



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA INDUSTRIAL

Implementación de Modelo Predictivo con macrodatos en el área
producción para aumentar la productividad en Don Manuelito,
Casacas 2023.

TESIS PARA OBTENER EL TÍTULO PROFESIONAL DE:
Ingeniero Industrial

AUTORES:

Abad Jara, John Santos Mario (orcid.org/0000-0003-0033-9605)

Ninatanta Morales, Santiago Alexander (orcid.org/0000-0003-2896-2239)

ASESOR:

Dr. Ulloa Bocanegra, Segundo Gerardo (orcid.org/0000-0003-1635-9563)

LÍNEA DE INVESTIGACIÓN:

Gestión Empresarial y Productiva

LÍNEA DE RESPONSABILIDAD SOCIAL UNIVERSITARIA:

Desarrollo económico, empleo y emprendimiento

TRUJILLO – PERÚ

2023

DEDICATORIA

John Jara

A mis queridos padres Abad Ledesma John y Jara Ortega Rosa. De los cual no puedo expresarlo solo con palabras, ya que todo el apoyo y amor incondicional que me brindaron durante todo este tiempo. Por sus gritos y motivaciones para no rendirme, no hubiera sido posible alcanzar este logro que significará algo en mi vida académica, así como también en la cotidiana.

Santiago Ninatanta

A mi querida madre Juana Morales Terrones y hermana Luciana Diaz Morales. No puedo expresar con palabras cuánto significan para mí su amor incondicional, apoyo y guía durante todo este tiempo. Sin su constante aliento y motivación, no habría sido posible para mí alcanzar este logro importante en mi vida académica. Esta es mi manera de agradecerles por todo lo que han hecho por mí, por su paciencia, por su sabiduría, por su amor y por su inagotable apoyo.

AGRADECIMIENTO

John Jara

Agradezco todo su apoyo a mis padres Abad Ledesma John y Jara Ortega Rosa por su apoyo en lograr cumplir mis sueños, donde cada vez que pensaba en rendirme ellos fueron el pilar para poder seguir adelante. Donde hoy demostrando que gracias a esas personas tan especiales en mi vida estoy por culminar mi carrera profesional con éxito. Su Perseverancia en apoyarme fue lo que más necesite en momentos difíciles, sobre todo también agradecer a Dios que me puso a estas personas que iluminaron el camino de mi vida.

Santiago Ninatanta

Todo mi aprecio a Juana Rosa Morales Terrones, quien han sido el pilar principal para culminar mi carrera profesional con éxito. Su apoyo incondicional, orientación y consejos sabios han sido fundamentales en cada paso de mi camino hacia la meta. Gracias a su ayuda, he sido capaz de superar todos los obstáculos y desafíos que he encontrado en el camino.

DECLARATORIA DE AUTENTICIDAD DEL ASESOR



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

Declaratoria de Autenticidad del Asesor

Yo, ULLOA BOCANEGRA SEGUNDO GERARDO, docente de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA INDUSTRIAL de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - TRUJILLO, asesor de Tesis titulada: "Implementación de Modelo Predictivo con macrodatos en el área producción para aumentar la productividad en Don Manuelito, Cascas 2023", cuyos autores son ABAD JARA JOHN SANTOS MARIO, NINATANTA MORALES SANTIAGO ALEXANDER, constato que la investigación tiene un índice de similitud de 16.00%, verificable en el reporte de originalidad del programa Turnitin, el cual ha sido realizado sin filtros, ni exclusiones.

He revisado dicho reporte y concluyo que cada una de las coincidencias detectadas no constituyen plagio. A mi leal saber y entender la Tesis cumple con todas las normas para el uso de citas y referencias establecidas por la Universidad César Vallejo.

En tal sentido, asumo la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de información aportada, por lo cual me someto a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

TRUJILLO, 14 de Diciembre del 2023

Apellidos y Nombres del Asesor:	Firma
ULLOA BOCANEGRA SEGUNDO GERARDO DNI: 18123406 ORCID: 0000-0003-1635-9563	Firmado electrónicamente por: SULLOAB el 22-12- 2023 18:02:00

Código documento Trilce: TRI - 0697221



DECLARATORIA DE ORIGINALIDAD DEL AUTOR/ AUTORES



UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO

**FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA INDUSTRIAL**

Declaratoria de Originalidad de los Autores

Nosotros, ABAD JARA JOHN SANTOS MARIO, NINATANTA MORALES SANTIAGO ALEXANDER estudiantes de la FACULTAD DE INGENIERÍA Y ARQUITECTURA de la escuela profesional de INGENIERÍA INDUSTRIAL de la UNIVERSIDAD CÉSAR VALLEJO SAC - TRUJILLO, declaramos bajo juramento que todos los datos e información que acompañan la Tesis titulada: "Implementación de Modelo Predictivo con macrodatos en el área producción para aumentar la productividad en Don Manuelito, Cascas 2023", es de nuestra autoría, por lo tanto, declaramos que la Tesis:

1. No ha sido plagiada ni total, ni parcialmente.
2. Hemos mencionado todas las fuentes empleadas, identificando correctamente toda cita textual o de paráfrasis proveniente de otras fuentes.
3. No ha sido publicada, ni presentada anteriormente para la obtención de otro grado académico o título profesional.
4. Los datos presentados en los resultados no han sido falseados, ni duplicados, ni copiados.

En tal sentido asumimos la responsabilidad que corresponda ante cualquier falsedad, ocultamiento u omisión tanto de los documentos como de la información aportada, por lo cual nos sometemos a lo dispuesto en las normas académicas vigentes de la Universidad César Vallejo.

Nombres y Apellidos	Firma
ABAD JARA JOHN SANTOS MARIO DNI: 71376425 ORCID: 0000-0003-0033-9805	Firmado electrónicamente por: SABADJA10 el 15-12- 2023 23:15:33
NINATANTA MORALES SANTIAGO ALEXANDER DNI: 75546910 ORCID: 0000-0003-2896-2239	Firmado electrónicamente por: SANINATANTA el 15- 12-2023 23:17:10

Código documento Trilce: INV - 1419356

ÍNDICE DE CONTENIDOS

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTO	iii
DECLARATORIA DE AUTENTICIDAD DEL ASESOR.....	iv
DECLARATORIA DE ORIGINALIDAD DEL AUTOR/ AUTORES.....	v
ÍNDICE DE CONTENIDOS	vi
ÍNDICE DE TABLAS	vii
ÍNDICE DE FIGURAS	x
RESUMEN	xi
ABSTRACT.....	xii
I. INTRODUCCIÓN:.....	1
II. MARCO TEÓRICO	4
III. METODOLOGÍA:.....	14
3.1. Tipo y Diseño de investigación.....	14
3.2. Variable y Operacionalización	14
3.3. Población, muestra, muestreo y unidad de análisis.....	15
3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos	17
3.5. Procedimientos	18
3.6. Método de análisis de datos.....	20
3.7. Aspectos Éticos	21
IV. RESULTADOS	22
V. DISCUSIÓN	29
VI. CONCLUSIONES.....	29
VII. RECOMENDACIONES	38
REFERENCIAS	39
ANEXOS.....	46

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1: Técnicas e instrumentos de recolección de datos	17
Tabla 2: Resumen de indicadores de diagnóstico.	23
Tabla 3: Pre-Productividad actual de Don Manuelito.....	24
Tabla 4: Tabla de resumen de indicadores de modelo predictivo uso de macrodatos.	26
Tabla 5: Tabla de resumen de herramientas utilizadas.	27
Tabla 6: Post- Implementación de Don Manuelito.	28
Tabla 7: Identificación del problema.	46
Tabla 8: Frecuencia acumulado de problemas.....	46
Tabla 9: Matriz de operacionalización de variable Método Predictivo con uso de Macrodatos.	47
Tabla 10: Matriz de operacionalización para variable Productividad.	48
Tabla 11: Diagrama de Gant.	49
Tabla 12: Datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino tinto.....	50
Tabla 13: Datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino blanco.....	51
Tabla 14: Datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino rosado.	52
Tabla 15: Datos VSM actual.....	52
Tabla 16: Definir herramientas de ingeniería a aplicar.	54
Tabla 17: Pronostico de modelo orden = $c(20, 1, 20)$	55
Tabla 18: Cantidad de tanques por área.	55
Tabla 19: Capacidad actual de producción.	55
Tabla 20: Aumentar capacidad.	56
Tabla 21: Capacidad agregada después de la mejora.	56
Tabla 22: Capacidad operativa de producción mejorada.....	56
Tabla 23: Disponibilidad antes del plan de mantenimiento.	57
Tabla 24: TPM actual de Don Manuelito.	57
Tabla 25: Inventario de maquinaria útil.	58
Tabla 26: Ficha técnica de Despalilladora.....	58
Tabla 27: Ficha técnica de Bomba Maxi.....	58

Tabla 28: Ficha técnica de Filtro de placas.	59
Tabla 29: Ficha técnica de Hidrobomba.	59
Tabla 30: Ficha técnica de Bomba EP Mayor.....	59
Tabla 31: Ficha técnica de hervidor.	60
Tabla 32: Ficha técnica de congeladora.....	60
Tabla 33: Ficha Técnica de Balanza.	60
Tabla 34: Ficha técnica de multillenadora.	60
Tabla 35: Plan de Mantenimiento.....	61
Tabla 36: Programa de mantenimiento de preventivo.	62
Tabla 37: Cálculo de MTBF.....	63
Tabla 38: OEE actual y después de la implementación.....	63
Tabla 39: Impacto del OEE después de la mejorar.	64
Tabla 40: Impacto del OEE antes de mejorar.....	64
Tabla 41: Implementación de MRP.	64
Tabla 42: MRP.	64
Tabla 43: Implementación de MRP.	65
Tabla 44: Inicial de MRP.	65
Tabla 45: Componente Botella.	65
Tabla 46: Componente Uva.	66
Tabla 47: Componente de Corcho.	66
Tabla 48: Componente de Etiquetas.	67
Tabla 49: Componente Capuchón.....	67
Tabla 50: Datos de productividad de mano.	68
Tabla 51: Datos de Productividad de materia prima.	68
Tabla 52: Productividad mano de obra calculada.	70
Tabla 53: Productividad de materia prima calculada.	70
Tabla 54: Evaluación de juicio de experto 1	82
Tabla 55: Evaluación de juicio de experto 2.....	83
Tabla 56: Evaluación de juicio de experto 3.....	84
Tabla 57: Evaluación de juicio de experto 4.....	85
Tabla 58: Guía de entrevista para trabajadores.	86
Tabla 59: Guía de observación.....	87
Tabla 60: Ficha indicador Volumen.	88
Tabla 61: Ficha indicador Velocidad.	89

Tabla 62: Ficha de indicador de Variedad.	90
Tabla 63: Ficha de indicador de Veracidad.	91
Tabla 64: Ficha de Recolección de datos de Productividad.	92
Tabla 65: Acta de acceso a información para desarrollo de Tesis.....	93
Tabla 66: Autorización para publicación de Tesis del gerente de la empresa.	94
Tabla 67: Autorización para el desarrollo de tesis.	95

ÍNDICE DE FIGURAS

Figura 1: Diagrama de Ishikawa diagnóstico de la problemática	71
Figura 2: Valoración de Causas de Ishikawa	71
Figura 3: Diagrama DOP	72
Figura 4: Diagrama de Pareto de Tiempo de ciclo vs Takt Time.	73
Figura 5: Proceso de planificación MRP.....	73
Figura 6: VSM actual Don Manuelito.	74
Figura 7: Mapa de flujo de Implementación de modelo predictivo.	75
Figura 8: Programación en Rstudio de Arima.....	76
Figura 9: Modelo predictivo con orden = c (20, 1, 20))	77
Figura 13: Implementación de Kanban.....	78
Figura 14: Diagrama de Layout actual.	79
Figura 15: Diagrama de Layout con mejoras de implementación.	79
Figura 16: VSM mejorado.	81

RESUMEN

La presente investigación titulada “Implementación de Modelo Predictivo con macrodatos en el área producción para aumentar la productividad en Don Manuelito, Cascas 2023.”, tiene como objetivo general implementar un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción para aumentar la productividad en Don Manuelito, Cascas 2023, con un diseño preexperimental, de tipo aplicada, con la finalidad de cumplir el aumento de productividad.

Se detallaron los resultados de la pre- implementación de productividad de mano de obra teniendo como resultado 0.658 unidades /minuto y productividad de materia prima en área de fermentación logrando obtener 0.777 litros/kg y post- implementación con productividad de materia prima de 0.839 litros/kg y de mano de obra de 0.735 unidades /minuto con variaciones de 10.44% y 7.47% respectivamente.

Finalmente, la implementación del modelo predictivo con macrodatos si aumenta la productividad logrando tener un efecto en la producción de vino tinto dulce mostrando los pronósticos más precisos aplicando las herramientas de acciones de mejora requeridas para aumentar la productividad.

Palabras clave: Modelo Predictivo, Macrodatos, Productividad, Modelo Arima, Restudio.

ABSTRACT

This research entitled "Implementation of a predictive model with big data in the production area to increase productivity in Don Manuelito, Cascas 2023", has as general objective to implement a predictive model with big data in the production area to increase productivity in Don Manuelito, Cascas 2023, with a pre-experimental design, applied type, in order to meet the productivity increase.

The results of the pre-implementation of labor productivity were detailed, having as a result 0.658 units/minute and raw material productivity in the fermentation area obtaining 0.777 liters/kg and post-implementation with raw material productivity of 0.839 liters/kg and labor productivity of 0.735 units/minute with variations of 10.44% and 7.47% respectively.

Finally, the implementation of the predictive model with macro data does increase productivity, having an effect on the production of sweet red wine, showing the most accurate forecasts by applying the required improvement actions tools to increase productivity.

Keywords: Predictive Model, Big Data, Productivity, Arima Model, Restudio.

I. INTRODUCCIÓN:

El impacto de la productividad se ha visto afectada a lo largo de los años por diversos factores entre los cuales destaca el cambio climático y el no aprovechamiento de los recursos (Massano et al. 2023). Para Organización Internacional de la Viña y el Vino (2023), la producción global de vino alcanzó los 258 millones de hectolitros (hL) en el 2022, lo que implica una pequeña reducción de 3 millones de hectolitros (-1%) en comparación al año anterior. Los países que destacan en la producción de vino son: Italia (49,8 Mill. hL), Francia (45,6 Mill.hL) y España (35,7 Mill. hL), estos tres países representaron el 51% de la producción global de vino. En Latinoamérica, Chile (12,4 Mill. hL), Argentina (11,5 Mill. hL) y Brasil (3,2 Mill. hL) representan la presencia de América Latina con participaciones del 4,8%, 4,4% y 1,2%, respectivamente. Además, el volumen y el valor de las exportaciones disminuyeron un 10,8% y un 17,4%, respectivamente, indicando que la producción de vino también ha disminuido (OIV 2022; Valenzuela 2023).

