



UNIVERSIDAD INDOAMÉRICA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**TEMA: DESARROLLO DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA LA
PREDICCIÓN DE PROPIEDADES FÍSICO-MECÁNICAS DE TABLEROS EN
UNA INDUSTRIA MADERERA.**

Trabajo de Integración Curricular previo a la obtención del título de Ingeniero Industrial

Autor(a)

Daniel Ernesto Guano Villamarín

Tutor(a)

MSc. Christian Eduardo Iza Llumigusin

QUITO– ECUADOR
2025

**AUTORIZACIÓN POR PARTE DEL AUTOR PARA LA CONSULTA,
REPRODUCCIÓN PARCIAL O TOTAL, Y PUBLICACIÓN ELECTRÓNICA DEL
TRABAJO DE INTEGRACIÓN CURRICULAR**

Yo Daniel Ernesto Guano Villamarín, declaro ser autor del Trabajo de Integración Curricular con el nombre **“DESARROLLO DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA LA PREDICCIÓN DE PROPIEDADES FÍSICO-MECÁNICAS DE TABLEROS EN UNA INDUSTRIA MADERERA.”**, como requisito para optar al grado de Ingeniero Industrial y autorizo al Sistema de Bibliotecas de la Universidad Tecnológica Indoamérica, para que con fines netamente académicos divulgue esta obra a través del Repositorio Digital Institucional (RDI-UTI).

Los usuarios del RDI-UTI podrán consultar el contenido de este trabajo en las redes de información del país y del exterior, con las cuales la Universidad tenga convenios. La Universidad Tecnológica Indoamérica no se hace responsable por el plagio o copia del contenido parcial o total de este trabajo.

Del mismo modo, acepto que los Derechos de Autor, Morales y Patrimoniales, sobre esta obra, serán compartidos entre mi persona y la Universidad Tecnológica Indoamérica, y que no tramitaré la publicación de esta obra en ningún otro medio, sin autorización expresa de la misma. En caso de que exista el potencial de generación de beneficios económicos o patentes, producto de este trabajo, acepto que se deberán firmar convenios específicos adicionales, donde se acuerden los términos de adjudicación de dichos beneficios.

Para constancia de esta autorización, en la ciudad de Quito, a los 30 días del mes de septiembre del 2025, firmo conforme:

Autor: Daniel Ernesto Guano Villamarín

Firma:

Número de Cédula: 0550011100

Dirección: Cotopaxi, Latacunga, San Buenaventura, Cassola.

Correo Electrónico: dguano@indoamerica.edu.ec

Teléfono: 0983582333

APROBACIÓN DEL TUTOR

En mi calidad de Tutor del Trabajo de Integración Curricular “DESARROLLO DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA LA PREDICCIÓN DE PROPIEDADES FÍSICO-MECÁNICAS DE TABLEROS EN UNA INDUSTRIA MADERERA.” presentado por Daniel Ernesto Guano Villamarín, para optar por el Título Ingeniero Industrial.

CERTIFICO

Que dicho Trabajo de Integración Curricular ha sido revisado en todas sus partes y considero que reúne los requisitos y méritos suficientes para ser sometido a la presentación pública y evaluación por parte los Lectores que se designe.

Quito, 30 de septiembre del 2025

.....
MSc. Christian Eduardo Iza Llumigusin
1712438264

DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD

Quien suscribe, declaro que los contenidos y los resultados obtenidos en el presente Trabajo de Integración Curricular, como requerimiento previo para la obtención del Título de Ingeniero Industrial, son absolutamente originales, auténticos y personales y de exclusiva responsabilidad legal y académica del autor

Quito, 30 de septiembre del 2025

.....
Daniel Ernesto Guano Villamarín
0550011100

APROBACIÓN DE LECTORES

El Trabajo de Integración Curricular ha sido revisado, aprobado y autorizada su impresión y empastado, sobre el Tema: **DESARROLLO DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA LA PREDICCIÓN DE PROPIEDADES FÍSICO-MECÁNICAS DE TABLEROS EN UNA INDUSTRIA MADERERA**, previo a la obtención del Título de Ingeniero Industrial reúne los requisitos de fondo y forma para que el estudiante pueda presentarse a la sustentación del Trabajo de Integración Curricular.

Quito, 30 de septiembre del 2025

.....
MSc. Pablo Elicio Ron Valenzuela
LECTOR

.....
MSc. Fabián Alberto Sarmiento Ortiz
LECTOR

DEDICATORIA

A mis padres, Ernesto y Norma, por su amor incondicional, su apoyo constante y por ser mi guía en cada paso que he dado. Gracias por enseñarme, con su ejemplo, el valor del esfuerzo, la humildad y la perseverancia. A mis hermanos, por estar siempre presentes, por su cariño y por ser parte fundamental de mi vida. Y a mis seres queridos que ya no están aquí, pero que siguen vivos en mi corazón y pensamientos.

AGRADECIMIENTO

A Dios, por darme la sabiduría, la paciencia y la fortaleza necesarias para culminar esta etapa tan importante.

A la empresa que me abrió las puertas y me brindó la oportunidad de aplicar mis conocimientos en un entorno real, permitiéndome crecer tanto personal como profesionalmente. Agradezco profundamente la confianza depositada en mí y el acompañamiento durante el desarrollo de este proyecto.

A mis docentes y asesores, por su guía académica y compromiso con mi formación.

ÍNDICE DE CONTENIDOS

APROBACIÓN DEL TUTOR	iii
DECLARACIÓN DE AUTENTICIDAD	iv
APROBACIÓN DE LECTORES.....	v
DEDICATORIA.....	vi
AGRADECIMIENTO	vii
ÍNDICE DE CONTENIDOS.....	viii
ÍNDICE DE TABLAS.....	x
ÍNDICE DE FIGURAS	xi
ÍNDICE DE ECUACIONES	xii
ÍNDICE DE ANEXOS	xii
RESUMEN EJECUTIVO	xiii
ABSTRACT	xiv
Capítulo I.....	15
Introducción.....	15
Antecedentes	19
Marco Teórico.....	20
Tablero de madera de fibra.....	20
Propiedades físicas	20
Propiedades mecánicas.....	20
Base de Datos	21
Tipo de Variables	21
Análisis de datos.....	22
Análisis exploratorio de Datos	22
Modelos de Regresión Matemático.....	26
Estadística de ajuste	27
Justificación	27
Objetivos.....	29
Objetivo general	29
Objetivos Específicos	29
Capítulo II.....	30
Ingeniería del Proyecto	30
Diagnóstico de la situación actual de la empresa	30
Descripción de los Procesos de fabricación.....	31
Identificación de Variables del Proceso.....	35
Cursograma Analítico	38

Parámetros de calidad	40
Muestreo Estadístico.....	41
Costo de tablero de fibra.....	44
Área de estudio	47
Modelo Operativo	48
Capítulo III	50
Propuesta y resultados esperados	50
Desarrollo de la propuesta	50
Metodología Aplicada.....	50
Estructuración de la Base de Datos.....	51
Ingeniería inversa del proceso productivo	53
Análisis de datos.....	66
Análisis exploratorio de datos (AED)	66
Desarrollo del modelo matemático	85
Modelo regresión lineal múltiple	85
Modelo 1	85
Modelo 2	89
Modelo 3	96
Resultados.....	100
Selección del modelo	100
Resultados de predicción del modelo seleccionado	101
Cronograma de actividades para la aplicación de la propuesta.....	107
Análisis de Costo del proyecto.....	108
Capítulo IV	111
Conclusiones y Recomendaciones	111
Conclusiones.....	111
Recomendaciones	113
Bibliografía.....	114
Anexos	116

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1. Estadística de ajuste.....	27
Tabla 2. Variables operativas de control por proceso.....	35
Tabla 3. Cursograma analítico del proceso de fabricación del tablero “A”	39
Tabla 4. Producción mensual y tamaño de muestreo óptimo para el tablero tipo “A”	43
Tabla 5. Costos unitarios por tipo de tablero de fibra.....	45
Tabla 6. Costos mensuales por tipo de tablero de fibra.....	46
Tabla 7. Lineamientos del área de estudio.....	47
Tabla 8. Registro de pruebas de laboratorio	54
Tabla 9. Tiempos del proceso para la toma de datos en PLC.....	55
Tabla 10. Retroceso temporal de la secuencia de fabricación por muestra de ensayo.	56
Tabla 11. Datos Manuales	59
Tabla 12. Matriz base de datos	60
Tabla 13. Estadísticos descriptivos variable dependiente.....	66
Tabla 14. Estadísticos descriptivos variable independiente	69
Tabla 15. Prueba de Anderson-Darling	71
Tabla 16. Matriz de Correlación.....	82
Tabla 17. Estadística de la regresión tracción del modelo 1.	86
Tabla 18. Análisis de significancia y colinealidad tracción modelo 1	87
Tabla 19. Estadística de la regresión densidad del modelo 1.	88
Tabla 20. Análisis de significancia y colinealidad densidad modelo 1	89
Tabla 21. Índice de puntuación de variable	91
Tabla 22. Evaluación por criterios.....	91
Tabla 23. Estadística de la regresión tracción del modelo 2	93
Tabla 24. Análisis de significancia y colinealidad tracción modelo 2	94
Tabla 25. Estadística de la regresión densidad del modelo 2.	95
Tabla 26. Análisis de significancia y colinealidad densidad modelo 2	95
Tabla 27. Estadística de la regresión tracción del modelo 2.	98
Tabla 28. Estadística de la regresión densidad del modelo 3.	99
Tabla 29. Estadística de ajustes	100
Tabla 30. Validación Modelo matemático seleccionado.....	102
Tabla 31. Cronograma	109
Tabla 32. Costo mano de obra	109
Tabla 33. Costo de materiales	107

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1. Proyección del mercado global de análisis predictivo	15
Figura 2. Adopción y proyección de modelos matemáticos en Ecuador	17
Figura 3. Exportación Ecuatoriana de productos madereros por país de destino.....	18
Figura 4. Ejemplo de diagrama de dispersión con datos atípicos.....	25
Figura 5. Ejemplo de diagrama de caja con datos atípicos.....	25
Figura 6. Flujograma del proceso de fabricación de tableros.....	30
Figura 7. Equipos operativos de los procesos de fabricación de tableros	34
Figura 8. Gráfico de control de valores individuales (I-chart) densidad.....	40
Figura 9. Gráfico de control de valores individuales (I-Chart) tracción.	41
Figura 10. Porcentaje de cumplimiento del muestreo por mes	44
Figura 11. Diagrama de Pareto.....	47
Figura 12. Modelo operativo propuesto para el desarrollo del proyecto.....	48
Figura 13. Variable dependiente.....	51
Figura 14. Variables Independientes	52
Figura 15. Representación inversa del proceso.	53
Figura 16. Capturador de datos PLC	58
Figura 17. Histograma densidad.....	67
Figura 18. Histograma tracción	68
Figura 19. Gráficas de probabilidad para densidad y tracción	74
Figura 20. Gráficas de probabilidad de variables independientes.....	75
Figura 21. Diagrama de caja variables con distribución anormal	76
Figura 22. Gráfico de dispersión X12	77
Figura 23. Gráfico de dispersión variable X1.....	77
Figura 24. Gráfico de dispersión variable X2.....	78
Figura 25. Gráfico de dispersión variable X13	78
Figura 26. Gráfico de dispersión variable X14	79
Figura 27. Gráfico de dispersión variable X25	79
Figura 28. Gráfico de dispersión variable X31	80
Figura 29. Gráfico de dispersión variable X39	80
Figura 30. Residuos vs valores ajustado tracción del modelo 2.....	97
Figura 31. Residuos vs valores ajustado densidad del modelo 2	98
Figura 32. Predicción de tracción con el Modelo 3.....	105
Figura 33. Predicción de densidad Modelo 3	105

ÍNDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1. Ecuación de la media	23
Ecuación 2. Ecuación de la mediana para n impar	23
Ecuación 3. Ecuación de la mediana para n par.	23
Ecuación 4. Ecuación de la desviación estándar	24
Ecuación 5. Ecuación de la regresión lineal simple	26
Ecuación 6. Ecuación de la regresión lineal múltiple.....	26
Ecuación 7. Ecuación de la regresión cuadrática.....	26
Ecuación 8. Ecuación para el muestreo estadístico	42
Ecuación 9. Ecuación de tracción del modelo 1	86
Ecuación 10. Ecuación de densidad del modelo 1.....	88
Ecuación 11. Ecuación de tracción del modelo 2.....	93
Ecuación 12. Ecuación de densidad del modelo 2.....	95
Ecuación 13. Ecuación de tracción del modelo 3	97
Ecuación 14. Ecuación de densidad del modelo 3.....	99
Ecuación 15. Ecuación del error porcentual absoluto medio	106

ÍNDICE DE ANEXOS

Anexo 1. Aprobación de abstract departamento de idiomas	116
--	-----

UNIVERSIDAD INDOAMÉRICA
FACULTAD DE INGENIERÍAS
CARRERA DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

**TEMA: DESARROLLO DE UN MODELO MATEMÁTICO PARA LA
PREDICCIÓN DE PROPIEDADES FÍSICO-MECÁNICAS DE TABLEROS EN
UNA INDUSTRIA MADERERA**

AUTOR(A): Daniel Ernesto Guano Villamarín

TUTOR (A): MSc. Christian Eduardo Iza Llumigusín

RESUMEN EJECUTIVO

La presente investigación tuvo como objetivo desarrollar un modelo matemático predictivo que permita estimar las propiedades físico-mecánicas, específicamente la densidad y tracción de tableros de fibra en una industria maderera. En la planta de producción se identificó como problemática que el control de calidad se ejecuta únicamente en la etapa post-proceso, lo que ocasiona retrasos en la toma de decisiones, generación de lotes no conformes y desperdicio de materia prima. Adicionalmente, el número de pruebas realizadas resulta insuficiente, ya que no alcanza el muestreo mínimo requerido debido al elevado costo que implica la destrucción de cada tablero. El estudio se enmarcó bajo un enfoque cuantitativo, aplicado y correlacional, utilizando como base datos recolectados automáticamente desde los controladores lógicos programables (PLC) del proceso productivo. La metodología se estructuró en tres fases: primero, la construcción de una base de datos confiable mediante alineamiento temporal entre datos de planta y resultados de laboratorio; segundo, el desarrollo del modelo a través de análisis de normalidad, correlación y regresión multivariada; y tercero, la validación del modelo mediante indicadores estadísticos como R^2 y MAPE. Se evaluaron tres modelos sucesivos. El Modelo 1, que incluía todas las variables, fue descartado por su bajo desempeño. El Modelo 2 mejoró notablemente al depurar variables irrelevantes. Finalmente, el Modelo 3 alcanzó los mejores resultados, con un R^2 de 85,16 % para tracción y 80,24 %. Asimismo, se concluye que su aplicación contribuiría a optimizar el control de calidad y su implementación representa una solución estadísticamente sólida y adaptativa, alineada con los principios de mejora continua. Se recomienda ampliar la base de datos progresivamente y capacitar al personal técnico para garantizar su sostenibilidad y utilidad a largo plazo dentro de la empresa.

DESCRIPTORES: datos, densidad, predicción, tableros, tracción

INDOAMERICA UNIVERSITY
FACULTY OF ENGINEERING
INDUSTRIAL ENGINEERING DEGREE

**TOPIC: DEVELOPMENT OF A MATHEMATICAL MODEL FOR PREDICTING
THE PHYSICAL-MECHANICAL PROPERTIES OF FIBERBOARDS IN A WOOD
INDUSTRY**

AUTHOR(A): Daniel Ernesto Guano Villamarín

TUTOR (A): MSc Christian Eduardo Iza Llumigús

ABSTRACT

This research aimed to develop a predictive mathematical model to estimate the physical and mechanical properties, specifically density and internal bond strength, of fiberboards in the wood industry. In the production plant, the primary issue identified is that quality control is conducted exclusively at the post-process stage, leading to delays in decision-making, the production of nonconforming batches, and material waste. Additionally, the number of tests performed is insufficient, as it does not meet the minimum sampling requirements due to the high cost associated with destroying each board. The study followed a quantitative, applied, and correlational approach, using data automatically collected from programmable logic controllers (PLCs) along the production line. The methodology was structured into three phases: first, the construction of a reliable database through temporal alignment of process data and laboratory results; second, the development of the model using normality tests, correlation analysis, and multivariable regression; and third, model validation with statistical indicators such as R^2 and MAPE. Three predictive models were evaluated. Model 1, which included all collected variables, was discarded due to poor performance. Model 2 showed significant improvement by eliminating irrelevant variables. Ultimately, Model 3 achieved the best results, with an R^2 of 85.16% for internal bond strength and 80.24% for density. Its application is expected to optimize quality control processes while reducing material waste and destructive testing. Furthermore, the model represents a solid and adaptive solution aligned with continuous improvement principles. It is recommended to expand the database and provide training to technical staff progressively personnel to ensure the model's long-term effectiveness and integration into the company's operations.

KEYWORDS: Data, Density, Prediction, Internal Bond Strength, Fiberboards

(Anexo 1

Aprobación de abstract departamento de idiomas)

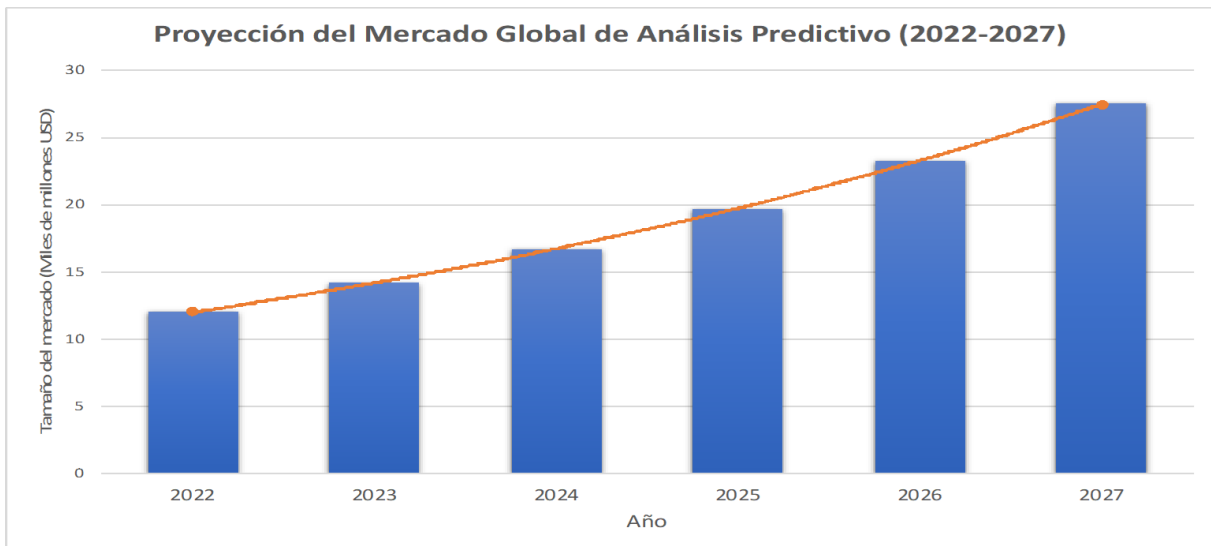
Capítulo I

Introducción

El desarrollo del mercado internacional en conjunto con la transformación digital impulsado por la Industria 4.0, en los últimos años han avanzado en el uso de herramientas industriales entre ellas los modelos matemáticos, los cuales se han destacado por ser instrumentos claves para predecir comportamientos, simular escenarios probables y facilitar la toma de decisiones informadas. Según Statista (2023), “el mercado global de análisis predictivo se encuentra valorado en aproximadamente 12 mil millones de dólares en 2022 y se proyecta que para el año 2027 alcance los 27,4 mil millones de dólares”, demostrando que el crecimiento proyectado representa un 18% de crecimiento anual.

Figura 1

Proyección del mercado global de análisis predictivo



Nota. La proyección del Mercado Global de Análisis Predictivo para los años 2022 – 2027, demuestra el interés de las industrias en invertir, en cantidad de miles de millones de dólares en herramientas de análisis predictivos Figura sustraída de: (Statista, 2023).

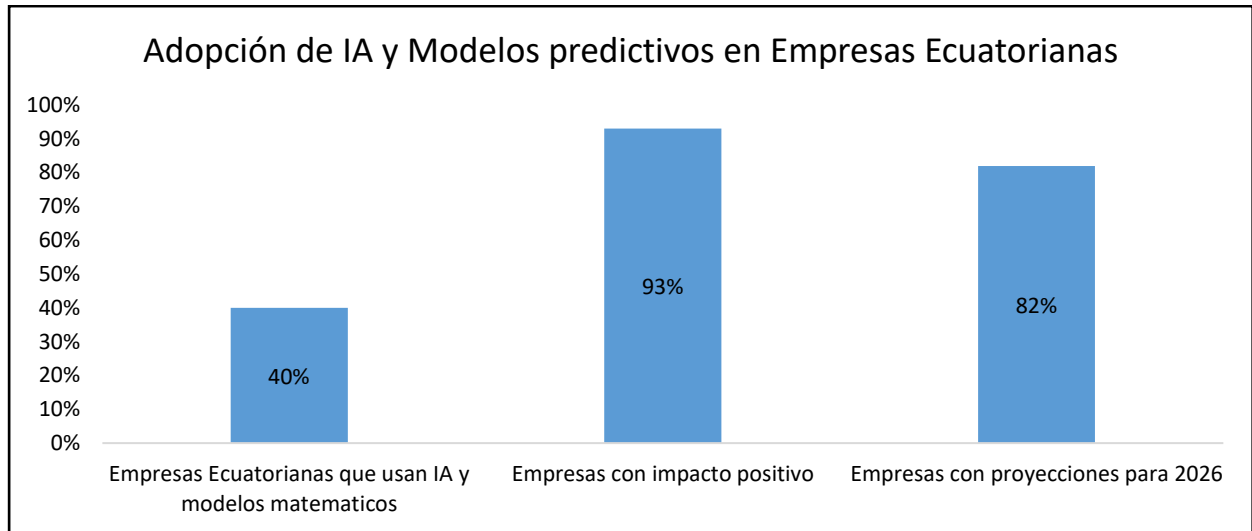
Este aumento representa el interés de las industrias hacia la adopción de modelos matemáticos predictivos que les facilite el control de las propiedades de sus productos, mejorando la competitividad de las empresas y asegurando el cumplimiento de normativas técnicas como las establecidas por la Sociedad Americana para Pruebas y Materiales (ASTM). En regiones como Europa y Asia, más del 75 % de las industrias vinculadas a la producción de materiales madereros ya implementan herramientas de control y predicción avanzadas que permiten monitorear y ajustar en tiempo real las propiedades físico-mecánicas de sus productos, como la densidad y la tracción interna (European Panel Federation, 2024).

A nivel nacional, Ecuador ha empezado a transitar hacia la incorporación de modelos matemáticos y herramientas de análisis predictivo como parte de su modernización industrial, especialmente en sectores estratégicos como el manufacturero, agrícola y forestal. Las universidades y centros de investigación del país han promovido el desarrollo de modelos aplicados a la optimización de procesos productivos, eficiencia energética y control de calidad. Por ejemplo, la Escuela Politécnica Nacional ha desarrollado modelos matemáticos para simular y mejorar líneas de producción en la industria textil, detectando cuellos de botella y aumentando la eficiencia operativa a través de la simulación de escenarios alternativos (Guacho Chávez, 2024).

En el sector agrícola, se han implementado modelos de regresión para estimar la biomasa residual en plantaciones de aguacate, lo que permite optimizar el uso de recursos y planificar la producción con mayor precisión. Según Ortiz Johanna (2020) , en un proyecto realizado en una industria de cuero demuestra que un modelo matemático permite mejorar la planificación de la producción y el control de procesos, optimizando recursos y reduciendo pérdidas en la manufactura. La incorporación de estas herramientas ha permitido a las empresas anticiparse a variaciones en sus propiedades, contribuyendo así a mantener la calidad del producto final.

Figura 2

Adopción y proyección de modelos matemáticos en Ecuador

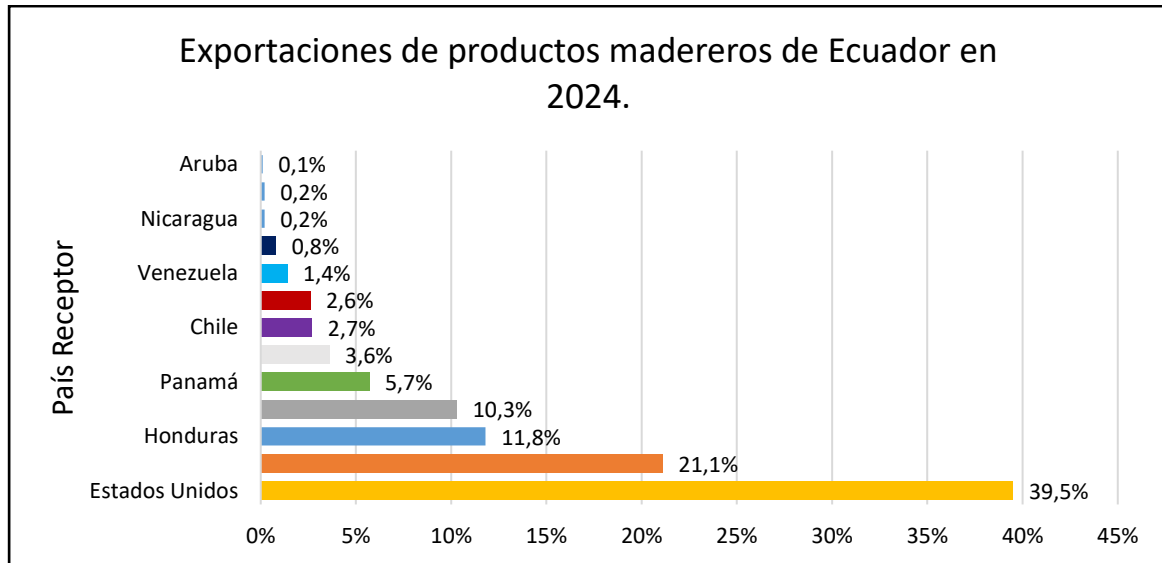


Nota. La Figura 2 muestra que el 40 % de las empresas ecuatorianas usa IA y modelos matemáticos, con un 93 % de impacto positivo entre quienes ya los aplican. Además, el 82 % proyecta implementarlos para 2026, evidenciando una tendencia creciente hacia la transformación digital. Fuente: (Instituto Nacional de Estadística y Censos, 2024).

Estas iniciativas reflejan un cambio gradual pero firme hacia la adopción de tecnologías predictivas y cuantitativas, como parte de los esfuerzos para alinear la industria nacional con los principios de la Industria 4.0. La industria maderera ecuatoriana ha experimentado un crecimiento constante, impulsado por la disponibilidad de recursos naturales como la madera de pino y eucalipto, los cuales son ampliamente utilizados en la producción de diversos tipos de tableros. Este sector no solo abastece el mercado local, sino que también posiciona al país como un exportador significativo de productos como tableros aglomerados, tableros de fibra de densidad media (MDF) y contrachapados. En 2024, Ecuador ha ampliado su presencia en los mercados internacionales, logrando una importante cobertura en varios países, lo que ha generado la necesidad de mantener altos estándares de calidad en la producción para satisfacer las exigencias del mercado global (International Trade Centre, 2024).

Figura 3

Exportación Ecuatoriana de productos madereros por país de destino.



Nota. La figura representa la cantidad en porcentaje de participación de países importadores para productos de madera exportados por Ecuador siendo Estados Unidos el mayor consumidor. Figura sustraída de: (International Trade Centre, 2024).

A nivel local, en la industria donde se realiza el presente proyecto se ha identificado que no existe un mecanismo que permita anticipar los resultados de las propiedades físico-mecánicas del tablero a partir de los datos operativos del proceso. Actualmente, dichas propiedades solo pueden verificarse una vez concluidas las pruebas de laboratorio lo que implica una respuesta tardía frente a desviaciones de calidad. Esta situación no solo dificulta el control proactivo del proceso, sino que también incrementa los costos operativos por retrabajos, desperdicio de materiales y tiempos improductivos. Para lo cual, surge la necesidad de desarrollar un modelo matemático predictivo que permita estimar dichas propiedades en función de variables críticas del proceso, facilitando así la toma de decisiones correctivas anticipadas y contribuirá a la mejora continua del proceso.

Antecedentes

Diversos estudios recientes han abordado el uso de modelos matemáticos y estadísticos en procesos industriales para la predicción de propiedades físico-mecánicas. Por ejemplo, Zhang et al. (2020) desarrollaron una arquitectura de análisis de datos orientada al mantenimiento y manufactura de productos complejos, demostrando que la aplicación de técnicas predictivas mejora significativamente la calidad y reduce variaciones en los procesos. En el ámbito maderero, estudios como el de Shalbafan et al. (2021) analizaron la predicción de propiedades mecánicas de tableros utilizando modelos de regresión y redes neuronales, encontrando que la combinación de datos de proceso y características del tablero permite una estimación precisa de variables como la densidad y la tracción.

Por otro lado, Hasan et al. (2022) propusieron un modelo estadístico para prever el comportamiento físico-mecánico de compuestos de madera mediante regresión múltiple, logrando una correlación significativa entre las variables del proceso y los resultados de calidad. En América Latina, investigaciones como la de Pereira et al. (2020) han demostrado la utilidad de algoritmos de aprendizaje automático machine learning para mejorar el control de calidad en plantas de tableros aglomerados, lo que refuerza la viabilidad de incorporar modelos predictivos en la industria maderera de la región.

Estas investigaciones sientan un precedente importante para la presente propuesta, en la que se pretende desarrollar un modelo matemático predictivo ajustado a los datos históricos de una planta de producción de tableros de madera MDF en Ecuador. En la planta de producción donde se desarrolla este estudio, se han identificado variaciones significativas en propiedades como la densidad y tracción interna en tableros. Actualmente, el monitoreo de calidad en el proceso productivo se realiza bajo un enfoque post-proceso, es decir, únicamente después de que el producto ha sido fabricado y sometido a ensayos de laboratorio.

Este esquema genera desfases en la toma de decisiones, debido a que los ajustes en las variables del proceso se ejecutan una vez identificadas las desviaciones en las propiedades de los tableros, lo que conlleva a la producción de lotes no conformes, incremento en los reprocesos y un mayor desperdicio de materia prima. A pesar de disponer de registros históricos de variables como caudal de resina, temperatura, humedad, entre otros, no se cuenta con una herramienta que permita correlacionar estos datos con las propiedades físico-mecánicas del producto en tiempo real. Esta situación representa una oportunidad para implementar un modelo matemático predictivo que anticipe los resultados de calidad, optimice el uso de recursos y contribuya a mejorar la eficiencia del proceso de producción de tableros.

Marco Teórico

Tablero de madera de fibra

Los tableros de fibra son productos elaborados a partir de fibras de madera unidas con resinas sintéticas y compactadas mediante calor y presión. Su composición homogénea y densidad controlada los hace ideales para la fabricación de mobiliario, puertas, paneles y componentes decorativos. Estos tableros destacan por su facilidad de mecanizado, resistencia y estabilidad dimensional (García et al., 2022).

Propiedades físicas

Las propiedades físicas se refieren a aquellas características del tablero que no implican una acción mecánica directa, pero que influyen en su comportamiento general. Entre ellas encontramos la densidad, contenido de humedad y la absorción de agua e hinchamiento (Organización Internacional de Normalización., 2023).

Propiedades mecánicas

Las propiedades mecánicas son características fundamentales de los materiales que describen su comportamiento ante la aplicación de fuerzas externas. Estas incluyen la resistencia interna, la rigidez, la dureza y la capacidad de deformación, y permiten predecir

cómo responderá un material frente a distintos tipos de carga. (Organización Internacional de Normalización., 2023).

Base de Datos

Una base de datos es un sistema estructurado que permite almacenar, organizar y gestionar grandes volúmenes de información de forma eficiente. En entornos técnicos y científicos, las bases de datos son fundamentales para el análisis estadístico, la trazabilidad de procesos y la generación de modelos predictivos, puesto que permiten vincular múltiples variables y extraer relaciones significativas entre ellas (Kelleher & Tierney, 2020).

