatura-vibración a lo largo del tiempo, para que la simulación refleje la medición de dicho dato a tiempo real. Funciona a medida que los valores de vibración y temperatura aumentan, la salud del equipo disminuye lo que indica el deterioro con el paso del tiempo.

3. Estado del Gemelo Digital (GD)

El estado del Gemelo Digital determina si el módulo de análisis e inteligencia se activa o no. Su implementación se realiza de forma experimental, lo que permite comparar controladamente situaciones con y sin mantenimiento predictivo bajo condiciones operativas idénticas, asegurando la validez de los resultados.

Finalmente, el diseño del modelo se organiza de manera modular, donde las variables físicas se representan a partir del modelo de la máquina, los sensores forman la capa de recolección de datos IoT y el Gemelo Digital actúa como la capa de análisis e inteligencia. Esta división permite entender mejor el comportamiento del sistema, evaluar cómo el mantenimiento predictivo afecta y la posibilidad de replicar el modelo sugerido.

Fase 2 – Modelación Conceptual

Como objeto de estudio tenemos a los tornos que se encuentran entre la maquinaria más relevante de procesos de manufactura metalmecánica (en las industrias automotriz, aeroespacial,

etc) por la capacidad que tiene el equipo de realizar diferentes niveles de precisión y gran parte de los componentes metálicos son claves para los diferentes procesos de producción. Por desgracia, los costos de mantenimiento varían ya que vienen incluidos las pérdidas de los tiempos de inactividad además de las pausas en el proceso productivo y aumentan por los retrasos en la fabricación que afectan la continuidad de la fabricación pues requieren de mantenimientos correctivos.

- La Figura 1. presenta la organización de los elementos clave del modelo creado en el ambiente de simulación AnyLogic. Cada uno de estos agents simboliza una sección esencial del sistema sugerido y desempeña un rol particular dentro del prototipo.



Figura 2. Agents (Autoría Propia - AnyLogic)

- **DigitalTwin:** este agents se refiere al Gemelo Digital que representa el sistema físico. Este módulo funciona como la parte de análisis, monitoreo e inteligencia del modelo.

Las funciones más importantes son: recibir información de SensorIoT, analizar las variables físicas, calcular métricas como la condición del equipo, evaluar el grado de deterioro, definir cuándo es necesario realizar acciones de mantenimiento.

Este agents no tiene control directo sobre la máquina, sino que brinda apoyo para la toma de decisiones.

- **Machine:** este agents simboliza el sistema físico o la maquinaria industrial que se pretende observar. Este módulo representa la forma en que opera el equipo, así como el desarrollo de sus variables internas.

En este componente se pueden integrar: operaciones de funcionamiento del equipo, producción de variables como la temperatura y la vibración, condiciones operativas (normal, degradada, crítica), dinámica de desgaste o deterioro.

En el modelo sugerido, Machine emula el comportamiento auténtico de la máquina, lo que facilita el análisis de cómo sus condiciones afectan el proceso de degradación.

- **SensorIoT:** este agents sirve como la parte encargada de la recolección de datos del sistema, vinculada a los aparatos IoT que miden las variables físicas del equipo. Este módulo tiene las siguientes funciones: registrar datos que provienen de la parte Machine, emular el funcionamiento de sensores reales, enviar datos al Gemelo Digital, reflejar posibles demoras o procesos de comunicación.

Dentro del modelo SmartTwin, SensorIoT actúa como la conexión entre el sistema físico y la capa digital, facilitando la obtención continua de datos para su análisis posterior.

- **Main:** este agents es el principal ya que se refiere al entorno central del modelo en AnyLogic. Este elemento funciona como el espacio general en el que se combinan todos los módulos del sistema y se organizan sus interacciones.

En este nivel se establecen: las condiciones iniciales del sistema, la configuración general de la simulación, la interacción entre los distintos agentes o bloques, la ejecución central del modelo.

En el contexto del prototipo SmartTwin, el agents principal simboliza el entorno total donde se combinan el sistema físico, los sensores y el Gemelo Digital.

Desde una perspectiva estructural, estos agents forman una arquitectura modular organizada en capas:



Figura 4. Arquitectura de Módulo (Autoría Propia)

Donde:

- Machine produce las variables físicas.
- SensorIoT recoge y envía los datos.
- DigitalTwin evalúa la información.
- Main une y organiza todo el sistema.

Fase 3 – Simulación en AnyLogic

A continuación, se presenta el modelo sugerido para unir el Internet de las Cosas (IoT) con los Gemelos Digitales, enfocado en la supervisión del rendimiento operativo.

Estructura del modelo

- La Figura 3 representa el área principal del modelo creado en AnyLogic, que funciona como el módulo central para la integración y visualización del sistema sugerido. En esta área se agrupan los elementos clave del prototipo y se muestran los resultados del desempeño del sistema a lo largo del tiempo.

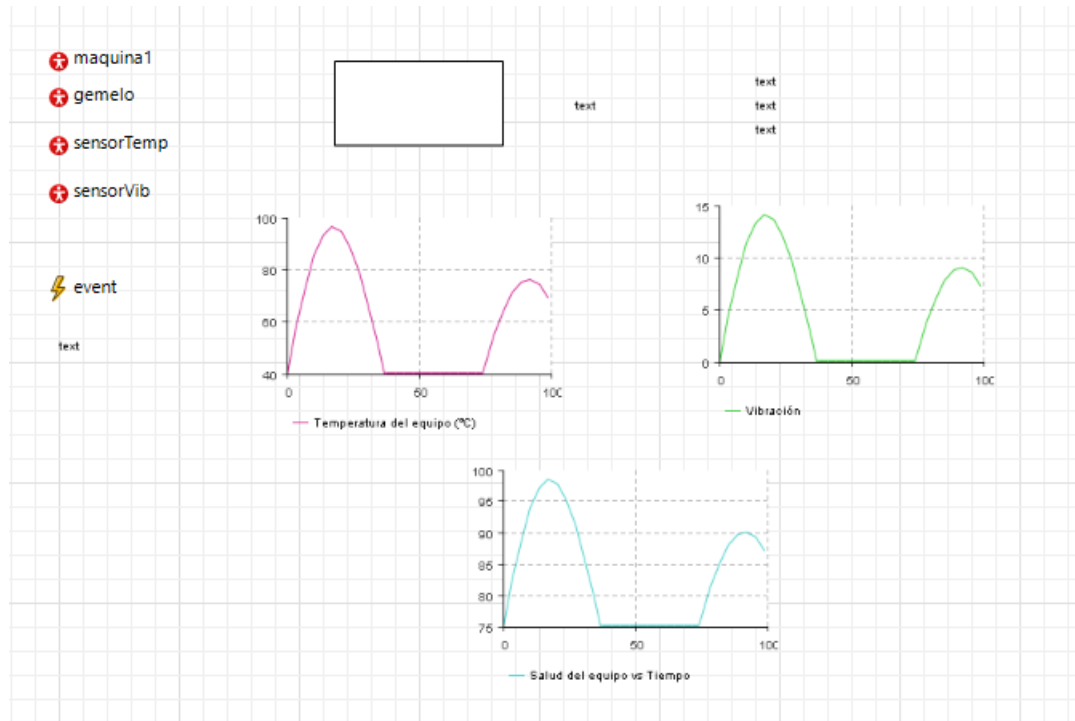


Figura 5. Main (Autoría Propia – AnyLogic)

1. Elementos que conforman Main

A la izquierda se pueden ver los componentes clave del modelo:

- **maquina1:** Este elemento simboliza el sistema físico o activo industrial que se está evaluando. En este componente, se modela el funcionamiento operativo del equipo y se genera información física relacionada a su desempeño.
- **gemelo:** Este corresponde al módulo del Gemelo Digital. Este componente recibe datos de los sensores, los interpreta y analiza el estado del equipo usando indicadores de salud y desgaste.
- **sensorTemp:** Simula el sensor IoT que tiene la tarea de medir la temperatura del equipo. Recoge los datos producidos por maquina1 y los envía al Gemelo Digital.

- **sensorVib:** Representa el sensor IoT que se utiliza para medir la vibración mecánica del sistema. Facilita el monitoreo de condiciones vinculadas al desgaste y al daño estructural.

Estos componentes ilustran la estructura en capas que se propone en la investigación: sistema físico, recolección de datos y análisis inteligente.

2. Elementos de control y eventos

El Main se encuentra en el elemento event, este permite observar los eventos temporales en el desarrollo de la simulación lo que controla y coordina el modelo. El componente programa las acciones que se ejecutan bajo diversas condiciones, estos eventos pueden ser: actualización, sincronización de dispositivos, comprobaciones de estado. Al igual que permite simular los tiempos de supervisión y mantenimiento de la forma mas realista de un equipo en un ambiente industrial.

Esta funcionalidad, esta propuesta integra las dinámicas del sistema, para que el flujo de la información sea coherente y la simulación funcione correctamente.