Según El Comercio (2023), el The Conference Board indica que la productividad laboral por hora del país es el 15,2% de la productividad registrada en Estados Unidos (sobre esta base). Eso significa que a un trabajador peruano le toma un promedio de cinco horas y media producir la misma cantidad de valor agregado que un trabajador estadounidense. Todos estos aspectos traen consigo una baja utilización de recursos, para ello, es importante implementar mecanismos que posibiliten la medición y orienten a la toma de decisiones dirigidas a la productividad de las organizaciones, así mismo, estudios han evidenciado que el Modelo Predictivo tiene un impacto positivo en la productividad, la precisión en la selección de productos, la eficiencia y la capacidad para lidiar con la variabilidad en los pedidos (Martínez y Palencia 2021; Cagri Gurbuz 2023).

A nivel nacional, el desarrollo del sector vinícola ha tenido un crecimiento que impacta positivamente el cultivo de uva y la producción de vino, por ende, (Gobierno del Perú 2023), en representación del Instituto Nacional de Estadística e Informática dieron a conocer la producción de uva llegó a

33,407 toneladas, lo que representa un incremento del 19.6% en comparación del año 2021. Por otro lado, se registró un aumento en la producción de uva en los departamentos de Lima (99.2%), Piura (75.0%), Arequipa (70.8%) y Moquegua (51.0%) y tuvo una reducción en la cantidad de uva cosechada en Áncash (-39.9%), Tacna (-39.0%), Ica (-36.0%) y La Libertad (-9.8%). Además, según el Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego, Ica tuvo una participación del 47% de producción de uva en el mercado (Midagri 2023). Cabe mencionar, que solo las empresas del Sur se encuentran preparadas para abastecer la demanda nacional de vino, por ende, el modelo predictivo es una herramienta útil que permite obtener un mejor rendimiento en la productividad siendo su propósito ayudar en toma de decisiones correctas al predecir tendencias futuras basadas en datos históricos (Sandrino et al. 2021; Chen, Li y Wang 2022).

En el departamento de La Libertad, el cultivo de la uva es una de las actividades agrícolas de mayor crecimiento, por ello, el boletín de análisis económico de producción nacional de uva fresca, dio a conocer que en el año 2016, La Libertad ocupó el cuarto puesto con 7.2% dentro de las principales zonas de productoras de uva del país (Midagri 2017).

La empresa de vinos Don Manuelito, quien tiene presencia en el norte del Perú, la cual presentó deficiencias en la productividad, generando constantes problemas económicos, errores en la producción y no lograr los objetivos plasmados. Para ello, se realizó una hoja de observación ([Tabla 60](#)) y entrevista a los trabajadores ([Tabla 59](#)), los cuales indicaron los problemas en el área de producción ([Tabla 8](#)). Posteriormente, se procedió a realizar un diagrama de Ishikawa ([Figura 1](#)), en el área de producción existe una demanda insatisfecha y es debido a la falta de planificación de órdenes de trabajo, el mal uso de materiales que ocasiona inactividad en la producción y la falta de mantenimiento preventivo generado por las paradas de producción, se relacionó la información obtenida en una matriz de correlación obteniendo puntajes ([Tabla 9](#)). Así mismo, determinó un diagrama de Pareto ([Figura 2](#)), el cual nos indica los puntos críticos encontrados, determinando herramienta de Modelo Predictivo a utilizar que contribuyan a dar solución al 80% de las causas registradas. Por

consiguiente, el problema de investigación es: ¿Cuál es efecto de la implementación de un Modelo predictivo con macrodatos en el área de producción sobre la productividad de la empresa vinícola Don Manuelito, Cascas 2023?

El objetivo general de la presente investigación es: implementar un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción para aumentar la productividad en Don Manuelito y como objetivos específicos tenemos: diagnosticar los procesos en el área de producción, determinar la productividad actual en el área de producción, implementar el modelo predictivo con macrodatos en el área de producción, determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.

La investigación se encuentra respaldada desde un punto de vista teórico ante lo expuesto por (Musallam, Fauzi y Nagu 2019), quienes, indican que se requiere identificar y detallar las áreas de falta de conocimiento que la investigación tiene como objetivo disminuir. Ante esto, se realizaron revisiones de revistas literarias las cuales fueron utilizadas para la investigación de Modelo Predictivo con Macrodatos para aumentar la productividad. Por otra parte, (Bernal 2010) sostiene que la justificación metodológica ocurre cuando el proyecto a llevar a cabo plantea la introducción de un método o estrategia novedosos con el fin de generar conocimiento que sea sólido y confiable. Por ende, para el modelo predictivo se utiliza el modelo Arima con las herramientas de ingeniería para acciones de mejora, bajo el rigor científico. Así mismo, los autores (Henríquez y Zepeda 2021) afirman que la justificación práctica se centra en la creación de nuevos procesos o la introducción de innovaciones mediante el uso de tecnología, con el fin de asegurar la calidad del producto, mejorar las condiciones de trabajo y el entorno.

La hipótesis de la presente investigación es: La implementación de un modelo predictivo con macrodatos mejora de manera significativa la productividad del área de producción Don Manuelito, 2023.

II. MARCO TEÓRICO

Los Estudios internacionales de Arumugam (2017); Kim et al. (2023), aplicaron la recolección de data para poder emplear el modelo predictivo donde se analizó el bajo o alto rendimiento en el tiempo determinado encontrando que ambos factores tanto como la recolección de datos y el modelo predictivo contribuyeron a que se identifique la posición actual de la empresa, para cada estudio se identificó un debido aumento en predicciones, donde los valores son los siguiente 67% a 78% y 12% a 19%, respectivamente.

Así mismo, Franzo et al. (2023); Bjerre-Nielsen et al. (2021), lograron investigar el desempeño de los macrodatos y su mejora en la productividad, se debía tomar evaluaciones para identificar la mejora de la productividad se necesita identificar a la población que se va a tomar para el respectivo análisis verificando la media equilibrada de mejora, encontrando la población, productividad y deficiente donde cada estudio se demostró el lado productivo cuyos valores fueron 66,6%, 58% , respectivamente. De la misma forma, Dubey et al. (2019); Shen, Song y Kusiak (2022), afirman en sus investigaciones que se necesita analizar las muestras para ver evaluar la eficacia de ellas, de qué manera se puede lograr planificar usar el modelo predictivo, teniendo en cuenta que los macrodatos influyen en los resultados que se obtienen para mejorar la producción ,donde los valores correspondientes fueron de 54,67 %, 4 a 11% respectivamente.

Para Bai et al. (2019); Fayek (2020), ambas investigaciones indican que se identificó problemas de productividad y por ello tuvieron que realizar un monitoreo de datos para poder realizar la toma de decisiones, teniendo que realizar una limpieza de datos no estructurados a estructurados para usar el modelo predictivo donde su principal objetivo es aumentar la productividad, ambos encontraron el error cuadrático medio "RMSE" y error absoluto medio "MAE", donde usaron herramientas que lograron obtener mejores resultados, obteniendo valores de mejora de 11,16% RMSE y 8,71% MAE ; y 9,1% en RMSE y MAE respectivamente.

La investigación de Venegas (2020), nos refiere que el modelo ARIMA da predicciones de ventas o variaciones, teniendo un 56% de margen de predicción correcta teniendo los mismos datos y el mismo tiempo que otros tipos de herramientas donde la variación de precio de precio en 51%. Por otro lado, Cedeño y Carpio (2022), relaciona que el modelo ARIMA donde tuvieron que recolectar el registro de ventas fue de 36.3% donde la recolección de datos fue de un 25.6% teniendo un 57.5% teniendo una elevación de 80.7% incrementando sus ventas en Excel.

Según Zuluaga, Cano y Montoya (2018), señalan que es importante la gestión de cadena de suministros para que pueda incrementar la productividad teniendo que hacer análisis minuciosos, donde se incrementó un 7% en efectividad y se vio los gastos innecesarios que se realizan en la empresa (-10.60%) en bebidas, minerales no metálicos (-2,80%), sustancias y productos químicos básicos (3,60%) entre otros teniendo en el mes de junio una baja de (-15,6%) en ventas. A la vez Dávila y González (2017), afirman que para que pueda incrementar la productividad se debe tener control en los gastos que no contribuyen y teniendo mejoras en el 3 trimestre de 121.59 a 266.4 dólares de ganancia.

Igual forma, López, García y Herrera (2015), analizó la predicción con el modelo Arima con los valores de $p=4$ y $q=4$, la predicción generada por el modelo ARIMA (4,1,4) exhibió el error medio cuadrático más bajo. Este hecho se traduce en mejoras en las predicciones, ya que las estimaciones tienen, en promedio, una mayor proximidad con la serie original para la variable "Serie Throughput", así como algunos de los valores del error cuadrático medio (RMSE) relacionados con la variable de pérdida de paquetes. A partir de este análisis, se llega a la conclusión de que el modelo más preciso se caracteriza por los parámetros $p=3$ y $q=34$, dando lugar al modelo de predicción ARIMA (3,1,34) con un RMSE de 127.00.

Según Tejeda (2011), estableció una unidad de medida que será una botella de 0.75 litros. El tiempo de takt se determina dividiendo las horas de trabajo disponibles entre la demanda del producto. En la bodega, se dedican 288,000 segundos a la semana (trabajando 5 días a la semana durante 8 horas al día en dos turnos). Este tiempo disponible se divide entre la

demanda semanal del tinto joven, que es de 2,800 botellas, resultando en un tiempo de takt de aproximadamente 78 segundos.

El método predictivo es utilizado para ver el rendimiento que se está generando en las diferentes áreas (Rico Páez 2022), dado que el modelo sea efectivo baja la predicción de la variabilidad que implica el aumento del rendimiento (Norambuena, Badilla-Quintana y López Angulo 2022). Da la facilidad y ventajas, dado a su eficaz diseño ya que es simple y su forma sistemática, puede tener un manejo de las restricciones, eficaz Control Predictivo Modelo (MPC); dado que su rendimiento afecta en la mejora en gran parte de cualquier empresa teniendo como ventaja principal su enfoque de predecir tomando y explorando la información necesaria para tener el control predictivo sin modelos (MFPC) (Nauman, Shireen y Hussain 2022).

Para poder lograr el análisis predictivo se tiene que establecer un control para tener los datos necesarios donde se realiza con un sistema dinámico no lineal con un tiempo determina donde se tiene que analizar la entrada-salida de datos; logrando realizar un esquema para derivar un límite con un valor óptimo para poder resolver el problema dando el último proceso con una simulación donde se demostrará la eficiencia de la teoría que se ha logrado proponer (Jianwang, Ramirez-Mendoza y Xiaojun 2021).

El modelo predictivo con el uso de macrodatos puede implicar varias técnicas predictivas, dependiendo de la naturaleza de los datos y del problema específico que estés abordando. Algunas de las técnicas predictivas comunes en el contexto del análisis de macrodatos incluyen: Análisis de Series Temporales, se basa en una data histórica para prever valores futuros pronosticando lo que se generara el futuro sobre producción o ventas, lo que permite que se pueda realizar decisiones anticipadas en el momento adecuado (Mazón y Buñay 2022).

Se han formulado diversos modelos matemáticos destinados a la explicación y anticipación de variables aleatorias, destacando entre ellos los modelos autorregresivos y de medias móviles, dando lugar a una amplia gama de modelos que buscan capturar y prever el comportamiento de fenómenos estocásticos (López, García y Herrera 2015).

La metodología ARIMA (Autorregresivo Integrado de Promedio Móvil), desarrollada por Box-Jenkins, representa un avance significativo en el análisis de series temporales. Este enfoque ha supuesto una revolución al proporcionar un marco sólido y efectivo para la modelación de datos temporales, permitiendo una comprensión más profunda y una capacidad mejorada para realizar predicciones en diversos campos, también los modelos ARIMA son empleados para explicar las autocorrelaciones presentes en los datos (Pérez, Macedo y Manrique 2022; Flores, Alcivar y Ordóñez 2022).

Asimismo, para Tudela, Cahui y Aliaga (2022), la ecuación General ARIMA (p, d, q):

El modelo ARIMA se denota en (p, d, q), donde:

p: Orden del componente autorregresivo (AR).

d: Grado de diferenciación (número de veces que se ha diferenciado la serie para hacerla estacionaria).

q: Orden del componente de media móvil (MA).

La forma general de un modelo ARIMA es la siguiente:

$$(1 - a_1 B - a_2 B^2 - \dots - a_p B^p)(1 - B)^d Y_t = c + (1 - b_1 B - b_2 B^2 - \dots - b_q B^q) \varepsilon_t$$

El modelo ARIMA se denota como ARIMA (p, d, q), donde:

- Y_t es la serie temporal en el tiempo t .
- B es el operador de rezago.
- $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ son los coeficientes autorregresivos.
- $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_q$ son los coeficientes de media móvil.
- c es una constante.
- ε_t es el término de error en el tiempo t .

Además, el error, también conocido como ruido blanco, debe tener una media nula, una varianza constante y ninguna covarianza entre los errores

de observaciones distintas en esta serie temporal, que está compuesta por (0, d, 0) después de haber sido diferenciada d veces.

Pasos para Construir un Modelo ARIMA: identificación del Modelo (analizar la serie temporal), selección de Órdenes (p, d, q), estimación de Parámetros (utilizar datos históricos), diagnóstico del Modelo (evaluar validez y verificar si los residuos siguen un proceso de ruido blanco), predicción (Utilizar el modelo ajustado para hacer predicciones en el futuro) (López, García y Herrera 2015).

La utilización de la programación R, es un entorno y un lenguaje de programación que se utiliza principalmente para realizar análisis estadísticos de datos y crear representaciones gráficas y junto al RStudio proporciona una interfaz más accesible para interactuar con R, facilitando acciones tangibles como la autocompletación de código y el resaltado de sintaxis (Fernández 2020).

Diversas métricas de desviación, incluyendo el RMSE, el error medio absoluto (MAE), el error medio (E), el índice de ajuste (d) y la eficiencia del modelo (E) son utilizadas para medir el modelo predictivo (Soto y González 2019).

MAE significa "Error Absoluto Medio" o "Mean Absolute Error" en inglés. Es una métrica utilizada para evaluar la precisión de un modelo de predicción al medir la magnitud promedio de los errores entre las predicciones y los valores reales. La fórmula del MAE se expresa comúnmente de la siguiente manera:

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - x_i|}{n}$$

El RMSE (Root Mean Square Error o Error de la Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio) nos permite evaluar la discrepancia entre dos conjuntos de datos (Cedeño y Carpio 2022).

$$RMSE = \frac{\sum(\text{predicción} - \text{actual})^2}{n}$$

El MAPE (Mean Absolute Percentage Error o Porcentaje Absoluto Medio) se emplea como un indicador del rendimiento de la demanda y se utiliza para comparar pronósticos (Soto y González 2019).

$$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n |Real\ i - Pronóstico\ i|}{\frac{Real\ i}{n}}$$

La eficiencia del modelo (E) son medidas diseñadas principalmente para comparar diversos modelos al simular una variable específica, más que para validar el rendimiento de un modelo en sí mismo.

$$E = \frac{\text{Producción real}}{\text{Producción pronosticada}} \times 100\%$$

Para el glosario tecnológico Gartner (2018) indica que el término macrodatos precisan recursos donde la información sea gran volumen, donde sea alta velocidad y/o cambiantes que requieren formas innovadoras y rentables de procesar información, usando las 5V para la mejora continua del rendimiento en productividad logrando la mejora continua, la competitividad e innovaciones (Gao y Sarwar 2022).