Tipo de Variables

Una variable representa una característica que puede asumir distintos valores al ser medida en diferentes individuos u objetos. Estas variables se clasifican principalmente en las siguientes:

- **Variable Cuantitativas**

Son variables que expresan información numérica y permiten medir magnitudes asociadas a una característica específica. A través de ellas es posible realizar operaciones matemáticas, lo que facilita el análisis estadístico. Estas variables pueden representar cantidades exactas o valores continuos dentro de un rango determinado, según el fenómeno observado.

- **Variable Cualitativas**

Son aquellas variables que describen atributos, características o cualidades no numéricas de un individuo u objeto. Su función principal es clasificar los datos en categorías o grupos, los cuales pueden o no tener un orden establecido. Estas variables permiten identificar diferencias entre elementos a partir de sus propiedades sin recurrir a cantidades numéricas

- **Variable Dependiente**

Es la variable de interés en un estudio, cuyo comportamiento o valor se ve afectado por los cambios en una o más variables independientes. Actúa como el resultado o efecto dentro de una relación causal o estadística, siendo medida para evaluar el impacto de las condiciones o factores que la influyen. Su análisis permite comprender cómo ciertas variables explicativas inciden sobre el fenómeno observado.

- **Variable Independiente**

Es la variable que se manipula, selecciona o controla en un estudio con el propósito de analizar su efecto sobre una o más variables dependientes. Representa el factor explicativo o causal dentro de una relación estadística, dado que sus variaciones permiten evaluar cómo influyen en el comportamiento del fenómeno observado (Hernández et al., 2021).

Análisis de datos

Es el proceso sistemático de examinar, organizar y transformar datos con el objetivo de obtener información útil, descubrir patrones, validar hipótesis y apoyar la toma de decisiones.

Análisis exploratorio de Datos

Se utiliza en etapas iniciales para detectar tendencias, valores atípicos o relaciones preliminares entre variables sin formular hipótesis previas, se puede utilizar técnicas de visualización, resúmenes estadísticos e identificación de valores atípicos (Peña, 2020).

Media

Es una medida de tendencia central que representa el promedio aritmético de un conjunto de datos. Se obtiene sumando todos los valores y dividiéndolos por el número total de observaciones.

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \quad (1)$$

Donde:

\bar{x} : es la media.

x_i : son los valores individuales.

n : es el número total de datos.

Mediana

Es el valor central de un conjunto de datos ordenados de menor a mayor. Divide la muestra en dos mitades iguales y es menos sensible a los valores atípicos, es una medida ideal cuando la distribución de los datos es asimétrica.

✓ Si n es impar:

$$Me = x_{\left(\frac{n+1}{2}\right)} \quad (2)$$

✓ Si n es par:

$$Me = \frac{x_{\left(\frac{n}{2}\right)} + x_{\left(\frac{n}{2}+1\right)}}{2} \quad (3)$$

Donde:

x : son los valores individuales.

n : es el número total de datos.

Desviación Estándar

Es una medida de dispersión que indica cuánto se alejan, en promedio, los datos respecto a la media. Un valor alto sugiere una mayor variabilidad, mientras que un valor bajo refleja que los datos están más concentrados cerca del promedio.

$$s = \sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (4)$$

Donde:

s: es la desviación estándar.

\bar{x} : es la media.

x_i : son los valores individuales.

n: es el tamaño de la muestra.

Normalidad

La suposición de normalidad implica que los datos siguen una distribución estadísticamente equilibrada, característica de la distribución normal. Esta condición es esencial para garantizar la validez de diversos métodos estadísticos, lo que permite realizar inferencias y estimaciones con mayor precisión y confiabilidad (Montgomery et al., 2021)

Con base en este principio, al aplicar una prueba de normalidad se plantean las siguientes hipótesis estadísticas:

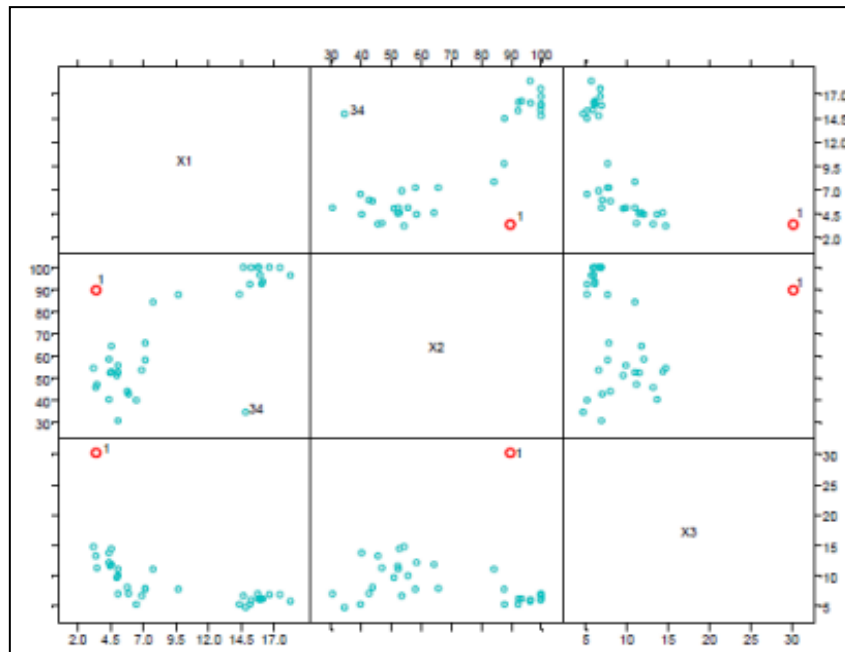
- **Hipótesis nula (H_0):** Los datos siguen una distribución normal.
- **Hipótesis alternativa (H_1):** Los datos no siguen una distribución normal.

Valores atípicos

Los datos atípicos (outliers) son valores que difieren significativamente del resto. Su presencia puede afectar los resultados estadísticos y alterar la precisión de los modelos. Para detectarlos, se utilizan herramientas gráficas como diagrama de dispersión y diagrama de caja.

Figura 4

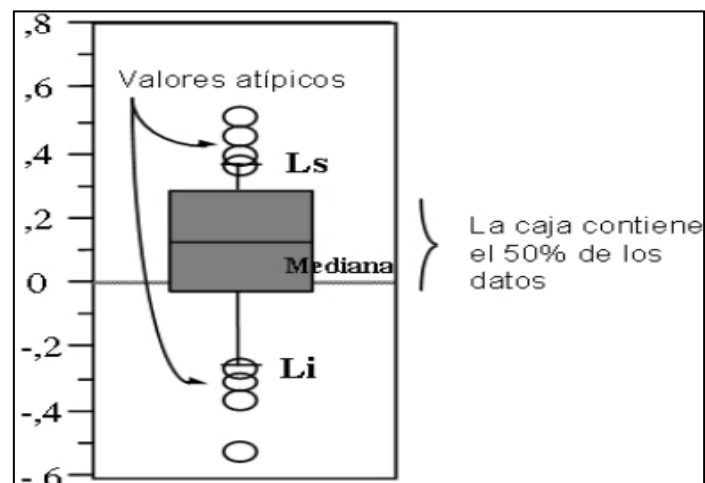
Ejemplo de diagrama de dispersión con datos atípicos



Nota. El diagrama de dispersión muestra la distribución de los datos y permite identificar valores atípicos. Figura sustraída de:(Villa María, 2020).

Figura 5

Ejemplo de diagrama de caja con datos atípicos



Nota. El diagrama de caja muestra los cuartiles y permite identificar valores atípicos.

Figura sustraída de: (Villa María, 2020).

Modelos de Regresión Matemático

Los modelos de regresión matemáticos son herramientas estadísticas que permiten analizar y cuantificar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes. Su propósito es explicar cómo cambia la variable de interés en función de los predictores y generar estimaciones o predicciones. (Draper & Smith, 2020).

Regresión Lineal Simple

Es un modelo estadístico que analiza la relación entre una variable dependiente y una sola variable independiente, asumiendo que su vínculo es lineal. Permite predecir el valor de una variable con base en otra.

Donde:

Y: Variable dependiente

X: Variable independiente

β_0 : Intercepción

β_1 : Coeficiente regresión o pendiente

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X \quad (5)$$

Regresión Lineal Múltiple

Este modelo evalúa cómo varias variables independientes influyen en una sola variable dependiente. Es útil cuando el fenómeno estudiado está condicionado por múltiples factores al mismo tiempo.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_k X_k \quad (6)$$

Regresión Cuadrática

Es una extensión del modelo lineal que incluye términos al cuadrado para representar relaciones no lineales. Se aplica cuando la variable dependiente muestra curvatura respecto a los predictores.

$$Y = \beta_0 + \beta_1 X + \beta_2 X^2 \quad (7)$$

Estadística de ajuste

Para evaluar la calidad de un modelo de regresión es fundamental analizar indicadores que reflejen tanto el ajuste del modelo a los datos observados como su capacidad de predicción. Estos permiten identificar qué tan bien las variables independientes explican la variabilidad de la variable dependiente y estimar el desempeño del modelo ante nuevos datos (Kelleher & Tierney, 2020).

Tabla 1

Estadística de ajuste

<i>Indicador</i>	<i>Descripción</i>	<i>Valor</i>	<i>Interpretación ideal</i>
R^2	Mide el porcentaje de variabilidad de la variable dependiente explicado por el modelo.	0 -1	Más cercano a 1 indica mejor ajuste del modelo a los datos.
R^2 <i>ajustado</i>	Ajusta el R^2 penalizando el número de variables independientes repetidas.	0 -1	Debe ser lo más cercano posible al R^2 , útil para comparar modelos con distintos predictores
R^2 <i>predictivo</i>	Evalúa la capacidad del modelo para predecir nuevos datos.	0 -1	Debe mantenerse alto para asegurar buena capacidad predictiva fuera de la muestra.

Nota. La tabla presenta los principales indicadores utilizados para evaluar el desempeño de los modelos de regresión. Elaborado por: Investigador

Justificación

La implementación de un modelo matemático predictivo es de gran **importancia** en la industria maderera, en virtud de que permite anticipar las propiedades físico-mecánicas del producto final con base en las condiciones del proceso productivo. Esto proporciona una herramienta clave para controlar de manera proactiva la calidad, reducir la variabilidad del producto y minimizar el uso ineficiente de materia prima, que actualmente representa una de las principales fuentes de pérdidas económicas y técnicas en la producción de tableros.

El **impacto** de este proyecto se manifiesta en múltiples niveles. A nivel industrial, contribuirá a optimizar procesos operativos, disminuir productos no conformes y mejorar el control de calidad. Desde una perspectiva ambiental, permitirá un mejor aprovechamiento de los recursos naturales, alineándose con prácticas sostenibles. En el ámbito técnico-científico, fortalecerá el desarrollo de soluciones basadas en análisis de datos y el uso de herramientas estadísticas aplicadas a entornos de manufactura bajo los principios de la Industria 4.0.

La **utilidad** de este modelo radica en su capacidad para generar predicciones confiables de las propiedades físico-mecánicas del tablero, como la densidad y tracción, sin necesidad de esperar los resultados de laboratorio. Esto permite mejorar el control del proceso, optimizando así el uso de recursos y minimizando desviaciones que puedan comprometer la calidad final del producto.

Los principales **beneficiarios** de este proyecto será el área de producción, personal de aseguramiento de calidad y el equipo directivo de la industria, quienes podrán contar con una herramienta analítica-industrial para tomar decisiones oportunas. De igual forma, los clientes se verán beneficiados al recibir un producto más confiable y con estándares de calidad consistentes, lo que refuerza la imagen de la empresa frente al mercado nacional e internacional.

La **factibilidad** técnico-científico del proyecto radica en el análisis estadístico de datos históricos obtenidos directamente del proceso productivo, lo que permite establecer relaciones cuantificables entre variables críticas del proceso y las propiedades físico-mecánicas para el desarrollo del modelo matemático. Metodológicamente, el enfoque basado en regresión multivariada y análisis de correlación proporciona una base robusta para generar predicciones confiables, garantizando así la aplicabilidad del modelo dentro del entorno industrial sin necesidad de grandes inversiones en infraestructura adicional.

Objetivos

Objetivo general

- Desarrollar un modelo matemático que permita la predicción de las propiedades físico-mecánicas (densidad y tracción) de tableros de fibra mediante la aplicación de regresión multivariada mejorando el control del proceso.

Objetivos Específicos

- Analizar el estado actual del proceso de producción de tableros de fibra mediante la identificación de los procesos, variables operativas, tiempos de ejecución, para la estructuración de la base de datos del modelo matemático.
- Examinar los datos recolectados mediante metodologías estadísticas, con el propósito de identificar posibles anomalías y estructurar una base de datos robusta que sirva como insumo para el desarrollo del modelo matemático.
- Desarrollar el modelo matemático predictivo mediante técnicas de regresión multivariable evaluando su capacidad para estimar con precisión las propiedades físico-mecánicas del tablero.

Capítulo II

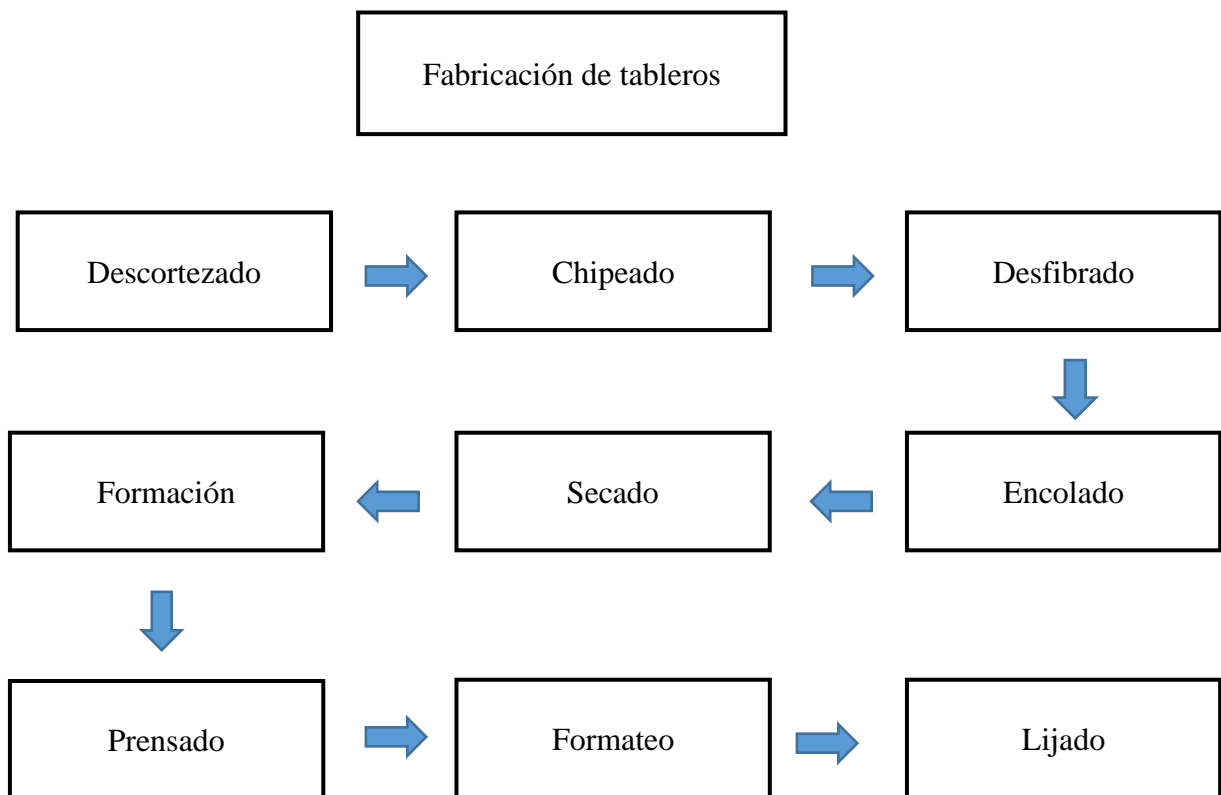
Ingeniería del Proyecto

Diagnóstico de la situación actual de la empresa

Para realizar el diagnóstico actual de la empresa maderera dedicada a la fabricación de tableros, es fundamental comprender la estructura general del proceso productivo. Este se compone de una secuencia que incluyen el descortezado, chipeado, desfibrado, secado, formación, prensado, enfriamiento, formateo y lijado. Dentro de estos procesos nos encontramos con sus respectivos equipos operativos. Como resultado de estos procesos se obtienen tableros, además este análisis inicial permite contextualizar el flujo del proceso y servirá como punto de partida para abordar el problema de manera efectiva.

Figura 6

Flujograma del proceso de fabricación de tableros



Nota. El presente flujograma representa el orden secuencial de los procesos de producción de tableros. Elaborado por: Investigador.

Descripción de los Procesos de fabricación.

Una vez comprendida la estructura del proceso de fabricación de tableros, resulta fundamental examinar la función que desempeña cada equipo operativo que conforma la línea de producción, puesto que esta descripción permite identificar el propósito técnico de cada proceso. Este análisis no solo facilita la trazabilidad de las etapas productivas, sino que también permite conocer el comportamiento y la interacción entre equipos lo cual es esencial para detectar puntos críticos de control y definir variables clave que influirán directamente en la calidad del tablero.

Descortezado

Equipo Operativo: Descortezador

El proceso de descortezado representa la etapa inicial en la cadena de producción de tableros. En esta fase la madera de pino se suministra a un tambor rotatorio denominado descortezador, donde la corteza externa se remueve de forma mecánica a través de fricción controlada. El objetivo de esta operación es asegurar que el material se introduzca limpio en la siguiente fase del proceso, previniendo impurezas que puedan perjudicar la calidad del producto final o deteriorar los equipos. La corteza residual es aprovechada como biomasa en los calderos de la empresa.

Chipeado

Equipo Operativo: Molino chipeador, tamizador.

El proceso de chipeado recibe la madera descortezada de pino y es mezclada con madera de eucalipto en proporciones determinadas por la empresa, su funcionamiento consiste en rodillos que facilitan la entrada hacia el molino chipeador el cual consta de un tambor que contiene diferentes cuchillas rotativas que forman el chip, una vez formado pasa a bandas transportadoras hacia el silo abierto para su almacenamiento temporal. Posterior el material pasa por un tamizador, encargado de clasificar y depurar

los chips mediante sistemas de cribado y separación mecánica. Este proceso elimina impurezas físicas como arena o piedras y asegura que solo los chips que cumplen con los estándares granulométricos sean enviados al silo vaporizador.

Desfibrado

Equipo Operativo: Vaporizador, digestor, desfibrador

El proceso de desfibrado recibe los chips clasificados los cuales ingresan al vaporizador, donde son sometidos a vapor para ablandar su estructura. Luego, el material pasa al digestor donde se incrementa la temperatura y presión para facilitar la separación de las fibras. A continuación, el material tratado llega al desfibrador que consta de discos giratorios que desintegra los chips ablandados hasta obtener una fibra fina y homogénea.

Encolado

Equipo Operativo: Encolador.

El proceso de encolado se encarga de mezclar la fibra con sus aditivos químicos (resina, urea y cloruro), lo que permite otorgarle cohesión y propiedades adecuadas para su posterior compactación. Esta mezcla se realiza dentro del sistema conocido como blowline, donde los componentes se dosifican e inyectan a alta presión para garantizar una distribución uniforme del adhesivo sobre la fibra.

Secado

Equipo Operativo: Ducto de secado, mult ciclones, separador de grumos.

El proceso de secado tiene como objetivo reducir la humedad de la fibra encolada, el proceso inicia en un ducto de secado donde se aplica aire caliente mediante un sistema de intercambio térmico. Posteriormente, la mezcla de fibra y vapor pasa a través de ciclones, que separan físicamente el vapor del material, permitiendo que la fibra caiga por gravedad mientras el vapor se libera al ambiente. Una vez secada, la fibra

es transportada hasta el separador de grumos donde se succiona la fibra buena y se eliminan aglomeraciones que puedan afectar la formación uniforme del colchón.

Formación

Equipo Operativo: Búnker, escalper, pre-prensa.

El proceso de formación tiene como objetivo formar los colchones de fibra en la cual la fibra es transportada al búnker de almacenamiento, donde se distribuye mediante un flujo constante hacia el sistema de formación. A través del scalper la fibra es distribuida de forma controlada y uniforme para formar un colchón de fibra que se ajusta a las dimensiones y espesores requeridos para el tipo de tablero en producción. La velocidad y la apertura de formación, determinan el volumen y la densidad del colchón. Una vez formado, el colchón pasa por una etapa de pre prensado, donde se compacta parcialmente para facilitar su ingreso a la prensa principal.

Prensado

Equipo Operativo: Prensas

El proceso de prensado tiene como objetivo formar el tablero con las dimensiones y características físicas requeridas. Este proceso se realiza mediante dos prensas hidráulicas (prensa 1 y prensa 2), lo que permite fabricar dos tableros de manera simultánea. El material es sometido a condiciones controladas de presión y temperatura que permiten la activación de los adhesivos presentes en la mezcla, garantizando la cohesión interna de las fibras y la estabilidad dimensional del producto.

Formateo

Equipo Operativo: Balanza, Enfriador, Sierras de corte

El proceso de formateo tiene como finalidad reducir la temperatura de los tableros y ajustar sus dimensiones conforme a las especificaciones del producto final. Primero pasa por una balanza automática donde se registra el peso, espesor y el tiempo

de salida de los tableros del prensado, generando información clave para el control del proceso y el posterior análisis en el modelo matemático propuesto. Después los tableros son dirigidos hacia un sistema de enfriamiento conformado por múltiples estaciones equipadas con ventiladores que aceleran la disipación térmica mediante circulación de aire. Posteriormente, ingresan a la línea de corte, donde un conjunto de sierras transversales realiza el perfilado de bordes y el ajuste de longitud, asegurando la precisión dimensional requerida para su posterior comercialización.

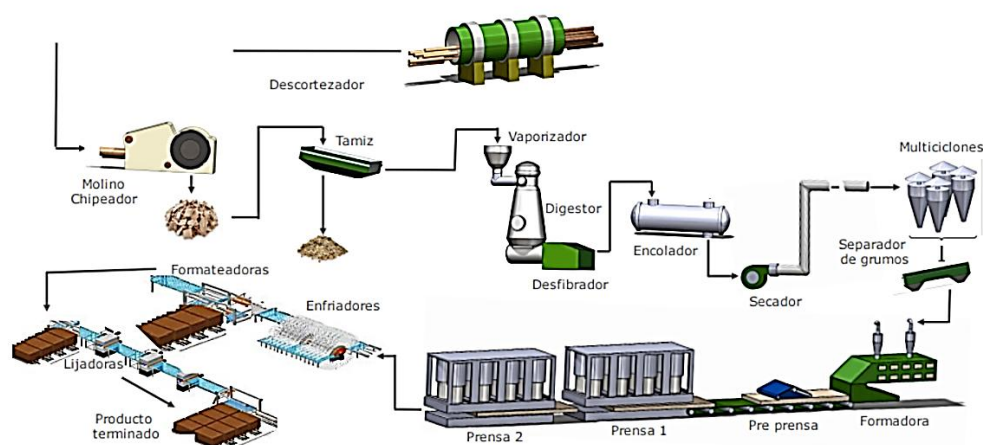
Lijado

Equipo Operativo: Lijadora

El proceso de lijado corresponde a la etapa final del proceso de producción, los tableros son enviados a las lijadoras automáticas, las cuales eliminan irregularidades superficiales y mejoran el acabado del producto permitiendo obtener una superficie uniforme y homogénea, esencial para aplicaciones posteriores como el recubrimiento o pintado.

Figura 7

Equipos operativos de los procesos de fabricación de tableros de fibra



Nota. Ilustración esquemática que representa la disposición secuencial de los principales equipos involucrados en cada proceso. Elaborado por: Investigador.

Identificación de Variables del Proceso

Una vez identificados los equipos operativos involucrados en cada etapa del proceso, es posible distinguir entre las variables que se registran de forma manual y aquellas que se recopilan automáticamente mediante controladores lógicos programables (PLC), cuyos datos son almacenados en un servidor SQL. Las variables capturadas por medios automatizados se registran con alta frecuencia y precisión, mientras que las variables medidas manualmente presentan menor exactitud debido a su naturaleza operativa y a la periodicidad extendida de su recolección. En la **Tabla 2** se presenta un desglose de las principales variables operativas asociadas a cada proceso operativo.

Tabla 2

Variables operativas de control por proceso.

Proceso	Variable	Medición	Unidad	Función
Chipeado	Consumo de Pino	Manual	%	Control de dosificación de madera.
	Consumo de Eucalipto	Manual	%	Control de dosificación de madera.
Desfibrado	Presión válvula de cono	PLC	Bar	Control de presión para estrujar el material, separar el agua de la fibra
	Velocidad Carga M309	PLC	m/min	Indica con qué velocidad se mueve la carga alimentada por el tornillo cónico
	Corriente Motor M309	PLC	Amp	Monitoreo del consumo de energía que ejerce el tornillo cónico
	Presión vaporizador	PLC	Bar	Control de flujo de vapor para el paso de chips por el vaporizador
	Nivel digestor	PLC	%	Monitoreo de capacidad de chips dentro del digestor
	Presión de digestor	PLC	Bar	Control de flujo de vapor para el paso de chips por el digestor
	Presión refinador	PLC	Bar	Control de flujo de vapor para el paso de chips por el refinador
Corriente motor M304	PLC	A	Monitoreo del consumo de energía que ejerce el motor del refinador	

Proceso	Variable	Medición	Unidad	Función
	Temperatura motor M304	PLC	°C	Monitoreo de temperatura del motor del refinador
	Presión cámara (A/B)	PLC	Bar	Presión que ejercen en la apertura los discos del refinador
	Rpm tsf 307	PLC	Rpm	Velocidad del paso de fibra hacia el encolado
	Peso tsf 307	PLC	kg/m ³	Flujo de fibra procesada hacia el encolado
	Kwh VP	PLC	Kwh	Consumo de energía del desfibrado
Encolado	Caudal resina	PLC	Kg/min	Aglutinante principal proporciona cohesión a la fibra
	Caudal urea	PLC	Kg/min	Modificador de resina
	Caudal endurecedor	PLC	Kg/min	Acelerador de curado
	Caudal cera	PLC	Kg/min	Repelente de humedad
	Presión de resina	PLC	Bar	Control de la presión para una aplicación homogénea de la resina
	Consumo resina	PLC	kg/m ³	Control de resina aplicada por metro cubico de fibra
Secadero	Temperatura secado entrada	PLC	°C	Temperatura del flujo de aire caliente que inicia el secado de la fibra
	Temperatura secado medio	PLC	°C	Parámetro de control de temperatura en la zona intermedia del ducto de secado
	Temperatura secado salida	PLC	°C	Parámetro de control de temperatura al final del ducto de secado
	Humedad	PLC	%	Medir la cantidad de humedad residual en la fibra
	Apertura válvula aceite térmico	PLC	Mm	Control intercambiador calor
	Velocidad Motor M261	PLC	Rpm	Monitoreo de rpm que ejerce el motor del aspirador secadero
	Temperatura M261	PLC	°C	Monitoreo de temperatura del aspirador secadero
	Ventilador Principal	PLC	Rpm	Velocidad de funcionamiento del ventilador de entrada de aire.

Proceso	Variable	Medición	Unidad	Función
	Presión Negativa Grumos	PLC	Bar	Indicador de grumos generados después del secado
	Aceite salida	PLC	°C	Temperatura del aceite al salir del sistema térmico
	Vapor	PLC	Bar	Control de flujo de vapor para el paso de fibra por el ducto de secado
Formación	Velocidad bunker	PLC	Rpm	Regular la velocidad de descarga de fibra desde el búnker para asegurar un flujo continuo
	Nivel del Bunker	PLC	%	Disponibilidad de fibra almacenada
	Porcentaje scalper	PLC	%	Regular la apertura del peine para aumentar o reducir el paso de fibra
	Peso manta	PLC	Kg	Controlar la cantidad de fibra depositada en la alfombra
	Velocidad formación	PLC	Rpm	Regular la velocidad de avance de la alfombra de fibra durante su formación
	Ventilador de recuperación fibra	PLC	Rpm	Parámetros funcionamiento motor de que recupera la fibra.
	Nivel bunker	PLC	%	Disponibilidad de fibra almacenada
Prensado	Tiempo de giro	PLC	segundos	Indicador del ciclo de prensado
	Presión acumulador baja	PLC	Bar	Control de presión para el accionamiento de las prensas
	Presión acumulador alta	PLC	Bar	Control de presión para el accionamiento de las prensas
	Temperatura plato superior	PLC	°C	Controlar la temperatura del plato superior de la prensa
	Temperatura plato inferior	PLC	°C	Controlar la temperatura del plato inferior de la prensa
	Temperatura contraplato superior	PLC	°C	Controlar la temperatura del contraplato inferior de la prensa
	Temperatura contraplato inferior	PLC	°C	Controlar la temperatura del contraplato inferior de la prensa
	Tiempo alta presión	PLC	segundos	Tiempo en alcanzar la máxima presión

Proceso	Variable	Medición	Unidad	Función
Formateo	Peso tablero	PLC	Kg	Verificar el peso final del tablero





































Nota. La presente tabla detalla las variables operativas del proceso de producción de tableros. Se especifica el tipo de medición manual o mediante PLC, su unidad correspondiente y la función que desempeña dentro del sistema productivo. Elaborado por: Investigador.

Cursograma Analítico

El análisis del tiempo involucrado en el proceso productivo del tablero “A”, el cual se ha denominado de esta forma por temas de confidencialidad y que representa un tipo de tablero, resulta fundamental para comprender las condiciones bajo las cuales se fabricó. La determinación de los tiempos se basó, en registros de cronometraje realizados durante mantenimientos programados, momento en el cual se puede vaciar completamente la línea de producción. Esta condición resulta ideal para observar el flujo real de fibra y medir con exactitud los tiempos de operación. Este enfoque es esencial para trazar con precisión la secuencia de actividades, identificar las variables críticas asociadas a cada operación y correlacionarlas posteriormente con los resultados físico-mecánicos obtenidos en laboratorio. Además, la cuantificación del tiempo por tipo de actividad (operación, transporte, inspección, almacenamiento) permite evaluar la eficiencia del proceso y generar oportunidades de mejora. Como se puede apreciar en la **Tabla 3**, se detalla cada una de las actividades que componen el proceso productivo, junto con su duración y clasificación simbólica correspondiente, lo que facilita su análisis técnico y su posterior integración al modelo matemático predictivo.

Tabla 3

Cursograma analítico del proceso de fabricación del tablero “A”

CURSOGRAMA ANALÍTICO DEL PROCESO							
Proceso fabricación tablero		Opera.		Mater.		Maqui. x	
		Resumen					
Fecha: 1/02/2025	Símbolo	Actividad	Actual				
Metodo: Actual		Operación	16				
Elaborado por: Investigador		Transporte	7				
Producto: Tablero "A"		Inspección	3				
		Espera	0				
		Almacenaje	2				
	Total de actividades realizadas		28				
	Tiempo total minutos		38,0				
NUMERO	DESCRIPCIÓN DEL PROCESO	Tiempo (s)	SÍMBOLOS PROCESOS				
							
1	Descortezado de la madera (pino) (1.25m ³)	300					
2	Dosificación madera (pino y eucalipto) (2,5 m ³)	150					
3	Chipeado de madera (2,5 m ³)	40					
4	Transporte chips	150					
5	Almacenamiento silo chips						
6	Tamizado chips	65					
7	Verificación granulometria chips						
8	Transporte chips a vaporizador	75					
9	Ablandamiento chips (Vaporizador)	127					
10	Cocción de chips (Digestor)	156					
11	Separación en fibras (Desfibrado)	89					
12	Transporte fibras a encolador	15					
13	Encolado	45					
14	Ducto de secado	155					
15	Eliminacion de vapor de la fibra en multiciclones	103					
16	Verificación granulometria fibra						
17	Transporte de fibra al bunker	20					
18	Preprensado de colchones	15					
19	Formacion de colchones	140					
20	Transporte de colchones a prensadoras	31					
21	Prensado	145					
22	Enfriamiento	300					
23	Formateo	36					
24	Lijado	125					
25	Control Calidad						
26	Almacenamiento Producto terminado						
Total tiempo		2282					

Nota. La estructura del cursograma incluye todas las etapas operativas requeridas para la producción del tablero tipo “A”, considerando tanto los procesos estándar como aquellos tiempos adicionales específicos asociados a sus características técnicas y de calidad.