3. Visualización de variables del sistema

El entorno Main incluye gráficos interactivos que facilitan el estudio de cómo cambian las variables clave del modelo con el tiempo:

- **Gráfico de temperatura del equipo:** este gráfico ilustra cómo varía la temperatura del equipo (°C) a medida que pasa el tiempo. La curva refleja los cambios térmicos que ocurren durante los ciclos operativos, momentos de carga y posibles situaciones de estrés térmico. Al analizarlo, se pueden reconocer etapas de aumento, estabilización y disminución de la temperatura, las cuales están directamente relacionadas con el grado de desgaste del sistema.

- **Gráfico de vibración:** este gráfico muestra el comportamiento de la vibración mecánica a lo largo del tiempo. La vibración es un indicador importante del estado mecánico del equipo, ya que aumentos inusuales pueden estar relacionados con fallas incipientes, desajustes o deterioro de las piezas.
- **Gráfico de salud del equipo:** el gráfico inferior representa la evolución de la salud del equipo a lo largo del tiempo, determinada por el módulo del Gemelo Digital. Esta variable resume el nivel de degradación del sistema basándose en la información recogida por los sensores.

4. Función del entorno Main dentro del modelo

En lo funcional, Main tiene un rol principal dentro del modelo, ya que se encarga de conectar y coordinar los componentes que lo integran. En el Main se unifican los módulos que componen el sistema, como lo son los equipos, sensores y el gemelo digital, para que interactúen de manera coherente. Además, en este espacio define el flujo de la información y como se ejecutan los procesos en la simulación del modelo. Igualmente, el Main proporciona la visualización del funcionamiento de la simulación, lo que facilita la comprensión y comparación del comportamiento del sistema en diferentes escenarios, lo que permite evaluar el desempeño del modelo ante cambios variables en condiciones controladas (no en entorno real).

Por lo tanto, Main funciona como contenedor de los módulos que operan en el modelo, al igual que es importante para la supervisión general de la interfaz para el análisis del prototipo.

- La Figura 4 presenta la composición interna del elemento Machine, que simboliza el sistema industrial físico o activo dentro del modelo SmartTwin. En este apartado se

establecen las variables que caracterizan el desempeño operativo, el grado de desgaste y las circunstancias de operación del equipo.

Desde la perspectiva del modelo sugerido, Machine forma la capa física del sistema, encargándose de producir las variables que luego son recolectadas por los sensores IoT y evaluadas por el Gemelo Digital.

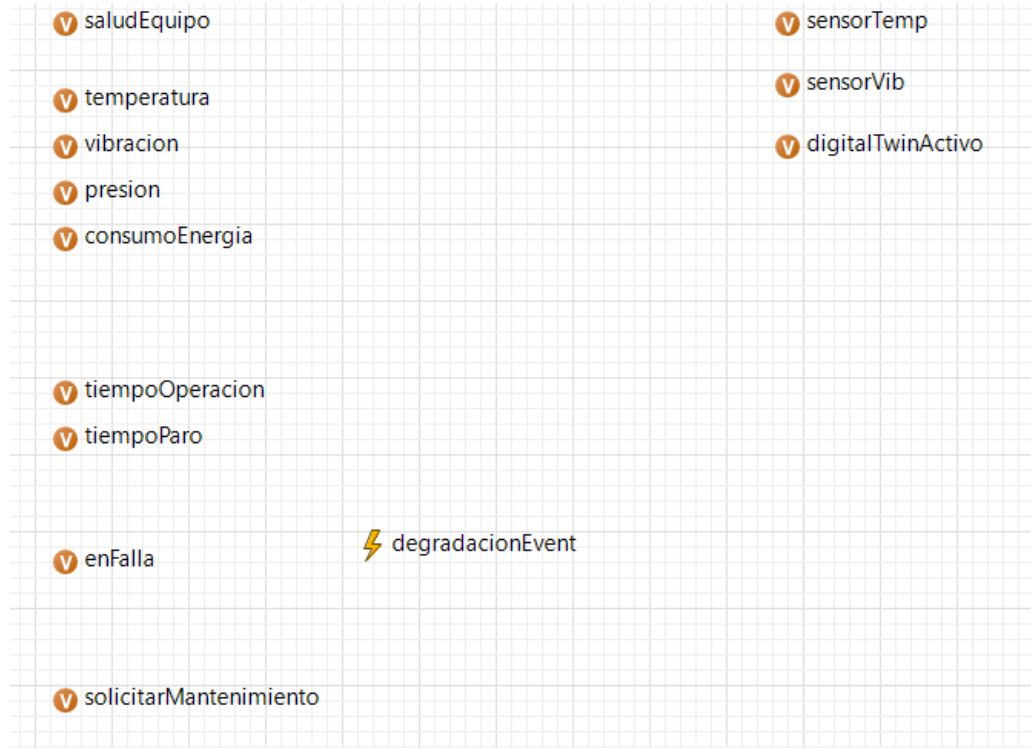


Figura 6. Machine (Autoría Propia – AnyLogic)

1. Variables operativas y físicas: el componente de Machine abarca un conjunto de factores que indican las principales condiciones de funcionamiento del equipo:

1.1. Variables de condición física

- **temperatura:** Se refiere a la temperatura interna del equipo durante su operación. Un aumento constante en esta variable se relaciona con procesos de fricción, sobrecalentamiento y desgaste de las piezas.

- **vibracion:** es el nivel de vibración mecánica del sistema. Esta variable ayuda a detectar desalineaciones, desequilibrios o daños estructurales.
- **presion:** muestra la presión de operación del equipo, que es importante en sistemas hidráulicos, neumáticos o de fluidos.
- **consumoEnergia:** indica el uso de energía del sistema, considerado un indicador indirecto de la eficiencia operativa y una posible degradación.

Estas variables representan el estado físico actual del equipo y son fundamentales para el análisis del proceso de desgaste.

1.2.Variable estado del equipo

- **saludEquipo:** esta variable es una medida que resume el grado de deterioro general del equipo. Se determina en conjunto con las variables físicas temperatura-vibración que reflejan el funcionamiento de la maquina en una escala continua. Esta medida en el modelo posibilita la visual completa del rendimiento y como tal funciona como indicador clave en SmartTwin

1.3.Variables temporales de operación: estas variables representan netamente el tiempo de actividad del equipo:

- **tiempoOperacion:** refleja el tiempo total en que el equipo está en funcionamiento.
- **tiempoParo:** señala el tiempo total en el que se encuentra detenido o sin actividad.

Estas variables facilitan el estudio de la conexión entre uso, desgaste y deterioro del sistema.

1.4.Variables de estado y fallas: en el elemento Machine se encuentran las variables lógicas que reflejan el estado de operación de la maquinaria, este tipo de variables

en el modelo representan el comportamiento del sistema y sus alertas ante posibles fallas de operacion

- **enFalla:** variable booleana que señala si el sistema está en un estado de falla.
- **solicitarMantenimiento:** esta alerta indica la solicitud de mantenimiento cuando se llega a condiciones críticas.

1.5.Variables vinculadas a sensores y Gemelo Digital: en el apartado de Machine también se encuentran las variables que funcionan como conectores, estas variables son las que producen la interacción entre el gemelo digital e IoT

- **sensorTemp:** muestra el estado o la medición del sensor de temperatura.
- **sensorVib:** refleja el estado o la medición del sensor de vibración.
- **digitalTwinActivo:** variable booleana que señala si el módulo del Gemelo Digital está en funcionamiento dentro del sistema.

Estas variables facilitan la simulación de la conexión entre la parte física, la recolección de datos y el nivel de análisis.

1.6.Evento de degradación

- **degradacionEvent:** se refiere a un suceso interno que gestiona el desarrollo del proceso de desgaste del equipo. Este suceso posibilita la actualización constante de las variables físicas y el estado del equipo, replicando la influencia acumulativa del desgaste con el paso del tiempo.

A través de este se representa el avance del deterioro y su efecto en el rendimiento del sistema.

1.7.Función del elemento Machine en el modelo: desde un enfoque funcional, el elemento Máquina realiza las siguientes tareas fundamentales:

- Recrear el funcionamiento del equipo.
 - Crear las variables físicas del sistema.
 - Mostrar el proceso de deterioro.
 - Administrar las condiciones de fallos y mantenimiento.
 - Suministrar datos a los sensores IoT.
- La Figura 5 presenta un diagrama de estados que representa el comportamiento dinámico del dispositivo a través de su ciclo de funcionamiento. Este diagrama ofrece una representación formal de los diversos estados operativos del sistema y las transiciones que ocurren entre ellos, basándose en el grado de desgaste, las circunstancias de operación y las actividades de mantenimiento. La utilización de un diagrama de estados simplifica la exposición organizada del desarrollo del equipo, permitiendo combinar variables físicas, eventos y decisiones en un único marco coherente.