Asimismo, los macrodatos se relacionan con el tamaño de la empresa, industria o estructura organizativa donde todo se basa gracias al apoyo de la gestión según Delfino y Lastarria (2020), en la investigación de Szinvelski, Arceno y Francisco (2019), es considerado un efecto que no se puede detener y se relaciona con la cuarta revolución industrial. Además, aportan debido a la disminución de complejidad, reducir costos y respaldar dichos procesos (Vasconcelos, Nóbrega y De Paula 2019) y la aplicación que se le puede dar en los sectores de las industrias es amplia y enriquecida de aprendizaje (Villarejo-Ramos et al. 2021) obteniendo datos que pueden mejorar resultados de diferentes sectores, logrando implementar diferentes competencias y habilidades (Ardagna et al. 2023).

El proceso de revisar y examinar información para encontrar patrones y/o comportamientos para la toma de decisiones. Los responsables del análisis de datos pueden analizar grandes cantidades de información utilizando

soluciones inteligentes, pero no se pueden realizar análisis comerciales o cotidianos normales. El análisis de macrodatos ayuda al sistema a proporcionar diversas ideas y técnicas que ayudan a mejorar la eficacia y eficiencia del sistema (Zeng y Yi 2023).

Según Muñoz-Flores et al. (2022), Los modelos predictivos se basa en dar una estimación estadística en el enfoque de agrupación, que expone que los macrodatos se expresan en términos de las cinco V: volumen, velocidad, variedad, veracidad y valor (Alhajaj y Moonesar 2023).

La investigación de Ghalehkhondabi, Ahmadi y Maihami (2020) solo utiliza 4 V's de Macrodatos, inician con el Volumen, enfoca lo suficiente en pequeñas fracciones de datos, además nos indica que es el indicador donde su referencia sería la puntualidad de todos los datos que se logren obtener. Para Morillas (2020) su punto de vista es que el volumen genera amplia información constante, donde se precisa la toma de decisiones para ser traducidas.

La velocidad se basa en todos los datos que las empresas necesitan que fluyan con mayor rapidez y con los antecedentes adecuados para analizar la información, esto puede contribuir a tener una ventaja competitiva sobre los demás.

La variedad se denomina en diferentes tipos de datos que se verán si están disponibles o están para generar los cálculos (Donta et al. 2023). Asimismo, Martínez (2020) se plantea que la variedad se relaciona con la diversidad o similitudes de los datos, los cuales pueden clasificarse en tres categorías: datos estructurados (almacenados de acuerdo a características específicas), datos no estructurados (sin una estructura definida) y datos semiestructurados (con características que facilitan la comprensión, pero sin un orden rígido).

La veracidad se relaciona con la consistencia de confiabilidad, calidad o tener la presión de los datos. Sin embargo; no siempre será de gran precisión los datos por lo tanto Díaz (2020), define que la varían en datos que son

almacenados para su análisis de estrategia y ver su confiabilidad o si es inservible antes de ser procesados y manejados.

Value Stream Mapping (VSM) es un método estandarizado para documentar (mapear) procesos y flujos de información/materiales y aplicar un enfoque sistemático para analizar estos procesos para identificar diferentes desechos y apuntar a áreas específicas de mejora (Jeong y Yoon 2019). Su objetivo principal es crear un mapa de flujo de valor para indicar lugares o puntos del proceso que se pueden mejorar y visualizar los pasos que añaden valor y los que no (Sawjiani y Shiralkar 2022).

Así mismo, Quishpe (2021), indica que reconociendo la necesidad de adaptar y perfeccionar la tecnología VSM para optimizar su rendimiento, se considera lo siguiente: adoptar conceptos que no estén directamente relacionados con modelos de fabricación económicos e integrar otros recursos y herramientas para facilitar la aplicación práctica.

El Takt Time mide el número de veces que se produce un bien con sus componentes para satisfacer al cliente, además muestra factores de ineficiencia en la producción antes de generar la demanda y influye en la disminución de tiempos en la producción, así como gastos y costos generados (Sundar, Balaji y SatheeshKumar 2014).

$$Takt\ Time = \frac{Tiempo\ Disponible}{Demanda\ del\ Producto}$$

El TPM es usada para incrementar la eficiencia en los equipos de producción donde se analizó primero las fallas y confiabilidad de los equipos que se usan en el proceso en los pronósticos de demanda, a la vez sirve para mantener y mejorar los sistemas de producción en cada proceso de la empresa teniendo en análisis de máquinas, empleados, equipos y los procesos que se realizan día a día; donde su objetivo es eliminar errores, defectos y fenómenos negativos (Canahua 2021).

Es una técnica eficiente que busca mitigar problemas que son generados por la maquinaria, teniendo gran mejora en los indicadores de calidad y eficiencia mediante una serie de pasos teniendo mantenimiento preventivo y autónomo.

Asimismo, una de las herramientas a utilizar es el MRP, principalmente se basa en el control de inventarios teniendo como principal objetivo ver los niveles de respuesta de las demandas que se generan al inventario, evitando el desabastecimiento de los productos que generen una pérdida en los costos de almacenamiento, pero también que no genere pérdida en las ventas permitiendo planificar una cadena de suministros (Paredes, Ciro y Jaramillo 2022).

El plan maestro de producción es indica lo que se necesita satisfacer de la demanda en el tiempo y lo cual se debe cumplir, asimismo, la lista estructurada de materiales (BOOM), indica los componentes, materiales requeridos e insumos que se necesitan para hacer el producto (Heizer y Render 2009).

Es esencial determinar el flujo de información necesario para coordinar eficientemente las actividades primarias y de soporte de la cadena de valor al identificar los componentes requeridos para diseñar la metodología Kanban en dichas actividades. Para implementar un Kanban se divide en etapas las cuales están en secuencia dependiendo una de la otra para su desarrollo adecuado (Fierro y Peñaloza 2023).

La productividad se logra a través de las actividades laborales y el uso de capital; para producir alta productividad tenemos que producir muy poco trabajo. Se refiere a la interrelación entre la producción y la eficiente utilización de los recursos financieros, materiales y humanos con el fin de alcanzar los objetivos de la organización, elevar la calidad de los productos y servicios producidos, y promover el crecimiento de las partes involucradas en el negocio (Vargas y Camero 2021).

Según Gutiérrez (2014), en su libro sobre Calidad y productividad, señala que la productividad guarda una relación directa con los logros obtenidos en un proceso o sistema. Ser más productivo implica alcanzar resultados superiores considerando los recursos empleados en su generación.

Además, se aconseja analizar la productividad de la empresa para detectar los desafíos que la están impactando y, posteriormente, diseñar tácticas para solucionar dichos inconvenientes. (Escalante 2021).

$$Productividad\ de\ materia\ prima = \frac{Volumen\ de\ Producción}{Materia\ prima\ utilizada}$$

Para Aguilar (2007), la medición de la productividad laboral es la cuantificación del desempeño de los trabajadores, la cual puede entenderse como una unidad de tiempo para evaluaciones de desempeño en el proceso constructivo. Esta se puede medir por:

$$Productividad\ de\ mano\ de\ obra = \frac{Volumen\ de\ Producción}{Horas - Hombre}$$

III. METODOLOGÍA:

3.1. Tipo y Diseño de investigación

Tipo de Investigación:

La investigación es **aplicada**, debido a que los datos se recopilan a través de la evidencia, los métodos cuantitativos son un conjunto de procedimientos para recopilar datos para probar hipótesis (Hernández Sampieri y Mendoza Torres 2018).

La investigación es **cuantitativa**, es decir, usar elementos con datos numéricos como modelos para reflejar el impacto de la manera más objetiva posible después de aplicar y medir métricas, validando así la teoría y el comportamiento (Hernández Sampieri y Mendoza Torres 2018).

El diseño de la investigación es pre experimental “Preprueba – Posprueba”. De **corte longitudinal**, recolectan información en un período de tiempo o momento diferentes para realizar inferencias sobre un cambio a realizar (Hernández y Fernández 2014).

Es de **nivel explicativo**, La investigación tiene un alcance amplio, ya que va más allá de simplemente describir fenómenos, definiciones o variables. Su objetivo es abordar y responder a eventos de diversa naturaleza y origen, sin importar la causa o el tipo de fenómeno (Hernández y Mendoza 2018).

3.2. Variable y Operacionalización

Variable independiente: “Modelo Predictivo con herramienta macrodatos”

Definición conceptual: Según Muñoz-Flores et al. (2022) Los modelos predictivos se basan en dar una estimación estadística en el enfoque de agrupación, que expone que los macrodatos se expresan en términos de las cinco V: volumen, velocidad, variedad, veracidad y valor (Alhajaj y Moonesar 2023).

Definición operacional: Diversas métricas de desviación, incluyendo el RMSE, el error medio absoluto (MAE), el error medio

(E), el índice de ajuste (d) y la eficiencia del modelo (E) son utilizadas para medir el modelo predictivo (Soto y González 2019).

Variable dependiente: “Productividad”

Definición conceptual: La Organización Internacional del Trabajo (2020), define la productividad como el elemento a través del cual tanto las empresas como los gobiernos buscan optimizar la utilización de recursos con el fin de incrementar la producción de bienes o servicios en un periodo de tiempo específico, con el propósito de alcanzar beneficios económicos.

Definición operacional: Para el autor Vargas y Camero (2021), la productividad se logra a través de las actividades laborales y el uso de capital; para producir alta productividad tenemos que producir muy poco trabajo.

La tabla de variable y operacionalización se indica en ([Tabla 10](#)), ([Tabla 11](#))

3.3. Población, muestra, muestreo y unidad de análisis.

Población: La población de este estudio es finita y determinada como sabemos por los datos analizados (Corral, Corral y Corral 2015). En la investigación se tomó a 4 procesos del área de producción de Don Manuelito como fermentación, añejamiento, preparación y envasado para realizar la medición de indicadores de productividad.

- **Criterio de inclusión:** Todos los procesos con valor desarrollados en la línea del área de producción como: fermentación, añejamiento, preparación y envasado.
- **Criterio de exclusión:** Todos los procesos no desarrollados en el área de producción como: ventas, administración, contabilidad.

Muestra: La muestra va a depender del tipo de población (finita o infinita), el nivel de confianza y el porcentaje de error que el investigador quiera admitir (precisión) (Corral, Corral y Corral 2015). Como muestra se ha considerado utilizar los procesos del área de producción como fermentación, añejamiento, preparación

y envasado, que influyen en el proceso de producción de vino en la Don Manuelito.

Muestreo: La metodología de muestreo se basa en la aplicación de principios abstractos que se derivan de una previa determinación de la configuración de la muestra (Hernández y Mendoza 2018). En este caso, se emplea un enfoque no probabilístico por conveniencia, que habilita a los investigadores a seleccionar las muestras basándose en criterios de accesibilidad, proximidad y costos razonables (Otzen y Manterola 2017).

En este estudio, no se llevó a cabo un proceso de muestreo, ya que la muestra seleccionada fue igual a la población total.

Unidad de análisis: Un marco categorial que nos permite abordar las interrogantes planteadas en torno a un problema práctico y responder a las preguntas de investigación (Picón y Melian 2014). La unidad de análisis de la presente investigación estuvo compuesta por los 4 procesos de producción principales encargados de la producción de vino.

3.4. Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Tabla 1: Técnicas e instrumentos de recolección de datos

Fase de estudio	Fuente de información/informantes	Técnicas	Instrumentos	Tratamiento/proceso	Resultados esperados
Diagnosticar los procesos en el área de producción.	Sistema de información del Don Manuelito, Gerente, jefe de planta, trabajadores.	Observación, Cuestionario	Diagrama de Ishikawa, Diagrama de Pareto, VSM, Takt Time	Obtención de datos.	Describir las dificultades que impactan en la productividad.
Determinar la productividad actual en el área de producción.	Producción y Calidad de la empresa Don Manuelito	Análisis Documental	Excel de Formulas de productividad.	Obtención de datos.	Resultados Productividad Actual pre-Implementación.
Implementar las acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción.	Sistema de información, Libros y Artículos.	Observación, Análisis Documental	R estudio y Excel de datos recolectados.	Análisis de Información	Indicadores del modelo predictivo con macrodatos. Resultados de acciones de herramientas de ingeniería.
Determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.	Producción y Calidad de la empresa Don Manuelito	Medidores de rendimiento en la producción.	Excel de Formulas de productividad.	Extracción de información	Resultados productividad post-Implementación.

Fuente: Elaboración propia.

Validez y Confiabilidad

Este diseño de investigación, la validez es la probabilidad de que el investigador generalice los resultados en un intento de medir lo que hace que un instrumento sea preciso (Ñaupas et al. 2018).

Para nuestra investigación, los instrumentos fueron validados mediante el juicio de 4 expertos ([Tabla 55](#)), ([Tabla 56](#)), ([Tabla 57](#)), ([Tabla 58](#)).

3.5. Procedimientos

Se procedió a realizar la investigación iniciando con la reunión con el gerente general de la empresa debido a que se coordinó el permiso del estudio que se está realizando en la empresa Don Manuelito obteniendo un acta de acceso a información ([Tabla 66](#)) y la publicación del estudio ([Tabla 67](#)).

Para el primer objetivo se diagnosticó las operaciones en el área de producción de elaboración de vino Don Manuelito, se realizó una recolección de datos en la empresa por medio de una entrevista ([Tabla 59](#)), en la cual se detallan preguntas sobre las posibles causas que afectan la productividad, además se realizó una guía de observación ([Tabla 60](#)), para tomar nota de las posibles causas que generan la problemática. Esta información se recolectó al inicio de la investigación en las visitas realizadas a la empresa y fueron aplicadas a los trabajadores del área de producción, ventas y gerente de la empresa con el fin de analizar las causas que generan la baja productividad, asimismo poder priorizar los problemas. Con datos obtenidos se realizó un diagrama de Ishikawa ([Figura 1](#)), para hallar la causa raíz de los problemas. Teniendo la información necesaria se procedió a realizar el diagnóstico actual de la empresa encontrando indicadores de Takt Time y VSM actual de la empresa ([Tabla 16](#)).

Se logró calcular la productividad actual en el área de producción, se hizo uso de los indicadores y formatos que se encuentran en el marco teórico para poder encontrar la productividad actual de mano de obra ([Tabla 53](#)) materia prima ([Tabla 54](#)).

Para el tercer objetivo se implementó el modelo predictivo con macrodatos en el área de producción, con la información recolectada por los instrumentos se procedió a realizar un procesamiento y unión de está en una base de datos, fichas de abastecimiento para tener el volumen de producción ([Tabla 61](#)), la Velocidad de producción ([Tabla 62](#)) obtener el producto más vendido por Variedad ([Tabla 63](#)) y la cantidad real y pronostica al producir por Veracidad ([Tabla 64](#)), además, la ficha de productividad ([Tabla 65](#)).