Elaborado por: Investigador

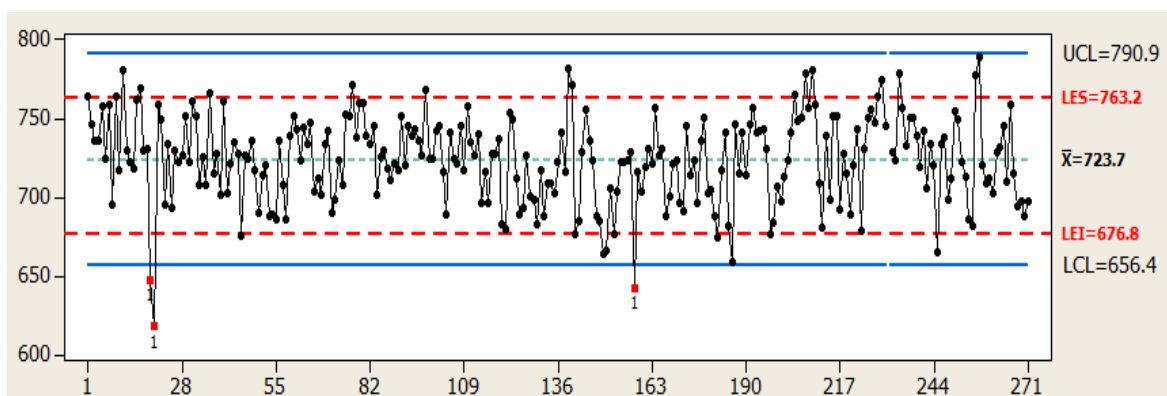
Parámetros de calidad

Para la fabricación de tableros tipo “A” es necesario cumplir con parámetros físico-mecánicos definidos por el departamento de calidad para asegurar su calidad estructural y funcional. Estos parámetros son determinados mediante ensayos en laboratorio y responden a estándares técnicos establecidos tanto a nivel nacional como internacional. El monitoreo de estas propiedades se realiza mediante herramientas estadísticas de control de calidad, en particular mediante el uso del gráfico de control de valores individuales (I-chart), que permite evaluar la variabilidad del proceso productivo y detectar posibles desviaciones o comportamientos fuera de control. En este análisis se tendrán en cuenta tanto los límites de especificación, los cuales establecen el intervalo aceptable que debe cumplir cada propiedad para que el producto sea considerado conforme, como los límites de control, que se obtienen mediante cálculos estadísticos basados en los datos históricos del proceso recolectados durante el segundo semestre del año 2024. Las tres propiedades críticas evaluadas son:

- **Densidad:** refleja la masa por unidad de volumen del tablero, con un rango aceptable entre 676,8 y 763,2 kg/m³.

Figura 8

Gráfico de control de valores individuales (I-chart) densidad.

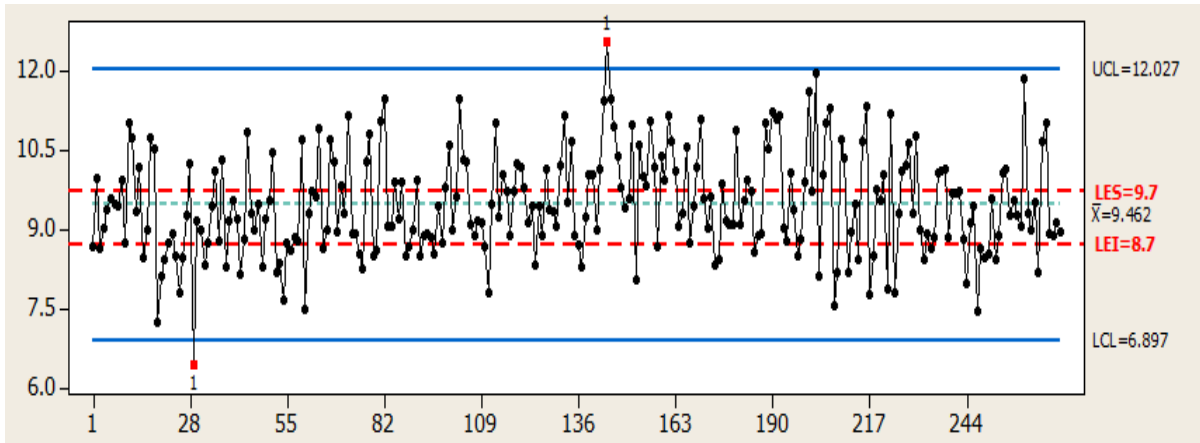


Nota. El gráfico evidencia la variabilidad en los resultados de densidad, con varios puntos fuera de especificación y control, correspondientes a pruebas de laboratorio realizadas durante el segundo semestre de 2024. Elaborado por: Investigador

- **Tracción:** mide la resistencia del tablero a las fuerzas de separación entre capas, debiendo ser mayor a 8,7 Kgf/ cm².

Figura 9

Gráfico de control de valores individuales (I-Chart) tracción.



Nota. El gráfico evidencia la variabilidad en los resultados de tracción, con varios puntos fuera de especificación y control, correspondientes a pruebas de laboratorio realizadas durante el segundo semestre de 2024 Elaborado por: Investigador

Actualmente, el control de calidad, se realiza bajo un enfoque post-proceso durante cada turno, es decir, únicamente después de que el producto ha sido fabricado y sometido a ensayos de laboratorio. Este esquema genera desfases en la toma de decisiones, lo que conlleva a la producción de tableros fuera de especificaciones, y un mayor desperdicio de materia prima. Además, se realiza una cantidad muy baja de pruebas de laboratorio, lo cual restringe la capacidad de control del proceso y reduce las oportunidades de corrección oportuna ante desviaciones.

Muestreo Estadístico

En la industria de tableros, el control de calidad se realiza comúnmente mediante pruebas destructivas sobre propiedades físico-mecánicas como la densidad y tracción perpendicular. Sin embargo, debido a los costos, tiempos y recursos requeridos para este tipo

de ensayos, el muestreo se limita a una cantidad reducida de piezas, lo cual puede comprometer la representatividad estadística de los resultados.

En este contexto, resulta crucial analizar si el número actual de pruebas es estadísticamente representativo del volumen total producido. Para ello, se aplican principios del muestreo estadístico, que permiten estimar características poblacionales con un nivel de confianza del 95 % y un margen de error del 5 %. El tamaño de muestra óptimo para poblaciones finitas puede calcularse mediante la siguiente ecuación:

$$n = \frac{N \cdot Z^2 \cdot p(1 - p)}{(N - 1) \cdot E^2 + Z^2 \cdot p(1 - p)} \quad (8)$$

Donde:

- “n” representa el tamaño de muestra óptimo
- “N” es la población total de tableros producidos por mes
- “Z” es el nivel de confianza (95% con Z-score del 1.96)
- “p” probabilidad de éxito (0.5)
- “E” es el margen de error permitido (0.05)

Aplicando esta fórmula a los datos reales de producción mensual de tableros tipo “A”, se estimó el tamaño de muestra necesario para cada mes, asumiendo un nivel de confianza del 95 %, un margen de error del 5 %, y una proporción esperada $p=0,5$ lo cual garantiza un enfoque conservador que maximiza la representatividad estadística. La siguiente tabla resume los resultados obtenidos comparando la cantidad de muestras recomendadas con las pruebas efectivamente realizadas en planta durante el segundo semestre del año 2024.

Tabla 4

Producción mensual y tamaño de muestreo óptimo para el tablero tipo “A”

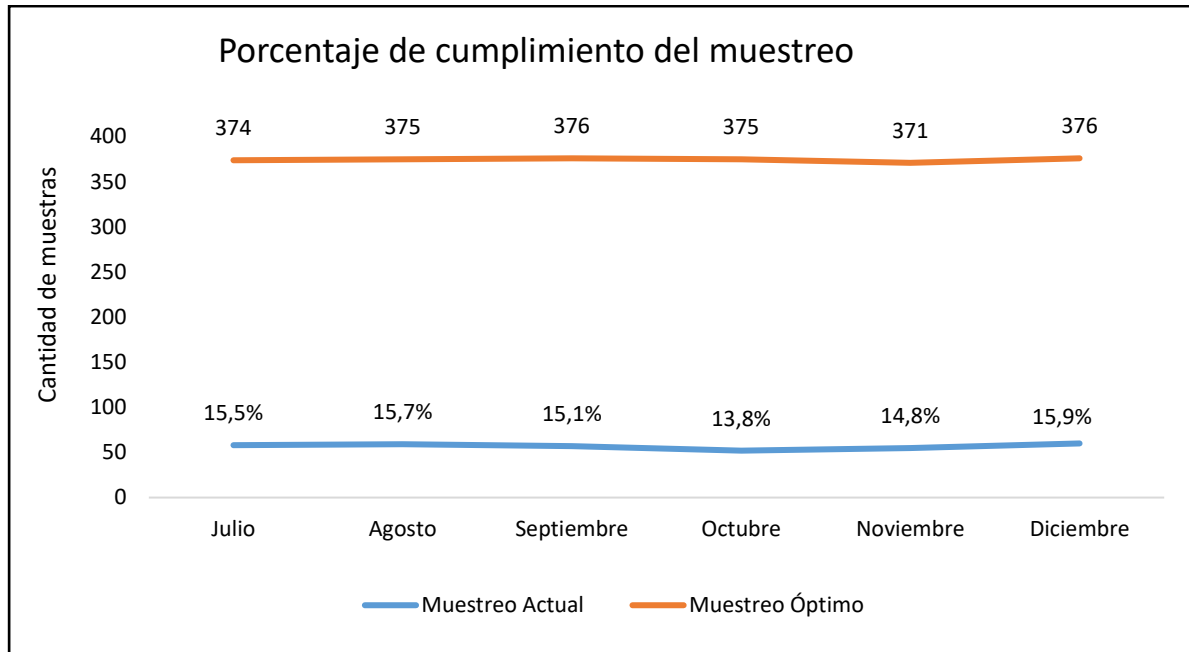
Mes	Tableros Producidos	Pruebas Realizadas (Densidad y Tracción)	Muestra Óptima (95 %, ±5 %)	% de Cobertura
Julio	14.502	58	374	15,5 %
Agosto	16.482	59	375	15,7 %
Septiembre	18.534	57	376	15,1 %
Octubre	17.462	52	375	13,8 %
Noviembre	12.806	55	371	14,8 %
Diciembre	18.013	60	376	15,9 %

Nota. El tamaño de muestra óptimo fue calculado aplicando la fórmula para poblaciones finitas, en función del total de tableros producidos mensualmente durante el segundo semestre de 2024. Elaborado por: Investigador.

Al comparar el número de pruebas físico-mecánicas realizadas en planta con el tamaño de muestra óptimo estimado para cada mes, se observa una diferencia significativa entre la cantidad de datos recolectados y los requerimientos estadísticos mínimos para una representación confiable. En todos los casos analizados, el porcentaje de cobertura del muestreo se mantuvo entre el 13 % y el 16 % respecto a lo ideal. Esta brecha limita la capacidad del sistema de control de calidad para detectar de manera oportuna las desviaciones en las propiedades físico-mecánicas del tablero.

Figura 10

Porcentaje de cumplimiento del muestreo por mes



Nota. Se compara la cantidad real de pruebas realizadas con el tamaño de muestra óptimo calculado para un nivel de confianza del 95 % y un margen de error del 5 %. Los porcentajes indican la cobertura del muestreo actual respecto al óptimo. Elaborado por: Investigador.

Dado que el actual esquema de muestreo se basa en ensayos destructivos y post-proceso, su baja frecuencia no permite implementar acciones correctivas inmediatas ante variaciones del proceso. Como resultado, existe una mayor probabilidad de que se fabriquen tableros fuera de especificaciones sin ser identificados a tiempo, generando desperdicio de materia prima, reprocesos y posibles reclamos de clientes.

Costo de tablero de fibra.

Para el presente análisis económico se ha considerado que las pruebas físico-mecánicas implican la destrucción total del tablero utilizado, por lo que el costo directo asociado a cada ensayo corresponde al valor unitario completo del tablero. Esta condición incrementa significativamente el impacto económico del sistema actual de control de calidad, debido a que

cada evaluación implica la pérdida íntegra de una unidad de producto terminado. La **Tabla 5** detalla el costo de cada tablero.

Tabla 5

Costos unitarios por tipo de tablero de fibra

<i>Descripción</i>	<i>Costo unitario</i>
<i>Tablero tipo "A"</i>	\$18,48
<i>Tablero tipo "B"</i>	\$22,64
<i>Tablero tipo "C"</i>	\$28,24
<i>Tablero tipo "D"</i>	\$38,16

Nota. Costo de tableros por unidad. Elaborado por: Investigador.

Durante el segundo semestre del año se realizaron un total de 814 pruebas destructivas, las cuales se distribuyeron entre los diferentes tipos de tablero pertenecientes a una misma familia de productos, diferenciados principalmente por el espesor. Como se puede observar en la **Tabla 6**, el tablero tipo "A" representa la mayor cantidad de pruebas (341) y el mayor costo total en el semestre (\$6.301,68), seguido por los tableros tipo "B" (\$5.477,88), "C" (\$4.772,68) y finalmente el tipo "D" (\$2.365,92). La selección del tablero tipo "A" como punto de partida para el desarrollo del modelo matemático predictivo es una estrategia acertada porque representa el mayor volumen de producción y concentración de ensayos destructivos. Una vez validado en este tablero, el modelo puede adaptarse y replicarse progresivamente en otros tipos de tableros, lo que generará una disminución significativa en los costos en toda la línea de producción

Tabla 6

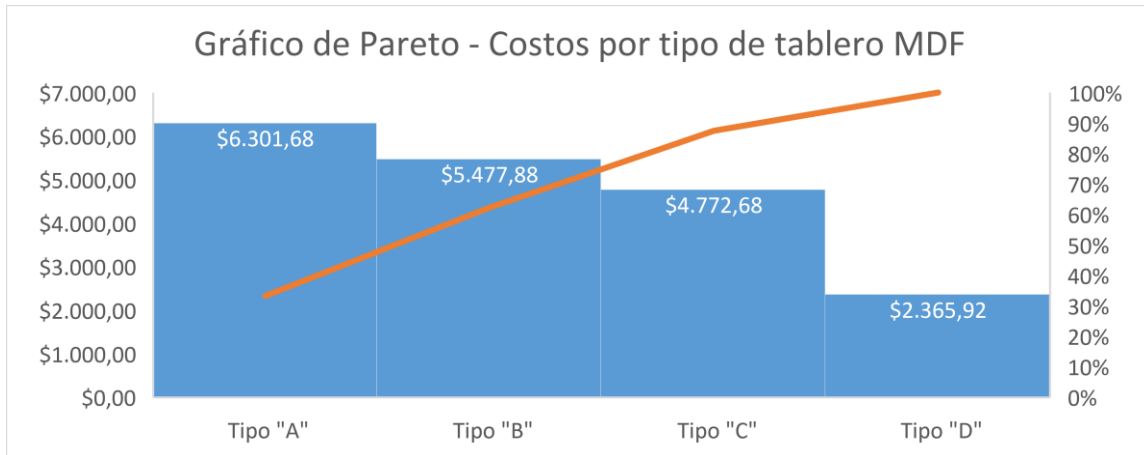
Costos mensuales por tipo de tablero de fibra.

Mes	Tablero Tipo "A"		Tablero Tipo "B"		Tablero Tipo "C"		Tablero Tipo "D"		Total Tableros	Costo mensual (\$)
	Pruebas Realizadas	Costo	Pruebas Realizadas	Costo	Pruebas Realizadas	Costo	Pruebas Realizadas	Costo		
Julio	58	\$1.071,84	17	\$384,88	20	\$564,80	9	\$343,44	104	2.364,96
Agosto	59	\$1.090,32	47	\$1.063,08	37	\$1.045,00	10	\$381,60	153	3.580,88
Septiembre	57	\$1.053,36	56	\$1.267,84	40	\$1.129,60	12	\$457,92	165	3.908,72
Octubre	52	\$960,96	29	\$656,56	21	\$593,04	8	\$305,28	110	2.515,84
Noviembre	55	\$1.016,40	47	\$1.064,08	26	\$734,24	12	\$457,92	140	3.272,64
Diciembre	60	\$1.108,80	46	\$1.041,44	25	\$706,00	11	\$419,76	142	3.276,00
Total	341	\$6.301,68	242	\$5.477,88	169	\$4.772,68	62	\$2.365,92	814	18.919,04

Nota. El análisis refleja el costo asociado a la ejecución de pruebas físico-mecánicas destructivas durante el segundo semestre del 2024. Elaborado por: Investigador.

Figura 11

Diagrama de Pareto



Nota. Distribución de los costos acumulados por tipo de tablero en los ensayos destructivos durante el segundo semestre.

Área de estudio

El enfoque del análisis radica en el desarrollo de un modelo matemático aplicado a la industria maderera, orientado a predecir en tiempo real las propiedades físico-mecánicas del tablero tipo “A” durante su proceso de fabricación. Esta solución tecnológica busca mejorar el control de calidad mediante la simulación de resultados como densidad y tracción, lo que contribuirá a un mayor control del proceso.

Tabla 7

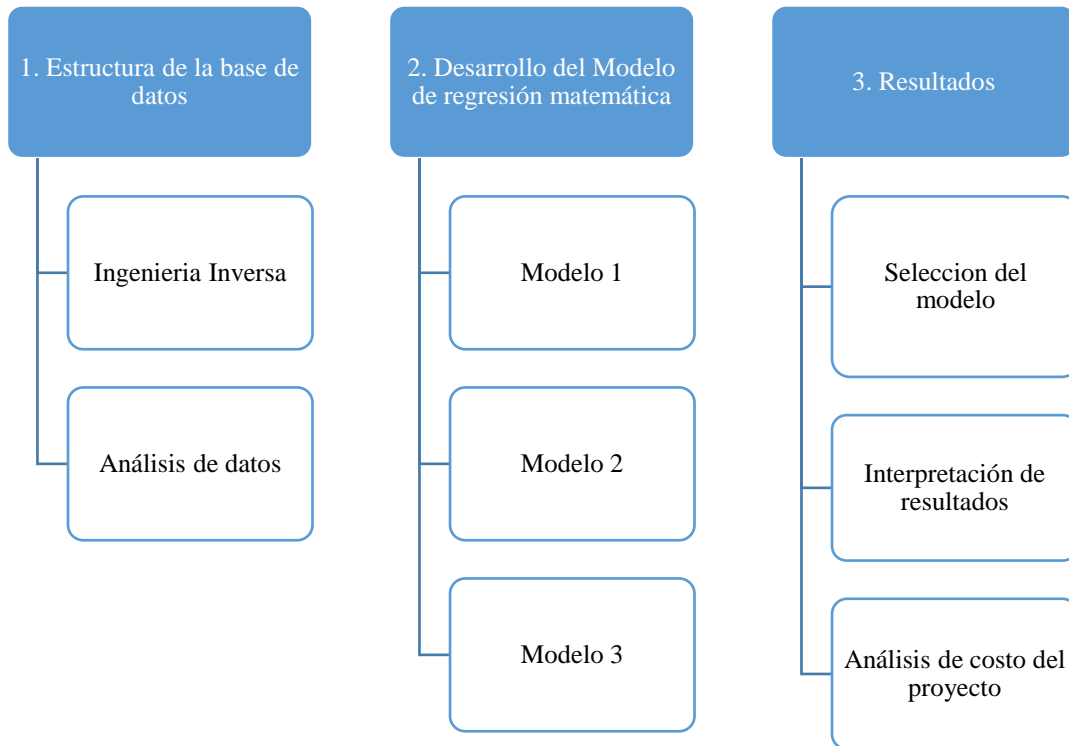
Lineamientos del área de estudio

Área de estudio	Delimitación del objetivo de estudio
Dominio	Tecnología y sociedad
Línea de investigación	Automatización y redes
Campo	Industria 4.0
Área	Procesos
Aspecto	Predicción basada en datos históricos de producción
Objetivo	Desarrollar un modelo matemático para la predicción de propiedades físico mecánicas
Periodo de análisis	Abril - Agosto 2025

Modelo Operativo

Figura 12

Modelo operativo propuesto para el desarrollo del proyecto.



Nota. Esquema detallado de las etapas clave para el desarrollo del modelo matemático para la predicción de propiedades físico-mecánicas de tableros de fibra en una industria maderera.

Elaborado por: Investigador

Estructuración de la base de datos

Esta etapa comprende la recopilación y organización de la información histórica del proceso productivo. Se aplicó un enfoque de regresión temporal inversa, partiendo desde el producto terminado hacia las condiciones operativas iniciales, registradas mediante controladores lógicos programables (PLC). A través del análisis de datos, se generó una base depurada, estructurada y temporalmente alineada con los resultados de las propiedades físico-mecánicas obtenidas en laboratorio. Una vez consolidada la base de datos, se procedió a realizar un análisis de correlación para identificar relaciones significativas entre las variables del

proceso y las propiedades del producto, complementado con la verificación de la normalidad de los datos como requisito previo para la aplicación de técnicas estadísticas multivariadas.

Desarrollo del modelo matemático

Posteriormente, se diseñaron y evaluaron tres enfoques distintos de regresión multivariada con el objetivo de identificar la mejor estructura predictiva para estimar las propiedades físico-mecánicas del tablero tipo “A”. El Modelo 1 consideró la totalidad de las variables operativas del proceso, sin aplicar filtros previos de selección. El Modelo 2 empleó únicamente las variables seleccionadas a partir de una matriz de criterios estadísticos, priorizando aquellas con mayor correlación y significancia. El Modelo 3 se desarrolló como una mejora en base al modelo anterior, aplicando un ajuste adicional sobre sus predictores para optimizar la precisión del pronóstico.

Resultados

Finalmente, se aplicó el modelo matemático seleccionado sobre nuevos conjuntos de datos con el fin de validar su precisión predictiva. Para ello, se compararon los valores estimados por el modelo con los resultados reales obtenidos mediante los ensayos de laboratorio, tanto para tracción como para densidad en tableros tipo “A”. Este proceso incluyó el análisis del margen de error mediante indicadores estadísticos como el MAPE y gráficas de ajuste del R^2 . Los resultados obtenidos permitieron evidenciar el nivel de confiabilidad del modelo y su aplicabilidad como herramienta de apoyo para el control de calidad en planta.

Capítulo III

Propuesta y resultados esperados

Desarrollo de la propuesta

Se propone el desarrollo de un modelo matemático predictivo basado en datos del proceso, con el objetivo de anticipar los resultados de las propiedades físico-mecánicas (densidad y tracción) de tableros tipo “A”, esto proporciona una herramienta clave para controlar de manera proactiva la calidad, reducir la variabilidad del producto y optimizar el uso de materia prima. Para ello, se emplearán métodos estadísticos y analíticos adecuados a la problemática identificada, lo que permitirá obtener una solución óptima y ajustada a las condiciones específicas del proceso productivo.

Metodología Aplicada

La presente investigación se desarrolla bajo un enfoque cuantitativo, aplicado y correlacional, dado que busca establecer relaciones estadísticas entre las variables operativas del proceso de fabricación de tableros y las propiedades físico-mecánicas del producto terminado. El objetivo es construir un modelo matemático que permita predecir los valores de densidad y tracción, a partir de datos recolectados de forma automática desde los controladores lógicos programables (PLC) que supervisan la línea de producción.

La metodología adoptada se divide en tres fases. En primer lugar, se lleva a cabo la estructuración de la base de datos, que implica el alineamiento temporal entre condiciones de proceso y resultados de laboratorio mediante regresión de tiempos y análisis de datos. Posteriormente, se desarrolla el modelo matemático predictivo mediante análisis de correlación y regresión multivariada, generando ecuaciones funcionales. Finalmente, en la cuarta fase, se presentan los resultados del modelo, donde se evalúa la exactitud de las predicciones mediante indicadores de error y validaciones con pruebas de laboratorio.

Estructuración de la Base de Datos

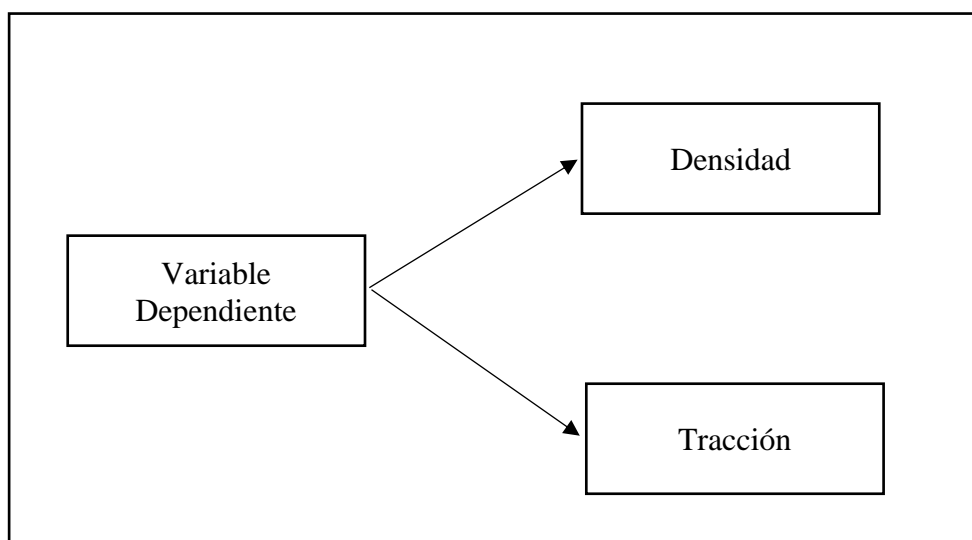
La construcción de un modelo matemático de predicción exige disponer de una base de datos sólidamente estructurada, que permita vincular con precisión las variables operativas del proceso con los resultados obtenidos en los ensayos físico-mecánicos del producto final. Para ello, se llevó a cabo un proceso sistemático de organización y alineación temporal de los datos provenientes tanto de los registros automatizados y manuales de planta como de las pruebas realizadas en laboratorio. Esta base de datos constituye el insumo clave para la aplicación de técnicas de ingeniería inversa, análisis estadístico y el posterior desarrollo de modelos multivariados orientados a la predicción de las propiedades del producto.

Variable dependiente

Las variables dependientes consideradas en este estudio son las propiedades físico-mecánicas obtenidas a partir de los ensayos de laboratorio realizados sobre los tableros fabricados. Estas propiedades representan el resultado del proceso productivo y, por tanto, son el foco principal del modelo de predicción.

Figura 13

Variable dependiente



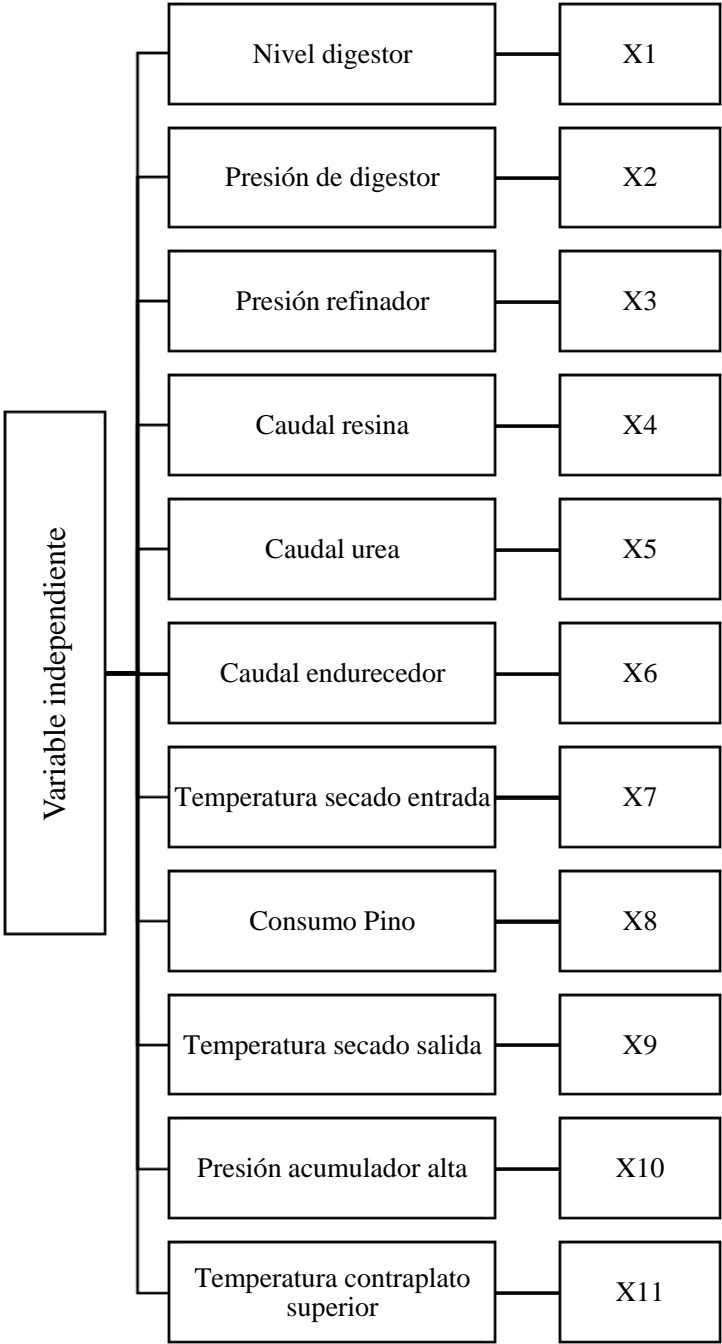
Nota. Identificación de variables dependientes.

Variable independiente

Las variables independientes corresponden a los parámetros operativos registrados a lo largo del proceso de fabricación del tablero, los cuales actúan como predictores dentro del modelo de regresión.

Figura 14

Variables Independientes



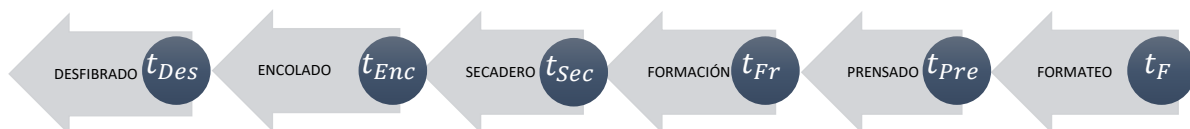
Nota. La presente figura ejemplifica un conjunto representativo de variables independientes involucradas en el proceso de producción de tableros. Por motivos de confidencialidad, dichas variables han sido codificadas utilizando la nomenclatura ($X_1, X_2, X_3 \dots X_n$), con el fin de resguardar información técnica sensible del proceso productivo. Elaborado por: Investigador

Ingeniería inversa del proceso productivo

La ingeniería inversa de procesos permite reconstruir las condiciones operativas que originaron un producto a partir de sus resultados finales, identificando la relación entre variables del proceso y características de calidad (Farahani et al., 2023). En entornos de manufactura 4.0, esta técnica facilita la trazabilidad y el análisis de datos para generar diagnósticos y modelos predictivos. En este estudio, se aplica para vincular los resultados de laboratorio con los registros del PLC.

Figura 15

Representación inversa del proceso.



Nota. Representación del proceso de manera inversa para establecer la condición de elaboración del producto registrada por PLC. Elaborado por: Investigador

Levantamiento de pruebas físico-mecánicas

El levantamiento de pruebas físico-mecánicas constituye el punto de partida para la estructuración de la base de datos utilizada en este estudio. Esta etapa permitió obtener información clave sobre la calidad y trazabilidad del tablero “A”, mediante la evaluación de propiedades como la densidad y tracción interna.