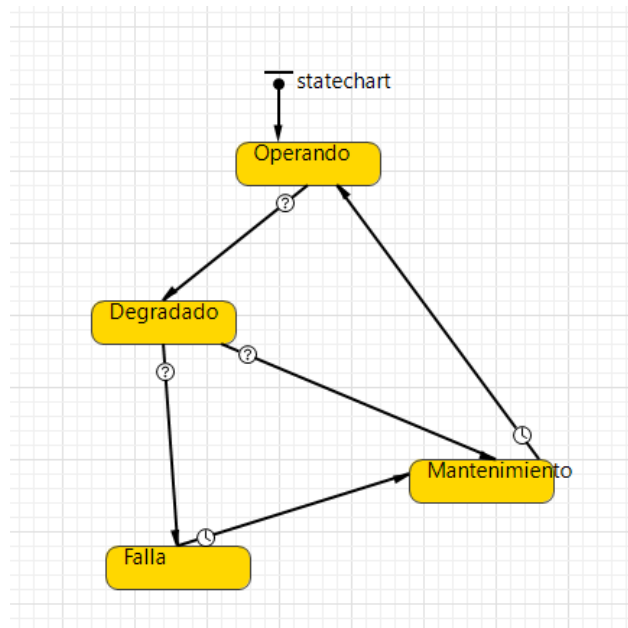


Figura 7. Statechart (Autoría Propia – AnyLogic)

1. Estados del sistema: el modelo incluye cuatro estados fundamentales:

1.1.Estado de Funcionamiento: este estado representa el comportamiento habitual del equipo en condiciones normales. En este estado el equipo funciona en los estándares establecidos por la empresa o fabricante de la temperatura, vibración y rendimiento general del sistema.

En este estado la maquina funciona correctamente, en esta las variables físicas son monitoreadas y el deterioro avanza gradualmente, pero de manera controlada, este es el punto de partida del modelo y refleja el estado ideal de la producción.

1.2. **Estado Degradado:** este estado representa una fase intermedia en la que la maquinaria muestra signos de desgaste inicial, sin embargo, no llega a un estado crítico para la operación. En el estado de Degradado se aumentan los niveles de temperatura y vibración, por lo tanto, el deterioro aumenta, lo que posibilita el que ocurran fallas. Este estado funciona como una alerta, ya que permite intervenir de manera temprana al equipo.

1.3. Estado Falla: en este estado la condición del equipo es crítica o de paro total, está la maquinaria pierde la capacidad de funcionar y no puede seguir en producción. Este estado es la consecuencia de la degradación que no fue tratada anteriormente cuando se podía realizar un mantenimiento y no algo correctivo. En este estado: la variable *enFalla* se activa, la producción se detiene, se incrementa el tiempo de paro, se requiere una intervención correctiva.

1.4.Estado de Mantenimiento: este estado consiste en el tiempo que tarda en realizar el mantenimiento del equipo o en realizar las correcciones necesarias para restaurar la capacidad de funcionamiento de la maquinaria. Se lleva a cabo medidas preventivas o correctivas dependiendo el momento de la intervención al equipo,

donde se restauran en parte o en su totalidad las características físicas, se intenta devolver la funcionalidad al equipo.

Este estado representa el proceso de restauración del sistema dentro del modelo.

2. **Transiciones entre estados:** el esquema presenta transiciones orientadas que ilustran las modificaciones en la condición del equipo:

- 2.1.Transición de Operando a Degradado:** esta modificación se produce cuando los parámetros físicos exceden ciertos límites o cuando la variable de salud cae por debajo de un nivel establecido, señalando el comienzo del proceso de deterioro.

- 2.2.Transición Degradado → Falla:** se produce cuando la degradación sigue su curso sin que haya una acción correctiva, llevando al sistema a un estado crítico.

- 2.3.Transición Degradado → Mantenimiento:** indica el inicio del mantenimiento predictivo, a menudo provocado por el Gemelo Digital al identificar situaciones inusuales.

- 2.4.Transición Falla → Mantenimiento:** se refiere a la realización de mantenimiento correctivo después de que se ha presentado una falla.

- 2.5.Transición Mantenimiento → Operando:** esta transición muestra que el equipo regresa a sus condiciones normales de funcionamiento tras la intervención realizada.

- 2.6.Transición Operando → Mantenimiento:** diseña la implementación del mantenimiento preventivo planificado, sin que el equipo deba haber llegado a un estado de deterioro.

3. **Función del statechart en el modelo:** el diagrama de estados desempeña los siguientes roles en el modelo SmartTwin:

- Formalizar el ciclo vital del equipo.
- Unir el proceso de deterioro con las decisiones de mantenimiento.
- Gestionar las transiciones de estado según eventos y variables.
- Ayudar en el estudio del efecto del Gemelo Digital.
- Habilitar la simulación teórica de situaciones con y sin mantenimiento predictivo.

De este modo, el statechart se convierte en el centro lógico del comportamiento dinámico del sistema.

- La Figura 6 presenta la composición interna del elemento DigitalTwin, que simboliza el Gemelo Digital del sistema real en el modelo sugerido. Este módulo tiene la tarea de examinar la información que procede del sistema físico y de los sensores IoT, con el objetivo de determinar el estado de funcionamiento del equipo y facilitar la toma de decisiones en el mantenimiento predictivo.

En términos de la arquitectura general, el elemento DigitalTwin forma la capa inteligente del sistema, dedicada a convertir los datos en información valiosa para la gestión del mantenimiento.



Figura 8. DigitalTwin (Autoría Propia – AnyLogic)

1. **Variables del elemento DigitalTwin:** el módulo DigitalTwin consiste en un conjunto de variables que facilitan el análisis y la supervisión del proceso:

1.1.Variable de alerta

- **alertaFalla:** esta variable indica con un valor lógico la identificación de situaciones anormales o críticas dentro del sistema. Su objetivo principal es lanzar una alerta para la necesidad de empezar con el mantenimiento o las medidas antes que el equipo llegue a un estado crítico correctivo.

1.2.Referencia al sistema físico

- **maquina:** se refiere al componente Machine, este componente permite que el gemelo digital acceda a las variables físicas de la maquinaria, como la temperatura, salud del equipo, y vibración. Esta vinculación asegura que exista una consonancia entre el comportamiento real del equipo y su representación digital.

1.3.Variables relacionadas con sensores

- **sensorTemp:** indica la información que llega del sensor de temperatura.
- **sensorVib:** refleja los datos recogidos por el sensor de vibración.

Estas variables son la entrada fundamental para el análisis en el Gemelo Digital.

2. Evento de revisión de estado

- **evaluarCondicion:** se trata de un evento interno que se ocupa de realizar el proceso de revisión del estado del sistema de manera regular.

A través de este evento, el Gemelo Digital: estudia las variables físicas, evalúa indicadores de declive, contrasta los valores con límites establecidos, establece el grado de riesgo, renueva la variable alertaFalla.

Este evento es el elemento central del módulo de inteligencia.

- ## 3. Función del componente DigitalTwin en el modelo:
- desde una perspectiva funcional, el componente DigitalTwin realiza las siguientes tareas principales:

- Obtiene información del sistema físico mediante sensores.
- Analiza los datos de manera casi instantánea.
- Valora el grado de deterioro del equipo.
- Identifica situaciones anormales.
- Crea alertas preventivas.
- Facilita la toma de decisiones en mantenimiento.

Por lo tanto, el Gemelo Digital opera como un sistema de monitoreo inteligente dentro del modelo.

- El elemento SensorIoT se encarga de la recolección de datos dentro del modelo SmartTwin. Este módulo emula el funcionamiento de los aparatos IoT que tienen la tarea de recoger las variables físicas del sistema y enviarlas al Gemelo Digital para su análisis posterior.

Desde la perspectiva de la estructura general, el componente SensorIoT es el enlace entre el sistema físico (Máquina) y la capa de inteligencia (DigitalTwin), posibilitando la recopilación continua de información esencial para el mantenimiento predictivo.



Figura 9. SensorIoT (Autoría Propia – AnyLogic)

1. **Variables del componente SensorIoT:** el módulo SensorIoT abarca un conjunto de variables que permiten representar el desempeño de los sensores:

1.1.Variable de medición:

- **valor:** denota el número captado por el sensor en un momento específico. Esta variable guarda la medición concerniente a la variable física controlada, como la temperatura o la vibración. Su objetivo principal es mostrar el estado del sistema físico directamente desde el sensor.

1.2.Tipo de sensor

- **tipoSensor:** este apartado designa la variable física que el sensor va a medir en el dispositivo. Facilita la diferenciación de los sensores en el modelo y la integración de estos en el sistema. En esta variable un solo módulo SensorIoT simboliza diferentes tipos de dispositivos.

1.3.Referencia al sistema físico:

- **maquina:** es la conexión con el componente Machine, lo que permite a los sensores interactuar con las variables físicas de la maquinaria con el fin que los sensores obtengan datos apropiados. Esta conexión permite que los datos obtenidos sean precisos y acordes con el funcionamiento del equipo.

2. Evento de adquisición de datos

- **event:** este apartado representa una situación diseñada para ser ejecutada a medida que pasa cierto tiempo en el funcionamiento del equipo para la recolección de la información. Por medio de este evento, los sensores obtienen datos de las variables físicas desde el componente general Machine, que actualiza a su vez la variable valor, por lo que el modelo simula los datos de forma periódica, representa el comportamiento temporal del dispositivo IoT, este evento es el núcleo operativo del módulo SensorIoT.

3. Función del componente SensorIoT en el modelo: este componente desempeña diferentes tareas relacionadas con el sistema físico al igual que funciona como puente con lo digital.