Preparación de datos, se aplicó un análisis exploratorio de datos para entender la naturaleza como tendencias, estacionalidades y posibles valores atípicos, identificar la serie temporal por estacionalidad, se determinó los parámetros del modelo Arima utilizando, métodos como la comparación de demanda real, con demanda pronosticada, luego se ajustó el modelo de Arima al que presentaba menor error cuadrático, para poder dar la validación del modelo, se hizo con la verificación de residuos ([Tabla 18](#)).

Se realizó 4 modelo: Modelo 1 (20, 1, 20); Modelo 2 (10, 1, 5); Modelo 3 (14, 1, 22); Modelo 4 (10, 1, 8): en los cuales se realizaron simulación para buscar en RMSE menor ([Figura 9](#)) para que tenga mayor precisión, luego se aplicó herramientas de ingeniería para acciones de mejoras en la empresa con el objetivo de aumentar la capacidad productiva y se pueda lograr la producción pronosticada en vino tinto.

VSM mejorado ([Figura 16](#)) para verificar que los tiempos obtenidos al inicio hayan disminuido. Una vez obtenido los resultados del modelo Arima se evalúa los recursos adicionales que se van a tener que emplear y necesitar, la mejor herramienta utilizada sería el MRP de esta manera poder gestionar la cantidad de recursos que se emplearan en los períodos pronosticados aplicando el MRP en el área de envasado, Una vez obtenido los resultados del modelo Arima que nos brinda la cantidad de la demanda a producir y por el tipo rubro escogió se entiende que ocupará un espacio adicional en la distribución de planta actual, para evaluar si es posible este aumento

de producción, se aplicó una Distribución de planta (Layout) para aumentar la capacidad de almacenamiento máximo actual de la empresa: Diagrama de Layout actual ([Figura 14](#)), El Layout después de la implementación ([Figura 15](#)) como la producción va a aumentar según lo obtenido en el modelo arima para poder realizar estas actividades se realizó un modelo Kanban para poder optimizar el uso de recursos con los que la empresa actualmente dispone y mejorar la productividad ([Figura 13](#)) para ordenar las actividades según su prioridad.

Para finalizar, se comparó la demanda por periodo del año 2023, obtenidos por el modelo predictivo Arima con la demanda real de la empresa, se evaluó la productividad de materia prima ([Tabla 54](#)), productividad de mano de obra ([Tabla 53](#)).

3.6. Método de análisis de datos

El análisis descriptivo constituye una forma de investigación cuantitativa que se enfoca en una sola variable de estudio conocida como variable de interés (Ochoa y Yunkor 2019). En el presente estudio, se utilizó el análisis estadístico descriptivo para examinar las frecuencias derivadas de los datos recopilados, haciendo uso de resúmenes tabulares y gráficos comparativos. Este análisis se llevó a cabo mediante la aplicación del software Excel.

El análisis inferencial tiene como propósito describir, predecir y comparar resultados y estadísticas descriptivas mediante el cálculo de probabilidades (Borrego del Pino 2008). En el curso de esta investigación, no se llevó a cabo el análisis inferencial ni se exploraron las hipótesis asociadas, dado que la población es igual a la muestra seleccionada.

El análisis de datos de la investigación uso el software de Excel 2019 para realizar cálculos de productividad, indicador de takt time, tiempo de ciclo y para realizar el análisis de los gráficos de Pareto. Con ello, se generó los siguientes diagramas: Ishikawa y diagrama de

operaciones de procesos (DOP), se emplearon herramientas del Microsoft 365 para desarrollar el informe final. Además, se utilizó el Software de R estudio para realizar el modelo predictivo y generar las simulaciones que reflejen menor error cuadrático y Power BI para realizar análisis de los datos recolectados.

Para la realización del informe final y transcripción de los datos se utilizó las herramientas del Microsoft 365, en conjunto con la utilización del Turnitin para medir el índice de similitud de la investigación. Finalmente, se hizo uso del PowerPoint y las herramientas del Microsoft 365 para la sustentación final.

3.7. Aspectos Éticos

Para intercambiar puntos de vista sobre algunos temas, caso e historia antes de este evento conduce a una ética universal de la investigación (Viera 2018).

La investigación fue guiada por los principios éticos establecidos por la Universidad, con el propósito de fomentar la integridad científica en la investigación. Esta labor se realizará en el contexto de la Universidad Cesar Vallejo, que se caracteriza por mantener elevados estándares de rigor científico, responsabilidad e integridad, con el fin de asegurar la precisión del conocimiento científico y salvaguardar los derechos, el bienestar de los participantes en la investigación, así como los intereses de los investigadores y la propiedad intelectual.

IV. RESULTADOS

4. Implementar un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción para aumentar la productividad en Don Manuelito.

La productividad en la planta de procesos de Don Manuelito experimentó un aumento en su producción mediante la implementación del modelo predictivo, como se evidencia a continuación.

Tabla 2: Evaluación de la productividad.

PRODUCTIVIDAD INICIAL		PRODUCTIVIDAD FINAL	
Productividad mano de obra	0.658 unidades /minutos	Productividad mano de obra	0.735 unidades /minutos
Productividad materia prima	0.777 litros/kg	Productividad materia prima	0.839 litros/kg
Tasa de variación de productividad de mano de obra	Se incrementó en 10.44%		
Tasa de variación de productividad de materia prima	Se incrementó en 7.47%		

Fuente: ([Tabla 54](#)), ([Tabla 53](#)).

Interpretación: La implementación, muestra que a través de la implementación del modelo predictivo con macrodatos se aumenta la productividad en la empresa Don Manuelito, se logró incrementar la productividad de mano de obra de 0.658 unidades /minutos a 0.735 unidades /minutos con una tasa de variación del 10.44%. Además, la productividad de materia prima también aumentó de 0.777 litros/kg a 0.839 litros/kg logrando una variación del 7.47%.

Estos resultados se fundamentan por los aportes de Aguilar (2007), quien indica que la medición de la productividad laboral es la cuantificación del desempeño de los trabajadores, la cual puede entenderse como una unidad de tiempo para evaluaciones de desempeño en el proceso constructivo. Además, Vargas y Camero (2021), nos indica que la

productividad se logra a través de las actividades laborales y el uso de capital; para producir alta productividad tenemos que producir muy poco trabajo. Se refiere a la interrelación entre la producción y la eficiente utilización de los recursos financieros, materiales y humanos con el fin de alcanzar los objetivos de la organización, elevar la calidad de los productos y servicios producidos, y promover el crecimiento de las partes involucradas en el negocio.

4.1. Diagnosticar los procesos en el área de producción.

Mediante la toma de datos generados al inicio de la investigación se logró la recolección de datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino tinto, costo de productos no conformes en soles de blanco, de costo de productos no conformes en soles de vino rosado.

Procedió a realizar el VSM actual con el cual se logró calcular el tiempo de ciclo y por último del diagnóstico se obtuvo el Takt Time.

Los resultados obtenidos se pueden apreciar a continuación:

Tabla 3: Resumen de indicadores de diagnóstico.

Proceso	Tiempo de ciclo (TC) Segundos	Takt time (TKT) Segundos
Fermentación	11.25	72.8
Añejamiento	15	72.8
Preparación	3.75	72.8
Envasado	102.86	72.8

Fuente: [Tabla 16](#).

Interpretación: Los resultados obtenidos indican la situación actual de la empresa, el tiempo Total de 250642 segundos esto se debe a que los


procesos de Fermentación, Estabilización, Añejamiento y Filtrado y envasado tienen un tiempo alto para su proceso. El Takt Time se calculó que es de un 72.8 segundos por unidad lo que indica el tiempo que un cliente demora en adquirir una unidad de vino, el tiempo de ciclo que se obtuvo por cada proceso. Asimismo, se pudo realizar el cálculo de los indicadores de diagnóstico que nos ayudan a realizar el VSM actual que tiene la empresa y el cual se tiene que mejorar.

Para Sawjani y Shiralkar (2022), afirma que el VSM es un mapa de flujo de valor para indicar lugares o puntos del proceso que se pueden mejorar y visualizar los pasos que añaden valor. Además, el Takt Time mide el número de veces que se produce un bien con sus componentes para satisfacer al cliente (Sundar, Balaji y SatheeshKumar 2014).

4.2. Determinar la productividad actual en el área de producción.

Determinando la productividad actual de la empresa se trabajó en el área de envasado la cual sirvió para recolectar la información sobre las unidades producidas y lo tiempo utilizados en cada subproceso que se realiza en el área producir un producto final como el vino.

Tabla 4: Pre-Productividad actual de Don Manuelito.

	VINOS DON MANUELITO
2023	PRE- IMPLEMENTACIÓN
PRODUCTIVIDAD DE MATERIA PRIMA	0.777 litros/kg
PRODUCTIVIDAD DE MANO DE OBRA	0.658 unidades /minuto

Fuente: ([Tabla 54](#)), ([Tabla 53](#)).

INTERPRETACIÓN: Se cuantificó los recursos utilizados en la producción total de tinto dulce del año 2022 y su distribución en planta para poder encontrar la productividad económica actual de este producto dando como

resultado de productividad de mano de obra por cada minuto se producen 0.658 unidades y de productividad de materia prima un 0.777 litro por kilos.

Según Gutiérrez (2014), en su libro sobre la Calidad y productividad indica, que la productividad está relacionada con los resultados alcanzados en un proceso o sistema, ser más productivo significa lograr mejores resultados dados los recursos utilizados para generarlos.

4.3. Implementar las acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción.

Se implementó el modelo predictivo con la herramienta macrodatos en la cual se filtró la información antes de ser procesada en el R estudio, basándose en el modelo de ARIMA de series temporales se logró obtener los pronósticos de la demanda de vino tinto siendo el más crítico, usando los periodos de estacionalidad según la regla establecida en el modelo Arima, se obtuvieron valores para las variables p y q dejando la ecuación del modelo Arima (p, d, q). La siguiente tabla detalla los indicadores encontrados y las simulaciones de los modelos encontrados siendo el menor que tenga el error cuadrático medio (RMSE) obteniendo una predicción más precisa.

Además, se realizaron acciones de mejora con TPM, MRP, Kanban, nueva distribución de Layout y el VSM mejorado.

Los resultados obtenidos se pueden apreciar a continuación:

Tabla 5: Tabla de resumen de indicadores de modelo predictivo uso de macrodatos.

MODELO	MAE	RMSE	MAPE	EFICIENCIA DEL MODELO
c (20, 1, 20)	110.766	155.882	5.042	95%
c (10, 1, 5)	560.03	751.261	24.582	85%
c (14, 1, 22)	228.2385	311.027	9.623	90%
c (10, 1, 8)	513.283	691.667	22.084	88%

Fuente: [Tabla 18](#)).

INTERPRETACIÓN:

Modelo (20, 1, 20):

Este modelo tiene errores relativamente bajos (MAE y RMSE), lo que indica una buena precisión. El MAPE también es bajo, lo que sugiere que las predicciones del modelo son, en promedio, cercanas a los valores reales. La eficiencia del 95% es bastante alta, lo que indica un buen rendimiento.

Modelo (10, 1, 5):

Este modelo tiene mayores errores en comparación con el primero, lo que sugiere una menor precisión. El MAPE es relativamente alto, lo que indica un mayor porcentaje de error en promedio. La eficiencia del 85% sigue siendo decente, pero no tan alta como la del primer modelo.

Modelo (14, 1, 22):

Este modelo se sitúa entre los dos primeros en cuanto a prestaciones. Tiene errores moderados y la eficiencia es del 90%, lo que sugiere una precisión decente.

Modelo (10, 1, 8):

El rendimiento de este modelo es similar al segundo, con errores relativamente altos y una eficiencia del 88%.

El RMSE (Root Mean Square Error o Error de la Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio) nos permite evaluar la discrepancia entre dos conjuntos de datos (Cedeño y Carpio 2022).

Tabla 6: Resumen de herramientas utilizadas para aumentar la productividad con el Modelo Predictivo.

PROCESO	HERRAMIENTA	VSM ACTUAL	VSM Mejorado
FERMENTACIÓN	DISTRIBUCIÓN DE PLANTA	81%	97%
AÑEJAMIENTO	KANBAN	6%	1%
PREPARACIÓN	TPM	74%	89%
ENVASADO	MRP	30%	8%

Fuente: [Tabla 19](#).

INTERPRETACIÓN: Al aplicar las herramientas se logró obtener los resultados sobre la capacidad productividad actual del 81% y la capacidad productividad mejorada al 97%, ocupando mayores espacios para aumentar producción en área de fermentación. El Kanban contribuyo a proporciona una representación visual clara de las tareas y los estados actuales en un tablero, facilitando la comprensión del trabajo en curso y su progreso disminuyendo a 1%. Además, el TPM logró aumentar a un 89% y el MRP contribuyo a reducir los inventarios sin dar desabastecido de insumos en el área de envasado en un 8%.


El TPM es usada para incrementar la eficiencia en los equipos de producción donde se analizó primero las fallas y confiabilidad de los equipos, teniendo en análisis de máquinas, empleados, equipos y los

procesos que se realizan día a día; donde su objetivo es eliminar errores, defectos y fenómenos negativos (Canahua 2021).

4.4. Determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.

Implementado el modelo predictivo con macrodatos se aplicó las herramientas de mejora las cuales contribuyeron que se pueda aumentar la productividad como se refleja en la siguiente tabla:

Tabla 7: *Post- Implementación de Don Manuelito.*

	VINOS DON MANUELITO	
	PRE-IMPLEMENTACIÓN	POST-IMPLEMENTACIÓN
2023		
PRODUCTIVIDAD DE MATERIA PRIMA	0.777 litros/kg	0.839 litros/kg
PRODUCTIVIDAD DE MANO DE OBRA	0.658 unidades /minutos	0.735 unidades /minutos

Fuente: ([Tabla 53](#)), ([Tabla 54](#)).

INTERPRETACIÓN: Al realizar el cálculo de la productividad post implementación se obtuvo que hubo un aumento significativo entre la producción actual y después de la implementación obteniendo una variación del 7.47% en materia prima y en productividad de mano de obra una variación del 10.44% comprobando que si se puede aumentar la productividad con el modelo predictivo con macrodatos al usar las herramientas de ingeniería.

El método predictivo es utilizado para ver el rendimiento que se está generando en las diferentes áreas (Rico Páez 2022), dado que el modelo sea efectivo baja la predicción de la variabilidad que implica el aumento del rendimiento (Norambuena, Badilla-Quintana y López Angulo 2022).

V. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos de la investigación muestran que la implementación de Modelo Predictivo con Macrodatos aumento la productividad en la empresa Don Manuelito, al examinar la desviación estándar, podemos concluir que la capacidad de predicción del modelo ARIMA en cada caso es aproximadamente del 96% y 95%, respectivamente. Esto demuestra que el modelo, además de ser simple en su estructura, tienen una precisión notable en sus predicciones a nivel de demanda de litros de vino tinto la cual es consistente con los hallazgos de López, García y Herrera (2015), quienes también informaron una desviación estándar similares en sus modelo predictivo con Arima, teniendo los parámetros $p=3$ y $q=34$, dando lugar al modelo de predicción ARIMA (3,1,34) con un RMSE de 127.00. En comparación a la investigación realizada se obtuvo un RMSE de 155.882, se debe a que el estudio a similitud trabajo con 400 datos, aunque las dos investigaciones utilizan el Software de R estudio para la predicción.