Tabla 8

Registro de pruebas de laboratorio

Test	Nombre del Producto	Fecha Producción (Prodate)	Densidad	Tracción
1	Tablero "A"	6/1/2025 16:51:00	708,161926	9,928504872
2	Tablero "A"	8/1/2025 18:58:23	670,448364	9,207022083
3	Tablero "A"	12/1/2025 17:11:00	714,160156	9,473226678
4	Tablero "A"	13/1/2025 3:02:00	702,614807	9,369842434
5	Tablero "A"	14/1/2025 17:02:34	680,95459	9,036353481
6	Tablero "A"	14/1/2025 18:09:00	701,40033	10,21545088
7	Tablero "A"	21/1/2025 9:14:34	672,331055	9,970518458
8	Tablero "A"	21/1/2025 16:20:00	706,792114	9,051465726
9	Tablero "A"	22/1/2025 0:47:33	687,016296	10,07476115
10	Tablero "A"	22/1/2025 1:53:00	717,7771	11,35317428
11	Tablero "A"	22/1/2025 8:20:00	754,436096	8,86968044
12	Tablero "A"	26/1/2025 21:37:14	665,139832	10,11424499
13	Tablero "A"	27/1/2025 0:25:00	683,196228	9,392304397
14	Tablero "A"	27/1/2025 0:46:45	697,550598	10,18436308
15	Tablero "A"	11/2/2025 16:56:21	741,204895	12,11813829

Nota. La tabla 8 recoge los valores de densidad y tracción perpendicular obtenidos en laboratorio para tableros tipo "A", incluyendo la fecha de producción registrada como Prodate. Estos datos constituyen la base de salida para el análisis de ingeniería inversa y el desarrollo del modelo matemático predictivo. Elaborado por: Investigador.

Regresión de tiempo

El proceso de fabricación de tableros MDF tipo “A” mantiene tiempos que han sido identificados en el cursograma analítico, pero para la herramienta que buscará los datos de las condiciones bajo las cuales fue elaborado el tablero es necesario adecuar inversamente el proceso productivo. Inicialmente se registra el tiempo desde el formateo, lugar donde el operador de calidad obtiene los datos de tiempo de fabricación del tablero para tomar la muestra del mismo. Luego retrocedemos hacia el proceso de prensado, formación, secadero, encolado y finalmente llegamos hasta el desfibrado, dado que el almacenamiento de datos por PLC abarca solamente hasta este punto. En el caso de procesos anteriores como chipeado y descortezado, la información disponible es de tipo manual y se reporta de forma diaria, por lo que su tratamiento se realizará de manera diferenciada, al no contar con resolución temporal por segundo como ocurre con los datos automatizados.

Tabla 9

Tiempos del proceso para la toma de datos en PLC

Proceso	Nombre Producto	Regresión tiempo (minutos)
Formateo	Tablero “A”	$t_F = ProdDate$
Prensado	Tablero “A”	$t_P = t_F - 2.4 \text{ min}$
Formación	Tablero “A”	$t_{Fr} = t_P - 3.1 \text{ min}$
Secadero	Tablero “A”	$t_{Sec} = t_{Fr} - 4.6 \text{ min}$
Encolado	Tablero “A”	$t_{Enc} = t_{Sec} - 1 \text{ min}$
Desfibrado	Tablero “A”	$t_{Des} = t_{Enc} - 6.2 \text{ min}$

Nota. Adecuación de tiempos en cada proceso de fabricación del tablero “A” para la captura de datos. Elaborado por: Investigador

Para la captura de datos provenientes de los registros automáticos del PLC, es necesario aplicar una fórmula de retroceso de tiempo basada en la duración estimada de cada proceso, como se detalla en la **Tabla 9**. El punto de inicio de este retroceso se ubica en el área de formateo, a partir de la variable “ProdDate”, correspondiente a la fecha y hora de producción del tablero. Este dato se encuentra registrado en el formato “d/m/yyyy h:mm:ss” y debe ser transformado a valor decimal, lo que permite operar con precisión a nivel de minutos. Posteriormente, el valor decimal es redondeado a tres cifras decimales, asegurando la consistencia en la resolución temporal y facilitando la identificación de registros específicos. Este número decimal se convierte en una clave de búsqueda fundamental para el sistema de emparejamiento de datos, debido a que permite localizar con exactitud los registros de las variables del proceso almacenadas en el sistema de control (PLC) durante la fabricación de cada tablero evaluado.

Tabla 10

Retroceso temporal de la secuencia de fabricación por muestra de ensayo.

ProdDate	Formateo	Prensa	Formación	Secadero	Encolado	Desfibrado
6/1/2025 16:51:00	45663,702	45663,701	45663,699	45663,696	45663,695	45663,691
8/1/2025 18:58:23	45665,791	45665,790	45665,788	45665,785	45665,784	45665,78
12/1/2025 17:11:00	45669,716	45669,715	45669,713	45669,710	45669,709	45669,705
13/1/2025 3:02:00	45670,126	45670,125	45670,123	45670,120	45670,119	45670,115
14/1/2025 17:02:34	45671,71	45671,709	45671,707	45671,704	45671,703	45671,699
14/1/2025 18:09:00	45671,756	45671,755	45671,753	45671,75	45671,749	45671,745
21/1/2025 9:14:34	45678,385	45678,384	45678,382	45678,379	45678,378	45678,374

ProdDate	Formateo	Prensa	Formación	Secadero	Encolado	Desfibrado
21/1/2025 16:20:00	45678,681	45678,68	45678,678	45678,675	45678,674	45678,67
22/1/2025 0:47:33	45679,033	45679,032	45679,03	45679,027	45679,026	45679,022
22/1/2025 1:53:00	45679,078	45679,077	45679,075	45679,072	45679,071	45679,067
22/1/2025 8:20:00	45679,347	45679,346	45679,344	45679,341	45679,340	45679,336
26/1/2025 21:37:14	45683,901	45683,900	45683,898	45683,895	45683,894	45683,89
27/1/2025 0:25:00	45684,017	45684,016	45684,014	45684,011	45684,01	45684,006

Nota. La tabla 8 detalla el retroceso temporal por muestra desde el formateo hasta el desfibrado, con tiempos convertidos a formato decimal de Excel. Este valor permite alinear los datos del proceso con precisión. Elaborado por: Investigador.

Capturador de datos

Cada uno de los tiempos convertidos al formato decimal se utiliza como clave en el buscador de datos desarrollado para este estudio, con el propósito de extraer datos de las variables registradas en el PLC mediante la descarga de datos de la SQL en Excel, la cual almacena todos los datos correspondientes a cada etapa del proceso. Este mecanismo permite establecer el match entre la trazabilidad del proceso productivo y los resultados de laboratorio, identificando con precisión las condiciones operativas bajo las cuales fue fabricado cada tablero evaluado. En la **Figura 16** se muestra los datos extraídos en cada proceso a partir de la clave decimal de la primera prueba de laboratorio registrada en la **Tabla 10**

Figura 16

Capturador de datos PLC

	FORMATEO	PRENSAS	FORMACIÓN	SECADERO	DOSIFICACION	DESFIBRADO
	45784,531	45784,53	45784,528	45784,525	45784,524	45784,52
	DESFIBRADO					
1	FECHA	×	×	×	×	×
	45784,52	84,77777778	1789,555556	6,55555556	59,33333333	8,45555386
	DOSIFICACION					
2	FECHA	×	×	×	×	×
	45784,524	10,61999989	0,220000005	0,560000002	0,520000005	9,179999924
	SECADERO					
3	FECHA	×	×	×	×	×
	45784,525	411,6666667	168,7500038	64,93333371	53,19999886	12,91666675
	FORMACIÓN					
4	FECHA	x	x	x	x	x
	45784,528	49,61538462	26,53846154	11,73846142	150	40
	PRENSAS					
5	FECHA	×	×	×	×	×
	45784,53	137	23,55555556	233,7777778	182,2222188	176,7333357
	FORMATEO					
6	FECHA	×				
	45784,531	147,5333354				

Nota. La captura de datos se realiza utilizando la clave decimal como referencia para localizar el valor correspondiente de cada variable.

Luego, mediante una fórmula de promedio en Excel, se agrupan los datos registrados durante un minuto, devolviendo el dato correspondiente para cada variable. No se muestra los nombres de las variables por temas de confidencialidad. Elaborado por: Investigador

La captura de datos se realiza utilizando la clave decimal como referencia para localizar el valor correspondiente de cada variable. Posteriormente, mediante una fórmula de promedio en Excel, se agrupan los datos registrados durante un minuto, devolviendo el valor representativo para cada caso analizado. Algunas variables relevantes para el análisis no cuentan con registro automatizado mediante sistemas PLC, por lo que su captura se realiza de forma manual a partir de reportes operativos diarios. Para integrarlas en la base de datos, se utilizó como referencia el día de la fecha de producción del tablero, asignando el valor correspondiente al día en que fue fabricado. En la **Tabla 11** se detallan las variables que fueron incorporadas bajo este enfoque.

Tabla 11

Datos Manuales

Variable	Unidad	Frecuencia de registro	Fuente de datos	Método de integración
Consumo de Pino	% /día	Diario	Reporte de producción	Asignación por fecha de producción
Consumo de eucalipto	% /día	Diario	Reporte de producción	Asignación por fecha de producción

Nota. Datos manualmente obtenidos. Elaborado por: Investigador.

De esta manera, se completa la estructuración de la base de datos, en la cual se integran los datos de las variables operativas obtenidas por ingeniería inversa con los resultados físico-mecánicos de laboratorio. Esta base de datos, organizada en formato entrada-salida, permite establecer la relación directa entre las condiciones de operación y las propiedades de calidad del tablero. A partir de esta estructura, se procede con el análisis exploratorio y estadístico de cada una de las variables, con el fin de identificar su comportamiento, detectar posibles outliers y evaluar su influencia en el modelo predictivo.

Base de datos.

La **Tabla 12** muestra la base de datos la cual está compuesta por 2 variables dependientes y 56 variables independientes correspondientes al proceso de producción de tableros MDF en la cual se incluyen todas las pruebas de laboratorio que se han recolectado hasta el presente trabajo.

Tabla 12. Matriz base de datos

Test	ProdDate	Densidad Kg/m3	Tracción Kgf/cm2	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅	X ₆	X ₇	X ₈	X ₉	X ₁₀
1	7/9/2024 4:21	725,03	7,19	82,32	17,680	6,300	0,800	64,000	8,600	7,600	87,654	74,000	5,900
2	14/9/2024 13:49	693,82	7,88	79,94	20,060	6,400	1,300	67,000	8,800	8,300	89,700	68,000	4,900
3	14/9/2024 16:40	751,04	8,26	83,47	16,530	6,427	1,480	64,467	8,653	7,953	88,067	69,000	6,507
4	18/9/2024 0:25	713,79	8,42	83,47	16,530	6,150	1,300	66,000	8,850	8,200	88,600	75,000	5,050
5	22/9/2024 6:04	719,94	8,49	78,87	21,130	5,644	1,350	59,556	8,983	8,478	90,889	76,167	8,011
6	22/9/2024 8:24	682,87	8,62	78,87	21,130	6,200	0,800	65,500	8,600	8,200	90,654	78,565	6,300
7	25/9/2024 10:00	735,48	8,52	78,39	21,610	5,719	1,388	59,625	9,619	8,988	87,875	75,000	7,638
8	29/9/2024 0:31	684,25	8,57	78,89	21,110	6,220	1,540	62,400	9,310	9,160	91,500	76,000	6,210
9	30/9/2024 16:33	752,96	8,54	79,82	20,180	6,600	1,425	64,563	8,538	8,025	87,563	69,000	6,538
10	2/10/2024 8:40	770,30	8,50	79,82	20,180	6,800	0,800	65,000	8,400	7,400	91,546	73,632	6,400
11	2/10/2024 12:16	675,26	8,64	75,71	24,290	6,050	0,700	67,500	8,650	8,050	87,562	74,365	7,150
12	6/10/2024 10:06	721,00	8,67	76,05	23,950	5,706	1,371	58,824	9,129	8,500	81,000	75,000	7,153
13	9/10/2024 16:18	684,25	8,61	76,05	23,950	6,263	1,538	58,563	9,269	9,056	90,063	76,000	6,225
14	21/10/2024 1:48	722,75	8,70	76,76	23,240	5,981	1,263	58,875	9,063	8,106	90,438	73,000	9,169
15	26/10/2024 3:16	728,57	11,42	76,69	23,310	6,531	1,177	60,846	9,377	8,862	88,231	77,000	6,792
16	31/10/2024 0:45	682,87	8,62	76,69	23,310	6,200	0,800	65,500	8,600	8,200	88,456	79,789	6,300
17	3/11/2024 16:25	739,33	11,79	75,95	24,050	6,350	0,900	65,500	8,650	7,750	83,254	81,025	6,200
18	13/11/2024 16:37	735,35	9,73	75,95	24,050	6,418	1,218	59,353	9,165	8,859	92,882	83,000	6,859
19	21/11/2024 20:47	729,08	8,82	76,33	23,670	6,427	1,209	60,182	9,082	8,873	93,909	83,000	6,845
20	28/11/2024 2:59	720,13	9,97	83,81	16,190	5,787	1,447	59,933	9,347	8,773	83,800	71,000	6,700
21	30/11/2024 3:41	742,65	8,85	83,81	16,190	5,700	1,387	59,467	9,360	8,680	88,067	75,000	7,780
22	8/12/2024 16:44	717,09	8,99	77,39	22,610	5,706	1,371	58,824	9,129	8,500	81,000	75,000	7,153
23	14/12/2024 18:20	755,65	9,97	77,39	22,610	6,150	1,000	63,500	8,200	7,600	88,231	82,365	7,100
24	18/12/2024 0:44	689,15	8,80	78,87	21,130	6,150	0,750	65,000	8,750	8,200	88,456	76,056	5,950
25	30/12/2024 9:40	723,37	10,92	78,03	21,970	6,393	1,179	59,214	9,171	8,707	92,000	78,000	7,043
26	12/1/2025 17:11	684,25	8,61	78,49	21,510	6,263	1,538	58,563	9,269	9,056	90,063	76,000	6,225
27	14/1/2025 17:02	747,39	9,94	78,49	21,510	7,200	0,900	67,500	8,500	7,650	87,875	77,069	4,800
185	30/5/2025 13:19	757,54	12,21	80,65	34,300	5,873	1,193	60,533	9,067	8,553	89,600	69,000	7,927

Test	ProdDate	Densidad Kg/m3	Tracción Kgf/cm2	X ₁₁	X ₁₂	X ₁₃	X ₁₄	X ₁₅	X ₁₆	X ₁₇	X ₁₈	X ₁₉	X ₂₀
1	7/9/2024 4:21	725,03	7,19	24,600	176,365	53,000	106,000	10,562	0,235	0,500	0,500	8,800	80,100
2	14/9/2024 13:49	693,82	7,88	26,350	189,546	53,000	106,000	10,968	0,236	0,500	0,500	8,771	77,100
3	14/9/2024 16:40	751,04	8,26	28,073	152,287	53,000	106,000	10,600	0,247	0,567	0,500	8,900	79,100
4	18/9/2024 0:25	713,79	8,42	26,250	165,145	53,000	106,000	9,654	0,236	0,500	0,500	8,819	77,100
5	22/9/2024 6:04	719,94	8,49	25,828	160,806	50,356	104,522	10,800	0,222	0,572	0,500	9,186	80,022
6	22/9/2024 8:24	682,87	8,62	24,350	198,654	53,000	106,000	10,100	0,256	0,500	0,500	9,273	77,600
7	25/9/2024 10:00	735,48	8,52	26,475	160,450	53,000	106,000	10,794	0,244	0,563	0,500	8,863	77,000
8	29/9/2024 0:31	684,25	8,57	28,820	165,200	53,000	106,000	10,930	0,270	0,540	0,600	8,871	78,300
9	30/9/2024 16:33	752,96	8,54	28,081	143,038	53,000	106,000	10,600	0,225	0,563	0,500	9,373	79,100
10	2/10/2024 8:40	770,30	8,50	24,200	198,65	53,000	106,000	10,698	0,236	0,500	0,500	9,125	80,100
11	2/10/2024 12:16	675,26	8,64	23,400	186,987	50,450	104,550	10,489	2,345	0,500	0,500	8,944	76,550
12	6/10/2024 10:06	721,00	8,67	26,382	119,882	44,406	100,059	10,329	0,194	0,547	0,500	8,441	78,218
13	9/10/2024 16:18	684,25	8,61	28,831	163,400	53,000	106,000	10,950	0,219	0,581	0,600	9,033	78,300
14	21/10/2024 1:48	722,75	8,70	25,475	160,113	53,000	106,000	10,963	0,225	0,575	0,594	8,735	80,500
15	26/10/2024 3:16	728,57	11,42	27,469	154,646	6,792	102,938	11,500	0,300	0,615	0,500	9,125	83,400
16	31/10/2024 0:45	682,87	8,62	24,350	169,785	6,300	106,000	9,789	0,249	0,500	0,500	8,918	77,600
17	3/11/2024 16:25	739,33	11,79	24,450	169,736	6,200	106,000	9,879	0,244	0,500	0,500	8,867	77,300
18	13/11/2024 16:37	735,35	9,73	27,118	193,500	6,859	106,000	10,935	0,247	0,559	0,571	8,794	80,000
19	21/11/2024 20:47	729,08	8,82	27,164	196,918	6,845	106,000	10,945	0,245	0,564	0,582	8,835	80,000
20	28/11/2024 2:59	720,13	9,97	27,293	133,007	6,700	103,780	10,540	0,300	0,560	0,500	8,720	77,653
21	30/11/2024 3:41	742,65	8,85	26,353	165,180	7,780	106,000	10,800	0,240	0,540	0,500	8,975	77,000
22	8/12/2024 16:44	717,09	8,99	26,382	119,882	7,153	100,059	10,329	0,194	0,547	0,500	9,040	78,218
23	14/12/2024 18:20	755,65	9,97	23,400	195,365	7,100	106,000	9,578	0,225	0,500	0,500	9,067	74,900
24	18/12/2024 0:44	689,15	8,80	25,150	183,654	5,950	106,000	10,756	0,300	0,500	0,500	8,750	77,600
25	30/12/2024 9:40	723,37	10,92	27,300	174,250	7,043	104,521	10,800	0,264	0,550	0,529	8,665	80,000
26	12/1/2025 17:11	684,25	8,61	28,831	163,400	6,225	106,000	10,950	0,219	0,581	0,600	8,972	78,300
27	14/1/2025 17:02	747,39	9,94	26,300	178,695	4,800	106,000	10,365	0,298	0,550	0,500	8,853	78,100
185	30/5/2025 13:19	757,54	12,21	26,327	149,160	7,927	103,713	10,564	0,213	0,833	0,500	8,800	97,413

Test	ProdDate	Densidad Kg/m3	Tracción Kgf/cm2	X ₂₁	X ₂₂	X ₂₃	X ₂₄	X ₂₅	X ₂₆	X ₂₇	X ₂₈	X ₂₉	X ₃₀
1	7/9/2024 4:21	725,03	7,19	125,800	62,500	53,200	11,000	18,000	284,200	143,450	52,000	28,850	20,300
2	14/9/2024 13:49	693,82	7,88	115,100	56,700	49,000	12,100	20,000	283,300	145,350	48,000	27,900	20,600
3	14/9/2024 16:40	751,04	8,26	142,600	63,500	51,406	12,418	28,000	279,241	151,447	45,775	26,444	16,563
4	18/9/2024 0:25	713,79	8,42	114,800	56,300	48,600	12,800	20,000	285,250	144,950	48,000	27,600	20,800
5	22/9/2024 6:04	719,94	8,49	125,081	53,263	48,919	12,919	21,000	285,519	145,644	45,006	26,444	16,388
6	22/9/2024 8:24	682,87	8,62	125,800	60,100	50,600	12,100	25,000	275,200	150,450	51,000	26,800	20,900
7	25/9/2024 10:00	735,48	8,52	140,540	60,360	51,660	11,920	25,000	281,700	146,513	47,007	27,079	16,343
8	29/9/2024 0:31	684,25	8,57	132,610	60,310	51,500	12,180	26,000	282,850	149,180	57,064	26,427	15,036
9	30/9/2024 16:33	752,96	8,54	142,543	63,621	51,500	12,500	28,000	279,300	151,200	45,967	26,493	16,540
10	2/10/2024 8:40	770,30	8,50	127,700	63,100	53,600	10,850	18,500	283,200	144,500	52,000	24,900	20,200
11	2/10/2024 12:16	675,26	8,64	115,300	56,300	47,900	12,200	20,000	283,400	141,800	50,700	26,000	19,100
12	6/10/2024 10:06	721,00	8,67	130,825	58,775	50,163	12,738	20,000	278,963	146,638	46,213	25,963	15,688
13	9/10/2024 16:18	684,25	8,61	133,463	60,988	51,888	12,038	26,000	281,900	152,650	57,319	25,925	14,950
14	21/10/2024 1:48	722,75	8,70	137,113	60,769	52,038	12,013	24,000	287,331	145,319	48,788	26,231	14,325
15	26/10/2024 3:16	728,57	11,42	146,705	61,680	52,333	12,233	23,000	285,760	149,620	49,306	24,981	16,006
16	31/10/2024 0:45	682,87	8,62	125,800	60,100	50,600	12,100	25,000	275,200	150,450	51,000	26,800	20,900
17	3/11/2024 16:25	739,33	11,79	112,150	55,400	47,500	12,450	20,000	282,200	145,950	62,000	27,350	18,700
18	13/11/2024 16:37	735,35	9,73	139,565	62,971	52,400	11,865	26,000	290,406	149,941	49,600	25,300	16,031
19	21/11/2024 20:47	729,08	8,82	139,458	63,000	52,400	11,842	26,000	290,550	149,883	49,218	25,827	15,945
20	28/11/2024 2:59	720,13	9,97	139,956	60,625	49,888	12,563	25,000	283,944	149,325	46,863	27,494	16,194
21	30/11/2024 3:41	742,65	8,85	140,800	60,567	51,720	12,007	25,000	281,540	144,453	47,213	26,240	16,307
22	8/12/2024 16:44	717,09	8,99	130,825	58,775	50,163	12,738	20,000	278,963	146,638	46,213	25,963	15,688
23	14/12/2024 18:20	755,65	9,97	146,800	62,750	50,400	12,400	100,000	264,700	142,950	68,400	24,300	21,100
24	18/12/2024 0:44	689,15	8,80	126,300	58,200	49,700	12,150	27,000	276,400	147,800	46,550	21,100	20,500
25	30/12/2024 9:40	723,37	10,92	130,557	60,086	51,021	12,086	23,000	289,007	148,329	47,673	26,400	15,973
26	12/1/2025 17:11	684,25	8,61	133,463	60,988	51,888	12,038	26,000	281,900	152,650	57,319	25,925	14,950
27	14/1/2025 17:02	747,39	9,94	133,600	58,800	49,900	12,450	26,000	274,500	140,600	60,000	23,400	20,800
185	30/5/2025 13:19	757,54	12,21	148,529	66,841	54,900	11,212	28,000	281,859	149,124	44,956	26,375	17,256

Test	ProdDate	Densidad Kg/m3	Tracción Kgf/cm2	X ₃₁	X ₃₂	X ₃₃	X ₃₄	X ₃₅	X ₃₆	X ₃₇	X ₃₈	X ₃₉	X ₄₀
1	7/9/2024 4:21	725,03	7,19	149,900	22,000	245,000	187,200	179,600	186,700	184,300	1000,000	148,000	18
2	14/9/2024 13:49	693,82	7,88	148,000	24,000	225,000	187,400	180,100	187,400	183,900	1000,000	144,000	18
3	14/9/2024 16:40	751,04	8,26	148,160	24,500	229,364	190,000	182,900	189,973	186,891	125,968	143,500	18
4	18/9/2024 0:25	713,79	8,42	148,000	22,500	207,000	187,200	180,200	187,400	183,900	1000,000	144,000	17
5	22/9/2024 6:04	719,94	8,49	148,500	23,450	222,650	191,700	185,060	189,965	185,890	133,865	142,150	23
6	22/9/2024 8:24	682,87	8,62	145,700	24,000	234,000	186,200	180,100	187,200	183,900	1000,000	146,000	16
7	25/9/2024 10:00	735,48	8,52	146,847	23,000	222,909	192,100	184,982	192,082	187,900	106,073	138,000	18
8	29/9/2024 0:31	684,25	8,57	148,800	23,636	219,000	190,000	182,900	189,964	186,000	182,000	137,000	18
9	30/9/2024 16:33	752,96	8,54	148,300	23,444	213,333	190,000	182,900	189,600	186,700	166,978	144,000	19
10	2/10/2024 8:40	770,30	8,50	147,400	24,000	233,000	187,200	179,100	186,900	184,300	1000,000	146,000	17
11	2/10/2024 12:16	675,26	8,64	149,900	23,000	221,000	186,900	180,100	187,200	183,900	1000,000	143,000	19
12	6/10/2024 10:06	721,00	8,67	149,700	23,083	224,833	190,467	183,100	190,075	186,000	93,508	146,000	15
13	9/10/2024 16:18	684,25	8,61	148,892	23,000	222,125	190,000	182,900	190,000	186,000	112,188	137,125	17
14	21/10/2024 1:48	722,75	8,70	168,400	22,714	214,929	186,500	180,414	184,657	180,957	192,379	161,000	15
15	26/10/2024 3:16	728,57	11,42	172,300	23,385	215,923	186,200	177,615	184,885	180,800	202,300	157,000	17
16	31/10/2024 0:45	682,87	8,62	145,700	24,000	234,000	186,200	180,100	187,200	183,900	1000,000	146,000	16
17	3/11/2024 16:25	739,33	11,79	147,100	24,000	233,000	186,800	178,900	187,200	184,100	1000,000	142,000	15
18	13/11/2024 16:37	735,35	9,73	148,000	22,938	215,063	188,669	181,831	190,244	185,975	160,919	137,000	17
19	21/11/2024 20:47	729,08	8,82	190,320	23,500	226,800	188,300	181,700	189,830	185,820	97,070	137,400	19
20	28/11/2024 2:59	720,13	9,97	151,300	23,450	214,550	190,430	183,030	190,150	185,770	162,965	142,000	16
21	30/11/2024 3:41	742,65	8,85	146,000	23,500	222,350	192,100	184,800	191,930	187,900	161,670	138,900	15
22	8/12/2024 16:44	717,09	8,99	149,700	23,083	224,833	190,467	183,100	190,075	186,000	93,508	146,000	20
23	14/12/2024 18:20	755,65	9,97	146,900	24,000	225,000	182,000	176,500	184,800	181,000	1000,000	145,000	16
24	18/12/2024 0:44	689,15	8,80	149,900	22,500	204,500	186,200	181,000	186,500	183,600	1000,000	146,000	16
25	30/12/2024 9:40	723,37	10,92	150,463	23,500	230,000	187,721	179,029	187,179	183,121	108,643	143,571	16
26	12/1/2025 17:11	684,25	8,61	148,892	23,000	222,125	190,000	182,900	190,000	186,000	112,188	137,125	18
27	14/1/2025 17:02	747,39	9,94	147,400	24,000	247,000	186,900	180,100	186,900	183,900	1000,000	149,000	14
185	30/5/2025 13:19	757,54	12,21	165,787	22,688	217,563	189,500	184,800	190,563	187,313	163,094	163,000	13

Test	ProdDate	Densidad Kg/m3	Tracción Kgf/cm2	X ₄₁	X ₄₂	X ₄₃	X ₄₄	X ₄₅	X ₄₆	X ₄₇	X ₄₈	X ₄₉	X ₅₀
1	7/9/2024 4:21	725,03	7,19	143,000	470,500	1652,700	1429,400	1759,150	66,100	-63,400	85,000	1809,20	144,267
2	14/9/2024 13:49	693,82	7,88	144,000	507,000	1651,100	1428,550	1789,900	67,600	-59,950	74,500	1809,20	144,267
3	14/9/2024 16:40	751,04	8,26	144,000	477,000	1651,941	1421,041	1789,900	61,259	-67,600	83,800	1628,86	133,571
4	18/9/2024 0:25	713,79	8,42	144,000	506,500	1652,200	1429,000	1789,900	67,350	-61,350	80,500	1628,86	133,571
5	22/9/2024 6:04	719,94	8,49	144,000	455,813	1652,131	1421,550	1757,356	62,275	-66,544	83,556	1510,31	139,313
6	22/9/2024 8:24	682,87	8,62	142,000	494,000	1651,700	1419,300	1789,900	61,000	-64,150	84,000	1510,31	139,313
7	25/9/2024 10:00	735,48	8,52	149,000	471,667	1652,467	1421,347	1789,900	62,640	-67,327	88,625	1683,44	133,500
8	29/9/2024 0:31	684,25	8,57	149,000	469,700	1652,150	1401,100	1789,900	65,080	-64,750	84,900	1683,44	133,500
9	30/9/2024 16:33	752,96	8,54	144,000	475,857	1652,300	1420,936	1789,900	61,157	-67,729	82,438	1671,64	131,571
10	2/10/2024 8:40	770,30	8,50	143,000	513,500	1651,950	1429,400	1789,900	66,550	-64,200	84,000	1671,64	131,571
11	2/10/2024 12:16	675,26	8,64	143,000	524,500	1652,450	1419,700	1760,600	68,700	-61,250	68,000	1884,33	135,267
12	6/10/2024 10:06	721,00	8,67	142,000	431,688	1652,825	1422,438	1664,219	63,869	-68,538	78,059	1884,33	135,267
13	9/10/2024 16:18	684,25	8,61	149,000	469,563	1652,288	1401,288	1789,900	65,031	-63,763	89,625	1884,21	135,214
14	21/10/2024 1:48	722,75	8,70	144,000	478,938	1652,825	1422,475	1789,900	71,900	-67,281	87,188	1884,21	135,214
15	26/10/2024 3:16	728,57	11,42	147,000	436,333	1659,047	1442,233	1714,793	65,473	-71,180	78,538	1856,93	135,467
16	31/10/2024 0:45	682,87	8,62	142,000	494,000	1651,700	1419,300	1789,900	61,000	-64,150	84,000	1856,93	135,467
17	3/11/2024 16:25	739,33	11,79	147,000	535,500	1652,200	1419,700	1789,900	69,550	-62,800	85,000	1532,57	145,357
18	13/11/2024 16:37	735,35	9,73	147,000	469,176	1658,512	1421,406	1789,900	63,735	-70,600	86,882	1532,57	145,357
19	21/11/2024 20:47	729,08	8,82	147,000	468,167	1658,650	1421,467	1789,900	63,725	-70,150	85,273	1704,54	135,154
20	28/11/2024 2:59	720,13	9,97	145,000	452,750	1652,444	1421,631	1736,481	60,381	-68,669	82,600	1704,54	135,154
21	30/11/2024 3:41	742,65	8,85	149,000	471,800	1652,567	1421,560	1789,900	62,727	-69,967	87,733	1726,33	143,333
22	8/12/2024 16:44	717,09	8,99	142,000	431,688	1652,825	1422,438	1664,219	63,869	-68,538	78,059	1726,33	143,333
23	14/12/2024 18:20	755,65	9,97	141,000	506,500	1651,650	1430,100	1789,900	60,750	-66,600	81,000	1755,00	130,824
24	18/12/2024 0:44	689,15	8,80	141,000	505,500	1653,700	1419,450	1789,900	61,800	-67,700	84,000	1866,56	134,438
25	30/12/2024 9:40	723,37	10,92	143,000	456,143	1658,143	1421,979	1756,879	63,443	-71,336	84,571	1799,27	135,400
26	12/1/2025 17:11	684,25	8,61	149,000	469,563	1652,288	1401,288	1789,900	65,031	-63,763	89,625	1788,19	136,813
27	14/1/2025 17:02	747,39	9,94	145,000	509,000	1650,850	1429,200	1789,900	63,150	-91,400	88,000	1864,29	138,647
185	30/5/2025 13:19	757,54	12,21	126,000	449,824	1652,553	1441,665	1735,306	62,041	-65,435	81,067	1864,29	138,647

Test	ProdDate	Densidad Kg/m3	Tracción Kgf/cm2	X ₅₁	X ₅₂	X ₅₃	X ₅₄	X ₅₅	X ₅₆
1	7/9/2024 4:21	725,03	7,19	20,000	244,000	171,100	178,400	185,800	180,800
2	14/9/2024 13:49	693,82	7,88	24,000	243,000	169,300	178,200	184,800	181,500
3	14/9/2024 16:40	751,04	8,26	23,955	233,045	167,909	178,068	185,064	179,100
4	18/9/2024 0:25	713,79	8,42	21,500	201,000	169,500	177,900	185,800	181,500
5	22/9/2024 6:04	719,94	8,49	23,400	231,100	167,290	177,900	184,745	182,160
6	22/9/2024 8:24	682,87	8,62	25,000	244,000	171,800	180,100	187,900	181,700
7	25/9/2024 10:00	735,48	8,52	22,818	222,000	167,509	177,900	184,300	181,700
8	29/9/2024 0:31	684,25	8,57	23,909	231,091	167,936	178,200	184,973	179,618
9	30/9/2024 16:33	752,96	8,54	22,222	217,778	168,400	177,700	186,178	179,300
10	2/10/2024 8:40	770,30	8,50	25,000	242,000	171,100	178,400	185,800	180,800
11	2/10/2024 12:16	675,26	8,64	23,000	225,000	171,800	180,100	186,000	182,700
12	6/10/2024 10:06	721,00	8,67	23,083	224,917	168,142	178,200	185,300	181,175
13	9/10/2024 16:18	684,25	8,61	23,188	220,938	167,863	178,200	184,025	179,350
14	21/10/2024 1:48	722,75	8,70	22,071	214,357	171,100	180,036	184,721	181,400
15	26/10/2024 3:16	728,57	11,42	20,000	244,000	171,100	178,400	185,800	180,800
16	31/10/2024 0:45	682,87	8,62	23,154	214,385	167,515	177,900	184,831	181,331
17	3/11/2024 16:25	739,33	11,79	25,000	244,000	171,800	180,100	187,900	181,700
18	13/11/2024 16:37	735,35	9,73	24,000	242,500	172,100	179,800	186,900	182,900
19	21/11/2024 20:47	729,08	8,82	22,750	215,938	167,263	177,700	183,913	182,838
20	28/11/2024 2:59	720,13	9,97	24,100	226,000	167,580	177,700	184,230	182,900
21	30/11/2024 3:41	742,65	8,85	23,400	229,900	168,445	177,500	184,730	180,920
22	8/12/2024 16:44	717,09	8,99	23,550	230,150	167,110	178,185	185,860	182,010
23	14/12/2024 18:20	755,65	9,97	23,083	224,917	168,142	178,200	185,300	181,175
24	18/12/2024 0:44	689,15	8,80	23,000	239,000	167,900	177,900	184,600	179,100
25	30/12/2024 9:40	723,37	10,92	21,000	185,000	170,000	177,700	185,300	180,800
26	12/1/2025 17:11	684,25	8,61	24,071	226,786	167,957	177,921	185,821	179,771
27	14/1/2025 17:02	747,39	9,94	23,188	220,938	167,863	178,200	184,025	179,350
185	30/5/2025 13:19	757,54	12,21	25,000	243,000	171,800	180,100	186,500	182,900

Nota. La presente tabla mantiene su estructura original, pero se muestra de forma parcial por fines de confidencialidad. Se presenta también una selección representativa de los registros, incluyendo la última muestra como referencia. La base de datos completa alcanzó un máximo de 185 pruebas, cada una vinculada a sus respectivas condiciones operativas. Elaborado por: Investigador

Análisis de datos

El análisis de datos constituye una etapa fundamental en el desarrollo del modelo matemático predictivo, debido a que permite explorar, interpretar y validar la información contenida en la base de datos estructurada. En esta fase se lleva a cabo un estudio detallado de las variables operativas del proceso, con el propósito de identificar patrones, relaciones estadísticas, posibles inconsistencias y comportamientos atípicos. El análisis incluye la aplicación de técnicas estadísticas multivariadas, mediante las cuales se evaluará el comportamiento de las variables dependientes e independientes, con base en la información previamente recopilada.