- Recoger datos del sistema físico.
- Simular dispositivos IoT reales.
- Enviar información al Gemelo Digital.
- Representar procesos de muestreo.
- Asegurar la sincronización del sistema.

4. Configuración sistema SmartTwin

4.1. Factores que intervienen en procesos de manufactura

En sistemas productivos de manufactura, la confiabilidad de la maquinaria y su desempeño son dependientes de diferentes factores que intervienen directamente en la calidad del producto procesado. Por lo tanto, el realizar un seguimiento a variables críticas en la operación garantiza la fluidez en la producción provocando una reducción en las fallas. Entre los factores físicos mencionados anteriormente (consumo energético, vibración, presión y temperatura) permiten observar las condiciones de los equipos. Las variables físicas evidencian el comportamiento del sistema que han sido utilizadas en diferentes estudios para la implementación de un mantenimiento predictivo por la facilidad de exponer el desgaste, operación inadecuada del equipo o mala programación.

Además de las variables físicas en el modelo se encuentran variables de estado (tasa de degradación y salud del equipo) estas variables no se miden directamente del equipo, sin embargo, se derivan de las obtenidas de los sensores para las variables físicas. Estas permiten visualizar la

salud del equipo para predecir el comportamiento de los equipos y la anticipación a posibles fallas que ocurran en la producción.

Se propone un sistema que organiza los factores para que el dividirlo en diferentes fases facilite la implementación de herramientas de mejora continua en el proceso de manufactura.

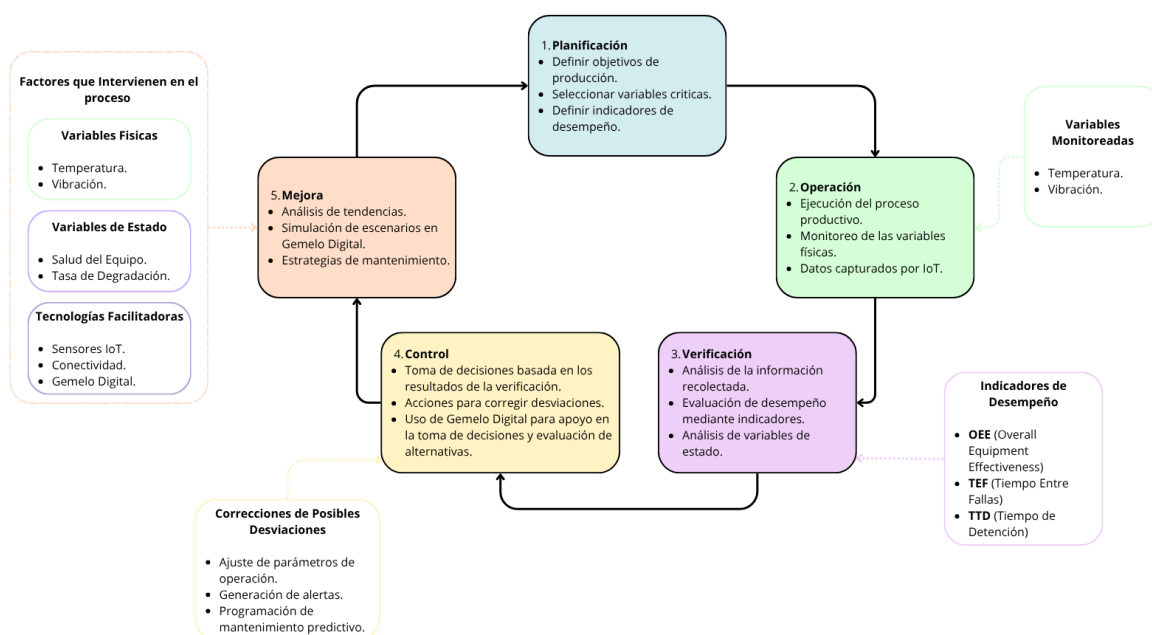


Figura 10. Flujo de operación modelo (Autoría Propia)

En la planificación se definen las variables críticas de la operación para realizar seguimiento con el fin de evaluar el comportamiento del sistema, utilizando indicadores como OEE, tiempo entre fallas y TTD. Además, la fase de planificación establece como tal la estructura que va a llevar la integración de Gemelo Digital-IoT, la captura de datos de la maquinaria, procesamiento de datos y la finalidad del estudio del modelo.

Después se encuentra la operación, en la fase se ejecuta la producción en la simulación en esta se modela la máquina, su comportamiento y los parámetros relacionados con variables físicas (vibración y temperatura). Estas variables dan una visual del estado de la maquina mostrando las condiciones del funcionamiento del equipo en un ambiente simulado que funcionan

como apoyo para el análisis del sistema. Es importante recordar que estos datos no provienen de sensores reales en operación, sino que son generados a partir de parámetros por simulación controlada.

En la verificación se analizan los datos generados en la operación de la simulación apoyándose en los indicadores establecidos anteriormente (OEE, TEF y TTD) con el fin de evaluar la capacidad de respuesta del sistema. Asimismo, se tienen en cuenta las variables de estado que facilita la interpretación del sistema en el ambiente simulado. Llegados a esta fase, el Gemelo Digital representa de forma conceptual el comportamiento del sistema para su evaluación sin intervenir en un entorno físico. Teniendo en cuenta los resultados obtenidos en la verificación, se inicia con la fase de control, esta está orientada a mejorar el desempeño de la maquinaria en el modelo. Las acciones correctivas varían dependiendo de los resultados de la fase anterior, pueden ser desde producción de escenarios de respuesta ante fallas y mejoras en las estrategias de mantenimiento.

Por último, se encuentra la mejora, en esta fase con el apoyo de los resultados obtenidos anteriormente y su análisis en la simulación de diferentes escenarios. Además, se evalúan los ajustes presentados en la fase de control para mejorar el comportamiento de la simulación y reforzar la representación del sistema. De este modo, este modelo funciona como una alternativa para la mejora en entornos controlados para el diseño de estrategias y su análisis en procesos de manufactura.

4.2. Análisis variables del sistema

El modelo permite observar variables que muestran el comportamiento de la maquina en el proceso. Las variables del modelo se agrupan en variables físicas y de estado estas forman la

base de la simulación ya que permite representar la operación de la maquinaria y los escenarios que se pueden presentar en el funcionamiento

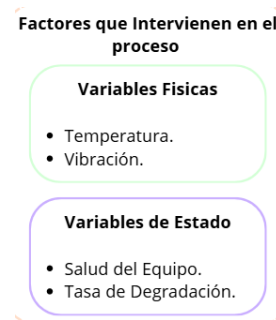


Figura 11. Variables del modelo (Autoría Propia)

Teniendo en cuenta que SmartTwin esta planteado como un modelo que supervisa la operación de maquinaria y que a su vez las variables no son del todo independientes, sino que al igual que el principio del modelo se tienen en cuenta la integración de las variables de la operación para obtener las variables de estado y obtener los indicadores de desempeño. Teniendo en cuenta lo anterior, estas variables permiten observar el comportamiento de la producción, que facilita la toma de decisiones respecto al mantenimiento que se debe manejar dependiendo de la empresa en la que esta se aplique.

Lo crucial en este punto del modelo es lograr la configuración y relación de las variables, de esto depende la coherencia de la simulación. La relación adecuada de estas variables permite que se mantenga la lógica entre si y que el sistema sea consistente en las condiciones en las que se programe.

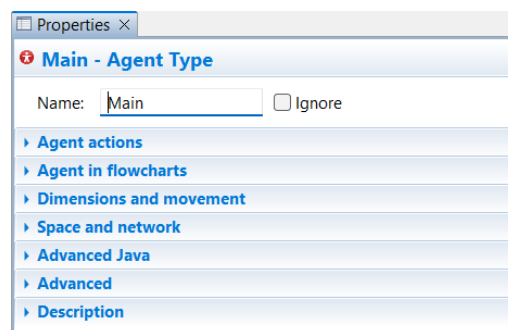
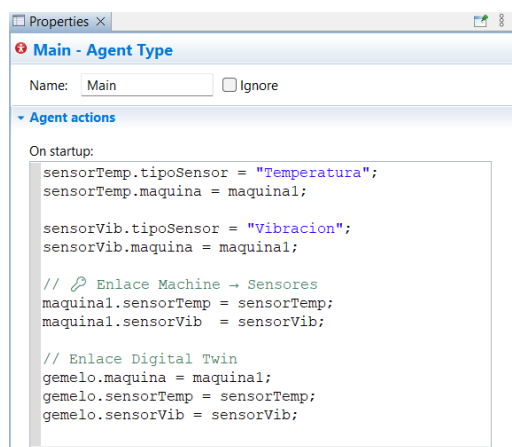


Figura 12. Ventana de configuración de gráficos (Autoría Propia - Anylogic)

En la figura 12 se muestra el panel de configuración central de configuración de los gráficos del modelo en esta encontramos diferentes secciones para configuración que permiten definir el comportamiento y lógica que seguirá esta variable. Esta programación convierte a este apartado en la combinación de componentes y su coordinación para el funcionamiento del modelo. En este caso, donde se encuentra la mayoría de su programación del funcionamiento es en el apartado Agents actions, en la siguiente figura se muestra el parte del código utilizado, donde se le dan atributos a sensores como el tipo del sensor ya sea de temperatura y vibración, además de la vinculación de las variables con la maquinaria. En este sentido se produce la relación de los sensores, el sistema de la maquinaria física y la conexión de estos da paso a un gemelo digital ya que captura los datos y los representa en el modelo, se muestra la estructura de las interacciones entre los componentes desde el inicio de la simulación.