Además, Nauman, Shireen y Hussain (2022), indica que el modelo predictivo da facilidad y ventajas por su eficaz diseño ya que es simple y su forma sistemática, puede tener un manejo de las restricciones, eficaz Control Predictivo Modelo (MPC). Esto sugiere que el modelo predictivo ha logrado resultados coherentes con anticipar la demanda del vino tinto al ser comparada con la demanda real en los periodos pronosticados.

También en similitud de resultado obtenidos por Franzo et al. (2023), quienes desarrollar un modelo predictivo, pero en un sector diferente desarrollan ante una mayor demanda de carne y huevos en el mundo realizaron mediante un sondeo de recolección de datos para medir el margen de la producción, generando una base de datos aumentando la productividad de las aves sanas a un 66.6% y un 34.44% de aves infectadas buscando mejorar la productividad de los huevos y carne. Asimismo, Cedeño y Carpio (2022), relaciona el modelo predictivo con el uso del modelo ARIMA donde tuvieron que recolectar el registro de ventas fue de 36.3% donde la recolección de datos fue de un 25.6% teniendo un

57.5% teniendo una elevación de 80.7% incrementando sus ventas. La investigación desarrollada realizó un sondeo de la data recolectada para que sea utilizada al generar el pronóstico con el modelo Arima para aplicar herramientas de mejorar que se utilizaron en los procesos.

Los resultados obtenidos en el estudio proporcionan una instantánea y clara situación actual en la empresa, especialmente en lo que respecta al tiempo total requerido para el proceso de producción, que asciende a 250,642 segundos. Este valor se atribuye en gran medida a los procesos de Fermentación, Estabilización, Añejamiento, y Filtrado y envasado, que muestran tiempos de proceso significativamente altos. Es esencial destacar que el tiempo total de ciclo es un indicador crítico que refleja la eficiencia y la capacidad de producción de la empresa.

Al diagnosticar los procesos en el área de producción los resultados obtenidos en estudios similares en la industria, encontramos que estos tiempos de proceso son consistentes con lo que se ha informado en investigaciones previas. En un estudio de referencia realizado por Tejeda (2011), en una empresa similar, estableció una unidad de medida que fue una botella de 0.75 litros. El tiempo de takt se determinó dividiendo las horas de trabajo disponibles entre la demanda del producto, en la bodega se dedican 288,000 segundos a la semana para producir (trabajando 5 días a la semana durante 8 horas al día en dos turnos). Este tiempo disponible se divide entre la demanda semanal del tinto joven, que es de 2,800 botellas, resultando en un tiempo de takt de aproximadamente 78 segundos.

Además, al calcular el Takt Time y obtener un valor de 72.8 segundos por unidad, hemos identificado el tiempo que un cliente promedio demora en adquirir una unidad de vino. Este indicador es crucial para la gestión de la demanda y la planificación de la producción. Al comparar el Takt Time del estudio realizado con los datos de la industria proporcionados Tejeda (2011), encontramos que no estamos dentro del rango típico de tiempo de adquisición de productos similares. Esto sugiere que no estamos alineados con las expectativas del mercado en cuanto a la velocidad de producción

y entrega. En cuanto a los indicadores de diagnóstico utilizados para construir el Value Stream Map (VSM) actual de la empresa, los resultados muestran áreas que necesitan mejoras. Así mismo, Quishpe (2021), indica que reconociendo la necesidad de adaptar y perfeccionar la tecnología VSM para optimizar su rendimiento, se considera lo siguiente: adoptar conceptos que no estén directamente relacionados con modelos de fabricación económicos e integrar otros recursos y herramientas para facilitar la aplicación práctica.

Los resultados de diagnóstico en el área de producción se alinean con las tendencias y expectativas de la industria. Si bien enfrentamos desafíos en ciertos procesos, estos no son atípicos en comparación con las investigaciones y estudios previos. Estos hallazgos proporcionan una base sólida para diseñar estrategias de mejora y optimización en nuestros procesos de producción con el objetivo de aumentar la productividad y la calidad en línea con las mejores prácticas de la industria.

Al determinar la productividad actual en el área de producción el estudio ha revelado datos significativos sobre la productividad en el área de producción de tinto dulce durante el año 2023. Según los cálculos realizados, se determinó que la productividad de mano de obra es de 0.658 unidades por minuto y la productividad de materia prima es de 0.777 litros por kilogramo. Al comparar los resultados con investigaciones previas en la industria de la producción de vino, se calculó la productividad de mano de obra es consistente con los estándares informados en estudios de referencia en lo que respecta a la productividad de la materia prima, los resultados tienen semejanza. En similitud a las investigaciones de Zuluaga, Cano y Montoya (2018), señalan que es importante la gestión de cadena de suministros para que pueda incrementar la productividad teniendo que hacer análisis minuciosos donde incremento un 7% en efectividad y se vio los gastos incensarios que se realizan en la empresa (-10.60%) en bebidas, minerales no metálicos (-2,80%), sustancias y productos químicos básicos (3,60%) entre otros teniendo en el mes de junio una baja de (-15,6%) en ventas, el punto a trabajar para poder aumentar la productividad

es la cadena de suministro, en nuestra investigación realizo un diagnóstico como punto inicial para ver el estado actual que se encuentra la empresa, del mismo modo, se calculó la actual para que pueda ser comparada con los meses del post implementación, la investigación en similitud obtuvo que la productividad es baja en el mes de junio en las ventas siendo este el punto a trabajar para generar la mejora. A la vez Dávila y González (2017), afirman que para que pueda incrementar la productividad se debe tener control en los gastos que no contribuyen y teniendo mejoras en el 3 trimestre de 121.59 a 266.4 dólares de ganancia, menciona que una empresa puede tener un aumento de la productividad en un trimestre como se está realizando en nuestra investigación, además este trabajo tiene un punto parecido a nuestro trabajo al calcular la pre y post productividad en un período de 3 meses.

Los resultados obtenidos en la implementación de acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción indican que se ha evaluado varios modelos predictivos, cada uno con sus propias métricas de desempeño. En primer lugar, el modelo (20, 1, 20) muestra un rendimiento bastante sólido, con errores relativamente bajos en términos de MAE y RMSE. El MAPE también es bajo, lo que sugiere que las predicciones son cercanas a los valores reales en promedio. Además, la eficiencia del 95% indica un buen rendimiento general. Por otro lado, el modelo (10, 1, 5) presenta un rendimiento inferior en comparación con el primero, con errores más altos y un MAPE relativamente alto. Sin embargo, su eficiencia del 85% aún es decente, lo que sugiere que podría ser útil en ciertas situaciones, aunque no sea tan preciso como el primer modelo. El modelo (14, 1, 22) se encuentra en un punto intermedio en términos de rendimiento, con errores moderados y una eficiencia del 90%. Por último, el modelo (10, 1, 8) se asemeja al segundo modelo en términos de rendimiento, con errores relativamente altos y una eficiencia del 88%.

En conclusión, la elección del modelo dependió de las necesidades específicas del área de producción y de la importancia de la precisión en las predicciones, fue importante considerar estos resultados y las acciones

de mejora posibles en función de las fortalezas y debilidades de cada modelo. La implementación del modelo predictivo con macrodatos puede ser una herramienta valiosa para optimizar la productividad en el área de producción.

En similitud con la investigación de Dubey et al. (2019), mejoró la sostenibilidad social y ambiental con el análisis de predictivo y los macrodatos utilizando el Sesgo del método común (CMB), este logró basar una muestra de 205 empresas manufactureras indias para utilizar la base de datos en la cual analiza las empresas con mayor productividad basándose en la tasa de crecimiento del PIB de la India que logra superar el 7% de otros países, además que logra aportar un 16% en PIB y 12% en empleo para la recopilación de datos se analizó que usan los macrodatos para mejorar la toma de decisiones, por ende se distribuyó 375 cuestionarios de los cuales se devolvieron 205 donde esa toma de muestras sirve para análisis de datos dando una muestra de respuesta efectiva de 54,67% pudieron mejorar la productividad de dichas empresas.

Este estudio utilizó el modelo de ARIMA, obteniendo resultados más precisos y sin generar cálculos externos, nos da a entender que se puede utilizar otros programas para analizar factores del sector vitivinícola obteniendo resultados a mayor profundidad de análisis. Asimismo, para (Bai et al. 2019; Venegas 2020), realizó el modelo predictivo basado en RF, KNN, NB y XGBosst, siendo este último con el cual logro obtener error cuadrático medio "RMSE y "error absoluto medio "MAE donde usaron esas herramientas pudieron obtener mejores resultados, teniendo los valores de mejora 285 RMSE y 0.09 MAE; y tiene una precisión del 51% para variación de precio del aluminio y del 56% para variación de precio del cobre. En comparación a nuestra investigación, el primer autor utiliza modelo diferentes y siendo el más exacto el XGBosst, teniendo varias variables para poder predecir, así mismos, el siguiente autor, utiliza el modelo ARIMA logrando un 56% como valor más alto, nuestra investigación logra tener una precisión de hasta el 95% si evaluamos la

producción real obtenida en los meses de implementación y que se debe a que se implementó herramientas de ingeniería como VSM, Diagrama de Layout, TPM, MRP y Kanban para aumentar la productividad logrando que la producción real sea más cercana a la pronosticada, puntos que las investigaciones mencionadas no realizaron.

El estudio de Bjerre-Nielsen et al. (2021), ellos emplean el uso de la Macrodatos para evaluar el 100% de la empresa logrando clasificar el rendimiento en alto 20%, medio rendimiento 60% y bajo rendimiento 20% generando comparaciones que lograron mejorar la productividad del 58% de bajo rendimiento a mejores puntuaciones, además evaluó en un 75% la mejora de la productividad, en comparación a nuestro estudio realizamos la recolección de datos a través de ficha las cuales fueron llenadas en el tiempo de pre implementación y utilizando los datos de la demanda del 2023 para poder comparar resultados en el post implementación, utilizando una amplia data al ser llamada macrodatos se pudo ordenar, filtrar y procesar la información necesario para realizar el modelo predictivo logrando utilizar los pronósticos obtenidos para accionar con herramientas de ingeniería que mejoren la productividad, nos basamos en el uso del modelo ARIMA para realizar el modelo predictivo en series temporales de estacionalidad encontrando el modelo que más se ajustaba a la demanda.

La investigación realizada de Vargas, Jiménez y Muratalla (2018), sobre la implementación de acciones de mejora con herramientas de Lean Manufacturing para aumentar la productividad genero incrementar la productividad en las áreas de producción definidas por la problemática para reducir los desperdicios, calidad y disminuir los costos de producción, generando que se aumente la productividad total a un 83%, del 46% de reducción de tiempo para crear un bien. Si bien el estudio realizado se aplica el modelo predictivo con punto principal para generar pronostico que sean precisos para poder utilizar las herramientas, en el trabajo de investigación se comprueba que las herramientas de ingeniería si mejoran la productividad, también se pudo aplicar el modelo predictivo en el estudio

en similitud para que pueda ser precisa la información obtenida y se pueda aplicar otras acciones de mejora

Los resultados obtenidos de la investigación, se enfoca en determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción, revelan un aumento significativo en la productividad en comparación con la situación anterior a la implementación. Es importante destacar que estos resultados son coherentes con los objetivos generales de nuestra investigación y representan un avance sustancial hacia la mejora de la eficiencia en el área de producción.

En primer lugar, al evaluar la variación en la productividad de la materia prima después de la implementación, observamos un aumento del 7.47%. Esta mejora es una señal positiva de que la utilización de herramientas de ingeniería basadas en modelos predictivos con macrodatos puede tener un impacto significativo en la gestión de recursos y la eficiencia en la producción. Para Rico Páez (2022), el método predictivo es utilizado para ver el rendimiento que se está generando en las diferentes áreas.

En cuanto a la productividad de la mano de obra, hemos observado una variación del 10.44% después de la implementación del método predictivo con macrodatos. Este aumento es especialmente notable, ya que la mano de obra es un recurso crítico en el área de producción. Al comparar estos resultados con investigaciones previas, por Kim et al. (2023), sobre el aumento de la producción que va acumulando el gas aplico dos factores importantes, el primer factor fue recolectar la información para poder analizar el bajo rendimiento dando con los registros de los pozos viendo que tuvo un aumento de 7% y una disminución del 19%, el segundo factor aplicó las predicciones en la empresa generando resultados se disminuir el 12% de bajo rendimiento en los últimos años aumento la productividad utilizando el método de aprendizaje automático conjunto (ESM) mediante una votación ponderada, en el caso de nuestra investigación utilizamos el modelo Arima para generar los pronósticos, siendo estas aplicadas en las

herramientas la información obtenida logrando aumentar significativamente la productividad.

Además, podemos decir que el estudio en similitud fue aplicado para predecir la producción de gas en los primeros 36 meses de yacimientos de gas de la cuenca de Woftcamp A y B, Delaware. Nuestra investigación evaluó la productividad 3 meses de pre y 3 meses de post implementación de modelo predictivo aplicando herramienta de ingeniería y logrando obtener indicadores de variación de productividad materia prima de 7.47% y de mano de obra del 10.44%.

La trascendencia de la investigación radica en que demuestra la efectividad de la implementación de un modelo predictivo con macrodatos en el contexto de la ingeniería industrial. Estos resultados no solo confirman que se pueden lograr mejoras significativas en la productividad, sino que también subrayan la importancia de la tecnología y el análisis de datos en la toma de decisiones en la producción. Además, estos hallazgos respaldan la idea de que la eficiencia puede aumentarse sustancialmente con la implementación de herramientas basadas en modelos predictivos, lo que puede ser relevante para empresas y organizaciones en la industria.

En resumen, los resultados demuestran claramente que la implementación del método predictivo con macrodatos ha tenido un impacto positivo en la productividad en el área de producción. Esto respalda la relevancia y la efectividad de esta metodología en la ingeniería industrial y proporciona una base sólida para futuras investigaciones y aplicaciones en el campo.

VI. CONCLUSIONES

1. La implementación del modelo predictivo con uso de macrodatos si aumenta la productividad logrando tener un efecto en la producción de vino tinto dulce mostrando con variaciones de 10.44% en productividad de materia prima y 7.47% productividad de mano de obra con una eficiencia del modelo predictivo del 95%.
2. Se logró realizar un diagnóstico exhaustivo de las operaciones en el área de producción de Don Manuelito, Cascas 2023, utilizando el VSM para poder encontrar el tiempo de ciclo de cada proceso, fermentación 11.25 seg/und., añejamiento de 15 seg/und, preparación de 3.75 seg/und y envasado 102.8 seg/und., siendo este último el más alto, para finalmente obtener un Takt Time de 72.80 seg/und.
3. Se determino la productividad pre- implementación calculando la productividad de mano de obra teniendo como resultado 0.658 unidades /minuto y productividad de materia prima en área de fermentación logrando obtener 0.777 litros/kg.
4. La implementación del modelo predictivo se obtuvo como resultado el siguiente modelo Arima c (20,1 ,20) obteniendo un MAE: 110.766, RMSE de 155.882, un MAPE de 5.042. Así mismo, se puede calcular la eficacia del modelo utilizado siendo el valor más alto de 95% indicando que los pronósticos y la producción real está en similitud de las cantidades a producir del tipo de vino tinto dulce.
5. Se determino la productividad post- implementación obteniendo un aumento de la productividad de materia prima de 0.839 litros/kg y de mano de obra de 0.735 unidades /minuto con variaciones de 10.44% y 7.47% respectivamente en el aprovechamiento de los recursos y horas utilizadas para producir el vino.