Análisis exploratorio de datos (AED)

Es fundamental iniciar el análisis multivariado de datos con un AED, debido a que esta etapa permite identificar de forma anticipada posibles anomalías, valores atípicos o inconsistencias presentes en la base de datos. Detectar estos comportamientos irregulares desde el inicio es clave para evitar que influyan negativamente en los resultados de los análisis posteriores, garantizando así una interpretación más robusta y confiable.

Estadísticos descriptivos

La **Tabla 13**, muestra los estadísticos descriptivos los cuales se realizaron para cada una de las variables dependientes. Este análisis incluyó la estimación de medidas de tendencia central y medidas de dispersión como el mínimo, mediana y máximo, cuyo análisis permite obtener una visión general del comportamiento de cada variable, facilitando la identificación de posibles inconsistencias, sesgos o comportamientos atípicos.

Tabla 13

Estadísticos descriptivos variable dependiente

Variable	N	Media	Desv.Est.	Mínimo	Mediana	Máximo
Densidad Kg/m ³	185	705.15	29.92	617.53	706.91	781.43

Variable	N	Media	Desv.Est.	Mínimo	Mediana	Máximo
Tracción Kgf/cm ²	185	9.18	0.87	7.48	9.05	12.55

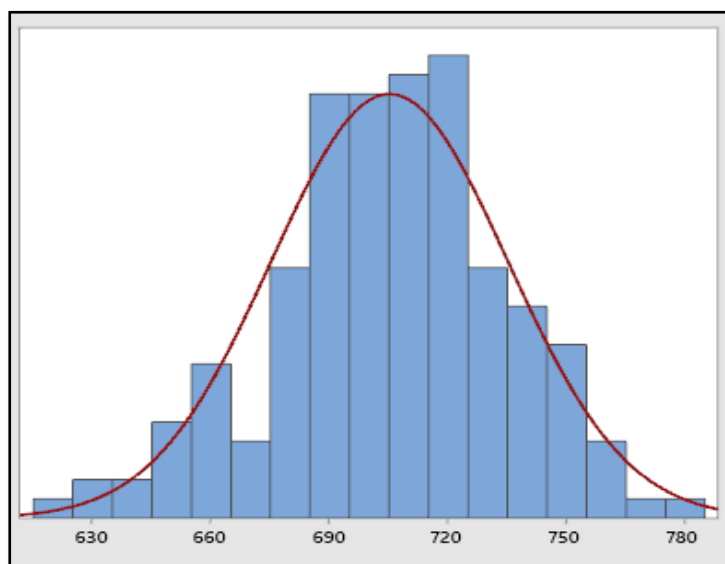
Nota. Los estadísticos descriptivos fueron elaborados con el uso del software Minitab.

Elaborado por: Investigador

La **Tabla 13** detalla los resultados de ensayos realizados en laboratorio a un total de 185 muestras. En cuanto a la densidad se obtuvo una media de 705.15 kg/m³, con una desviación estándar de 29.92 kg/m³, lo que sugiere una dispersión moderada de los valores con respecto al promedio. El valor mínimo registrado fue de 617.53 kg/m³, mientras que el máximo alcanzó los 781.43 kg/m³, indicando una amplitud considerable en los resultados, aunque dentro de rangos esperados para este tipo de tablero y la mediana de 706.91 kg/m³ muestra una leve asimetría a la derecha

Figura 17

Histograma densidad

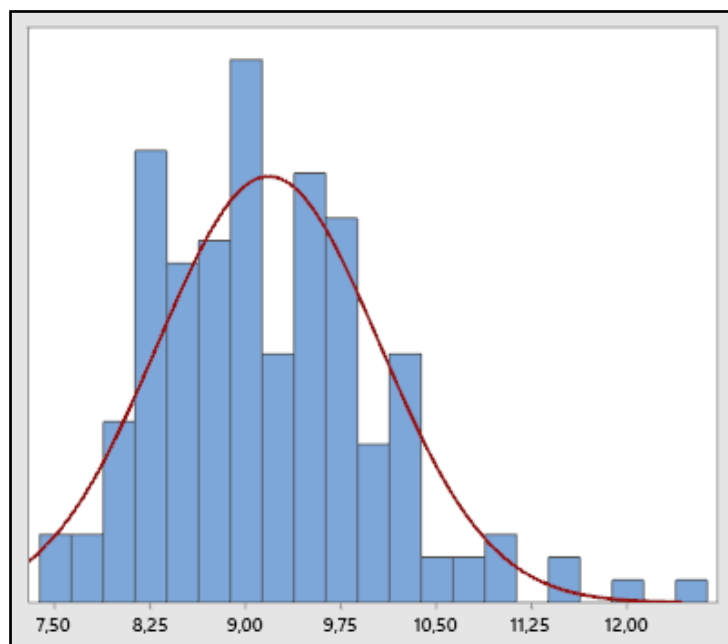


Nota. El gráfico muestra la distribución de la variable densidad generado en Minitab se observa un leve sesgo a la izquierda evidenciado por una media ligeramente inferior a la mediana. *Elaborado por: Investigador*

La tracción perpendicular la media fue de 9.18 Kgf/cm², con una desviación estándar de 0.87 Kgf/cm², reflejando una menor dispersión relativa en comparación con la densidad. Los valores se situaron entre 7.48 y 12.55 Kgf/cm², lo cual también indica un proceso relativamente estable. La mediana, situada en 9.05 Kgf/cm², sugiere una ligera asimetría hacia la derecha

Figura 18

Histograma tracción



Nota. El gráfico muestra la distribución de la variable tracción generado en Minitab, se observa un leve sesgo a la derecha evidenciado por una media ligeramente superior a la mediana. Elaborado por: Investigador

La **Tabla 14**, presenta los estadísticos descriptivos de las variables independientes utilizadas en el proceso. El análisis incluye medidas como media, desviación estándar y coeficiente de variación, lo que permite evaluar el comportamiento estadístico y la estabilidad relativa de cada variable.

Tabla 14

Estadísticos descriptivos variable independiente

Variable	N	Media	Desv.Est.	Coefficiente Variación (%)
X_1	185	80,981	3,73	4,62
X_2	185	19,019	3,73	19,65
X_3	185	6,2686	0,59	9,50
X_4	185	1,2755	0,13	10,58
X_5	185	59,842	2,29	3,84
X_6	185	8,8917	0,34	3,86
X_7	185	8,3832	0,35	4,27
X_8	185	85,659	4,09	4,78
X_9	185	70,778	5,59	7,90
X_{10}	185	7,898	1,32	16,76
X_{11}	185	26,045	1,45	5,58
X_{12}	185	132,56	56,36	42,51
X_{13}	185	50,480	3,28	6,50
X_{14}	185	104,36	2,29	2,19
X_{15}	185	10,539	0,31	2,99
X_{16}	185	0,24030	0,02	10,04
X_{17}	185	0,55524	0,01	3,36
X_{18}	185	0,53725	0,04	7,55
X_{19}	185	9,1350	0,48	5,25
X_{20}	185	78,301	1,35	1,73
X_{21}	185	141,14	11,26	7,98
X_{22}	185	62,368	3,00	4,81
X_{23}	185	52,252	1,73	3,32
X_{24}	185	12,064	0,55	4,63
X_{25}	185	33,14	18,24	55,03
X_{26}	185	280,31	4,44	1,58
X_{27}	185	146,42	3,18	2,17
X_{28}	185	48,158	4,45	9,25
X_{29}	185	26,598	1,72	6,48
X_{30}	185	13,616	1,93	14,24
X_{31}	185	147,07	4,60	3,13

Variable	N	Media	Desv.Est.	Coefficiente Variación (%)
X ₃₂	185	23,490	0,52	2,22
X ₃₃	185	232,67	7,16	3,08
X ₃₄	185	183,50	6,20	3,38
X ₃₅	185	178,88	2,64	1,48
X ₃₆	185	185,90	2,48	1,33
X ₃₇	185	181,89	2,48	1,36
X ₃₈	185	191,87	9,33	4,86
X ₃₉	185	140,18	4,59	3,28
X ₄₀	185	16,673	1,64	9,85
X ₄₁	185	146,79	2,86	1,95
X ₄₂	185	460,32	16,88	3,67
X ₄₃	185	1652,9	1,54	0,09
X ₄₄	185	1652,9	1,87	0,11
X ₄₅	185	1425,2	12,1	0,85
X ₄₆	185	64,384	3,384	5,26
X ₄₇	185	-68,757	5,064	-7,36
X ₄₈	185	81,820	4,750	5,81
X ₄₉	185	49,79	9,66	17,26
X ₅₀	185	139,02	5,93	4,26
X ₅₁	185	23,318	1,127	4,83
X ₅₂	185	226,90	14,40	6,35
X ₅₃	185	169,38	1,88	1,11
X ₅₄	185	178,70	1,22	0,68
X ₅₅	185	185,61	1,55	0,84
X ₅₆	185	181,45	1,60	0,88

Nota. El coeficiente de variación se expresa en porcentaje y permite comparar la dispersión relativa de cada variable en relación con su media. Elaborado por: Investigador

Como se observa en la **Tabla 14**, la mayoría de las variables independientes presentan un comportamiento estadísticamente estable, con coeficientes de variación menores al 10 % lo cual indica una baja variabilidad. Variables tales como (X_{12} y X_{25}) mostraron una variabilidad considerablemente alta (42,52% y 55.03 %) respectivamente, lo que sugiere la necesidad de un

tratamiento estadístico particular lo que podría indicar una inestabilidad operativa, valores extremos o errores de medición.

Normalidad (Anderson-Darling)

Para verificar la normalidad de los datos, se aplicó la prueba de Anderson-Darling mediante el paquete estadístico Minitab, cuya prueba fue seleccionada por su alta sensibilidad a desviaciones, aspecto crítico en entornos industriales donde pueden presentarse valores extremos o atípicos. Esta prueba es adecuada para tamaños de muestra grandes ($n > 50$), y se prefirió frente a otras como Shapiro-Wilk o Kolmogórov-Smirnov, debido a sus limitaciones en este contexto.

Para evaluar si una variable sigue una distribución normal, se plantearon las siguientes hipótesis estadísticas:

- H_0 : El conjunto de datos sigue una distribución normal
- H_1 : El conjunto de datos no sigue una distribución normal

Tabla 15

Prueba de Anderson-Darling

Variable	AD	Valor p	Hipótesis
Densidad	0,385	0,389	H_0
Tracción	1,034	0,01	H_1
X_1	3,438	<0,005	H_1
X_2	3,438	<0,005	H_1
X_3	0,527	0,176	H_0
X_4	0,658	0,051	H_0
X_5	0,1564	0,889	H_0
X_6	0,381	0,398	H_0
X_7	0,433	0,300	H_0
X_8	0,548	0,345	H_0
X_9	0,769	0,065	H_0

Variable	AD	Valor p	Hipótesis
X_{10}	0,389	0,380	H_0
X_{11}	0,736	0,079	H_0
X_{12}	19,813	<0,005	H_1
X_{13}	14,698	<0,005	H_1
X_{14}	15,810	<0,005	H_1
X_{15}	0,823	<0,005	H_1
X_{16}	0,691	<0,005	H_1
X_{17}	0,390	<0,005	H_1
X_{18}	0,698	0,057	H_0
X_{19}	0,756	0,051	H_0
X_{20}	0,354	0,069	H_0
X_{21}	0,485	0,224	H_0
X_{22}	0,175	0,923	H_0
X_{23}	0,288	0,613	H_0
X_{24}	0,294	0,595	H_0
X_{25}	19,516	<0,005	H_1
X_{26}	0,291	0,606	H_0
X_{27}	0,334	0,325	H_0
X_{28}	0,465	0,234	H_0
X_{29}	0,896	0,065	H_0
X_{30}	9,201	<0,005	H_1
X_{31}	9,270	<0,005	H_1
X_{32}	0,396	0,367	H_0
X_{33}	1,057	0,009	H_0
X_{34}	0,236	0,562	H_0
X_{35}	0,756	0,123	H_0
X_{36}	0,791	0,068	H_0
X_{37}	0,588	0,124	H_0
X_{38}	0,901	0,075	H_0
X_{39}	3,996	<0,005	H_1
X_{40}	0,798	<0,005	H_1
X_{41}	0,397	0,365	H_0
X_{42}	0,369	0,265	H_0

Variable	AD	Valor p	Hipótesis
X_{43}	0,236	0,562	H_0
X_{44}	0,489	0,217	H_0
X_{45}	0,325	0,148	H_0
X_{46}	0,628	0,100	H_0
X_{47}	0,192	0,245	H_0
X_{48}	0,412	0,126	H_0
X_{49}	0,278	0,125	H_0
X_{50}	0,430	0,201	H_0
X_{51}	0,376	0,305	H_0
X_{52}	0,198	0,155	H_0
X_{53}	0,267	0,102	H_0
X_{54}	0,341	0,095	H_0
X_{55}	0,182	0,123	H_0
X_{56}	0,298	0,136	H_0

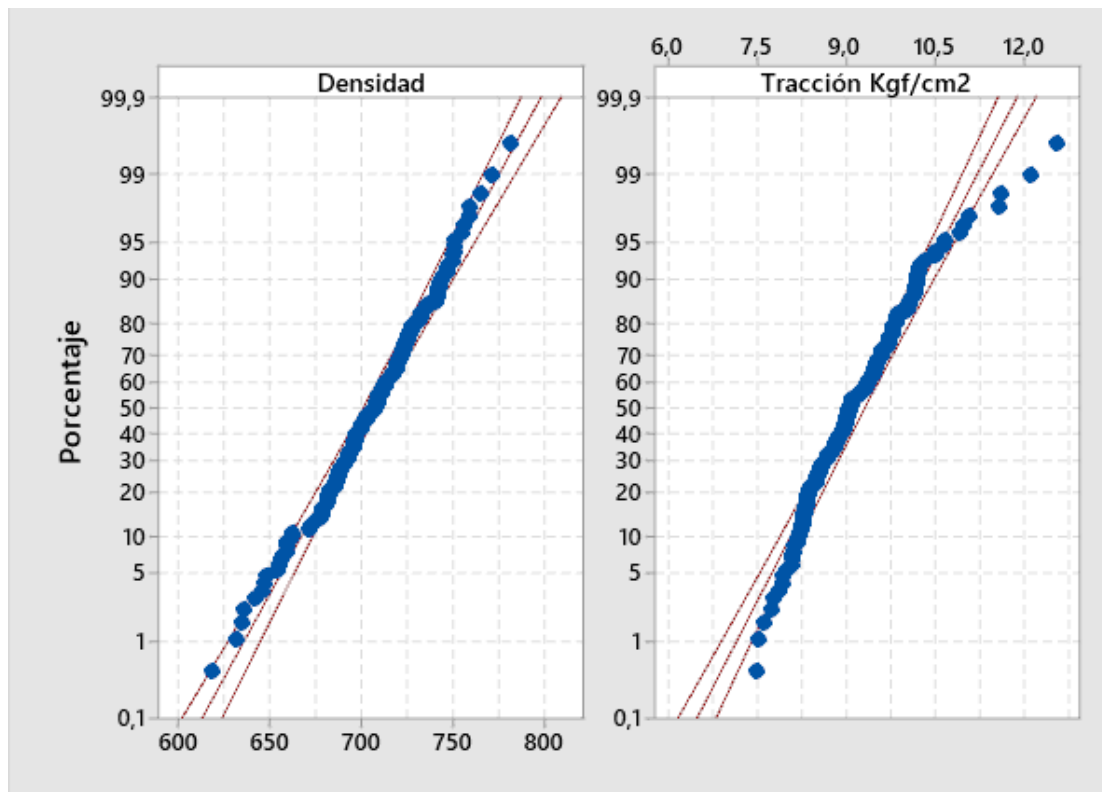
Nota. Test realizado en Minitab, se utilizó un nivel de significancia $\alpha = 0,05$ y se rechaza la hipótesis nula (H_0) cuando el valor p es menor a 0,05. Elaborado por: Investigador

Como se muestra en la **Tabla 15**, la prueba de Anderson-Darling evalúa si los datos siguen una distribución normal. Si el valor p es menor a 0,05, se rechaza la hipótesis nula (H_0), indicando no normalidad. El estadístico AD refleja qué tanto se alejan los datos de una distribución normal, siendo más alto cuando hay mayor desviación.

A continuación, la **Figura 19** muestra los resultados gráficos de la prueba de Anderson-Darling para verificar la normalidad de los datos en las variables dependientes. En las cuales se puede observar que en las pruebas de hipótesis alternativa de tracción muestra una desviación en las colas indicando la presencia de posibles valores atípicos. Mientras que densidad muestra una normalidad en sus datos.

Figura 19

Gráficas de probabilidad para densidad y tracción



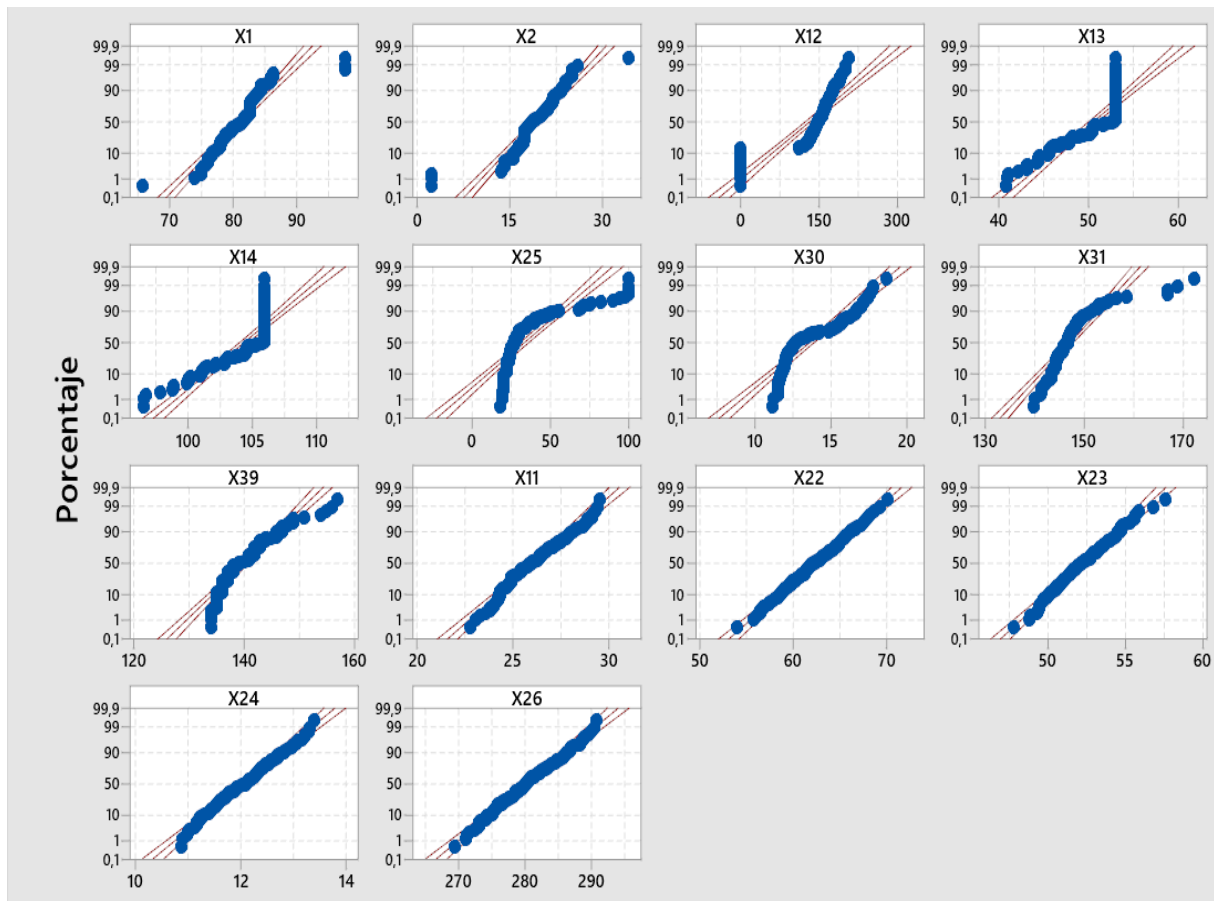
Nota. Gráfica de probabilidad realizado en el software Minitab, en la cual se muestran variables dependientes tomadas aleatoriamente de distribuciones normales y anormales de datos. Elaborado por: Investigador

En la **Figura 20**, se observa un conjunto de variables que cumplen con la hipótesis de normalidad tales como son ($X_{11}, X_{22}, X_{23}, X_{24}, X_{26}$) y otras que presentan desviaciones significativas. Un caso particular es la variable X_{12} , la cual evidencia una distribución anómala con un segmento de datos igual a cero, lo que podría atribuirse a errores en la adquisición de datos por parte del sistema PLC. Esta irregularidad compromete la validez de la variable y puede ser excluida del modelo matemático. Mientras que otras variables tales como ($X_1, X_2, X_{13}, X_{14}, X_{25}, X_{30}, X_{31}, X_{39}$), muestran anormalidad debido a la variabilidad natural del proceso de producción, por lo cual no se puede descartar estas variables y en

algunos casos como en X_1 , se puede observar presencia de datos atípicos para lo cual se verificarán dichos datos mediante herramientas estadísticas complementarias.

Figura 20

Gráficas de probabilidad de variables independientes



Nota. Gráfica de probabilidad realizado en el software Minitab, en la cual se muestran variables independientes tomadas aleatoriamente de distribuciones normales y anormales de datos. Elaborado por: Investigador

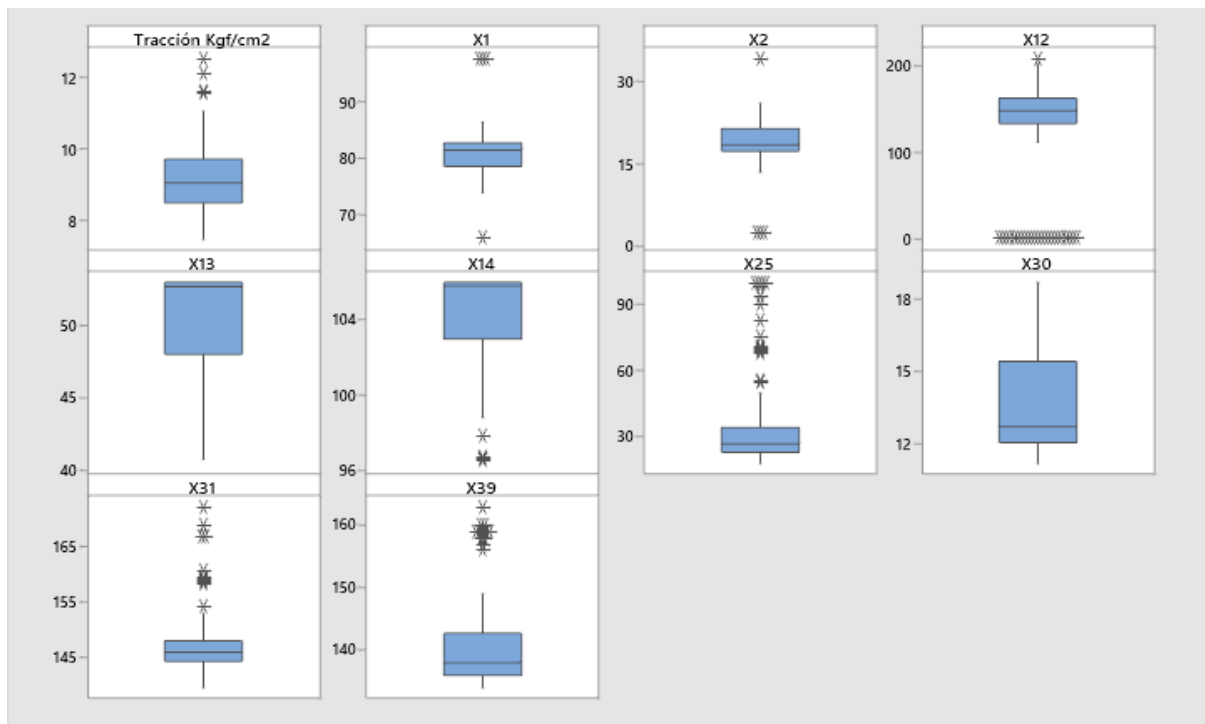
Datos atípicos.

El análisis de datos atípicos es fundamental debido a que algunos valores que parecen extremos pueden formar parte natural del proceso y no deben eliminarse sin un criterio técnico. En este sentido se consideró el conocimiento del sistema productivo como base para definir su

validez para lo cual, se utilizó la herramienta Box Plot o diagrama de caja con el fin de identificar visualmente los posibles valores atípicos. Este análisis se enfocó principalmente a variables que no siguen una distribución normal ya que son más propensas a contener desviaciones importantes evitando intervenir en aquellas que presentan un comportamiento estadístico adecuado.

Figura 21

Diagrama de caja variables con distribución anormal



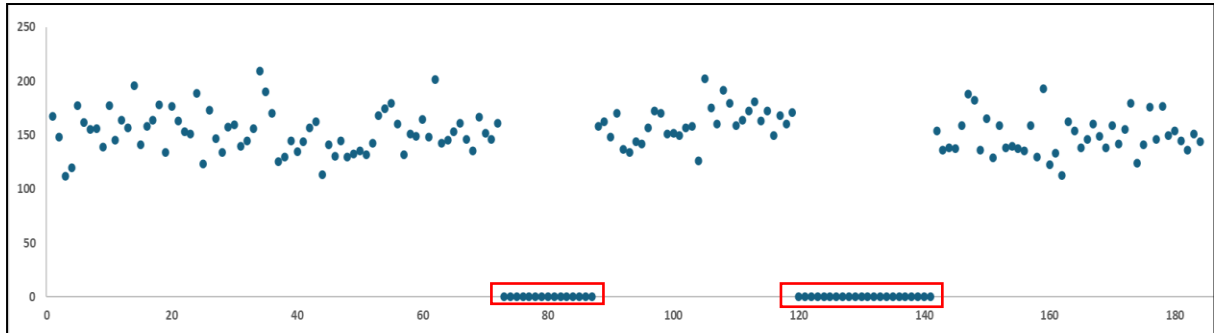
Nota. Diagrama de caja para verificación de outliers. Elaborado por: Investigador

Como se aprecia en la **Figura 21**, la variable tracción presenta cuatro valores atípicos que fueron analizados cuidadosamente para determinar su origen y decidir si debían mantenerse o ser excluidos de la base de datos. Para ello, se revisó la trazabilidad de cada uno, considerando posibles errores de medición, fallas en el sistema de adquisición de datos o condiciones particulares del proceso. Tras este análisis, se concluyó que dichos valores eran válidos y no se identificaron inconsistencias que justificaran su eliminación. Por lo tanto, se decidió

conservarlos en el análisis al tratarse de un número reducido y que no afecta significativamente el comportamiento general del modelo predictivo.

Figura 22

Gráfico de dispersión X_{12}

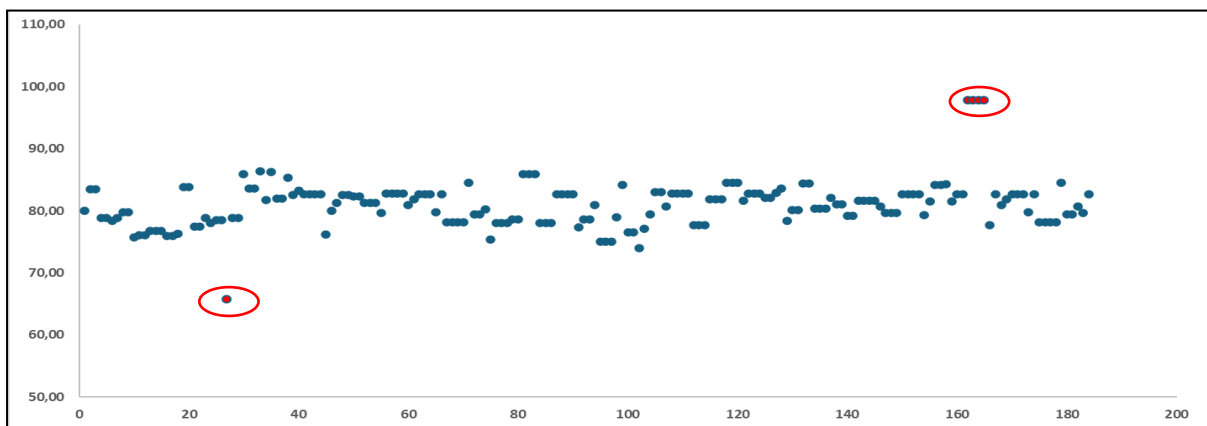


Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_{12} . Elaborado por: Investigador

La **Figura 22** muestra los registros del PLC correspondientes a la variable X_{12} , se identificó un conjunto de valores iguales a cero que no reflejan el comportamiento real del proceso. Esta irregularidad sugiere una posible falla en el sistema de adquisición de datos. Además, según el criterio del personal técnico, esta variable no tiene un impacto directo en el resultado final del tablero. Por ello, se considera adecuado excluirla del modelo de regresión, en virtud de que su presencia podría introducir ruido en el análisis sin aportar valor real a la predicción.