**Figura 13. Código Agent actions (Autoría Propia - Anylogic)**

Adicionalmente se presentan 3 posibles escenarios para el modelo, estos son: manual, semiautomatizada y por último automatizada, estos son niveles de desarrollo que se presentan tanto de tecnología como la capacidad de producción y su monitoreo. Gracias a estos escenarios da apertura al análisis de las variables mencionadas anteriormente dependiendo del control del sistema y la accesibilidad de la información.

En el modelo se establece la relevancia de las variables utilizadas para el análisis de la operación. En este caso, se hizo uso de la metodología AHP también conocida como Saaty, ATP funciona por medio del establecimiento de una estructura de jerarquías, que se decide por medio de criterios y alternativas que se presenten en cada ítem, después se realiza la comparación de las variables puntuándolas entre 1-9 dependiendo de la importancia según los criterios establecidos anteriormente.

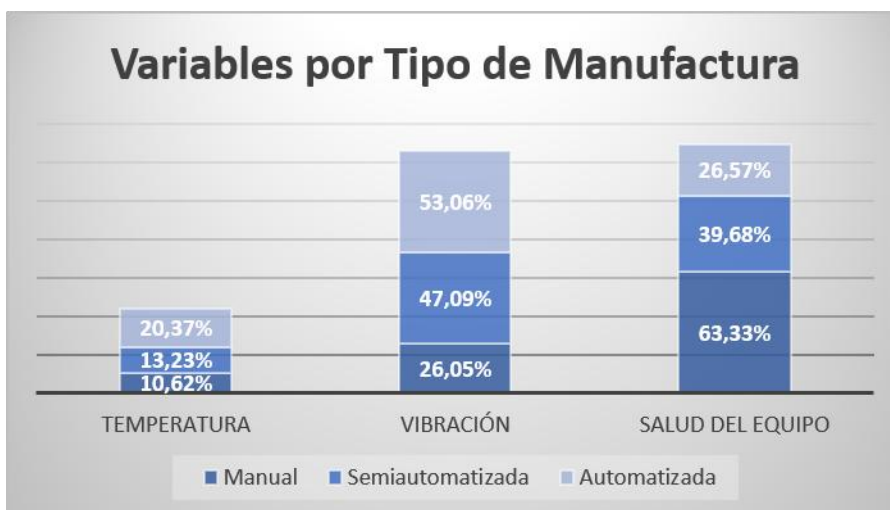


Grafico 1. Valoración de variables por tipo de manufactura (Autoría Propia)

En el grafico 1 se observan los resultados del método AHP para las variables físicas y de estado, separados por los distintos niveles de automatización dependiendo del sistema manejado en la empresa. En primera medida se tiene la variable de la temperatura, esta variable tiene los valores mas bajos considerando los 3 niveles de automatización. El comportamiento de la variable se refiere a que, aunque esta es importante para analizar el comportamiento de la máquina, esta variable llega a ser complementaria para tener la visual general del sistema.

Además, se tienen las variables de vibración y salud del equipo, estas variables concentran gran importancia dentro del modelo. Los valores de la vibración son directamente proporcionales al incremento de la tecnología que esta implementada en la empresa, lo que indica que los procesos

con mayores avances tecnológicos están ligados a las variables que alerten de averías mecánicas. Sin embargo, el comportamiento de la salud del equipo es lo opuesto a la variable anterior, esto representa que en las empresas manuales se evidencia que el análisis general del equipo tiene mayor importancia por los obstáculos para obtener información de los equipos de forma directa. Estos resultados muestran como cambian las estrategias de mantenimiento apoyados en los indicadores que conforman estas variables, para que los modelos que se desarrollen cuenten con variables específicas.

4.3. Construcción del modelo

La Figura 14 muestra la interfaz diseñada como una vista centrada un posible cliente del modelo SmartTwin, la función de esta visual es facilitar el análisis de la operación del equipo con el fin de que la información sea organizada y clara. La interfaz al ser la vista principal del modelo es la vía principal para que el usuario final del modelo realice el seguimiento en tiempo real del equipo y su actividad.

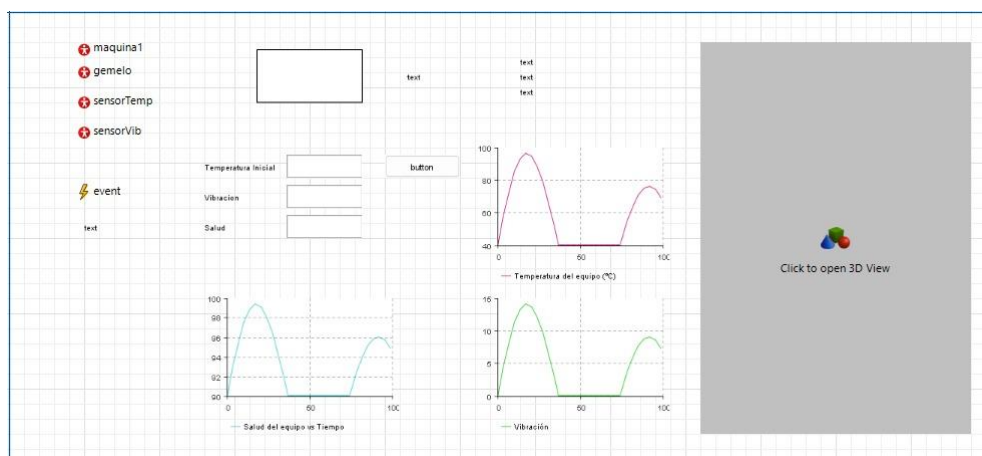


Figura 14. Modelo SmartTwin (Autoría Propia – AnyLogic)

La interfaz esta organizada en diversas secciones para que los componentes que son vitales para el modelo. En la parte izquierda se encuentran los módulos de las variables como lo son la maquina, gemelo digital y los sensores, esto facilita la identificación de los elementos que están

en funcionamiento en el modelo y la relación que estos tienen, la conexión de estos módulos representa el flujo de la información en la simulación. Esta estructura ayuda al cliente a tener la visión completa del modelo. En la parte central izquierda, se encuentra el panel de configuración que permite establecer parámetros para iniciar la simulación. Este panel facilita la evaluación de diferentes escenarios para analizar el modelo bajo diversas condiciones iniciales, lo que permite la variar en los parámetros para la configuración del comportamiento del equipo al igual que el funcionamiento de la simulación.

En la parte central inferior se encuentra la representación en gráficos de las variables principales del sistema. En este espacio se encuentran los gráficos interactivos en los que se puede observar la evolución del equipo en las variables en función del tiempo. Estas representaciones permiten detectar tendencias, cambios y patrones vinculados al proceso de degradación, facilitando la comprensión de la información y el seguimiento del rendimiento del activo. Así mismo, los gráficos que se encuentran que la visual general, representan las variables físicas y de estado que facilita el análisis del torno en la simulación dentro de SmartTwin.



Figura 15. Equipo 3D (Autoría Propia – AnyLogic)

Asimismo, en el lado derecho de la interfaz hay un módulo para la visualización en 3D del equipo, que se puede acceder a través de la opción “Click to open 3D View”. Esta función permite representar el activo de forma espacial, mejorando la comprensión del sistema y enriqueciendo la experiencia de interacción del usuario. La inclusión de esta vista refuerza el concepto de Gemelo

Digital al combinar información analítica con representación visual. La Figura 15 funciona como un complemento para el análisis del sistema, este espacio facilita relacionar los datos de la operación que aparecen en las gráficas con el comportamiento visual del equipo en la producción.

En el siguiente esquema se resume la modelación del sistema.