VII. RECOMENDACIONES

Se recomienda al gerente establecer un proceso continuo de mejora para perfeccionar el modelo predictivo, esto implica monitorear periódicamente su rendimiento, ajustar parámetros según sea necesario y actualizar el modelo para adaptarse a cambios en las operaciones, incluyendo registros de producción de todos los vinos a producir para lograr mayor eficiencia del modelo predictivo.

Segundo, se recomienda que se considere la integración de sistemas que permitan la recopilación y análisis de datos en tiempo real o formato que recolecten la data para que sea subida a una base de datos y luego ser procesada. Esto asegurará que el modelo predictivo esté respaldado por información actualizada, mejorando su capacidad para anticipar eventos y optimizar la producción.

Tercero, se recomienda seguir utilizando los formatos para la investigación como fuente de recolección de datos, además de recomendar documentar todos los procesos productivos desde inicio del proceso hasta el producto final, esto generará que los datos que se ingresan al modelo predictivo sean más precisos y se contribuya a mejorar otros aspectos de la empresa. Por otra parte, pueden apoyarse de otras herramientas que aumenten la productividad para dar uso al modelo predictivo. Asimismo, la utilidad que se tiene con el modelo predictivo hace ver que se pueda utilizar en otras áreas para calcular rentabilidad y visualizar indicadores que ayudan a tomar decisiones.

Cuarto, se recomienda a los futuros investigadores que para la toma de decisiones no solo realicen el modelo predictivo con Modelo Arima en R estudio, sino comparen diferentes modelos y Software que permitan obtener simulaciones precisas haciendo el modelo más eficiente y con menor error generando que los pronósticos sean confiables para la toma de decisiones en el proceso productivo.

REFERENCIAS

- AGUILAR, G.M., 2007. Seguimiento de la Productividad en Obra: Técnicas de Medición de Rendimientos de Mano de Obra. *2007*, vol. 6, no. 2, ISSN 1657-4583.
- ALHAJAJ, K.E. y MOONESAR, I.A., 2023. The power of big data mining to improve the health care system in the United Arab Emirates. *Journal of Big Data*, vol. 10, no. 1, ISSN 2196-1115. DOI 10.1186/s40537-022-00681-5.
- ARDAGNA, C.A., BENA, N., HEBERT, C., KROTSIANI, M., KLOUKINAS, C. y SPANOUDAKIS, G., 2023. Big Data Assurance: An Approach Based on Service-Level Agreements. *Big Data*, ISSN 2167-6461, 2167-647X. DOI 10.1089/big.2021.0369.
- ARUMUGAM, A., 2017. A predictive modeling approach for improving paddy crop productivity using data mining techniques. *TURKISH JOURNAL OF ELECTRICAL ENGINEERING & COMPUTER SCIENCES*, vol. 25, ISSN 13000632, 13036203. DOI 10.3906/elk-1612-361.
- BAI, S., LI, M., KONG, R., HAN, S., LI, H. y QIN, L., 2019. Data mining approach to construction productivity prediction for cutter suction dredgers. *Automation in Construction*, vol. 105, ISSN 09265805. DOI 10.1016/j.autcon.2019.102833.
- BJERRE-NIELSEN, A., KASSARNIG, V., LASSEN, D.D. y LEHMANN, S., 2021. Task-specific information outperforms surveillance-style big data in predictive analytics. *Proceedings of the National Academy of Sciences*, vol. 118, no. 14, ISSN 0027-8424, 1091-6490. DOI 10.1073/pnas.2020258118.
- BORREGO DEL PINO, S., 2008. "ESTADÍSTICA DESCRIPTIVA E INFERENCIAL". *Revista innovación y experiencias* [en línea], no. 13, ISSN 1988-6047. Disponible en: <https://docplayer.es/16936149-Estadistica-descriptiva-e-inferencial.html>.
- CAGRI GURBUZ, M., 2023. Analítica de datos descriptiva, predictiva y prescriptiva para un SGA más eficiente y adaptable. *Mecalux* [en línea]. 7 agosto 2023. Disponible en: <https://www.mecalux.com.mx/articulos-de-logistica/mustafa-cagri-analitica-datos-sga>.
- CANAHUA, N.M., 2021. Implementación de la metodología TPM-Lean Manufacturing para mejorar la eficiencia general de los equipos (OEE) en la producción de repuestos en una empresa metalmecánica. *Industrial Data*, vol. 24, no. 1, ISSN 1810-9993, 1560-9146. DOI 10.15381/idata.v24i1.18402.
- CEDEÑO, F. y CARPIO, F., 2022. Modelos predictivos de sistemas de información en la gestión de abastecimientos del sector ferretero. *Revista Científica Ciencia y Tecnología* [en línea], vol. 22, no. 34, [consulta: 13 noviembre 2023]. ISSN 2661-6734, 1390-6321. DOI 10.47189/rcct.v22i34.529.

Disponible en:
<http://192.168.252.4/revista/index.php/cienciaytecnologia/article/view/529>.

- CHEN, Y., LI, C. y WANG, H., 2022. Big Data and Predictive Analytics for Business Intelligence: A Bibliographic Study (2000–2021). *Forecasting*, vol. 4, no. 4, ISSN 2571-9394. DOI 10.3390/forecast4040042.
- CORRAL, Y., CORRAL, I. y CORRAL, A., 2015. Procedimiento de muestreo. [en línea], vol. 26, no. 46, ISSN 2665-0231. Disponible en: <http://servicio.bc.uc.edu.ve/educacion/revista/46/art13.pdf>.
- DÁVILA, S.P. y GONZÁLEZ, J.P.Z., 2017. Modelos de predicción de empresas y gobiernos mediante aprendizaje estadístico. *Universidad Jesuita de Guadalajara*, vol. 1, no. 17,
- DELFINO BARILLA, C. y LASTARRIA REYNOSO, L., 2020. How can Big Data contribute to improve the financial performance of companies? *Revista Mexicana de Economía y Finanzas*, vol. 15, no. SNEA, ISSN 16655346, 24486795. DOI 10.21919/remef.v15i0.548.
- DÍAZ, J.M., 2020. Inteligencia artificial y Big Data como soluciones frente a la COVID-19 Artificial Intelligence and Big Data as solutions to COVID-19 Intel·ligència Artificial i Big Data per fer front a la COVID-19. ,
- DONTA, P.K., SEDLAK, B., CASAMAYOR PUJOL, V. y DUSTDAR, S., 2023. Governance and sustainability of distributed continuum systems: a big data approach. *Journal of Big Data*, vol. 10, no. 1, ISSN 2196-1115. DOI 10.1186/s40537-023-00737-0.
- DUBEY, R., GUNASEKARAN, A., CHILDE, S.J., PAPADOPOULOS, T., LUO, Z., WAMBA, S.F. y ROUBAUD, D., 2019. Can big data and predictive analytics improve social and environmental sustainability? *Technological Forecasting and Social Change*, vol. 144, ISSN 00401625. DOI 10.1016/j.techfore.2017.06.020.
- EL COMERCIO, 2023. Productividad laboral por hora es de 15,2% en el Perú: ¿Cómo mejorar este aspecto? *Perú Compite- Consejo Privado de Competitividad*. Lima- Perú, 23 octubre 2023.
- ESCALANTE TORRES, O.E., 2021. Modelo de balance de línea para mejorar la productividad en una empresa de procesamiento de vidrio templado. *Industrial Data*, vol. 24, no. 1, ISSN 1810-9993, 1560-9146. DOI 10.15381/idata.v24i1.19814.
- FAYEK, A.R., 2020. Fuzzy Logic and Fuzzy Hybrid Techniques for Construction Engineering and Management. *Journal of Construction Engineering and Management*, vol. 146, no. 7, ISSN 0733-9364, 1943-7862. DOI 10.1061/(ASCE)CO.1943-7862.0001854.

- FERNÁNDEZ, M., 2020. Advantages of R as a tool for data Analysis and Visualization in Social Sciences. *Revista Científica de la UCSA*, vol. 7, no. 2, ISSN 24098752. DOI 10.18004/ucsa/2409-8752/2020.007.02.097.
- FIERRO, C. y PEÑALOZA, V., 2023. Metodología kanban para procesos internos de la cadena de valor en pequeñas y medianas empresas: Kanban methodology for internal processes of the value chain in small and medium enterprises. *LATAM Revista Latinoamericana de Ciencias Sociales y Humanidades* [en línea], vol. 4, no. 3, [consulta: 15 noviembre 2023]. ISSN 2789-3855. DOI 10.56712/latam.v4i3.1085. Disponible en: <https://latam.redilat.org/index.php/lt/article/view/1085>.
- FLORES, J.E.A., ALCIVAR, D.G.V. y ORDÓÑEZ, L.B.T., 2022. Modelamiento y predicción del efecto COVID-19 en el sistema laboral ecuatoriano. , no. 42,
- FRANZO, G., LEGNARDI, M., FAUSTINI, G., TUCCIARONE, C.M. y CECCHINATO, M., 2023. When Everything Becomes Bigger: Big Data for Big Poultry Production. *Animals*, vol. 13, no. 11, ISSN 2076-2615. DOI 10.3390/ani13111804.
- GAO, J. y SARWAR, Z., 2022. How do firms create business value and dynamic capabilities by leveraging big data analytics management capability? *Information Technology and Management* [en línea], [consulta: 6 junio 2023]. ISSN 1385-951X, 1573-7667. DOI 10.1007/s10799-022-00380-w. Disponible en: <https://link.springer.com/10.1007/s10799-022-00380-w>.
- GHALEHKHONDABI, I., AHMADI, E. y MAIHAMI, R., 2020. An overview of big data analytics application in supply chain management published in 2010-2019. *Production*, vol. 30, ISSN 1980-5411, 0103-6513. DOI 10.1590/0103-6513.20190140.
- GOBIERNO DEL PERÚ, 2023. Cuatro departamentos aportaron el 66,3% de la producción total de uva en abril del año 2023. *Plataforma digital del estado peruano* [en línea]. Perú, 23 junio 2023. Disponible en: <https://www.gob.pe/institucion/inei/noticias/782158-cuatro-departamentos-aportaron-el-66-3-de-la-produccion-total-de-uva-en-abril-del-ano-2023>.
- GUTIÉRREZ PULIDO, H., 2014. *Calidad y productividad*. Cuarta edición. México, D.F.: McGraw Hill. ISBN 978-607-15-1148-5.
- HEIZER, J. y RENDER, B., 2009. *Principios de administración de operaciones*. 7a ed. México D.F. (México): Pearson. ISBN 978-607-442-099-9.
- HERNÁNDEZ, R. y FERNANDEZ, C.F., 2014. *Metodología de la investigación*. Sexta edición. México D.F.: McGraw-Hill Education. ISBN 978-1-4562-2396-0.
- HERNÁNDEZ SAMPIERI, R. y MENDOZA TORRES, C.P., 2018. *Metodología de la investigación: las rutas cuantitativa, cualitativa y mixta*. First edition. México: McGraw-Hill Education. ISBN 978-1-4562-6096-5.

- JEONG, B.K. y YOON, T.E., 2019. Improving IT process management through value stream mapping approach: A case study. *Journal of Information Systems and Technology Management* [en línea], vol. 13, no. 3, [consulta: 23 octubre 2023]. ISSN 1807-1775. DOI 10.4301/S1807-17752016000300002. Disponible en: <http://jistem.tecsi.org/index.php/jistem/article/view/10.4301%25S1807-17752016000300002/627>.
- JIANWANG, H., RAMIREZ-MENDOZA, R.A. y XIAOJUN, T., 2021. Robust analysis for data-driven model predictive control. *Systems Science & Control Engineering*, vol. 9, no. 1, ISSN 2164-2583. DOI 10.1080/21642583.2021.1916788.
- KIM, S., YOON, H.C., LIM, J.-T., JEONG, D. y KIM, K.H., 2023. Productivity prediction in the Wolfcamp A and B using weighted voting ensemble machine learning method. *Gas Science and Engineering*, vol. 111, ISSN 29499089. DOI 10.1016/j.jgsce.2023.204916.
- LÓPEZ, D.A., GARCÍA, N.Y. y HERRERA, J.F., 2015. Desarrollo de un Modelo Predictivo para la Estimación del Comportamiento de Variables en una Infraestructura de Red. *Información tecnológica*, vol. 26, no. 5, ISSN 0718-0764. DOI 10.4067/S0718-07642015000500018.
- MARTÍNEZ, C.J. y PALENCIA, O., 2021. Modelo de minería de datos para el análisis de la productividad y crecimiento personal en las mujeres emprendedoras: el caso de la Asociación las Rosas. En: KONRAD LORENZ EDITORES (ed.), *Suma de Negocios*, vol. 12, no. 26, ISSN 2215910X, 20275692. DOI 10.14349/sumneg/2021.V12.N26.A3.
- MARTÍNEZ MUSIÑO, C., 2020. Big Data– Análisis informétrico de documentos indexados en Scopus y Web of Science. *Investigación Bibliotecológica: archivonomía, bibliotecología e información*, vol. 34, no. 82, ISSN 2448-8321, 0187-358X. DOI 10.22201/iibi.24488321xe.2020.82.58035.
- MASSANO, L., FOSSER, G., GAETANI, M. y BOIS, B., 2023. Assessment of climate impact on grape productivity: A new application for bioclimatic indices in Italy. *Science of The Total Environment*, vol. 905, ISSN 0048-9697. DOI [//doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167134](https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2023.167134). (<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0048969723057613>).
- MAZÓN, G.J. y BUÑAY, P.A., 2022. Análisis exploratorio entre modelos matemáticos predictivos, aplicados a la producción de energía mediante series temporales. *Ciencia Digital*, vol. Vol.5, no. Num.3.1, ISSN 2600-5859. DOI <https://doi.org/10.33262/concienciadigital.v5i3.1.2223>.
- Metodología de la investigación: cuantitativa-cualitativa y redacción de la tesis*, 2018. 5a. edición. Bogotá: Ediciones de la U. ISBN 978-958-762-876-0.
- MIDAGRI, 2017. Boletín de Análisis Económico de la Producción Nacional de Uva Fresca. MINISTERIO DE AGRICULTURA Y RIEGO. Lima, 2017.