Figura 23

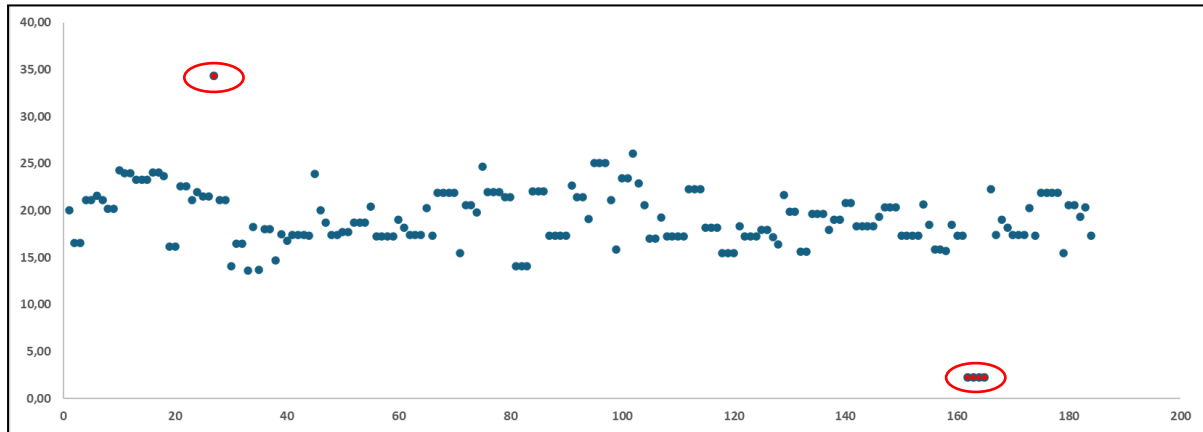
Gráfico de dispersión variable X_1



Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_1 . Elaborado por: Investigador

Figura 24

Gráfico de dispersión variable X_2

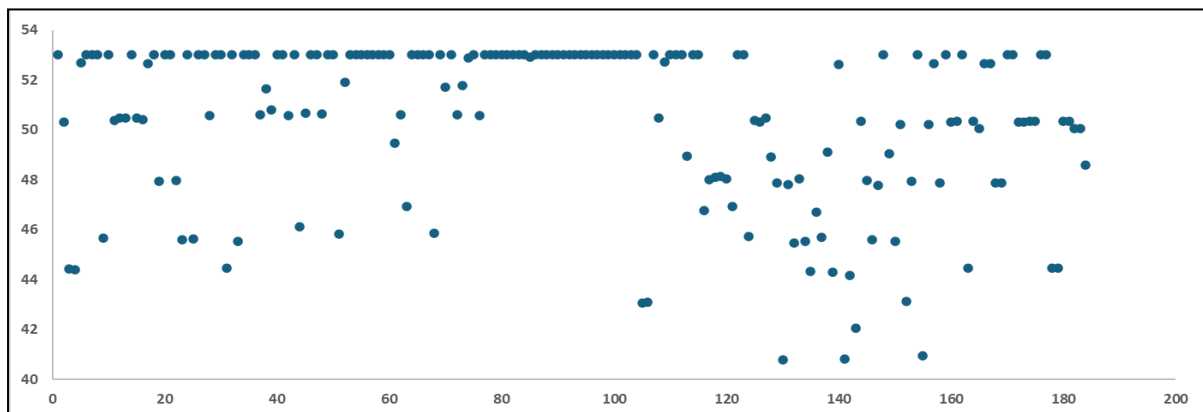


Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_2 . Elaborado por: Investigador

La **Figura 23** y **Figura 24** muestra las variables X_1 y X_2 respectivamente, las cuales presentan valores atípicos representados de color rojo los cuales mediante un análisis detallado, se determinó que fueron ocasionados por condiciones poco comunes durante el proceso productivo, por esta razón, se optó por excluir del análisis cinco pruebas de laboratorio asociadas a estos registros, con el fin de eliminar ruidos que afecten al modelo matemático.

Figura 25

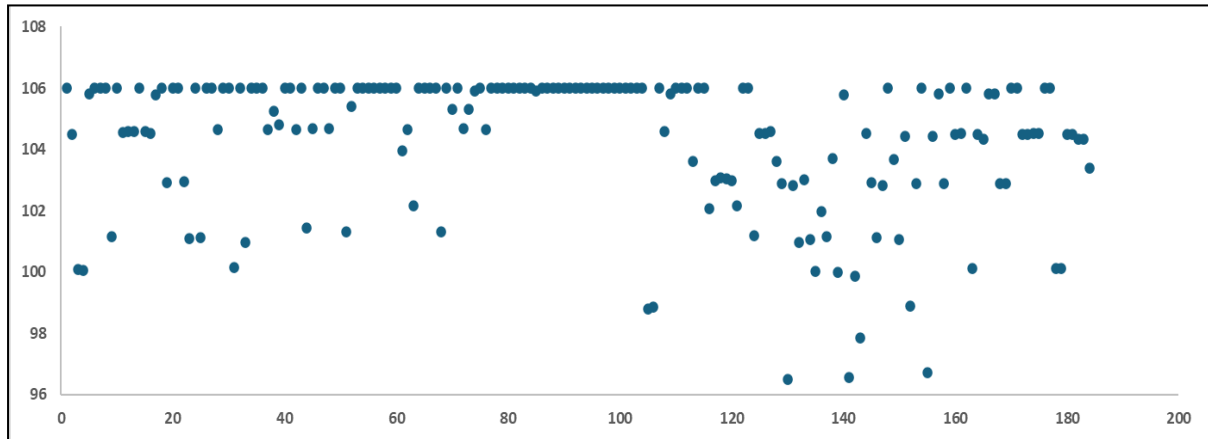
Gráfico de dispersión variable X_{13}



Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_{13} . Elaborado por: Investigador

Figura 26

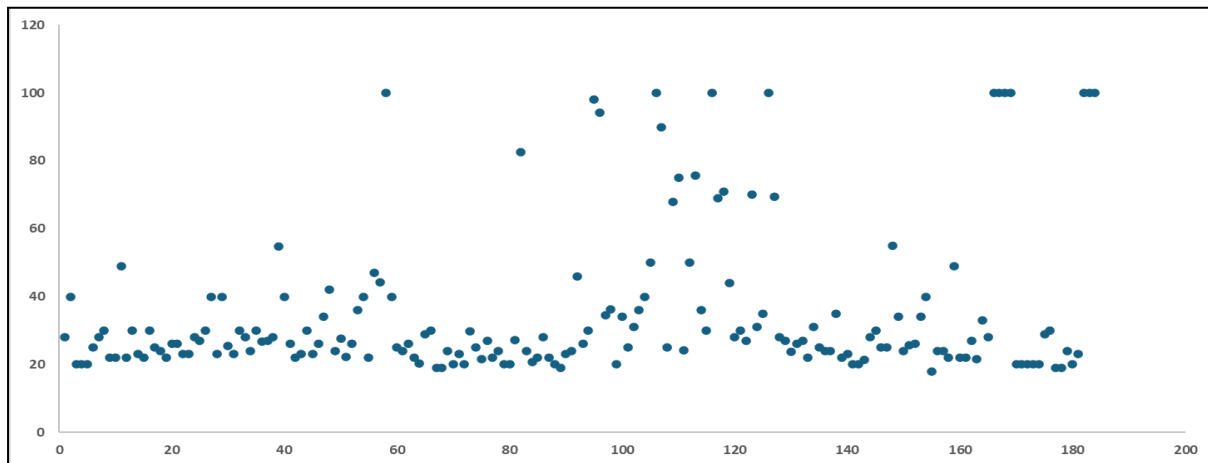
Gráfico de dispersión variable X_{14}



Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_{14} . Elaborado por: Investigador

Figura 27.

Gráfico de dispersión variable X_{25}



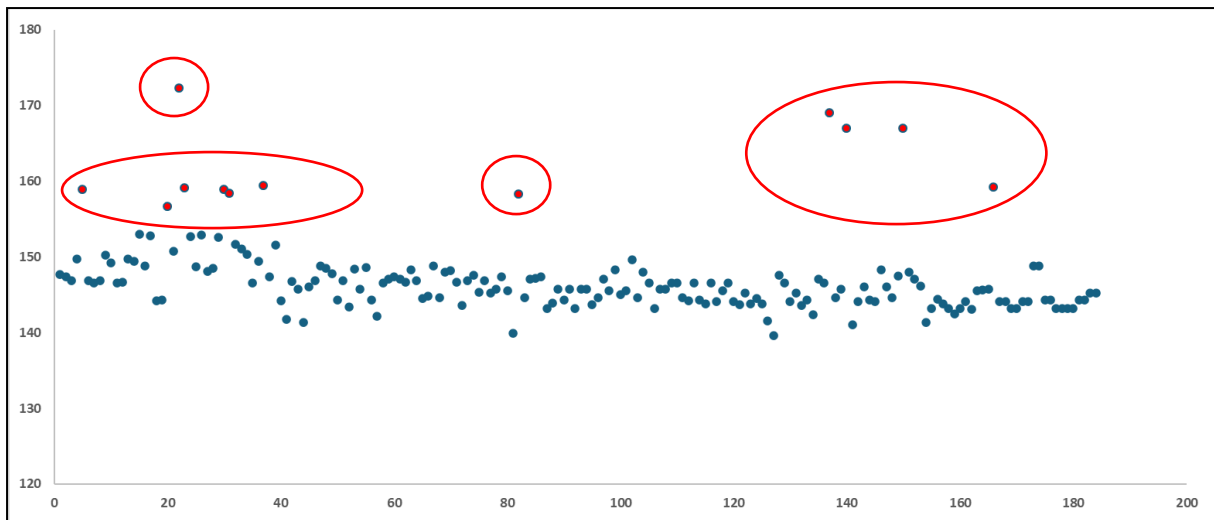
Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_{25} . Elaborado por: Investigador

La **Figura 25**, **Figura 26** y **Figura 27** muestra las variables X_{13} , X_{14} , X_{25} respectivamente, las cuales indican algunos valores atípicos y mediante un análisis fueron

considerados como parte de la variabilidad natural del proceso, dado que se encuentran dentro de los límites de control y por esta razón, se decidió conservarlos en la base de datos, permitiendo su inclusión en los análisis posteriores de correlación con las propiedades del producto.

Figura 28

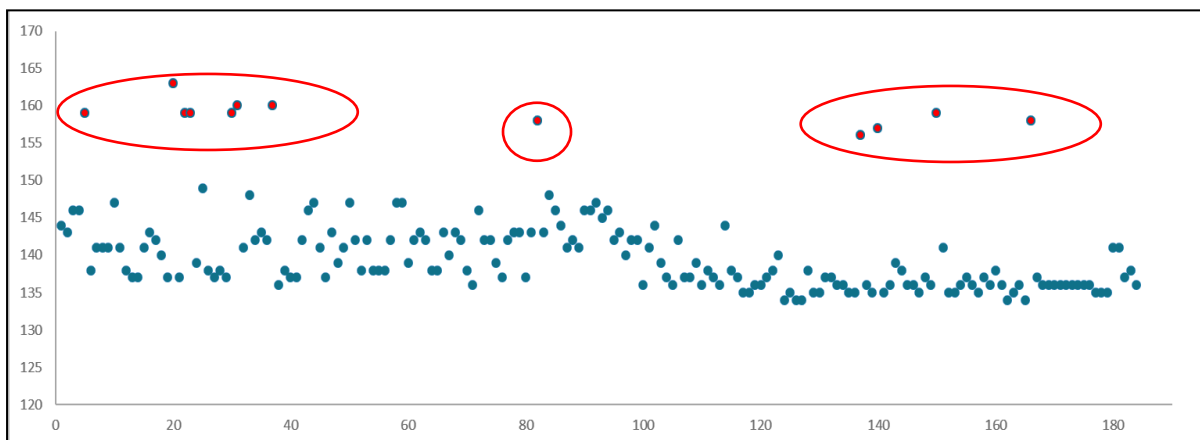
Gráfico de dispersión variable X_{31}



Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_{31} . Elaborado por: Investigador

Figura 29

Gráfico de dispersión variable X_{39}



Nota. El diagrama de dispersión indica la agrupación y distribución de datos de la variable X_{39} . Elaborado por: Investigador

Como se observa en la **Figura 28** y **Figura 29** para las variables X_{31} y X_{39} se identificaron valores atípicos los cuales se encuentran identificados en el diagrama de dispersión que, tras un análisis profundo, se asociaron a tableros con características distintas a las consideradas en el presente estudio. Aunque pertenecen a una misma familia por compartir el mismo espesor, presentaban diferencias en la longitud, lo que alteraba ciertos parámetros operativos y generaba outliers en dichas variables. Esta diferencia no fue detectada inicialmente, debido a que los registros del área de calidad no especificaban con claridad las dimensiones del producto (largo-ancho-espesor). Sin embargo, gracias a este análisis fue posible identificar y corregir esta desviación. Como resultado, se eliminaron 12 registros de laboratorio asociados a estos casos y en la base de datos se disminuyen a un total de 168 registros válidos.

Matriz de Correlación múltiple

Antes de desarrollar el modelo matemático predictivo, fue necesario evaluar la colinealidad entre las variables independientes del proceso, debido a la presencia de relaciones lineales fuertes entre ellas puede afectar negativamente la calidad del modelo. Para ello, se elaboró una matriz de correlación de Pearson, herramienta estadística que permite medir el grado de relación lineal entre pares de variables cuantitativas. Esta evaluación es fundamental porque cuando dos o más variables están altamente correlacionadas entre sí, pueden generar problemas como el sobreajuste, la pérdida de interpretabilidad del modelo y estimaciones inestables en los coeficientes de regresión.

La correlación de Pearson (r) toma valores entre -1 y 1.

Donde:

- **$r = +1$** : Correlación positiva perfecta; ambas variables aumentan proporcionalmente.
- **$0 < r < +1$** : Correlación positiva parcial, al aumentar una variable, la otra también tiende a aumentar.

- **r = 0:** Sin correlación lineal evidente entre las variables.
- **-1 < r < 0:** Correlación negativa parcial; al aumentar una variable, la otra tiende a disminuir.
- **r = -1:** Correlación negativa perfecta; una variable aumenta y la otra disminuye proporcionalmente.

Tabla 16

Matriz de Correlación

	X1	X2	X3	X4	X5	X6	X7	X8	X9	X10	X11
X2	-1,000										
X3	-0,020	0,020									
X4	0,206	-0,206	0,061								
X5	-0,010	0,010	0,124	0,037							
X6	-0,062	0,062	-0,301	0,069	-0,085						
X7	-0,049	0,049	-0,256	0,126	-0,084	0,604					
X8	-0,111	0,111	0,202	-0,010	0,137	0,282	0,267				
X9	-0,106	0,106	0,181	-0,071	0,212	0,187	0,211	0,706			
X10	-0,029	0,029	-0,005	0,098	0,068	-0,396	-0,404	-0,272	-0,264		
X11	-0,020	0,020	0,030	0,069	-0,086	0,348	0,380	0,345	0,215	-0,921	
X12	0,009	-0,009	-0,121	-0,005	0,049	0,038	-0,013	0,185	0,050	0,216	-0,165
X13	-0,128	0,128	0,122	-0,137	0,033	0,266	0,248	0,469	0,245	-0,261	0,243
X14	-0,117	0,117	0,112	-0,136	0,035	0,276	0,254	0,480	0,250	-0,252	0,235
X15	0,019	-0,019	-0,134	0,150	-0,048	-0,049	-0,010	0,017	-0,112	0,223	-0,155
X16	0,078	-0,078	-0,059	0,129	0,172	0,085	0,091	0,087	0,003	0,077	-0,066
X17	0,105	-0,105	-0,105	0,024	0,245	0,147	0,098	0,138	0,070	0,154	-0,181
X18	0,110	-0,110	0,054	0,294	0,107	-0,040	-0,063	0,061	-0,010	0,212	-0,121
X19	-0,103	0,103	-0,092	0,105	0,113	0,104	0,062	-0,106	0,138	0,263	-0,297
X20	-0,241	0,241	-0,159	-0,308	0,053	0,150	0,123	0,029	-0,054	-0,019	-0,048
X21	0,066	-0,066	0,332	0,257	-0,089	-0,294	-0,328	0,090	-0,057	0,230	-0,145
X22	0,042	-0,042	0,154	0,141	-0,153	-0,237	-0,227	-0,140	-0,129	0,054	-0,012
X23	-0,070	0,070	0,102	0,084	-0,136	-0,098	-0,108	-0,058	-0,064	0,046	-0,023
X24	-0,103	0,103	0,128	-0,049	0,073	-0,004	0,002	0,174	0,079	0,017	-0,005
X25	0,054	-0,054	0,394	0,158	-0,013	-0,261	-0,295	0,212	-0,005	0,062	-0,018
X26	-0,016	0,016	-0,022	0,116	-0,003	0,130	0,081	0,117	0,107	-0,012	0,014
X27	-0,065	0,065	-0,028	0,079	0,006	0,212	0,206	0,070	-0,081	-0,241	0,340
X28	0,026	-0,026	-0,135	-0,173	0,014	-0,122	-0,176	-0,107	-0,074	0,111	-0,178
X29	0,083	-0,083	0,106	0,016	-0,046	-0,028	-0,008	0,141	0,059	-0,082	0,089
X30	-0,159	0,159	-0,037	-0,352	-0,010	0,271	0,165	0,115	0,005	-0,309	0,198
X31	-0,157	0,157	-0,038	-0,084	0,128	0,079	0,054	0,110	-0,038	-0,031	0,070
X32	0,045	-0,045	-0,037	0,059	-0,036	-0,100	-0,125	0,040	-0,145	0,139	-0,030
X33	0,084	-0,084	0,129	0,125	-0,054	-0,093	-0,136	-0,033	-0,061	0,198	-0,143
X34	0,027	-0,027	0,064	0,028	0,025	0,101	0,057	0,190	0,082	-0,202	0,199
X35	0,023	-0,023	-0,068	-0,019	-0,004	0,199	0,206	0,194	0,104	-0,295	0,258
X36	0,016	-0,016	-0,048	-0,032	0,061	0,183	0,172	0,199	0,133	-0,297	0,252
X37	0,027	-0,027	-0,037	-0,043	0,041	0,147	0,141	0,181	0,106	-0,319	0,281
X38	0,002	-0,002	-0,100	-0,110	-0,027	0,031	0,013	-0,086	0,073	0,030	-0,054
X39	-0,140	0,140	-0,036	-0,231	-0,101	0,036	0,008	-0,049	-0,055	-0,068	0,027
X40	-0,002	0,002	0,007	0,037	0,056	-0,010	-0,028	0,024	-0,051	-0,034	0,107
X41	0,003	-0,003	0,022	-0,128	0,014	0,003	0,008	-0,059	-0,072	0,033	-0,014
X42	0,013	-0,013	-0,175	-0,082	-0,004	0,037	0,062	-0,015	-0,059	0,051	-0,043
X43	-0,035	0,035	-0,020	-0,055	0,084	-0,033	-0,024	0,050	0,023	0,068	-0,024
X44	-0,048	0,048	0,069	-0,027	0,010	-0,111	-0,042	0,085	0,204	-0,061	0,078
X45	-0,161	0,161	-0,087	0,052	0,142	0,071	0,034	-0,026	-0,056	0,083	-0,068
X46	-0,222	0,222	-0,014	0,013	0,106	0,058	0,023	0,025	0,094	-0,007	0,022
X47	-0,092	0,092	-0,030	0,042	-0,113	0,023	-0,059	-0,070	-0,154	-0,022	0,043
X48	-0,071	0,071	-0,010	0,075	0,246	0,131	0,150	0,099	0,120	0,011	0,004
X49	0,105	-0,105	0,066	-0,032	-0,131	0,075	0,092	0,034	-0,050	-0,095	0,090
X50	0,086	-0,086	0,155	0,199	0,008	-0,171	-0,159	-0,023	-0,043	0,131	-0,046

X51	-0,007	0,007	-0,128	-0,045	-0,086	0,086	0,080	0,006	0,090	-0,098	0,060
X52	-0,058	0,058	-0,068	0,040	-0,031	0,071	0,071	0,012	0,103	-0,166	0,129
X53	-0,033	0,033	0,092	-0,129	-0,155	-0,092	-0,085	-0,017	-0,131	0,039	-0,016
X54	-0,049	0,049	0,091	-0,044	-0,119	-0,023	-0,015	0,041	-0,094	0,004	0,002
X55	0,057	-0,057	0,029	0,048	-0,187	-0,028	-0,026	0,023	-0,119	0,025	-0,006
X56	-0,137	0,137	0,079	-0,096	-0,110	0,001	0,024	0,073	-0,075	-0,056	0,059
	X12	X13	X14	X15	X16	X17	X18	X19	X20	X21	X22
X13	-0,019										
X14	-0,018	0,995									
X15	0,066	-0,194	-0,181								
X16	0,050	-0,149	-0,126	0,199							
X17	0,108	-0,091	-0,067	0,208	0,743						
X18	0,083	-0,082	-0,071	0,191	0,286	0,148					
X19	0,096	-0,090	-0,074	0,789	0,114	0,144	0,282				
X20	0,031	0,087	0,093	-0,050	0,204	0,136	-0,329	-0,090			
X21	0,047	-0,019	-0,002	0,159	0,098	0,036	0,269	0,047	-0,169		
X22	-0,078	0,006	0,009	-0,015	0,063	-0,084	0,119	-0,052	-0,067	0,673	
X23	-0,002	-0,050	-0,055	-0,074	-0,009	-0,109	0,052	-0,041	0,009	0,551	0,840
X24	-0,049	0,200	0,203	0,071	-0,075	0,057	-0,039	0,018	0,062	-0,150	-0,574
X25	0,002	0,082	0,086	0,084	-0,004	0,001	0,109	-0,095	-0,072	0,683	0,375
X26	0,127	0,074	0,079	0,102	0,031	0,046	-0,032	0,044	0,065	0,056	0,127
X27	0,040	-0,036	-0,031	0,182	0,051	0,076	0,021	-0,096	-0,050	0,037	-0,002
X28	0,089	-0,062	-0,061	0,046	0,126	0,060	-0,025	-0,006	0,190	-0,026	0,107
X29	-0,088	0,061	0,051	0,043	-0,042	0,046	-0,018	-0,007	-0,037	0,076	0,036
X30	0,232	0,196	0,192	-0,218	-0,152	-0,112	-0,305	-0,248	0,298	-0,187	-0,192
X31	0,217	-0,021	-0,010	-0,063	0,106	0,083	-0,135	-0,038	0,323	-0,225	-0,259
X32	0,167	-0,193	-0,182	0,183	0,147	0,087	0,126	0,013	-0,058	0,171	0,051
X33	-0,110	0,059	0,054	0,073	0,124	0,109	0,255	0,169	-0,212	0,179	0,184
X34	0,092	0,171	0,182	-0,170	-0,074	-0,053	-0,105	-0,156	0,006	0,022	0,000
X35	0,101	0,189	0,197	-0,080	-0,026	-0,047	-0,114	-0,192	0,037	-0,153	-0,158
X36	0,107	0,188	0,195	-0,101	-0,054	-0,037	-0,110	-0,182	0,068	-0,111	-0,139
X37	0,091	0,170	0,173	-0,111	-0,072	-0,054	-0,134	-0,236	0,079	-0,080	-0,090
X38	0,049	0,031	0,017	-0,073	-0,082	-0,043	0,024	0,010	0,044	-0,068	0,051
X39	-0,030	0,140	0,132	-0,251	-0,259	-0,253	-0,342	-0,126	0,369	-0,182	-0,060
X40	0,013	-0,042	-0,045	-0,166	-0,103	-0,094	-0,159	-0,116	0,078	0,081	0,229
X41	-0,177	-0,048	-0,049	0,105	0,106	0,144	0,044	-0,009	0,001	-0,030	-0,031
X42	-0,147	-0,093	-0,076	0,176	0,205	0,210	0,098	-0,012	0,134	-0,133	-0,087
X43	-0,065	0,132	0,135	-0,046	-0,051	0,086	-0,013	-0,032	0,018	0,031	0,117
X44	-0,025	0,011	0,005	-0,064	-0,084	-0,167	0,015	0,024	-0,028	0,028	0,118
X45	-0,150	-0,082	-0,084	0,016	0,051	-0,016	0,068	0,059	0,021	-0,090	-0,073
X46	-0,088	0,017	0,009	0,009	-0,131	-0,081	-0,020	0,062	-0,104	-0,100	-0,055
X47	0,020	-0,007	-0,006	0,093	-0,016	-0,097	-0,062	-0,052	0,058	-0,001	-0,007
X48	0,066	0,059	0,059	-0,003	0,049	0,092	0,102	0,050	0,005	-0,068	-0,077
X49	0,027	-0,092	-0,090	0,032	0,034	0,115	-0,093	-0,087	0,052	0,077	0,005
X50	0,121	-0,084	-0,085	0,116	0,137	0,087	0,182	0,043	-0,244	0,323	0,114
X51	-0,026	0,048	0,051	0,022	0,032	0,033	0,052	0,085	-0,051	-0,066	-0,070
X52	-0,045	0,088	0,097	0,043	0,098	-0,026	0,049	0,103	-0,028	-0,038	-0,038
X53	0,035	-0,034	-0,043	-0,056	-0,135	-0,125	0,042	-0,083	-0,145	-0,082	-0,140
X54	0,018	-0,006	-0,016	-0,058	-0,136	-0,109	0,012	-0,070	-0,172	-0,035	-0,147
X55	0,014	-0,023	-0,029	-0,069	-0,103	-0,089	0,061	-0,069	-0,162	0,061	-0,002
X56	0,062	0,065	0,058	-0,012	-0,111	-0,133	-0,013	0,007	-0,077	0,020	-0,058
	X23	X24	X25	X26	X27	X28	X29	X30	X31	X32	X33
X24	-0,715										
X25	0,286	0,098									
X26	0,176	-0,257	-0,099								
X27	0,019	-0,032	0,006	0,054							
X28	0,101	-0,144	-0,145	0,085	-0,047						
X29	-0,026	0,095	0,076	0,075	-0,010	0,043					
X30	-0,111	0,078	-0,125	0,033	0,111	0,150	-0,094				
X31	-0,223	0,154	-0,199	0,100	0,086	0,327	-0,087	0,307			
X32	-0,035	-0,070	0,026	0,026	0,108	0,006	-0,003	-0,115	-0,016		
X33	0,074	0,071	0,174	-0,118	-0,143	-0,112	0,011	-0,468	-0,254	0,312	
X34	-0,063	-0,015	-0,030	0,111	0,147	-0,007	-0,011	0,337	0,124	-0,124	-0,244
X35	-0,218	-0,009	-0,190	0,123	0,169	0,013	-0,007	0,494	0,074	-0,032	-0,364
X36	-0,199	0,033	-0,168	0,125	0,127	0,007	-0,007	0,499	0,047	-0,039	-0,360
X37	-0,170	-0,002	-0,121	0,132	0,147	-0,010	0,009	0,502	0,037	0,004	-0,345
X38	0,105	-0,119	-0,054	0,057	-0,130	0,059	-0,026	-0,086	0,105	-0,099	0,129
X39	0,001	0,068	-0,101	0,032	-0,108	0,128	0,006	0,262	0,534	-0,249	-0,219
X40	0,398	-0,403	0,007	0,171	0,137	0,161	-0,043	-0,016	0,198	-0,051	-0,086

X41	-0,085	-0,031	-0,039	0,020	0,248	-0,034	0,003	-0,088	-0,045	0,099	-0,036
X42	-0,192	0,127	-0,179	-0,054	0,074	0,168	0,015	-0,047	-0,007	0,180	0,054
X43	0,107	-0,000	-0,000	0,042	-0,059	-0,079	0,085	-0,118	-0,117	-0,008	0,173
X44	0,122	-0,101	0,042	-0,048	-0,062	-0,048	-0,040	-0,117	-0,151	-0,035	0,112
X45	0,020	-0,018	-0,021	0,058	0,062	-0,123	-0,038	-0,033	0,087	-0,093	-0,056
X46	-0,072	0,090	-0,110	-0,046	0,038	-0,085	-0,034	-0,027	-0,012	-0,004	0,087
X47	-0,072	0,029	0,014	0,010	-0,021	0,049	0,069	0,133	0,130	0,076	-0,050
X48	0,017	0,034	0,097	0,015	0,086	-0,140	-0,066	-0,034	0,034	-0,059	-0,059
X49	0,018	-0,039	0,044	0,116	0,181	0,022	0,126	0,057	0,019	0,171	-0,111
X50	0,074	-0,061	0,174	0,022	0,144	-0,054	0,085	-0,221	-0,076	0,252	0,174
X51	-0,034	-0,009	-0,084	0,010	0,019	0,094	-0,028	0,008	-0,012	-0,110	-0,140
X52	-0,039	-0,035	-0,063	-0,016	0,029	0,056	-0,041	0,014	0,028	-0,034	-0,116
X53	-0,112	0,125	-0,049	-0,085	-0,056	-0,047	-0,075	-0,027	-0,121	0,112	0,177
X54	-0,126	0,167	-0,009	-0,063	-0,028	-0,116	-0,084	-0,036	-0,185	0,058	0,164
X55	0,010	0,076	0,037	-0,077	-0,063	-0,084	-0,046	-0,084	-0,212	0,048	0,101
X56	-0,023	0,107	0,008	-0,076	0,027	-0,128	0,010	-0,006	-0,088	0,055	0,209
X34											
X35	0,738										
X36	0,763	0,953									
X37	0,745	0,943	0,968								
X38	-0,194	-0,181	-0,207	-0,190							
X39	0,044	-0,090	-0,103	-0,074	0,135						
X40	0,181	-0,004	-0,015	-0,011	0,159	0,238					
X41	-0,125	-0,088	-0,115	-0,078	-0,065	-0,025	-0,096				
X42	0,005	0,035	0,031	0,031	-0,116	-0,024	-0,203	0,271			
X43	0,001	-0,098	-0,059	-0,064	0,034	0,000	0,049	0,046	-0,011		
X44	-0,043	-0,147	-0,137	-0,136	0,030	0,107	0,075	0,062	0,111	0,054	
X45	-0,080	-0,096	-0,079	-0,095	0,104	0,013	0,074	0,108	-0,075	-0,160	-0,252
X46	-0,049	-0,108	-0,106	-0,115	0,030	-0,028	0,043	0,010	0,023	0,024	0,156
X47	0,080	0,136	0,142	0,148	0,014	0,048	0,031	-0,089	-0,164	-0,166	-0,254
X48	-0,069	-0,078	-0,077	-0,102	0,078	-0,054	0,012	-0,048	-0,051	0,137	-0,257
X49	-0,002	0,015	-0,001	0,017	-0,218	0,047	-0,006	0,066	0,064	-0,037	-0,160
X50	-0,019	-0,022	-0,050	-0,008	0,035	-0,153	0,150	0,069	-0,148	0,023	0,014
X51	-0,011	-0,041	-0,034	-0,055	-0,012	0,066	0,019	-0,029	0,058	0,010	0,020
X52	0,014	0,082	0,063	0,049	0,009	0,025	0,073	-0,029	-0,043	-0,163	-0,037
X53	-0,063	-0,112	-0,082	-0,073	0,011	-0,031	-0,132	0,040	0,114	-0,210	0,180
X54	0,008	-0,086	-0,046	-0,044	0,003	-0,091	-0,101	0,029	0,122	-0,104	0,139
X55	-0,070	-0,143	-0,096	-0,096	0,047	-0,052	-0,080	0,081	0,062	-0,177	0,158
X56	-0,052	-0,126	-0,121	-0,124	0,017	-0,035	-0,076	0,031	0,025	0,028	0,186
X45											
X46	0,295										
X47	-0,069	0,072									
X48	0,515	-0,022	-0,228								
X49	-0,313	-0,250	0,016	-0,069							
X50	-0,087	-0,117	-0,036	-0,028	-0,065						
X51	-0,030	0,001	-0,235	0,034	0,027	-0,099					
X52	0,100	0,089	-0,094	0,117	-0,024	-0,026	0,510				
X53	0,038	0,237	0,068	-0,197	-0,023	-0,096	-0,172	-0,155			
X54	0,030	0,293	-0,083	-0,160	-0,066	-0,084	-0,058	-0,152	0,639		
X55	0,059	0,108	-0,072	-0,163	-0,074	-0,035	-0,019	-0,142	0,535	0,743	
X56	-0,014	0,234	-0,023	-0,108	0,046	-0,049	-0,053	-0,103	0,563	0,727	0,480

Nota. La Tabla 16 resume los valores de correlación de Pearson obtenidos para cada variable, cuyo análisis permitió identificar variables con alta colinealidad ($r > 0,90$). Elaborado por: Investigador

Como se observa en la **Tabla 16**, se evidencia una fuerte correlación entre las variables $(X_1 - X_2)$; $(X_{10} - X_{11})$; $(X_{13} - X_{14})$; $(X_{35} - X_{36} - X_{37})$ Esta relación también se refleja gráficamente en las **Figura 25** y **Figura 26**, donde la similitud en la distribución de los datos es

notable, lo que sugiere que una variable aporta información redundante respecto a la otra. Este tipo de análisis resulta crucial para identificar variables que podrían ser eliminadas o reemplazadas en etapas posteriores del desarrollo del modelo con criterio técnico y con el grado de significancia que aporte al modelo, con el fin de mejorar su estabilidad y evitar problemas asociados a la multicolinealidad.