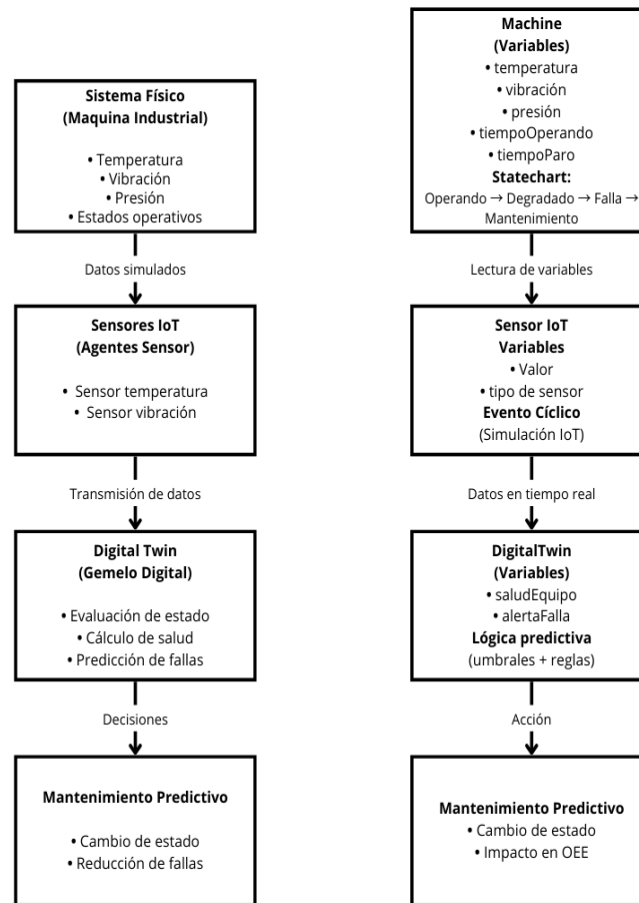


Figura 16. Arquitectura del modelo de simulación IoT-Gemelo Digital (Autoría Propia – AnyLogic)

El modelo como se menciona anteriormente parte de un enfoque conceptual con el fin de observar y monitorear el sistema operativo de un equipo en un ambiente simulado. En este apartado se muestra como se integran las variables conceptualmente para representar el sistema de forma coherente. Por lo tanto, la simulación se configura a partir de la interacción de componentes, configurando las reglas, relaciones y mecanismos del sistema para su funcionamiento. En la

arquitectura del modelo, los módulos están configurados de forma específica, sin embargo, el funcionamiento de los módulos depende de la conexión de los sensores con el componente físico (variables de simulación) y el gemelo digital. El modelo tiene un enfoque determinista, ya que, se definen las relaciones y operaciones de los componentes mencionados anteriormente, lo que permite el control e interpretación de la simulación cuando se ejecuta además del análisis de la información y la actualización del sistema.

Sin embargo, los componentes del modelo permiten la integración de elementos de comportamiento probabilístico que no afecta a la estructura del modelo. La dualidad que se presenta en el modelo se representa en la siguiente tabla, ya que dependiendo del componente puede tener un enfoque predominante.

Componente	Probabilístico	Determinístico
Variables (físicas, estado)	X	
Locaciones (entorno del modelo)		X
Parámetros		X
Indicadores	X	
Informes	X	

Tabla 3. Clasificación de Componentes

Teniendo en cuenta la tabla se observa que el modelo tiene bases determinísticas en su estructura, parámetros y localización, estos elementos organizan el sistema y garantizan su coherencia en el funcionamiento de la simulación. Los elementos determinísticos como tal

establecen el funcionamiento del sistema para que la ejecución sea controlada, esto asegura que la integración de los elementos perdure durante la ejecución del modelo.

También se encuentran los elementos asociados al comportamiento del sistema, como las variables tanto de estado como físicas, los indicadores e informes, se abordan desde lo probabilístico, ya que permite representar la variabilidad en diferentes situaciones del sistema. La combinación de estas estructuras proporciona facilidad para poder adaptarse a diferentes tipos de maquinaria con niveles de complejidad diferentes, lo que demuestra el enfoque avanzado de simulación.

5. Resultados

Para la creación del modelo SmartTwin se realizó la estructura de una simulación que se enfoca al análisis de procesos de producción en manufactura para la aplicación de mantenimiento predictivo desde una perspectiva conceptual por medio de la integración de las tecnologías gemelo digital e IoT. Esta integración se modela por medio del aplicativo AnyLogic ya que posibilita la representación de la integración de lo físico y su lado digital, en el modelo se integran el sistema físico de la máquina, la simulación de los sensores, visual del equipo en digital y variables en una arquitectura en conjunto. Empezando con la búsqueda de investigaciones relacionadas con sistemas para la aplicación del gemelo digital que se aplican a la Industria 4.0 que integra la supervisión y análisis de los datos para que se logre optimizar procesos de mantenimiento (Lee et al., 2015; Tao et al., 2019).

Según la revisión bibliográfica, se identificó que las investigaciones de mantenimiento predictivo tienen una tendencia a la aplicación de tecnologías como las simulaciones, sensores y plataformas de monitoreo. Varios estudios muestran que estas tecnologías facilitan los procesos de seguimiento, optimización de procesos y la detección de fallas por un análisis de datos de la

operación para una intervención oportuna (Carvalho et al., 2019). Además, se observó que los modelos desarrollados en estos estudios utilizan diversas variables físicas que representan el comportamiento de la maquinaria en la operación. Esta revisión bibliográfica, favoreció a la identificación de las variables de estado para el modelo, estas son mayormente utilizadas por la facilidad de monitoreo de la producción y por lo tanto funciona como indicador para implementar estrategias de mantenimiento predictivo (Negri et al., 2017). Así mismo, estas investigaciones relatan la importancia de los indicadores de desempeño, para evaluar el comportamiento general del equipo en la operación y soporte en la toma de decisiones en el proceso productivo (Kamble et al., 2018). Estas investigaciones fueron base para la seleccionar los indicadores y variables de SmartTwin.

En cuanto a la visual y funcionamiento del modelo SmartTwin, las Figuras 17, 18, 19 y 20 representan los cambios de estado de la maquinaria en la operación. Estos escenarios permiten la evaluación del comportamiento de las variables tanto físicas como de estado para la administración del mantenimiento en la producción. En los ejemplos que se presentan a continuación se muestra la simulación de datos predeterminados que indican el comportamiento del modelo en diferentes escenarios de la producción.

El primer estado del modelo es el Operando, en este estado las variables físicas tienen niveles moderados, por lo tanto, la salud del equipo en este estado se encuentra cercana a un nivel del 100%. En el estado Operando la maquinaria funciona en el rango aceptable por el fabricante o la empresa y como tal no presenta signos de desgaste o daño en la operación. En el panel derecho se encuentra la visual de la maquina junto con un botón verde que indica el buen funcionamiento de la maquinaria, sin riesgo de falla inmediata.

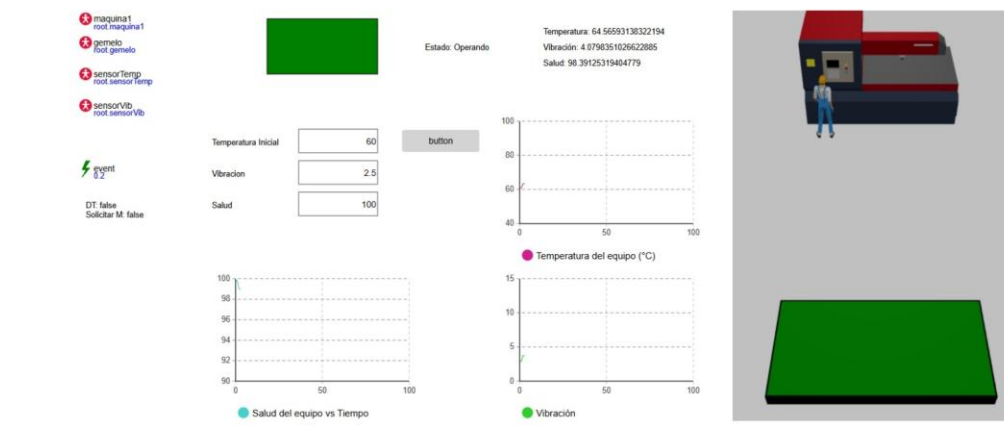


Figura 17. Modelo SmartTwin – Estado Operativo (Autoría Propia – AnyLogic)

El siguiente estado corresponde a Degradado, en este estado se observa el aumento de las variables físicas llegando a cifras de 71.26° en temperatura y de 6.26° de vibración lo que provoca una disminución del 91.5% de la salud del equipo, este cambio en los datos señala el inicio del desgaste en el equipo. Este escenario es una etapa intermedia entre la operatividad en niveles normales y la falla del equipo. El botón naranja que se encuentra en la parte inferior del equipo, funciona como una advertencia para alertar al usuario de la necesidad de mantenimiento en un momento adecuado.

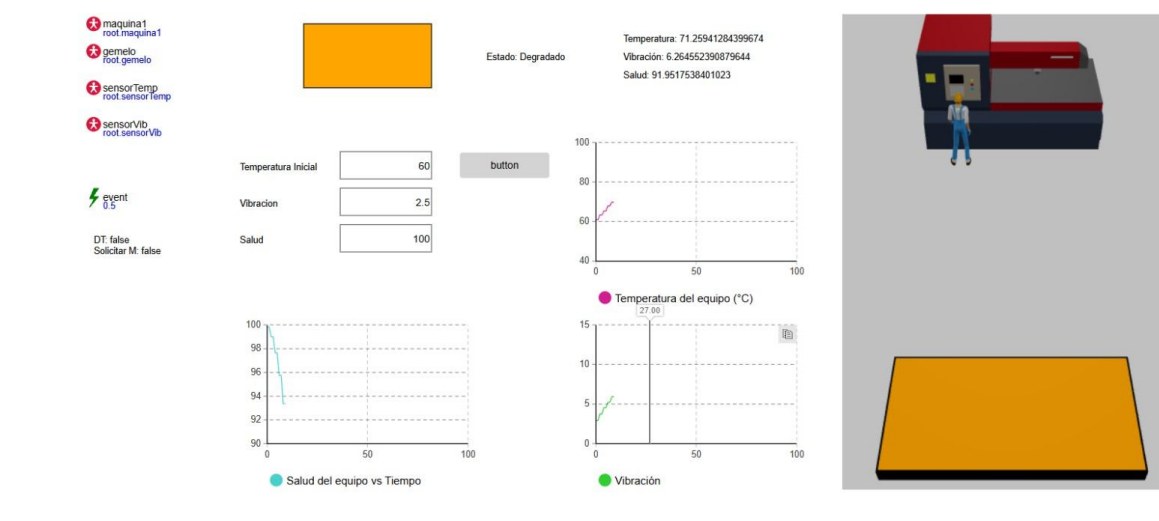


Figura 18. Modelo SmartTwin – Estado Degradado (Autoría Propia – AnyLogic)

Si el mantenimiento no se realizó en el estado anterior, pasa al estado de Falla, en este estado los valores de las variables han aumentado significativamente, lo que significa que la salud del equipo presenta una caída notable de un 84.76% esto representa una degradación crítica del equipo. En la Falla, el equipo pierde en su totalidad la capacidad de seguir con la producción y necesita un mantenimiento correctivo. En este caso la Falla se simboliza por el botón rojo ya que resalta la gravedad del escenario, por su alto riesgo en la continuidad de la producción.