- MIDAGRI, 2023. Midagri: Ica participó con el 47% de la producción de uva de Perú en 2022. *Agencia Agraria* [en línea]. 2023. Disponible en: <https://agraria.pe/noticias/midagri-ica-participo-con-el-47-de-la-produccion-de-uva-de-p-33371>.
- MORILLAS, J., 2020. Les Tecnologies de la Informació i la Comunicació, i el Big Data als Serveis de Medicina Intensiva. *Revista de Bioètica y Derecho*, no. 48, ISSN 1886-5887, 2545-6385. DOI 10.1344/rbd2020.48.28966.
- MUÑOZ-FLORES, H.J., HERNÁNDEZ RAMOS, J., SÁENZ-REYES, J.T., REYNOSO-SANTOS, R. y BARRERA-RAMÍREZ, R., 2022. Modelos predictivos de producción de resina en *Pinus pseudostrobus* Lindl., en Michoacán, México. *Revista Mexicana de Ciencias Forestales*, vol. 13, no. 73, ISSN 2448-6671. DOI 10.29298/rmcf.v13i73.1188.
- NAUMAN, M., SHIREEN, W. y HUSSAIN, A., 2022. Model-Free Predictive Control and Its Applications. *Energies*, vol. 15, no. 14, ISSN 1996-1073. DOI 10.3390/en15145131.
- OCHOA, J. y YUNKOR, Y., 2019. El estudio descriptivo en la investigación científica. [en línea], vol. 2, ISSN 2663-7996. Disponible en: <http://revistas.autonoma.edu.pe/index.php/AJP/article/view/224>.
- OIV, 2022. ACTUALIDAD DE LA COYUNTURA DEL SECTOR VITIVINÍCOLA MUNDIAL EN 2022. 2022 [en línea], Disponible en: https://www.oiv.int/sites/default/files/documents/OIV_Actualidad_de_la_coyuntura_del_sector_vitivinicola_mundial_en_2022_0.pdf.
- ORGANIZACIÓN INTERNACIONAL DEL TRABAJO, 2020. Impulsando la productividad: Guía de para organizaciones empresariales. , vol. 1, ISSN 9789220335994.
- OTZEN, T. y MANTEROLA, C., 2017. Técnicas de Muestreo sobre una Población a Estudio. *International Journal of Morphology*, vol. 35, no. 1, ISSN 0717-9502. DOI 10.4067/S0717-95022017000100037.
- PAREDES, A.M., CIRO, K.A. y JARAMILLO, J.D., 2022. Simulación de una política de inventario basada en la metodología Demand Driven MRP desde un enfoque de redes de Petri. *Ingeniería*, vol. 27, no. 1, ISSN 2344-8393, 0121-750X. DOI 10.14483/23448393.18002.
- PEREZ, U.H., MACEDO, R. y MANRIQUE, Y.P., 2022. Aplicación de un modelo "ARIMA" para pronosticar la producción de leche en vacas Brown Swiss del altiplano peruano. *Journal of the Selva Andina Animal Science* [en línea], vol. 9, no. núm. 2, ISSN 2311-3766. DOI <https://doi.org/10.36610/j.jsaas.2022.090200077>. Disponible en: <http://portal.amelica.org/ameli/journal/198/1983670009/>.
- PICÓN, D. y MELIAN, Y.A., 2014. La unidad de análisis en la problemática enseñanza-aprendizaje. *Informes Científicos Técnicos - UNPA*, vol. 6, no. 3, ISSN 1852-4516, 1852-4516. DOI 10.22305/ict-unpa.v6i3.106.

- QUISHPE, F.J., 2021. EN LA PRODUCCIÓN DE ENVASES DE CARTÓN, EMPLEANDO EL VALUE STREAM MAPPING. ,
- RICO PÁEZ, A., 2022. Modelos predictivos progresivos del rendimiento académico de estudiantes universitarios. *RIDE Revista Iberoamericana para la Investigación y el Desarrollo Educativo* [en línea], vol. 12, no. 24, [consulta: 24 mayo 2023]. ISSN 2007-7467. DOI 10.23913/ride.v12i24.1196. Disponible en: <https://www.ride.org.mx/index.php/RIDE/article/view/1196>.
- SANDRINO, R.S.B., RUIZ, D.M., MUSIBAY, E.R., IGARZA, J.N. y PUPO, W.E.S., 2021. Modelo predictivo para la recidiva en pacientes con cáncer de tiroides. , vol. 50, no. 1, ISSN 0138-6557.
- SAWJIANI, Y. y SHIRALKAR, S., 2022. Application of Value Stream Mapping to Boost Productivity: A Case Study. *International Journal of Engineering Research* [en línea], vol. 11, no. 02, ISSN 2278-0181. Disponible en: https://www.researchgate.net/publication/358533576_Application_of_Value_Stream_Mapping_to_Boost_Productivity_A_Case_Study.
- SHEN, Y., SONG, Z. y KUSIAK, A., 2022. Enhancing Generalizability of Predictive Models with Synergy of Data and Physics. En: arXiv:2105.01429 [cs], *Measurement Science and Technology*, vol. 33, no. 3, ISSN 0957-0233, 1361-6501. DOI 10.1088/1361-6501/ac3944.
- SOTO, F. y GONZÁLEZ, M.I., 2019. Análisis de métodos estadísticos para evaluar el desempeño de modelos de simulación en cultivos hortícolas. *Agronomía Mesoamericana*, ISSN 2215-3608. DOI 10.15517/am.v30i2.33839.
- SUNDAR, R., BALAJI, A.N. y SATHEESHKUMAR, R.M., 2014. A Review on Lean Manufacturing Implementation Techniques. *A Review on Lean Manufacturing Implementation Techniques, Procedia Engineering*, vol. 97, ISSN 1877-7058. DOI <https://doi.org/10.1016/j.proeng.2014.12.341>.
- SZINVELSKI, M.M., ARCENO, T.S. y FRANCISCO, L.B., 2019. Perspectivas jurídicas da relação entre big data e proteção de dados. *Perspectivas em Ciência da Informação*, vol. 24, no. 4, ISSN 1981-5344, 1413-9936. DOI 10.1590/1981-5344/4188.
- TEJEDA, A.S., 2011. Mejoras de Lean Manufacturing en los sistemas productivos. *Ciencia y Sociedad*, vol. 36, no. 2, ISSN 2613-8751, 0378-7680. DOI 10.22206/cys.2011.v36i2.pp276-310.
- TUDELA, J.W., CAHUI, E. y ALIAGA, G., 2022. Impacto del COVID-19 en la demanda de turismo internacional del Perú. Una aplicación de la metodología Box-Jenkins. *Revista de Investigaciones Altoandinas - Journal of High Andean Research*, vol. 24, no. 1, ISSN 23068582, 23132957. DOI 10.18271/ria.2022.317.
- VALENZUELA, A., 2023. Boletín del vino: producción, precios y comercio exterior Avance a marzo 2023. *Publicación de la Oficina de Estudios y Políticas Agrarias (Odepa) del Ministerio de Agricultura, Gobierno de Chile*,

- VARGAS, E.L. y CAMERO, J.W., 2021. Aplicación del Lean Manufacturing (5s y Kaizen) para el incremento de la productividad en el área de producción de adhesivos acuosos de una empresa manufacturera. *Industrial Data*, vol. 24, no. 2, ISSN 1810-9993, 1560-9146. DOI 10.15381/idata.v24i2.19485.
- VARGAS-HERNÁNDEZ, J.G., JIMÉNEZ CASTILLO, M.T. y MURATALLA-BAUTISTA, G., 2018. Sistemas de producción competitivos mediante la implementación de la herramienta Lean Manufacturing. *Ciencias Administrativas*, no. 11, ISSN 2314-3738. DOI 10.24215/23143738e020.
- VASCONCELOS, C.R.M.D., NÓBREGA, K.C. y DE PAULA, G.L., 2019. LOBBY AND THE INFLUENCE POWER FROM THE PUBLIC AGENTS' VIEW. *Dimensión Empresarial* [en línea], vol. 17, no. 4, [consulta: 22 mayo 2023]. ISSN 2322-956X. DOI 10.15665/dem.v17i4.1688. Disponible en: <http://ojs.uac.edu.co/index.php/dimension-empresarial/article/view/1688>.
- VENEGAS, P., 2020. "Modelo predictivo ARIMA, aplicado en las variaciones del precio del cobre y aluminio." *Universidad del BIO-BIO*,
- VIERA, P.A., 2018. Ethics and Research Primer. [en línea], vol. 72, Disponible en: <https://revista.redipe.org/index.php/1/article/view/434>.
- VILLAREJO-RAMOS, Á.F., CABRERA-SÁNCHEZ, J.-P., LARA-RUBIO, J. y LIÉBANA-CABANILLAS, F., 2021. Predicting Big Data Adoption in Companies With an Explanatory and Predictive Model. *Frontiers in Psychology*, vol. 12, ISSN 1664-1078. DOI 10.3389/fpsyg.2021.651398.
- ZENG, X. y YI, J., 2023. Analysis of the Impact of Big Data and Artificial Intelligence Technology on Supply Chain Management. *Symmetry*, vol. 15, no. 9, ISSN 2073-8994. DOI 10.3390/sym15091801.
- ZULUAGA, A., CANO, J.A. y MONTOYA, M., 2018. Gestión logística en el sector textil-confección en Colombia: retos y oportunidades de mejora para la competitividad. *Clío América*, vol. 12, no. 23, ISSN 2389-7848, 1909-941X. DOI 10.21676/23897848.2621.

ANEXOS

Anexo A: Tablas

Tabla 8: Identificación del problema.

CAUSA/PROBLEMA	PROBLEMA
CR1.P	Demanda insatisfecha
CR2.P	Tiempo de inactividad de la producción
CR3.P	Implementación incorrecta.
CR4.P	Falta de mantenimiento preventivo.
CR5.P	Baja producción.
CR6.P	Retraso en proyecto.
CR7.P	Inconsistencia en la recolección de datos.
CR8.P	Reincidencia de errores
CR9.P	Mayor costo de producción.
CR10.P	Baja eficiencia operativa.
CR11.P	Desorganización
CR12.P	Falta de medidas de seguridad adecuadas.

Tabla 9: Frecuencia acumulado de problemas

N°	Problemas	Validación de			Frecuencia	%	%
		Gerente	Responsable	Operario		Total	Acumulado
CR1.P	Demanda insatisfecha	3	2	3	8	12.31 %	12.3%
CR2.P	Tiempo de inactividad de la producción	2	3	2	7	10.77 %	23.1%
CR3.P	Implementación incorrecta.	3	2	2	7	10.77 %	33.8%
CR4.P	Falta de mantenimiento preventivo.	3	2	2	7	10.77 %	44.6%
CR5.P	Baja producción.	3	2	2	7	10.77 %	55.4%
CR6.P	Retraso en proyecto.	2	2	2	6	9.23%	64.6%
CR7.P	Inconsistencia en la recolección de datos.	2	2	1	5	7.69%	72.3%
CR8.P	Reincidencia de errores	1	1	2	4	6.15%	78.5%
CR9.P	Mayor costo de producción.	1	2	1	4	6.15%	84.6%
CR10.P	Baja eficiencia operativa.	1	2	1	4	6.15%	90.8%
CR11.P	Desorganización	1	1	1	3	4.62%	95.4%
CR12.P	Falta de medidas de seguridad adecuadas.	1	1	1	3	4.62%	100.0%
	TOTAL	23	22	20	65	100.0 %	

Tabla 10: Matriz de operacionalización de variable Método Predictivo con uso de Macrodatos.

VARIABLE	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ESCALA DE INDICADORES
VARIABLE INDEPENDIENTE MODELO PREDICTIVO CON USO DE MACRODATOS	Según (Muñoz-Flores et al. 2022) Los modelos predictivos se basa se basa en dar una estimación estadística en el enfoque de agrupación, que expone que los macrodatos se expresan en términos de las cinco V: volumen, velocidad, variedad, veracidad y valor (Alhajaj y Moonesar (2023).	Diversas métricas de desviación, incluyendo el RMSE, el error medio absoluto (MAE), el error medio (E), el índice de ajuste (d) y la eficiencia del modelo (E) son utilizadas para medir el modelo predictivo (Soto y González 2019).	Error absoluto medio (MAE)	$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n y_i - x_i }{n}$	Razón
			Error cuadrático medio (RMSE)	$RMSE = \frac{\sum (predicción - actual)^2}{n}$	
			Error absoluto relativo (MAPE)	$MAPE = \frac{\sum_{i=1}^n Real_i - Pronóstico_i }{Real_i \cdot n}$	
			Eficacia del modelo	$\frac{Producción reales}{Producción pronosticas} \times 100\%$	

Tabla 11: Matriz de operacionalización para variable Productividad.

VARIABLE	DEFINICIÓN CONCEPTUAL	DEFINICIÓN OPERACIONAL	DIMENSIONES	INDICADORES	ESCALA DE INDICADORES
VARIABLE DEPENDIENTE: PRODUCTIVIDAD	Para la Organización Internacional del Trabajo (2020), la productividad es el factor por el cual las empresas y los gobiernos esperan maximizar el uso de los recursos para producir más productos o servicios en un período de tiempo determinado y obtener beneficios económicos.	Para el autor Vargas y Camero (2021), la productividad se logra a través de las actividades laborales y el uso de capital; para producir alta productividad tenemos que producir muy poco trabajo.	Tiempo ciclo	$P = \frac{Tb}{Tc}$	Razón
			Takt Time	$Tack\ Time = \frac{Tiempo\ Disponible}{Demanda\ del\ Producto}$	
			TPM	$OEE = Disponibilidad \times Rendimiento \times Calidad$	
			MRP	$\%Var\ D\ Insatisfecha: \frac{Demanda\ Insatisfecha - Demanda\ Total}{Demanda\ Insatisfecha} \times 100$	
			KANBAN	$Var\% = \frac{Pedidos\ Rechazados}{Ordenes\ recibidas} \times 100$	
			Productividad de mano de obra	$P.O = \frac{Volumen\ de\ Producción}{Horas - Hombre}$	
			Productividad de materia prima	$P.M = \frac{Volumen\ de\ Producción}{Materia\ prima\ utilizada}$	

Tabla 13: Datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino tinto.


EMPRESA	Vinos Don Manuelito		FECHA	02/02/202							
PROCESO	Fermentación		TIPO DE VINO	TINTO							
DATOS											
Costo M.O.D	S/	0.15									
C.I.F	S/	2.60									
Ganancia perdida	S/	1.03									
			<i>Vinos Don Manuelito</i>								
Año	Mes	Cantidad de tanques fermentados	Hrs.	COSTO DE M.O.D		C.I.F.	GANANCIA PERDIDA	COSTO TOTAL DE PERDIDA			
2022	Enero	10	1833	S/	87.50	S/	4,765.80	S/	1,895.84	S/	6,749.14
	Febrero	9	1586	S/	78.75	S/	4,123.60	S/	1,640.37	S/	5,842.72
	Marzo	10	1989	S/	87.50	S/	5,171.40	S/	2,057.18	S/	7,316.08
	Abril	8	1573	S/	70.00	S/	4,089.80	S/	1,626.92	S/	5,786.72
	Mayo	10	2028	S/	87.50	S/	5,272.80	S/	2,097.52	S/	7,457.82
	Junio	11	2327	S/	96.25	S/	6,050.20	S/	2,406.77	S/	8,553.22
	Julio	8	1781	S/	70.00	S/	4,630.60	S/	1,842.05	S/	6,542.65
	Agosto	10	1859	S/	87.50	S/	4,833.40	S/	1,922.73	S/	6,843.63
	Setiembre	9	1573	S/	78.75	S/	4,089.80	S/	1,626.92	S/	5,795.47
	Octubre	10	1846	S/	87.50	S/	4,799.60	S/	1,909.28	S/	6,796.38
	Noviembre	11	2002	S/	96.25	S/	5,205.20	S/	2,070.63	S/	7,372.08
	Diciembre	11	2119	S/	96.25	S/	5,509.40	S/	2,191.64	S/	7,797.29
PROMEDIO MENSUAL		10	1876	S/	85.31	S/	4,878.47	S/	1,940.65	S/	6,904.43
TOTAL ANUAL			22516	S/	1,109.06	S/	63,420.07	S/	25,228.50	S/	89,757.63

Tabla 14: Datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino blanco.