Desarrollo del modelo matemático

Con base en los análisis exploratorios y estadísticos previos, se procede al desarrollo del modelo matemático orientado a la predicción de las propiedades físico-mecánicas de los tableros. Este modelo busca establecer relaciones cuantificables entre las variables operativas del proceso y las propiedades de calidad del producto final, permitiendo así una toma de decisiones más eficiente y fundamentada durante la producción.

Modelo regresión lineal múltiple

Para la construcción del modelo matemático predictivo, se desarrollaron cuatro enfoques de regresión lineal múltiple que se realizó en el software MINITAB, con el objetivo de comparar su capacidad explicativa y predictiva, y seleccionar el más adecuado para estimar las propiedades físico-mecánicas de los tableros. Los modelos considerados fueron los siguientes:

- Modelo 1: Regresión múltiple con todas las variables del proceso
- Modelo 2: Regresión múltiple con variables seleccionadas por matriz de criterios
- Modelo 3: Regresión múltiple con ajuste

Modelo 1

En este primer modelo se incluyeron las 56 variables independientes registradas a lo largo del proceso productivo en una base de datos final de 168 pruebas las cuales se han reducido debido a la eliminación de datos atípicos, sin aplicar filtros previos ni técnicas de reducción de variables. El objetivo fue aprovechar al máximo toda la información disponible

y establecer un punto de partida que sirva como referencia frente a modelos más depurados. Esta estrategia permite evaluar la capacidad explicativa general del sistema, considerando de forma integral el efecto combinado de todas las condiciones operativas sobre la variable de salida.

- La ecuación resultante para la predicción de la tracción perpendicular (Kg/cm^2) es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 & \text{Tracción (Kg/cm}^2\text{)} \\
 & = 5,9 + 0,0106X_1 + 0,054X_2 - 0,075X_3 - 0,113X_4 + 0,0158X_5 + 0,101X_6 \\
 & - 0,434X_7 + 0,0174X_8 + 0,00237X_9 + 0,100X_{10} + 0,192X_{11} \\
 & + 0,00194X_{12} + 0,0041X_{13} - 0,160X_{14} - 1,113X_{15} - 1,10X_{16} + 1,88X_{17} \\
 & - 2,03X_{18} - 0,172X_{19} + 0,1705X_{20} + 0,0041X_{21} + 0,1192X_{22} - 0,254X_{23} \\
 & + 0,056X_{24} - 0,00738X_{25} + 0,0355X_{26} + 0,0221X_{27} - 0,0058X_{28} \\
 & - 0,0411X_{29} + 0,0015X_{30} + 0,0087X_{31} - 0,462X_{32} + 0,0250X_{33} \\
 & + 0,0079X_{34} + 0,0445X_{35} - 0,013X_{36} - 0,033X_{37} + 0,00218X_{38} \\
 & + 0,0260X_{39} - 0,0184X_{40} + 0,0280X_{41} - 0,00087X_{42} + 0,0467X_{43} \\
 & - 0,00002X_{44} + 0,00244X_{45} + 0,0017X_{46} + 0,0041X_{47} + 0,00120X_{48} \\
 & - 0,00248X_{49} + 0,0109X_{50} - 0,0542X_{51} - 0,00223X_{52} - 0,1168X_{53} \\
 & + 0,133X_{54} + 0,0154X_{55} + 0,0057X_{56}
 \end{aligned} \tag{9}$$

Tabla 17

Estadística de la regresión tracción del modelo 1.

S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
0,843754	0,5569	0,4925	0,4526

Nota. Indicadores de determinación de tracción del modelo 1. Elaborado por: Investigador

En la **Tabla 17**, se visualiza los indicadores de determinación para la variable tracción la cual presenta un R^2 de 0,5569, lo que indica que explica poco más de la mitad de la variabilidad de los datos, el R^2 ajustado disminuye a 0,4925, evidenciando posible sobreajuste por exceso de variables y el R^2 predictivo fue de 0,4526, lo que limita su capacidad para predecir nuevos casos. El error estándar $S = 0,7437$, refleja una desviación moderada entre valores reales y estimados.

Tabla 18

Análisis de significancia y colinealidad tracción modelo 1

Término	Valor p	FIV	Término	Valor p	FIV
Constante	0,811		X29	0,079	1,20
X1	0,582	19,25	X30	0,036	3,21
X2	0,562	19,52	X31	0,004	3,02
X3	0,052	1,76	X32	0,087	1,81
X4	0,105	2,14	X33	0,006	2,21
X5	0,057	1,50	X34	0,010	3,35
X6	0,039	8,81	X35	0,027	17,27
X7	0,059	7,90	X36	0,026	28,81
X8	0,492	3,18	X37	0,032	24,92
X9	0,405	1,93	X38	0,002	1,34
X10	0,017	15,07	X39	0,012	2,73
X11	0,022	15,22	X40	0,711	1,96
X12	0,145	1,66	X41	0,125	1,39
X13	0,010	45,26	X42	0,156	1,78
X14	0,125	45,26	X43	0,204	1,71
X15	0,754	1,50	X44	0,085	2,09
X16	0,756	2,18	X45	0,046	3,06
X17	0,793	1,92	X46	0,025	1,87
X18	0,432	1,69	X47	0,001	1,75
X19	0,271	1,65	X48	0,126	2,40
X20	0,040	2,08	X49	0,056	1,76
X21	0,210	5,55	X50	0,176	1,64
X22	0,017	7,19	X51	0,098	2,95
X23	0,055	9,69	X52	0,073	2,94
X24	0,010	4,88	X53	0,126	5,42
X25	0,026	2,81	X54	0,168	8,19
X26	0,054	1,36	X55	0,236	3,02
X27	0,036	1,68	X56	0,145	3,00
X28	0,105	1,61			

Nota. Estadísticos de tracción del modelo 1.

Los resultados de la **Tabla 18** muestran que no todas las variables del modelo aportan significativamente, ya que algunas como **X₁, X₂, X₈, X₉, X₁₂, X₁₅, X₁₆, X₁₉, X₄₀** tienen valores p mayores a 0,05. Además, algunas variables, presentan un alto nivel de colinealidad como se evidenció en el análisis de la **Tabla 16**, lo cual demuestra su factor de inflación de la varianza (FIV) valores mayores a 10 lo que distorsiona el modelo de regresión matemático.

- La ecuación resultante para la predicción de la densidad (Kg/m^3) es la siguiente:

Densidad (Kg/m^3)

$$\begin{aligned}
 &= -1221 + 0,696X_1 + 0,032X_2 - 3,44X_3 + 6,4X_4 - 0,18X_5 - 31,5X_6 \\
 &+ 21,8X_7 - 2,204X_8 + 1,335X_9 + 18,55X_{10} + 15,91X_{11} - 0,0027X_{12} \\
 &- 3,38X_{13} + 7,01X_{14} - 14,64X_{15} - 189X_{16} + 215X_{17} - 115X_{18} - 2,53X_{19} \\
 &+ 3,86X_{20} - 0,458X_{21} + 3,44X_{22} - 3,99X_{23} - 5,26X_{24} + 0,026 \\
 &+ 0,048X_{26} + 0,302X_{27} + 0,911X_{28} - 0,38X_{29} + 2,20X_{30} + 0,731X_{31} \\
 &+ 7,24X_{32} + 0,102X_{33} - 0,631X_{34} + 0,09X_{35} + 7,13X_{36} - 4,19X_{37} \\
 &+ 0,221X_{38} + 0,136X_{39} + 2,08X_{40} - 0,234X_{41} + 0,156X_{42} + 0,69X_{43} \\
 &+ 0,369X_{44} + 0,039X_{45} - 0,807X_{46} + 0,152X_{47} - 0,352X_{48} + 0,124X_{49} \\
 &- 0,375X_{50} - 6,39X_{51} + 0,246X_{52} - 3,72X_{53} + 10,36X_{54} - 1,71X_{55} \\
 &- 2,26X_{56}
 \end{aligned} \tag{10}$$

Tabla 19

Estadística de la regresión densidad del modelo 1.

S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
22,2143	0,5863	0,5102	0,4937

Nota. Indicadores de determinación de densidad del modelo 1. Elaborado por: Investigador

En la

Tabla 19, se visualiza los indicadores de determinación para la variable densidad la cual presenta un R^2 de 0,5863, lo que indica que explica un poco más de la mitad de la variabilidad de los datos, el R^2 ajustado disminuye a 0,5102, evidenciando posible sobreajuste por exceso de variables y el R^2 predictivo fue de 0,4937, lo que limita su capacidad para predecir nuevos casos. El error estándar $S = 22,2143$, refleja una desviación alta entre valores reales y estimados.

Tabla 20

Análisis de significancia y colinealidad densidad modelo 1

Término	Valor p	FIV	Término	Valor p	FIV
Constante	0,145		X29	0,036	1,20
X1	0,93	18,79	X30	0,006	3,19
X2	0,456	18,89	X31	0,009	3,03
X3	0,125	1,76	X32	0,156	1,81
X4	0,007	2,22	X33	0,086	2,21
X5	0,105	1,50	X34	0,118	3,36
X6	0,066	8,79	X35	0,056	17,26
X7	0,103	7,88	X36	0,146	28,80
X8	0,012	3,21	X37	0,025	24,92
X9	0,007	1,92	X38	0,124	1,35
X10	0,002	15,71	X39	0,849	2,77
X11	0,004	15,75	X40	0,773	1,94
X12	0,952	1,63	X41	0,004	1,39
X13	0,215	45,65	X42	0,156	1,78
X14	0,098	45,01	X43	0,104	1,71
X15	0,756	1,50	X44	0,083	2,09
X16	0,619	2,18	X45	0,123	3,06
X17	0,095	1,90	X46	0,089	1,87
X18	0,071	1,69	X47	0,056	1,75
X19	0,625	1,58	X48	0,049	2,40
X20	0,068	2,08	X49	0,103	1,76
X21	0,069	5,49	X50	0,128	1,64
X22	0,053	7,18	X51	0,236	2,95
X23	0,128	9,21	X52	0,104	2,94
X24	0,099	4,77	X53	0,006	5,42
X25	0,065	2,81	X54	0,095	8,19
X26	0,098	1,36	X55	0,034	3,02
X27	0,708	1,68	X56	0,145	3,00
X28	0,108	1,62			

Nota. Estadísticos de densidad del modelo 1. Elaborado por: Investigador

Los resultados de la **Tabla 20**, al igual que el análisis para tracción evidencia variables que no aportan significativamente al modelo y que sus coeficientes FIV se encuentran elevados lo cual distorsiona el modelo de regresión matemático.

Modelo 2

Para este segundo modelo, se realizó una selección de variables utilizando una matriz de criterios que combinó indicadores estadísticos del análisis de datos realizado anteriormente,

junto al conocimiento técnico del proceso. El objetivo fue mejorar la capacidad explicativa del modelo, reducir el sobreajuste y mejorar los resultados, sin sacrificar precisión predictiva.

Según (Kaneko, 2021), la selección de variables es una etapa clave en la construcción de modelos predictivos ya que permite reducir la dimensionalidad, eliminar información redundante, evitar el sobreajuste y mejorar la precisión del modelo. Siguiendo este enfoque, se aplicó una matriz de evaluación por criterios que permitió calificar objetivamente las variables operativas del proceso. Esta herramienta facilitó una depuración técnica y justificada, asegurando que solo aquellas con mayor impacto potencial sobre la tracción y la densidad fueran consideradas en el modelo final. El resultado fue un conjunto de variables más reducido, robusto y manejable.

Los cuatro criterios definidos fueron:

- **Variable no correlacionada:** considera si la variable aporta información nueva o si se encuentra fuertemente relacionada con otra ya existente, lo que podría llevar a su exclusión para evitar redundancia.
- **Disponibilidad histórica de datos:** analiza si existe un historial amplio, continuo y representativo que permita su uso en el entrenamiento y validación del modelo.
- **Influencia técnica esperada:** se basa en el conocimiento del proceso para determinar si la variable afecta directamente a la tracción o densidad del tablero.
- **Normalidad del dato:** considera la distribución estadística de cada variable mediante pruebas de normalidad.

En base a estos cuatro criterios, se calculó un Índice de Prioridad de Variable (IPV) como suma ponderada de las calificaciones. El resultado permite identificar qué variables aportan valor estadístico y técnico al modelo. Para facilitar la interpretación de los resultados se muestra en la **Tabla 21** la escala de tres rangos de prioridad en función del IPV obtenido.

Tabla 21

Índice de puntuación de variable

IPV (0 – 5)	Interpretación	Acción sugerida
$\geq 3,5$	Alta prioridad	Incluir en el modelo
$< 3,5$	Baja prioridad o relevancia débil	Excluir del modelo

*Nota. Rango de interpretación del IPV. Elaborado por: Investigador***Tabla 22**

Evaluación por criterios

Variable	Variable no correlacionada (35%)	Normalidad del dato (25%)	Disponibilidad histórica de datos (20%)	Influencia técnica esperada (20%)	IPV
X1	1(0.35)	3(0.25)	4(0.20)	5(0.20)	2,9
X2	1(0.35)	3(0.25)	4(0.20)	5(0.20)	2,9
X3	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,6
X4	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,35
X5	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,6
X6	2(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	3,75
X7	3(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	3,9
X8	3(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,25
X9	3(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,25
X10	2(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,95
X11	2(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,95
X12	3(0.35)	3(0.25)	1(0.20)	5(0.20)	3
X13	2(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,5
X14	2(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,5
X15	4(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,35
X16	3(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	2(0.20)	3,2
X17	3(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3
X18	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,8
X19	3(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,25
X20	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	5
X21	3(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	4,3
X22	3(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	3,9
X23	3(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	4,3
X24	3(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	4,3
X25	3(0.35)	2(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,55
X26	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,6
X27	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,8

Variable	Variable no correlacionada (35%)	Normalidad del dato (25%)	Disponibilidad histórica de datos (20%)	Influencia técnica esperada (20%)	IPV
X28	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	5
X29	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	5
X30	3(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	3,6
X31	3(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,8
X32	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,6
X33	4(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4
X34	1(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,6
X35	2(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,95
X36	2(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,95
X37	1(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	3,6
X38	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,35
X39	4(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	5(0.20)	4,15
X40	4(0.35)	3(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,35
X41	5(0.35)	5(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,6
X42	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,95
X43	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,95
X44	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	2(0.20)	4,15
X45	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	2(0.20)	4,15
X46	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	2(0.20)	4,15
X47	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,95
X48	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	3(0.20)	4,35
X49	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,95
X50	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	1(0.20)	3,95
X51	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,55
X52	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,55
X53	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,55
X54	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,55
X55	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,55
X56	5(0.35)	4(0.25)	5(0.20)	4(0.20)	4,55

Nota. Para la evaluación de las variables operativas del proceso de producción se utilizó una escala de valoración de 1 a 5, donde 1 representa el menor grado de cumplimiento de un criterio y 5 el más alto. Cada valor fue multiplicado por su peso porcentual asignado, según la relevancia de cada criterio dentro del objetivo del modelo predictivo. Elaborado por: Investigador

La **Tabla 22**, muestra los resultados de la evaluación de las variables según los criterios estadísticos y técnicos definidos. Las variables resaltadas, no cumplen con los requisitos establecidos y serán descartados en el desarrollo del Modelo 2. Por otro lado, aquellas que

alcanzaron el puntaje ideal se incluyen en la ecuación, quedando un total de 46 variables independientes, evaluadas sobre una base de 185 pruebas de laboratorio.

En el Modelo 2 se da énfasis al estudio y análisis detallado de los datos recopilados desde el inicio del proyecto. Las variables utilizadas en esta regresión fueron seleccionadas cuidadosamente a partir de una matriz de criterios estadísticos, lo que permitió construir una ecuación más depurada. Por tanto, los resultados obtenidos en este modelo son el reflejo del trabajo analítico desarrollado a lo largo de todo el proceso de investigación.

- La ecuación resultante para la predicción de la tracción perpendicular (Kg/cm^2) es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 & \textit{Tracción (Kg/cm}^2\text{)} \\
 & = 5,122 + 0,082X_3 - 0,181X_4 - 0,05X_5 + 0,036X_6 + 0,058X_7 \\
 & + 0,016X_{10} + 0,019X_{11} - 0,01X_{13} + 0,026X_{14} + 0,793X_{17} - 0,43200X_{18} \\
 & - 0,016X_{20} + 0,002X_{21} + 0,017X_{22} - 0,054X_{23} - 0,003X_{24} - 0,003X_{25} \\
 & + 0,0002412X_{26} - 0,005X_{27} + 0,01X_{28} + 0,004X_{29} + 0,003X_{30} \\
 & - 0,003X_{31} + 0,08900X_{32} + 0,004X_{33} - 0,001X_{34} - 0,027X_{35} \\
 & - 0,026X_{36} + 0,032X_{37} - 0,00004X_{38} + 0,008X_{39} - 0,007X_{41} \\
 & - 0,000214X_{42} - 0,002X_{43} + 0,00006X_{44} + 0,002X_{45} - 0,005X_{46} \\
 & + 0,001X_{47} - 0,016X_{48} + 0,001X_{49} - 0,012X_{51} - 0,004X_{52} + 0,009X_{53} \\
 & - 0,026X_{54} + 0,005X_{55} + 0,029X_{56}
 \end{aligned} \tag{11}$$

Tabla 23

Estadística de la regresión tracción del modelo 2

S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
0,35878	0,7015	0,6982	0,6880

Nota. Indicadores de determinación de tracción del modelo 2. Elaborado por: Investigador

En la **Tabla 23** , se visualiza que el Modelo 2 presenta un mejor desempeño en comparación con el anterior modelo. El coeficiente de determinación $R^2 = 0,7015$ indica una mayor capacidad explicativa, mientras que el R^2 ajustado= 0,6982 y el R^2 predictivo= 0,6880,

muestran una mejora en la estabilidad y capacidad de predicción del modelo. El error estándar $S = 0,35878$ refleja una menor desviación lo cual indica que el presente modelo es más preciso y menos sobre ajustado.

Tabla 24

Análisis de significancia y colinealidad tracción modelo 2

Término	Valor p	FIV	Término	Valor p	FIV
Constante	0,111		X33	0,006	2,21
X3	0,052	1,76	X34	0,010	3,35
X4	0,105	2,14	X35	0,027	10,27
X5	0,057	1,50	X36	0,026	16,22
X6	0,039	8,81	X37	0,030	17,32
X7	0,059	7,90	X38	0,102	1,61
X10	0,007	13,07	X39	0,010	1,29
X11	0,004	13,22	X41	0,124	1,78
X13	0,010	25,26	X42	0,150	1,19
X14	0,035	25,26	X43	0,201	1,39
X18	0,135	1,69	X44	0,083	1,28
X20	0,046	2,08	X45	0,043	1,30
X21	0,037	5,55	X46	0,024	1,31
X22	0,017	7,19	X47	0,001	1,36
X23	0,055	9,69	X48	0,126	1,06
X24	0,010	4,88	X49	0,056	1,39
X25	0,026	2,81	X50	0,176	1,17
X26	0,054	1,36	X51	0,098	1,35
X27	0,036	1,68	X52	0,073	1,06
X28	0,076	1,61	X53	0,126	1,41
X29	0,079	1,20	X54	0,168	1,46
X30	0,036	3,21	X55	0,236	1,36
X31	0,004	3,02	X56	0,145	1,22
X32	0,087	1,81			

Nota. Estadísticos de tracción del modelo 2. Elaborado por: Investigador

Los resultados presentados en la **Tabla 24** evidencian valores de significancia, aunque no todas cumplen con valores de $p > 0,05$, el modelo muestra que son las que mejor predicen. Respecto a la colinealidad, aunque algunas variables presentan valores elevados en el FIV, se han mantenido porque aportan significativamente al modelo y reflejan relaciones propias del proceso productivo. Eliminar estas variables implicó perder información relevante y disminuyó drásticamente su estadística de regresión.

- La ecuación resultante para la predicción de la densidad (Kg/m^3) es la siguiente:

$$\begin{aligned}
 & \text{Densidad (Kg/m}^3\text{)} \\
 & = -1428,050 + 9,314X_3 - 47,902X_4 - 1,743X_5 + 13,903X_6 \\
 & - 34,831X_7 + 3,626X_{10} + 9,435X_{11} - 5,032X_{13} - 0,667X_{14} \\
 & + 70,710X_{17} - 46,345X_{18} - 2,442X_{20} + 0,813X_{21} - 5,965X_{22} \\
 & + 9,163X_{23} + 2,413X_{24} + 0,222X_{25} + 0,265X_{26} + 2,132X_{27} \\
 & + 0,583X_{28} + 0,716X_{29} + 1,117X_{30} - 0,0149X_{31} + 22,654X_{32} \\
 & + 0,050X_{33} + 0,366X_{34} - 9,527X_{35} + 2,444X_{36} + 10,606X_{37} \\
 & - 0,001X_{38} + 1,767X_{39} - 1,646X_{41} + 0,204X_{42} - 0,263X_{43} \\
 & - 0,014X_{44} + 0,194X_{45} - 1,938X_{46} - 0,059X_{47} + 0,523X_{48} \\
 & - 0,149X_{49} - 9,907X_{51} - 0,099X_{52} - 7,087X_{53} - 2,095X_{54} \\
 & + 4,184X_{55} + 8,604X_{56}
 \end{aligned} \tag{12}$$

Tabla 25

Estadística de la regresión densidad del modelo 2.

S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
15,251	0,7236	0,7025	0,6983

Nota. Indicadores de determinación de densidad del modelo 2. Elaborado por: Investigador

En la **Tabla 25**, se visualiza que el Modelo 2 presenta un mejor desempeño en comparación con el anterior modelo. El coeficiente de determinación $R^2 = 0,7236$ indica una mayor capacidad explicativa en densidad, mientras que el R^2 ajustado = 0,7025 y el R^2 predictivo = 0,6983, muestran una mejora en la estabilidad y capacidad de predicción del modelo. El error estándar $S = 15,251$ refleja una menor desviación lo cual indica que el presente modelo es más preciso y menos sobre ajustado.

Tabla 26

Análisis de significancia y colinealidad densidad modelo 2

Término	Valor p	FIV	Término	Valor p	FIV
Constante	0,145		X33	0,086	2,21
X3	0,125	1,76	X34	0,118	3,36

Término	Valor p	FIV	Término	Valor p	FIV
X4	0,007	2,22	X35	0,056	10,26
X5	0,105	1,50	X36	0,146	20,80
X6	0,066	8,79	X37	0,025	19,92
X7	0,103	7,88	X38	0,124	1,35
X10	0,002	12,71	X39	0,849	2,77
X11	0,004	12,75	X41	0,004	1,39
X13	0,215	25,65	X42	0,156	1,78
X14	0,098	25,01	X43	0,104	1,71
X18	0,071	1,69	X44	0,083	2,09
X20	0,068	2,08	X45	0,123	3,06
X21	0,069	5,49	X46	0,089	1,87
X22	0,053	7,18	X47	0,056	1,75
X23	0,128	9,21	X48	0,049	2,40
X24	0,099	4,77	X49	0,103	1,76
X25	0,065	2,81	X50	0,128	1,64
X26	0,098	1,36	X51	0,236	2,95
X27	0,708	1,68	X52	0,104	2,94
X28	0,108	1,62	X53	0,006	5,42
X29	0,036	1,20	X54	0,095	8,19
X30	0,006	3,19	X55	0,034	3,02
X31	0,009	3,03	X56	0,145	3,00
X32	0,156	1,81			

Nota. Estadísticos de densidad del modelo 2. Elaborado por: Investigador

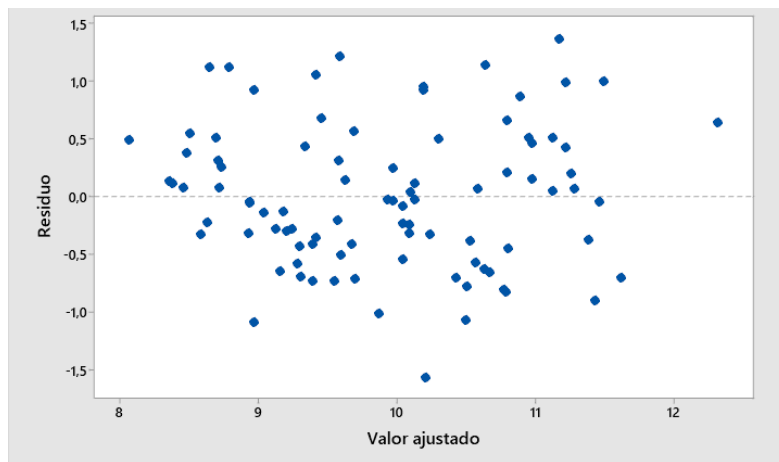
Los resultados presentados en la **Tabla 26**, de igual manera evidencia que no todas las variables incluidas en el modelo resultan estadísticamente significativas, ya que algunas aún mantienen valores de $p > 0,05$. Asimismo, se observa presencia de colinealidad entre las variables las cuales no fueron eliminadas por la misma razón que en el análisis de tracción del presente modelo.

Modelo 3

A partir de los resultados obtenidos en el Modelo 2, se procedió a realizar un ajuste final mediante una regresión entre los valores predichos y los valores reales de laboratorio, lo cual busca afinar la predicción, corrigiendo posibles desviaciones residuales. El resultado es una versión optimizada del modelo que mantiene su base estructural, pero mejora su precisión predictiva a través de un ajuste lineal o polinómico según sea el caso adicional.

Figura 30

Residuos vs valores ajustado tracción del modelo 2



Nota. Distribución aleatoria de residuos alrededor del cero. Elaborado por: Investigador

En el caso de la tracción perpendicular, como se muestra en **Figura 30**, muestra los residuos frente a los valores ajustados mostró una dispersión aleatoria alrededor de cero, sin patrones ni variaciones notables. Esto indica que el modelo representa bien la relación lineal entre las variables del proceso y la tracción. Por ello, se aplicó un ajuste final con una regresión lineal simple, lo que permitió mejorar la precisión sin caer en sobreajuste.

La ecuación (5) se utilizó para predecir la tracción

Tracción (Kg/cm²)

$$\begin{aligned} &= 0,9291(5,122 + 0,082X_3 - 0,181X_4 - 0,05X_5 + 0,036X_6 + 0,058X_7 \\ &+ 0,016X_{10} + 0,019X_{11} - 0,01X_{13} + 0,026X_{14} + 0,793X_{17} \\ &- 0,43200X_{18} - 0,016X_{20} + 0,002X_{21} + 0,017X_{22} - 0,054X_{23} \\ &- 0,003X_{24} - 0,003X_{25} + 0,0002412X_{26} - 0,005X_{27} + 0,01X_{28} \\ &+ 0,004X_{29} + 0,003X_{30} - 0,003X_{31} + 0,08900X_{32} + 0,004X_{33} \\ &- 0,001X_{34} - 0,027X_{35} - 0,026X_{36} + 0,032X_{37} - 0,00004X_{38} \\ &+ 0,008X_{39} - 0,007X_{41} - 0,000214X_{42} - 0,002X_{43} + 0,00006X_{44} \\ &+ 0,002X_{45} - 0,005X_{46} + 0,001X_{47} - 0,016X_{48} + 0,001X_{49} - 0,012X_{51} \\ &- 0,004X_{52} + 0,009X_{53} - 0,026X_{54} + 0,005X_{55} + 0,029X_{56}) - 0,2092 \end{aligned} \tag{13}$$

Tabla 27

Estadística de la regresión tracción del modelo 3.

S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
0,038783	0,8664	0,8649	0,8611

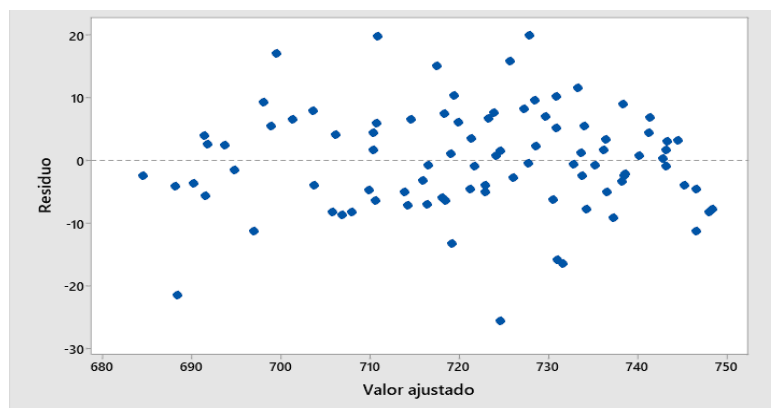
Nota. Indicadores de determinación de tracción del modelo 3. Elaborado por: Investigador

En la **Tabla 27**, se visualiza que el Modelo 3 presenta un mejor desempeño en comparación con el anterior modelo. El coeficiente de determinación $R^2 = 0,8664$ indica una mayor capacidad explicativa en densidad, mientras que el R^2 ajustado = 0,8649 y el R^2 predictivo = 0,8611, muestran una mejora en la estabilidad y capacidad de predicción del modelo. El error estándar $S = 0,038783$ refleja una menor desviación lo cual indica que el presente modelo es más preciso y menos sobre ajustado.

En el caso de la densidad, el gráfico de residuos mostró un patrón en forma de abanico, con errores que aumentan a medida que crecen los valores predichos como se muestra en la **Figura 31**. Esto indica un problema que afecta la validez de un modelo lineal y por lo tanto se aplicó un ajuste final con una regresión polinómica de segundo orden, para mejorar el ajuste del modelo y la distribución de los residuos.