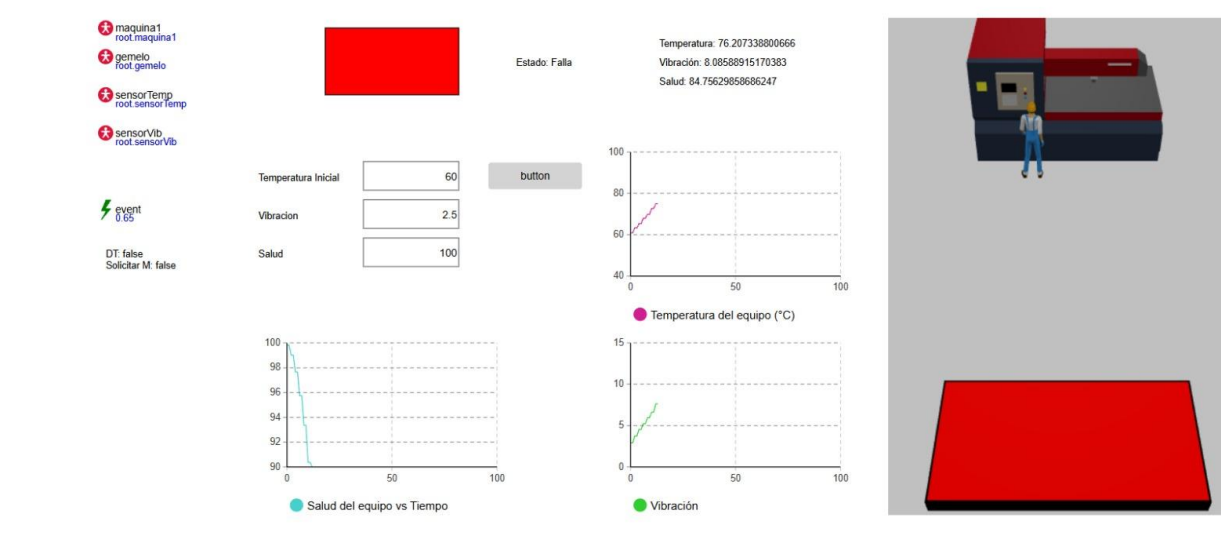


Figura 19. Modelo SmartTwin – Estado Falla (Autoría Propia – AnyLogic)

Por ultimo tenemos el estado de Mantenimiento, esta visual indica que al equipo se le están realizando acciones de mantenimiento ya sean correctivas o preventivas dependiendo del momento de la intervención para el mantenimiento. La finalidad del estado es que se llegue a la recuperación de un 100% la salud del equipo, para que el equipo funcione en buenas condiciones. Sin embargo, si se llega a un mantenimiento correctivo cuando se llega a un nivel elevado en las variables físicas, el mantenimiento ayuda a la reducción del desgaste que estos producen en el equipo. Este estado se representa por el botón azul, por las actividades de estabilización del sistema para la preparación de su operación en normalidad. En este caso para el modelo SmartTwin, en la simulación el modelo

en un estado ideal, evita llegar al estado de Falla con el supuesto que los operadores realicen el mantenimiento de forma anticipada y mantiene al equipo estable para la continuidad de la producción.

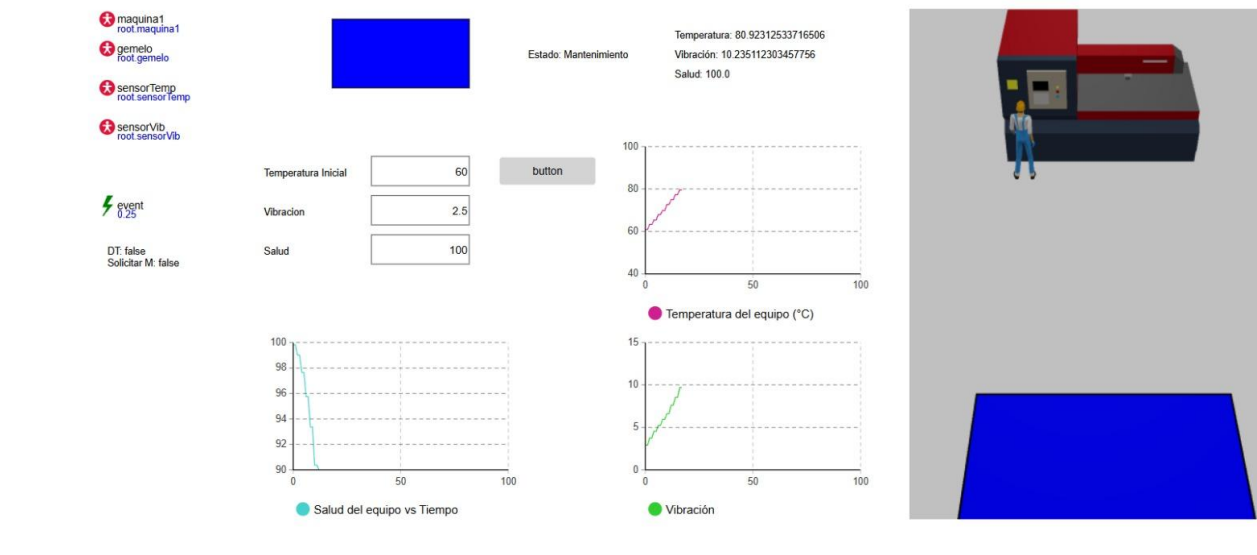


Figura 20. Modelo SmartTwin – Estado Mantenimiento (Autoría Propia – AnyLogic)

En este estado el papel del Gemelo Digital toma gran importancia al momento de procesar los datos que vienen de los sensores al igual que el funcionamiento del equipo. Por este tipo de procesamiento se logran identificar las discrepancias en las fases tempranas de la operación al igual que la aplicación del mantenimiento sin que el equipo llegue al estado de Falla. Por lo tanto SmartTwin funciona como un puente entre la transformación del mantenimiento tradicional que suele ser mas reactivo, a ser predictivo que se enfoca en las mejoras estratégicas para evitar los paros en el sistema.

Alcances y Limitaciones del Método

Alcances

El análisis permite estimar la viabilidad del modelo SmartTwin en un ambiente simulado, que facilita el análisis del desempeño del modelo sin intervenir con equipos físicos. Con el modelo

es factible representar y estudiar el comportamiento de un equipo o procesos, además permite visualizar la degradación del equipo, aparición de las fallas y bajo ambientes controlados realizar mantenimientos predictivos. Proporciona una estructura clara que funciona como base para la mejora del modelo, para que pueda ser adaptado y aplicado posteriormente en ambientes industriales reales.

Limitaciones

Los resultados obtenidos se basan en condiciones netamente teóricas en ambientes controlados, por lo tanto, no representa el monitoreo a tiempo real de los equipos en un ambiente industrial. Así que, no se incorporan sensores IoT físicos al igual que aplicativos de comunicación, esto limita la validación práctica del modelo. De igual manera, como se mencionó con anterioridad al no ser implementado en un equipo físico no es posible comprobar el desempeño del modelo, por lo que los resultados que se obtienen se consideran como tal como un acercamiento conceptual para realizar modificaciones y futuras aplicaciones en ambientes industriales reales.

6. Discusión

La investigación, se desarrollo en un enfoque teórico centrado en la simulación, por lo tanto este modelo no genera resultados probados en equipos reales, así que, se orienta en valorar el modelo propuesto desde lo conceptual y las repercusiones que podría tener e el mantenimiento predictivo. En este contexto, SmartTwin permite evidenciar el potencial de la conexión de obtención de datos (IoT) con simulaciones (Gemelo Digital) para entender el comportamiento de los equipos industriales en este caso el torno.

Dede la bibliografía se destaca la conexión entre programas que faciliten la obtención de datos y la simulación de escenarios de los procesos productivos (Grieves & Vickers, 2017; Mihai

et al., 2022), sin embargo, la integración entre los IoT y Gemelo Digital no esta del todo explorada. Los modelos propuestos en la literatura retoman las variables críticas en equipos industriales que se identificaron como indicadores para realizar un mantenimiento predictivo (Jardine et al., 2006; Mobley, 2002). Aun así, se reconoce que el modelo propuesta está limitado a la simulación, ya que las situaciones observadas no son obtenidas de un entorno real, la simulación se realiza en un entorno controlado por lo que las variables como interferencia en la comunicación sensor-simulación o fallas en los sensores de medición. A diferencia de la bibliografía este estudio como se menciona anteriormente no permite validar los datos en un entorno real o el impacto que genera en los indicadores productivos. Esto reduce los resultados y da a la necesidad de continuar con la investigación centrada en la practica del modelo en un entorno real.

La investigación esta en un punto en el que propone la arquitectura del modelo como tal que integra variables tanto físico como de estado del equipo para construir SmartTwin, esta integración permite visualizar el proceso de producción y se ve reflejado la degradación, vida útil y el funcionamiento del mantenimiento predictivo. Esto puede ser beneficioso para empresas que requieran aplicativos accesibles para la digitalización de los procesos productivos sin incurrir en costos elevados de ejecución.

7. Conclusiones

Partiendo de la revisión bibliográfica, se identificaron diferentes variables que reflejan los factores principales para obtener un análisis del estado de la maquinaria en la producción. Las variables encontradas facilitan la identificación de desgaste en la maquinaria, por medio de una representación de la producción implementando el mantenimiento predictivo. Además se

evidencia la relevancia de las variables dependiendo de la automatización que se maneje en la planta de producción.

Por otro lado durante el desarrollo de SmartTwin permite formar la estructura de forma conceptual de la integración de tecnologías Gemelo Digital e IoT implementándolos en estrategias de mantenimiento para que sea predictivo y no correctivo en el proceso de producción. El desarrollo del modelo se realizó en el aplicativo AnyLogic para que la visualización del sistema físico y la parte digital se evidencie por medio de componentes, eventos y variables, con esta estructura la simulación es capaz de reflejar para un proceso organizado de seguimiento y análisis del comportamiento de la maquinaria en la operación. Con la construcción del modelo también se integran componentes determinísticos y probabilísticos que se presentan en la misma simulación. Estos elementos mantienen la coherencia del modelo, y las variables e indicadores muestran el comportamiento del sistema.

La modelo propuesta presenta una alternativa desde lo conceptual para la formulación de estrategias para la implementación de un mantenimiento predictivo en procesos de manufactura. Sin embargo, hay que recordar que este modelo es simulado en un ambiente controlado y como tal no tiene validación en un entorno real o utiliza datos obtenidos de un equipo físico, el modelo establece una base para referencia de futuras investigaciones, ya sea de monitoreo inteligente o toma de decisiones a partir de datos en ambientes con diferentes niveles automatización.

Referencias

AnyLogic. (2022). *AnyLogic 8.7. Documentation*. The AnyLogic Company.

Ashton, K. (2009). That 'Internet of Things' Thing. *RFID Journal*.

Banks, J., Carson II, J. S., Nelson, B. L., & Nicol, D. M. (2005). *Discrete-Event System Simulation* (4th ed.). Prentice Hall.

Congreso de Colombia. (2008). *Ley 1266 de 2008*, por la cual se dictan disposiciones generales del habeas data. Diario Oficial.

Congreso de Colombia. (2009). *Ley 1341 de 2009*, principios y conceptos del sector TIC. Diario Oficial.

Congreso de Colombia. (2012). *Ley 1581 de 2012*, por la cual se dictan disposiciones generales para la protección de datos personales. Diario Oficial.

Departamento Nacional de Planeación. (2019). *CONPES 3975: Política Nacional para la Transformación Digital e Inteligencia Artificial*.

Feng, H., Chen, D., & Lv, H. (2021). Sensible and secure IoT communication for Gemelo Digitals, cyber twins, web twins. *Internet of Things and Cyber-Physical Systems*, 1.

González, H. L. (2009). Una herramienta de mejora: El OEE (Efectividad Global del Equipo). *Contribuciones a la Economía*.

Grieves, M., & Vickers, J. (2017). Gemelo Digital: Mitigating Unpredictable, Undesirable Emergent Behavior in Complex Systems. En F.-J. Kahlen, S. Flumerfelt, & A. Alves (Eds.), *Transdisciplinary Perspectives on Complex Systems* (pp. 85–113). Springer.

Institute of Electrical and Electronics Engineers. (2019). *IEEE Standard 2413-2019: Standard for an Architectural Framework for the Internet of Things (IoT)*.

International Electrotechnical Commission. (2017). *IEC 62832: Digital Factory Framework*.

International Organization for Standardization. (2003). *ISO 13374: Condition monitoring and diagnostics of machines – Data processing, communication and presentation*.

- International Organization for Standardization. (2013). *ISO/IEC 27001: Information security management systems*.
- Ikiedideike, T., & Philip, S. (2026). Economic justification for predictive maintenance in CNC machining: An industrial case study on cost and downtime reduction. *International Journal of Technology, Health and Sustainability*.
- International Journal of Machine Tools and Maintenance Engineering. (2025). Maintenance cost analysis before and after condition-based maintenance implementation. *International Journal of Machine Tools and Maintenance Engineering*.
- Turbomachinery Magazine. (2021). Manufacturers losing a trillion dollars a year to machine failure. *Turbomachinery Magazine*.
- International Organization for Standardization. (2014). *ISO 55000: Asset management — Overview, principles and terminology*.
- International Organization for Standardization. (2018). *ISO 31000: Risk management guidelines*.
- Jardine, A. K., Lin, D., & Banjevic, D. (2006). A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance. *Mechanical Systems and Signal Processing*, 20(7), 1483–1510.
- Lee, E. A. (2008). Cyber Physical Systems: Design Challenges. *11th IEEE Symposium on Object Oriented Real-Time Distributed Computing*, 363–369.
- Lee, J., Bagheri, B., & Kao, H. (2015). A cyber-physical systems architecture for industry 4.0-based manufacturing systems. *Manufacturing Letters*, 3, 18–23.
- Liu, J., Li, C., Bai, J., Luo, Y., Lv, H., & Lv, Z. (2023). Security in IoT-enabled Gemelo Digitals of maritime transportation systems. *IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems*, 24(2).

- Mihai, S., Yaqoob, M., Hung, D. V., Davis, W., Towakel, P., Raza, M., ... & Nguyen, H. X. (2022). Gemelo Digitals: A Survey on Enabling Technologies, Challenges, Trends and Future Prospects. *IEEE Communications Surveys & Tutorials*, 24(4), 2633–2675.
- Ministerio de Comercio, Industria y Turismo. (1999). *Ley 527 de 1999*, por medio de la cual se define y reglamenta el acceso y uso de los mensajes de datos, del comercio electrónico y de las firmas digitales. Diario Oficial.
- Ministerio de Tecnologías de la Información y las Comunicaciones. (2021). *Resolución 500 de 2021*, lineamientos del ecosistema IoT en Colombia.
- Mobley, R. K. (2002). *An introduction to predictive maintenance*. Butterworth-Heinemann.
- Nakajima, S. (1988). *Introduction to TPM: Total Productive Maintenance*. Productivity Press.
- Papacharalampopoulos, A., Giannoulis, C., Stavropoulos, P., & Mourtzis, D. (2020). A Gemelo Digital for automated root-cause search of production alarms based on KPIs aggregated from IoT. *Applied Sciences*, 10(7).
- Presidencia de la República de Colombia. (2015). *Decreto 1072 de 2015*, Decreto Único Reglamentario del Sector Trabajo.
- Radanliev, P., De Roure, D., Nicolescu, R., Huth, M., & Santos, O. (2022). Gemelo Digitals: artificial intelligence and the IoT cyber-physical systems in Industry 4.0. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 6(1). <https://doi.org/10.1007/s41315-021-00180-5>
- Radanliev, P., De Roure, D., Nicolescu, R., Huth, M., & Santos, O. (2022). Gemelo Digitals, artificial intelligence and the IoT cyber-physical systems in Industry 4.0. *International Journal of Intelligent Robotics and Applications*, 6, 379–409.

- Saad, A., Faddel, S., & Mohammed, O. (2020). IoT-based Gemelo Digital for energy cyber-physical systems: design and implementation. *Energies*, 13(18).
<https://doi.org/10.3390/en13184762>
- Simchenko, N. A., Tsohla, S. Y., & Chyvatin, P. P. (2019). IoT & Gemelo Digitals concept integration effects on supply chain strategy: Challenges and effect. *International Journal of Supply Chain Management*, 8(6).
- Sohal, A., Olhager, J., O'Neill, P., & Prajogo, D. (2010). Implementation of OEE - Issues and challenges. *Proceedings of APMS 2010 - International Conference on Advances in Production Management Systems*.
- Stallings, W. (2017). *Network Security Essentials* (6th ed.). Pearson.
- Vrana, J. (2021). The Core of the Fourth Revolutions: Industrial Internet of Things, Gemelo Digital, and Cyber-Physical Loops. *Journal of Nondestructive Evaluation*, 40(2).
<https://doi.org/10.1007/s10921-021-00777-7>