Figura 31

Residuos vs valores ajustado densidad del modelo 2



Nota. Distribución de residuos en forma de abanico alrededor del cero. Elaborado por: Investigador

La ecuación (7) se utilizó para predecir la densidad

$$\begin{aligned}
 \text{Densidad (Kg/m}^3\text{)} = & -7345,8 + [(18,872)(-1428,050 + 9,314X_3 - 47,902X_4 - 1,743X_5 + 13,903X_6 - \\
 & 34,831X_7 + 3,626X_{10} + 9,435X_{11} - 5,032X_{13} - 0,667X_{14} + 70,710X_{17} - 46,345X_{18} - \\
 & 2,442X_{20} + 0,813X_{21} - 5,965X_{22} + 9,163X_{23} + 2,413X_{24} + 0,222X_{25} + 0,265X_{26} + \\
 & 2,132X_{27} + 0,583X_{28} + 0,716X_{29} + 1,117X_{30} - 0,0149X_{31} + 22,654X_{32} + 0,050X_{33} + \\
 & 0,366X_{34} - 9,527X_{35} + 2,444X_{36} + 10,606X_{37} - 0,001X_{38} + 1,767X_{39} - 1,646X_{41} + \\
 & 0,204X_{42} - 0,263X_{43} - 0,014X_{44} + 0,194X_{45} - 1,938X_{46} - 0,059X_{47} + 0,523X_{48} - \\
 & 0,149X_{49} - 9,907X_{51} - 0,099X_{52} - 7,087X_{53} - 2,095X_{54} + 4,184X_{55} + 8,604X_{56})] - \\
 & [(0,11)(-1428,050 + 9,314X_3 - 47,902X_4 - 1,743X_5 + 13,903X_6 - 34,831X_7 + \\
 & 3,626X_{10} + 9,435X_{11} - 5,032X_{13} - 0,667X_{14} + 70,710X_{17} - 46,345X_{18} - 2,442X_{20} + \\
 & 0,813X_{21} - 5,965X_{22} + 9,163X_{23} + 2,413X_{24} + 0,222X_{25} + 0,265X_{26} + 2,132X_{27} + \\
 & 0,583X_{28} + 0,716X_{29} + 1,117X_{30} - 0,0149X_{31} + 22,654X_{32} + 0,050X_{33} + 0,366X_{34} - \\
 & 9,527X_{35} + 2,444X_{36} + 10,606X_{37} - 0,001X_{38} + 1,767X_{39} - 1,646X_{41} + 0,204X_{42} - \\
 & 0,263X_{43} - 0,014X_{44} + 0,194X_{45} - 1,938X_{46} - 0,059X_{47} + 0,523X_{48} - 0,149X_{49} - \\
 & 9,907X_{51} - 0,099X_{52} - 7,087X_{53} - 2,095X_{54} + 4,184X_{55} + 8,604X_{56})^2]
 \end{aligned} \tag{14}$$

Tabla 28

Estadística de la regresión densidad del modelo 3.

S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
8,251	0,8024	0,8002	0,7938

Nota. Indicadores de determinación de densidad del modelo 3. Elaborado por: Investigador

En la **Tabla 28**, se visualiza que el Modelo 3 presenta un mejor desempeño en comparación con el anterior modelo. El coeficiente de determinación $R^2 = 0,8024$ indica una mayor capacidad explicativa en densidad, mientras que el R^2 ajustado = 0,8002 y el R^2 predictivo = 0,7938, muestran una mejora en la estabilidad y capacidad de predicción del

modelo. El error estándar $S = 8,251$ refleja una menor desviación lo cual indica que el presente modelo es más preciso y menos sobre ajustado.

Resultados

Selección del modelo

Con el fin de identificar el modelo de predicción más adecuado para estimar las propiedades físico-mecánicas de los tableros, se compararon distintas versiones desarrolladas a lo largo del estudio. Cada modelo fue evaluado con base en criterios estadísticos como el coeficiente de determinación ajustado (R^2 ajustado), el error estándar de la estimación (S)

Tabla 29

Estadística de ajustes

Modelo	Propiedad físico-mecánica	S	R-cuadrado.	R-cuadrado. (ajustado)	R-cuadrado. (predictor)
1	Tracción	0,843754	0,5569	0,4925	0,4526
	Densidad	22,2143	0,5863	0,5102	0,4937
2	Tracción	0,35878	0,7015	0,6982	0,6880
	Densidad	15,251	0,7236	0,7025	0,6983
3	Tracción	0,038	0,8664	0,8649	0,8611
	Densidad	8,251	0,8024	0,8002	0,7938

Nota. Estadística de ajuste de los tres modelos matemáticos desarrollados. Elaborado por: Investigador

El **Modelo 1**, que incluye todas las variables independientes recolectadas, presenta un coeficiente de determinación bajo, así como un elevado error estándar. Estos resultados indican una capacidad explicativa limitada del modelo, lo que impide obtener una predicción confiable de las propiedades físico-mecánicas. Por tanto, este modelo se descarta como opción viable.

El **Modelo 2** muestra una mejora considerable en la capacidad predictiva, alcanzando un R^2 de 0,70 para tracción y 0,72 para densidad. Estos valores reflejan que el proceso de selección de variables fue efectivo al eliminar aquellas que solo aportaban ruido al modelo. Aunque no se logra un porcentaje de predicción óptimo, los resultados obtenidos son consistentes y confiables en función de la base de datos disponible. Además, se proyecta que, al aumentar el número de pruebas y fortalecer la base de datos, este modelo podría mejorar significativamente su desempeño. Por ello, no se descarta su aplicación futura dentro de la empresa, ya que, considerando la variabilidad natural del proceso, representa una herramienta estadísticamente sólida y adaptable.

El **Modelo 3** representa una versión optimizada del Modelo 2, en la que se aplicaron ajustes adicionales para mejorar la capacidad predictiva sin incurrir en sobreajuste. Para ello, se recurrió a técnicas de modelado más robustas, utilizando regresión lineal en el caso de la tracción perpendicular y regresión polinómica de segundo orden para la densidad, en función del comportamiento observado en los residuos. Estos ajustes permitieron obtener mejores indicadores estadísticos, consolidando al Modelo 3 como la mejor alternativa para el modelo matemático final. Es importante recalcar que, a medida que se incremente el número de muestras disponibles y se fortalezca la base de datos, el Modelo 2 podría convertirse en una opción viable de implementación práctica, debido a su menor complejidad y buen desempeño bajo condiciones de variabilidad natural del proceso.

Resultados de predicción del modelo seleccionado

Una vez validado el Modelo 3 como la alternativa más precisa y robusta, se procedió a su aplicación para la predicción de las propiedades físico-mecánicas de los tableros, utilizando los valores reales de las variables operativas del proceso. Las predicciones se generaron mediante las ecuaciones finales ajustadas, obteniendo así estimaciones de tracción perpendicular y densidad en función de las condiciones registradas en planta. A continuación,

en la **Tabla 30** se presentan los resultados obtenidos, comparando los valores pronosticados con los datos reales del laboratorio para evaluar el grado de ajuste y confiabilidad del modelo en condiciones reales de operación.

Tabla 30

Validación Modelo matemático seleccionado

DENSIDAD	PRONOSTICO	ERROR	TRACCIÓN	PRONOSTICO	ERROR
728,575	741,595	-1,8%	8,903	8,980	-0,9%
699,868	711,571	-1,7%	8,264	8,615	-4,2%
739,333	739,556	0,0%	8,418	8,662	-2,9%
735,351	736,234	-0,1%	8,493	8,394	1,2%
729,080	723,331	0,8%	8,621	8,948	-3,8%
700,130	699,885	0,0%	8,516	9,163	-7,6%
742,647	731,568	1,5%	8,568	8,123	5,2%
719,089	725,974	-1,0%	8,540	8,496	0,5%
755,652	742,011	1,8%	8,502	8,422	0,9%
709,149	716,767	-1,1%	9,661	10,170	-5,3%
723,374	720,758	0,4%	8,668	9,391	-8,3%
684,250	685,922	-0,2%	9,122	9,303	-2,0%
747,389	741,016	0,9%	8,703	9,281	-6,6%
757,536	739,854	2,3%	8,848	9,134	-3,2%
735,482	715,247	2,8%	8,800	8,740	0,7%
726,249	731,541	-0,7%	9,121	9,536	-4,5%
722,961	724,980	-0,3%	8,996	8,760	2,6%
725,033	719,093	0,8%	8,868	8,519	3,9%
720,130	706,001	2,0%	8,876	9,300	-4,8%
752,937	747,787	0,7%	8,904	9,205	-3,4%
735,251	741,052	-0,8%	10,011	9,684	3,3%
743,569	728,123	2,1%	9,884	9,846	0,4%
751,435	746,400	0,7%	8,908	9,054	-1,6%
719,940	720,106	0,0%	8,970	9,244	-3,1%
758,062	740,730	2,3%	8,894	8,954	-0,7%
755,644	735,428	2,7%	8,886	8,954	-0,8%
725,398	729,946	-0,6%	9,025	8,733	3,2%
750,832	743,310	1,0%	8,988	9,391	-4,5%
688,497	693,345	-0,7%	9,066	9,409	-3,8%
745,301	736,581	1,2%	9,094	9,583	-5,4%
738,844	734,968	0,5%	9,268	9,655	-4,2%

DENSIDAD	PRONOSTICO	ERROR	TRACCIÓN	PRONOSTICO	ERROR
745,023	747,463	-0,3%	9,059	8,538	5,7%
684,192	695,422	-1,6%	9,060	9,189	-1,4%
739,037	731,345	1,0%	9,210	8,719	5,3%
703,222	710,252	-1,0%	9,372	9,564	-2,1%
702,793	697,592	0,7%	9,508	10,013	-5,3%
731,430	747,934	-2,3%	10,140	10,457	-3,1%
680,250	666,980	2,0%	9,728	10,379	-6,7%
744,887	734,968	1,3%	10,853	10,446	3,8%
705,642	699,885	0,8%	8,751	8,674	0,9%
736,192	715,215	2,8%	9,777	10,058	-2,9%
748,923	748,263	0,1%	9,779	9,334	4,6%
727,155	726,121	0,1%	9,923	10,203	-2,8%
716,458	709,389	1,0%	9,780	9,614	1,7%
745,178	736,070	1,2%	9,856	10,058	-2,1%
753,956	741,333	1,7%	9,996	10,512	-5,2%
732,323	730,888	0,2%	9,897	9,568	3,3%
696,893	707,901	-1,6%	9,811	10,012	-2,1%
751,333	742,376	1,2%	9,966	10,012	-0,5%
713,785	707,141	0,9%	9,903	8,986	9,3%
694,576	716,570	-3,2%	9,944	9,945	0,0%
717,942	732,573	-2,0%	10,988	10,725	2,4%
739,749	726,537	1,8%	9,234	8,810	4,6%
720,439	729,836	-1,3%	10,151	10,475	-3,2%
734,788	724,305	1,4%	9,914	9,907	0,1%
726,561	725,015	0,2%	10,011	10,573	-5,6%
708,037	705,146	0,4%	10,113	10,094	0,2%
693,820	704,371	-1,5%	10,191	10,708	-5,1%
733,758	736,726	-0,4%	10,116	10,610	-4,9%
718,659	712,117	0,9%	10,136	10,061	0,7%
708,729	714,849	-0,9%	10,247	10,096	1,5%
692,730	707,391	-2,1%	10,136	9,448	6,8%
687,098	696,204	-1,3%	10,228	9,945	2,8%
684,576	694,380	-1,4%	10,253	9,670	5,7%
722,752	716,642	0,8%	10,668	10,738	-0,7%
682,541	686,509	-0,6%	9,969	9,414	5,6%
721,005	725,974	-0,7%	11,554	11,341	1,8%
713,266	708,904	0,6%	10,657	10,528	1,2%
714,121	721,172	-1,0%	9,784	9,572	2,2%
724,962	717,903	1,0%	10,802	10,256	5,1%

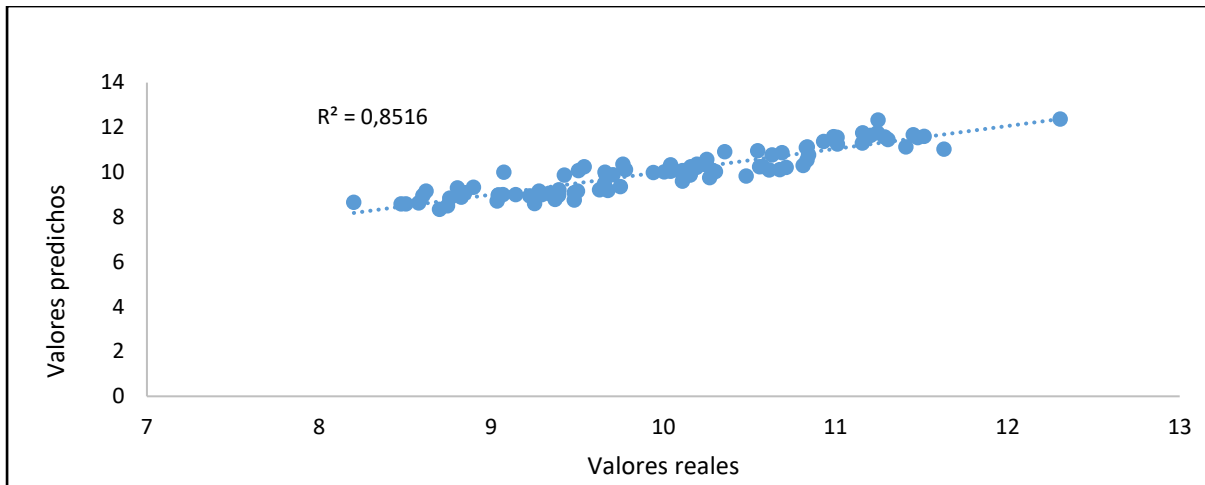
DENSIDAD	PRONOSTICO	ERROR	TRACCIÓN	PRONOSTICO	ERROR
737,809	732,318	0,7%	10,923	11,517	-5,4%
709,291	730,616	-3,0%	11,012	10,732	2,5%
727,144	699,037	3,9%	11,019	11,299	-2,5%
732,238	738,211	-0,8%	11,139	10,904	2,1%
708,979	704,216	0,7%	10,208	10,153	0,5%
679,898	683,998	-0,6%	10,473	10,153	3,0%
731,212	727,328	0,5%	11,181	11,048	1,2%
716,752	715,924	0,1%	11,350	11,195	1,4%
742,445	739,799	0,4%	10,443	10,730	-2,7%
719,151	712,020	1,0%	11,422	11,367	0,5%
748,845	745,809	0,4%	11,439	10,902	4,7%
742,158	737,866	0,6%	11,467	10,881	5,1%
708,639	712,032	-0,5%	11,463	11,176	2,5%
691,303	685,723	0,8%	11,644	11,050	5,1%
715,873	712,763	0,4%	11,644	11,135	4,4%
740,885	734,423	0,9%	11,261	10,825	3,9%
751,333	744,967	0,8%	10,770	10,585	1,7%
675,257	682,127	-1,0%	12,213	11,138	8,8%
738,477	745,007	-0,9%	11,479	11,403	0,7%
730,547	735,546	-0,7%	11,531	11,095	3,8%
704,101	698,161	0,8%	12,253	12,186	0,5%

Nota. Validación del modelo matemático con 91 pruebas para densidad y tracción. Elaborado por: Investigador

La **Figura 32** muestra cómo el Modelo 3 predice los valores de tracción comparados con los resultados reales del laboratorio. Como se puede observar, la mayoría de los puntos se alinean bastante bien con la línea de tendencia, lo que indica que el modelo realiza un buen trabajo al estimar esta propiedad. El valor de $R^2 = 0,8516$ nos dice que el modelo explica alrededor del 85 % de la variación de la tracción.

Figura 32

Predicción de tracción con el Modelo 3

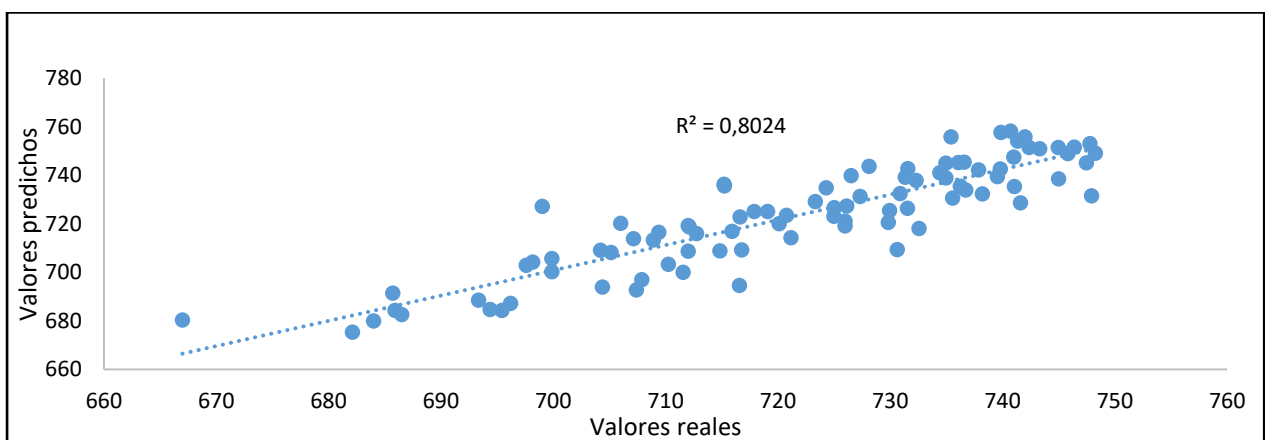


Nota. Correlación entre los valores predichos por el modelo y los valores reales obtenidos en laboratorio para tracción. *Elaborado por: Investigador*

La **Figura 33** muestra cómo el Modelo 3 predice los valores de densidad comparados con los resultados reales del laboratorio. Como se puede observar, la mayoría de los puntos se alinean bastante bien con la línea de tendencia, lo que indica que el modelo está haciendo un buen trabajo al estimar esta propiedad. El valor de $R^2 = 0,8024$ nos dice que el modelo explica alrededor del 80 % de la variación de la tracción.

Figura 33

Predicción de densidad Modelo 3



Nota. Correlación entre los valores predichos por el modelo y los valores reales obtenidos en laboratorio para densidad. *Elaborado por: Investigador*

Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Y_i - \hat{Y}_i}{Y_i} \right| \times 100 \quad (15)$$

Donde:

- Y_i = Valor real total
- \hat{Y}_i = Valor predicho total
- n = número total de observaciones

$$MAPE = \frac{0,9845}{91} \times 100$$

$$MAPE_{(densidad)} = 1,08\%$$

$$MAPE = \frac{2,9508}{91} \times 100$$

$$MAPE_{(tracción)} = 3,24\%$$

En los resultados obtenidos se puede observar que para la variable densidad, el modelo alcanzó un R^2 de 80,24 % y un MAPE de 1,08 %, lo que indica una excelente precisión en las predicciones individuales, a pesar de no explicar completamente la variabilidad total. En el caso de la tracción perpendicular, el R^2 fue de 85,16 % y el MAPE de 3,24 %, lo cual refleja un mejor ajuste global, aunque con un error porcentual ligeramente mayor. Esta diferencia es coherente y esperada, ya que la densidad presenta menos variabilidad en el proceso, mientras que la tracción es una propiedad más sensible. En conjunto, los resultados confirman que el modelo es preciso y confiable para ambas variables.

Cronograma de actividades para la aplicación de la propuesta

Tabla 31

Cronograma

Mes	Agosto										Septiembre																										
Semana	Semana 3					Semana 4					Semana 1					Semana 2					Semana 3					Semana 4											
Fase / Actividad	L	M	M	J	V	L	M	M	J	V	L	M	M	J	V	L	M	M	J	V	L	M	M	J	V	L	M	M	J	V							
Presentación y aprobación de la propuesta en planta	X																																				
Evaluación de la situación actual		X																																			
Preparación del entorno de prueba y ajustes en base de datos			X	X	X	X																															
Integración del modelo predictivo al entorno de monitoreo						X	X	X	X	X	X	X																									
Capacitación al personal sobre uso e interpretación														X	X	X	X																				
Prueba piloto en tiempo real																		X	X	X																	
Recolección y análisis de resultados en planta																				X	X																
Ajustes finales al modelo e informe de aplicación																					X	X															
Evaluación de la propuesta																						X	X	X	X												
Verificación de cumplimiento																													X	X							

Nota. La siguiente tabla detalla el cronograma previsto para la implementación del modelo matemático, especificando el tiempo estimado de ejecución y las actividades planificadas para su aplicación práctica y posterior evaluación.

Analisis de Costo del proyecto

Con el propósito de estimar el costo asociado al desarrollo del proyecto, se llevó a cabo un análisis fundamentado en los costos referenciales del sector productivo correspondientes al año 2025. Este estudio permitió determinar el valor estimado de la mano de obra profesional involucrada en la formulación del modelo matemático predictivo.

Tabla 32.

Costo por hora mano de obra 2025

TABLA DE COSTOS MENSUALIZADO DE MANO DE OBRA VIGENTE AL 2025			
RUBRO\EMPLEADO	Ingeniero Industrial Junior	Ingeniero Industrial con experiencia (1-3 años)	Ingeniero Industrial Senior-Consultor
Salario Mínimo Vital (2025)	470,00	470,00	470,00
Sueldo nominal	700,00	1200,00	1500,00
IESS Patronal (11,35%)	79,45	136,20	170,25
Décimo tercer sueldo (13)	58,33	100,00	125,00
Décimo cuarto sueldo (14)	39,17	39,17	39,17
Fondos de reserva	58,33	100,00	125,00
Vacaciones (provisión)	29,17	50,00	62,50
Desahucio	14,58	25,00	31,25
Total Mensual	979,0	1650,4	2053,2
Horas mes	160	160	160
Costo Minuto	0,10	0,17	0,21
Costo Hora	6,12	10,31	12,83
Costo hora extra 50%	6,12	10,31	12,83
Costo hora extra 100%	8,16	13,75	17,11

Nota. Costos laborales mensuales del Ingeniero industrial acorde a su experiencia.

Para el costo de mano de obra se toma el costo de \$10,31 dólares por hora correspondiente a un ingeniero con experiencia, esta elección se justifica en la naturaleza especializada del trabajo

desarrollado, que demanda no solo experiencia profesional en procesos industriales, sino también conocimientos avanzados en análisis de datos y modelación matemática.

Tabla 33

Costo Mano de Obra

N°	Actividades	Responsable	Horas de trabajo	Costo Total (USD)
1	Extracción de datos desde PLC, limpieza y estructuración de base de datos	Ingeniero Industrial	80	\$824,80
2	Análisis de datos	Ingeniero Industrial	20	\$206,20
3	Formulación de modelos	Ingeniero Industrial	30	\$309,30
4	Análisis de resultados y evaluación del modelo	Ingeniero Industrial	20	\$206,20
5	Capacitación personal	Ingeniero Industrial	30	\$309,30
TOTAL				\$1.855,30

Nota. Costos estimados de mano de obra para el desarrollo del modelo matemático. Elaborado por: Investigador

Tabla 34

Costo de materiales

N°	Actividades	Cantidad	Unidad	Costo Unitario (USD)	Costo Total (USD)
1	Licencia software Minitab para análisis estadístico	1	Mensual	\$154,25	\$154,25
2	Tableros para validación del modelo matemático	91	U	\$18,48	\$1.681,68
TOTAL					\$1.835,93

Nota. Costos estimados de materiales para el desarrollo del modelo matemático. Elaborado por: Investigador

Como resultado del análisis económico realizado, se estimó que el desarrollo del modelo matemático predictivo implicó una inversión total de \$3.691,23. Este valor contempla tanto el

costo de la mano de obra involucrada y los materiales utilizados durante el proceso. El costo total representa el esfuerzo requerido para diseñar una herramienta analítica capaz de predecir con precisión las propiedades físico-mecánicas de los tableros de fibra, contribuyendo a una mejora en el control de calidad dentro de la planta industrial.

Capítulo IV

Conclusiones y Recomendaciones

Conclusiones

- A partir del análisis de la situación actual de la empresa, se identificaron las variables operativas del proceso, las cuales se detallan en la **Tabla 2** y constituyen un componente clave para el desarrollo del modelo matemático. Asimismo, se evidenció que la relación entre la cantidad de tableros producidos, el número de muestreos realizados y el número óptimo de muestras que deberían aplicarse genera deficiencias en el control de calidad del proceso, como se muestra en la **Tabla 4** y la **Figura 10**. Además, los costos asociados a la ejecución de los ensayos de muestreo reflejan un elevado impacto económico debido al desperdicio de producto, tal como se indica en la **Tabla 6**.
- Las pruebas de normalidad presentadas en la **Tabla 15** permitieron evaluar la distribución de los datos recolectados por los PLC, facilitando la detección de posibles anomalías o fallos en los registros. Este análisis fue clave para garantizar la validez estadística de los datos que alimentarían el modelo. Por otro lado, el análisis de correlación, mostrado en la **Tabla 16**, permitió identificar la relación lineal entre las variables operativas, lo que proporcionó una base sólida para comprender el comportamiento del proceso y orientar la selección de variables relevantes.
- El modelo matemático predictivo fue desarrollado mediante técnicas de regresión multivariable, logrando estimaciones precisas de la densidad y tracción de los tableros de fibra. El Modelo 1 fue descartado por su bajo poder explicativo, mientras que el Modelo 2 mostró una mejora relevante al aplicar una depuración de variables. Sin embargo, el Modelo 3 alcanzó el mejor desempeño, con un R^2 de 85,16 % para tracción

y 80,24 % para densidad como se puede evidenciar en la **Tabla 29**, además de errores MAPE de 3,24 % y 1,08 % respectivamente. Estos resultados evidencian una alta capacidad predictiva y robustez estadística, posicionando al modelo como una herramienta confiable para el control del proceso.

Recomendaciones

- Con base en el resultado del análisis de las variables operativas del proceso, se evidenció que algunos datos registrados por los controladores lógicos programables (PLC) presentan inconsistencias. En este contexto, se recomienda implementar un protocolo de verificación y auditoría periódica de los datos generados automáticamente por los sistemas de control.
- Se recomienda ampliar y fortalecer la base de datos mediante actualizaciones semanales, incorporando nuevas muestras que representen diversas condiciones del proceso. Con cada actualización, es fundamental aplicar pruebas de normalidad y análisis de correlación, ya que esto permitirá validar la consistencia estadística de la información y detectar posibles anomalías a tiempo. Este enfoque contribuirá a mantener el modelo matemático actualizado, confiable y adaptado a las variaciones del entorno operativo, garantizando así su efectividad y utilidad a largo plazo.
- Para garantizar la correcta implementación del modelo matemático, es fundamental que el personal operativo y de control de calidad reciba formación específica sobre el uso de las ecuaciones predictivas, la interpretación de sus resultados y los criterios de validación estadística. Esta capacitación no solo facilitará la adopción del modelo como una herramienta de mejora continua, sino que también asegurará su sostenibilidad a largo plazo dentro de la empresa, consolidando una cultura orientada a la toma de decisiones basada en datos.

Bibliografía

- Draper, N., & Smith, H. (2020). *Applied regression analysis* (Willey, Ed.; 3rd ed).
- European Panel Federation. (2024, June 24). *Reporte anual madera 2023-2024* .
- Farahani, M. A., McCormick, M. R., Gianinny, R., Hudacheck, F., Harik, R., Liu, Z., & Wuest, T. (2023). Time-series pattern recognition in Smart Manufacturing Systems: A literature review and ontology. *Journal of Manufacturing Systems*, 69, 208–241.
<https://doi.org/10.1016/J.JMSY.2023.05.025>
- García, L., Molina, R., & Herrera, F. (2022). Comportamiento físico-mecánico de tableros MDF frente a variaciones de densidad. *Revista de Ingeniería de Materiales*, 145–158.
- Guacho Chávez, A. S. (2024). *Mejora de la productividad de una empresa de manufactura por medio de la optimización de procesos productivos con modelado matemático y simulación asistida por computadora*. <http://bibdigital.epn.edu.ec/handle/15000/25484>
- Hasan, M., Baky, A., & Hossain, M. (2022). Statistical modeling for predicting the mechanical behavior of wood-polymer composites. *Construction and Building Materials*, 328.
- Hernández, S., Mendoza, T., & Baptista, L. (2021). *Metodología de la investigación: Las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta* (McGraw-Hill Education., Ed.; 7.a ed).
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2024). *Informe sobre adopción tecnológica en empresas ecuatorianas*. <https://www.ecuadorencifras.gob.ec>.
- International Trade Centre. (2024). *Exportaciones de productos de madera desde Ecuador por país de destino*. <https://www.trademap.org>.
- Kaneko, H. (2021). Examining variable selection methods for the predictive performance of regression models and the proportion of selected variables and selected random variables. *Heliyon*, 7(6), e07356. <https://doi.org/10.1016/J.HELIYON.2021.E07356>
- Kelleher, J., & Tierney, B. (2020). *Data science: A practical introduction*. MIT Press.

- Montgomery, D., Jennings, C., & Kulahci, M. (2021). *Introduction to time series analysis and forecasting* (Wiley, Ed.; 3rd ed).
- Organización Internacional de Normalización. (2023). *Tableros de partículas y tableros de fibras — Determinación de propiedades físicas y mecánicas*.
- Ortiz Johanna. (2020). *Modelo matemático para la planificación de la producción del sector cuero en la parroquia de Quisapincha* [Universidad Técnica de Ambato].
<https://repositorio.uta.edu.ec/server/api/core/bitstreams/8a28f11c-b80d-4789-a495-ed00be89b0a0/content>
- Peña, D. (2020). *Análisis de datos multivariantes*. (McGraw-Hill Interamericana, Ed.; 3rd ed).
- Pereira, A., Silva, M., & Oliveira, R. (2020). Aplicación de algoritmos de machine learning para el control de calidad en tableros aglomerados. *Revista Latinoamericana de Ingeniería y Tecnología*, 78–85.
- Shalbfafan, A., Wenderdel, C., & Thoemen, H. (2021). Predicting mechanical properties of MDF panels using regression and machine learning techniques. *European Journal of Wood and Wood Products*, 4, 947–956.
- Statista. (2023). *Predictive analytics market size worldwide 2022-2027*. .
<https://www.statista.com/statistics/1130474/predictive-analytics-market-size-worldwide/>.
- Villa Maria. (2020). *Análisis Estadístico Multivariante de los Principales Componentes Químicos sobre Hachas Moneda de Cobre para determinar diferentes grupos de acuerdo a su composición*. Escuela Superior Politécnica de Riobamba.
- Zhang, Y., Ren, S., Liu, Y., & Si, S. (2020). A big data analytics architecture for cleaner manufacturing and maintenance processes of complex products. *Journal of Cleaner Production*, 142, 626–641. <https://doi.org/10.1016/J.JCLEPRO.2016.07.123>

Anexos

Anexo 1

Aprobación de abstract departamento de idiomas

UNIVERSIDAD TECNOLÓGICA INDOAMÉRICA

FACULTY OF ENGINEERING

Industrial Engineering

AUTHOR: GUANO VILLAMARIN DANIEL ERNESTO

TUTOR: MSc. IZA LLUMIGUSIN CHRISTIAN

ABSTRACT

DEVELOPMENT OF A MATHEMATICAL MODEL FOR PREDICTING THE PHYSICAL-MECHANICAL PROPERTIES OF FIBERBOARDS IN A WOOD INDUSTRY

This research aimed to develop a predictive mathematical model to estimate the physical and mechanical properties, specifically density and internal bond strength, of fiberboards in the wood industry. In the production plant, the primary issue identified is that quality control is conducted exclusively at the post-process stage, leading to delays in decision-making, the production of nonconforming batches, and material waste. Additionally, the number of tests performed is insufficient, as it does not meet the minimum sampling requirements due to the high cost associated with destroying each board. The study followed a quantitative, applied, and correlational approach, using data automatically collected from programmable logic controllers (PLCs) along the production line. The methodology was structured into three phases: first, the construction of a reliable database through temporal alignment of process data and laboratory results; second, the development of the model using normality tests, correlation analysis, and multivariable regression; and third, model validation with statistical indicators such as R^2 and MAPE. Three predictive models were evaluated. Model 1, which included all collected variables, was discarded due to poor performance. Model 2 showed significant improvement by eliminating irrelevant variables. Ultimately, Model 3 achieved the best results, with an R^2 of 85.16% for internal bond strength and 80.24% for density. Its application is expected to optimize quality control processes while reducing material waste and destructive testing. Furthermore, the model represents a solid and adaptive solution aligned with continuous improvement principles. It is recommended

KEYWORDS:

Data, Density, Prediction, Internal Bond Strength, Fiberboards