EMPRESA	Vinos Don Manuelito		FECHA	12/02/2022			
PROCESO	Fermentación		TIPO DE VINO	BLANCO			
DATOS			<div style="display: flex; align-items: center; justify-content: space-between;"> Vinos Don Manuelito  </div>				
Costo M.O.D	S/ 0.15						
C.I.F	S/ 2.60						
Ganancia perdida	S/ 1.03						
Año	Mes	Cantidad de tanques fermentados	Hrs.	COSTO DE M.O.D	C.I.F.	GANANCIA PERDIDA	COSTO TOTAL DE PERDIDA
2022	Enero	10	188	S/ 87.50	S/ 488.80	S/ 194.44	S/ 770.74
	Febrero	12	163	S/ 105.00	S/ 422.93	S/ 168.24	S/ 696.18
	Marzo	6	204	S/ 52.50	S/ 530.40	S/ 210.99	S/ 793.89
	Abril	4	161	S/ 35.00	S/ 419.47	S/ 166.86	S/ 621.33
	Mayo	5	208	S/ 43.75	S/ 540.80	S/ 215.13	S/ 799.68
	Junio	6	239	S/ 52.50	S/ 620.53	S/ 246.85	S/ 919.88
	Julio	4	183	S/ 35.00	S/ 474.93	S/ 188.93	S/ 698.86
	Agosto	3	191	S/ 26.25	S/ 495.73	S/ 197.20	S/ 719.19
	setiembre	8	161	S/ 70.00	S/ 419.47	S/ 166.86	S/ 656.33
	Octubre	7	189	S/ 61.25	S/ 492.27	S/ 195.82	S/ 749.34
	noviembre	6	205	S/ 52.50	S/ 533.87	S/ 212.37	S/ 798.74
	diciembre	6	217	S/ 52.50	S/ 565.07	S/ 224.78	S/ 842.35
PROMEDIO MENSUAL		6	192	S/ 56.15	S/ 500.36	S/ 199.04	S/ 755.54
TOTAL ANUAL			2309	S/ 729.90	S/ 6,504.62	S/ 2,587.54	S/ 9,822.06

Tabla 15: Datos proporcionado por la empresa Don Manuelito de costo de productos no conformes en soles de vino rosado.


EMPRESA	Vinos Don Manuelito		FECHA	12/02/2022			
PROCESO	Fermentación		TIPO DE VINO	ROSADO			
DATOS							
Costo M.O.D	S/ 0.15						
C.I.F	S/ 2.60						
Ganacia perdida	S/ 1.03						
Año	Mes	Cantidad de tanques fermentados	Hrs.	COSTO DE M.O.D	C.I.F.	GANANCIA PERDIDA	COSTO TOTAL DE PERDIDA
2022	Enero	10	240	S/ 87.50	S/ 624.00	S/ 248.23	S/ 959.73
	Febrero	12	244	S/ 105.00	S/ 634.40	S/ 252.36	S/ 991.76
	Marzo	6	306	S/ 52.50	S/ 795.60	S/ 316.49	S/ 1,164.59
	Abril	4	242	S/ 35.00	S/ 629.20	S/ 250.30	S/ 914.50
	Mayo	5	312	S/ 43.75	S/ 811.20	S/ 322.70	S/ 1,177.65
	Junio	6	358	S/ 52.50	S/ 930.80	S/ 370.27	S/ 1,353.57
	Julio	4	274	S/ 35.00	S/ 712.40	S/ 283.39	S/ 1,030.79
	Agosto	3	200	S/ 26.25	S/ 520.00	S/ 206.86	S/ 753.11
	Setiembre	8	242	S/ 70.00	S/ 629.20	S/ 250.30	S/ 949.50
	Octubre	7	284	S/ 61.25	S/ 738.40	S/ 293.74	S/ 1,093.39
	noviembre	6	308	S/ 52.50	S/ 800.80	S/ 318.56	S/ 1,171.86
	Diciembre	6	326	S/ 52.50	S/ 847.60	S/ 337.18	S/ 1,237.28
PROMEDIO MENSUAL		6	289	S/ 56.15	S/ 750.53	S/ 298.56	S/ 1,105.24
TOTAL ANUAL			3336	S/ 729.90	S/ 9,424.13	S/ 3,748.92	S/ 13,902.95

Tabla 16: Datos VSM actual.

DESCRIPCIÓN	SIMBOL O	UND	PESADO	DESPALILLADO MOLIDO	FERMENTAC ÓN	AÑEJAMIEN TO	PREPARACI ÓN	ENVASA DO
Numero de turnos	NT	und	1	1	3	3	1	2
Jornada laboral	JL	hrs/turn o	8	8	8	8	8	8
Tiempo inefectivo	TI	hrs/turn o	1	1	1	1	1	1
Tiempo Disponible	TD	seg/día	25200	25200	75600	75600	25200	100800
Producción bruta	PB	und/tur no	9800	9800	700	700	700	1400
N.º de máquinas	NM	und	1	1	12	12	12	1
% de funcionamiento	TF	%	90%	90%	80%	60%	80%	70%
Producción real	PR	und/tur no	8820	8820	6720	5040	6720	980
Tiempo de ciclo	TC	seg/und	2.8571428 57	2.9	11.3	15.0	3.8	102.9
% defectos	PNC	%	1%	3%	2%	6%	1%	2%
Tiempos de cambio de producto	TCP	min	5	30	20	20	20	20
Nº de operarios	NO	und	1	2	1	1	1	1

Tabla 17: Definir herramientas de ingeniería a aplicar.

PROCESO	METRICA	VSM ACTUAL	PLAN ACCION	HERRAMIENTA	RESPONSABLE	FECHA DE TERMINO
FERMENTACIÓN	DENSIDAD DE ALMACENAMIENTO	11.25	Aumentar Capacidad de almacenamiento	DIAGRAMA DE LAYOUT	Jefe de Logística	30/11/2023
AÑEJAMIENTO	$Var\% = \frac{\text{Pedidos Rechazados}}{\text{Ordenes recibidas}} \times 100$	6%	Reducir el Var%	KAMBAN	Jefe de Calidad	30/11/2023
PREPARACIÓN	$OEE = \text{Disponibilidad} \times \text{Rendimiento} \times \text{Calidad}$	20	Aumentar el OEE%	TPM	Jefe de Calidad	30/11/2023
ENVASADO	$\%Var \text{ Demanda Insatisfecha: } \frac{\text{Demanda Insatisfecha} - \text{Demanda Total}}{\text{Demanda Insatisfecha}} \times 100$	70%	Disminuir el % Var Demanda insatisfecha	MRP	Jefe de Planeamiento	30/11/2023

Tabla 18: Pronostico de modelo orden = c (20, 1, 20))

Point	Forecast	Lo80	Hi80	Lo95	Hi95
1/01/2023	7810.443	7551.545	8069.341	7414.493	8206.393
1/02/2023	2421.82	2138.545	2705.095	1988.589	2855.051
1/03/2023	4786.677	4496.907	5076.447	4343.512	5229.842
1/04/2023	5308.607	5025.082	5592.132	4874.993	5742.221
1/05/2023	3543.712	3235.51	3851.913	3072.358	4015.065
1/06/2023	6606.123	6293.907	6918.34	6128.63	7083.617
1/07/2023	7087.73	6673.924	7501.537	6454.868	7720.592
1/08/2023	4482.478	4048.534	4916.423	3818.818	5146.139
1/09/2023	2503.425	2073.615	2933.234	1846.088	3160.762
1/10/2023	3953.697	3538.673	4368.721	3318.972	4588.421
1/11/2023	3947.955	3528.318	4367.591	3306.176	4589.733
1/12/2023	4287.506	3858.404	4716.607	3631.252	4943.759

Tabla 19: Cantidad de tanques por área.

CANTIDAD	ÁREA	DESCRIPCION DE TIPO DE TANQUE	CAPACIDAD DE ENCIMAR	CAPACIDAD ACTUAL
6	TRASIEGOS	TANQUE DE IBC 1000 lt	2	12
4	TRASIEGOS	ROTOPLAS ENOLOGO 1100 lt	1	4
22	MADURACIÓN	TANQUE DE IBC 1000 lt	2	44
11	PREPARACIÓN	TANQUE DE IBC 1000 lt	2	22
8	PREPARACIÓN	TANQUE DE IBC 1000 lt	1	8
18	FERMENTACIÓN	TANQUE DE IBC 1000 lt	1	18
2	FERMENTACIÓN	ROTOPLAS ENOLOGO 1100 lt	1	2

Tabla 20: Capacidad actual de producción.

ÁREA	CAPACIDAD ACTUAL EN LITROS POR AREA	CAPACIDAD TOTAL
TRASIEGOS	17000	109500
MADURACION	46200	
PREPARACION	31500	
FERMENTACIÓN	14800	

Tabla 21: Aumentar capacidad.

CANTIDAD	ÁREA	DESCRIPCIÓN DE TIPO DE TANQUE	CAPACIDAD DE ENCIMAR	CAPACIDAD ACUTAL
7	TRASIEGOS	TANQUE DE IBC 1000 lt	2	14
0	MADURACION	-	-	-
1	PREPARACION	TANQUE DE IBC 1000 lt	2	2
9	FERMENTACIÓN	TANQUE DE IBC 1000 lt	1	9
2	FERMENTACIÓN	ROTOPLAS ENOLOGO 1100 lt	1	2

Tabla 22: Capacidad agregada después de la mejora.

ÁREA	CAPACIDAD AGREGADA DESPUES DE MEJORA	CAPACIDAD AMPLIADA
TRASIEGOS	14700	25300
MADURACION	-	
PREPARACION	2100	
FERMENTACIÓN	8500	

Tabla 23: Capacidad operativa de producción mejorada.

ANTES DE MEJORA	DESPUES DE MEJORA	% de variación
109500	134800	23.11%

Tabla 24: Disponibilidad antes del plan de mantenimiento.

Disponibilidad antes del plan de mantenimiento							
Unidad	Horas Max	Paradas Anuales	Tiempo Perdido anual	Tiempo Útil Mensual	MTBF	MTTR	MTBF/ (MTBF + MTTR)
DESPALILLADORA DPE - 2000PB	2880	25	270	2610	104.40	6.5	94%
FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	2880	32	259	2621	81.91	11.35	88%
BOMBA EP - MAYOR	1080	26	273	807	31.04	4.7	87%
BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	1080	25	190	890	35.60	10.8	77%
HIDROBOMBA	2880	25	330	2550	102.00	5.24	95%
HERVIDOR	2880	14	250	2630	187.86	1.4	99%
BALANZA DE ALTA PRESICION	2880	31	234	2646	85.35	3.5	96%
CONGELADOR TFI - 4402DK	8640	36	220	8420	233.89	12	95%
MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	2880	40	340	2540	63.50	15.1	81%
	28080	254	2366	25714	102.84	7.84	90%

Tabla 25: TPM actual de Don Manuelito.

$MTBF = \frac{\text{Tiempo Total Disponible} - \text{Tiempo de Inactividad}}{\text{Numero de paradas}}$	
$MTTR = \frac{\text{Tiempo Total de mantenimiento}}{\text{Numero de reparaciones}}$	
$\text{Rendimiento} = \frac{\text{Tiempo Neto de operacion}}{\text{Tiempo de Operacion} + \text{Tiempo de fallas}}$	
$\text{Calidad} = \frac{\text{Tiempo neto de operacion} - \text{Tiempo de perdida}}{\text{Tiempo neto de operacion}}$	
Disponibilidad	90%
Rendimiento	91%
Calidad	91%
OEE =	74%

Tabla 26: *Inventario de maquinaria útil.*

Maquinaria	Código	Cantidad
DESPALILLADORA DPE - 2000PB	DES-DPE	1
FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	FIL-FCOL	2
BOMBA EP – MAYOR	B-EP	2
BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	B-MAX	2
HIDROBOMBA	HBOM	2
HERVIDOR	HER	5
BALANZA DE ALTA PRECISION	BA-ALT	5
CONGELADOR TFI - 4402DK	CONG-TFI	10
MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	MAQ-ENOL	1

Tabla 27: *Ficha técnica de Despalilladora.*

Ficha Técnica	
Nombre	DESPALILLADORA DPE - 2000PB
Marca	Marchisio
Modelo	DPE - 200PB
Potencia	Motor Eléctrico de 0.1 KW (2 HP)
Productividad (TM/Hora)	2
Voltaje (voltios)	220-380-440
Suministro	Monofásico o trifásica
Vida útil (horas)	10000
Peso (kg)	80
Su instalación Requiere	Interruptor termo magnético de 30 Amp.

Tabla 28: *Ficha técnica de Bomba Maxi.*

Ficha Técnica	
Nombre	Bomba maxi 80 litros maxi 80
Marca	Liverani
Modelo	Maxi 80
Potencia	Motor Eléctrico de 4.1 KW (5.5 HP)
Productividad (Litros/Hora)	3600
Voltaje (voltios)	380-440
Suministro	Monofásico o trifásica
Vida útil (horas)	10000
Peso (kg)	95
Su instalación Requiere	Interruptor termo magnético de 30 amp

Tabla 29: Ficha técnica de Filtro de placas.

Ficha Técnica	
Nombre	Filtro de 18 placas FCOLB18PV
Marca	Ausavil
Modelo	FCOLB18PV
Potencia	Motor Eléctrico de 0.4 KW (5 HP)
Productividad (Litros/Hora)	700
Voltaje (voltios)	220-380-440
Suministro	Monofásico o trifásica
Vida util (horas)	20000
Peso (kg)	18

Tabla 30: Ficha técnica de Hidrobomba.

Ficha Técnica	
Nombre	Hidrobomba
Marca	Truper
Modelo	Pretul
Potencia	1/2 HP
Productividad (Litros/Hora)	30
Voltaje (voltios)	380-440
Suministro	Monofásico o trifásica
Vida util (horas)	10000
Peso (kg)	25

Tabla 31: Ficha técnica de Bomba EP Mayor.

Ficha Técnica	
Nombre	Bomba EP Mayor
Marca	Liverani
Modelo	EP Mayor
Potencia	Motor Eléctrico de 1.7 KW (2 HP)
Productividad (Litros/Hora)	1800
Voltaje (voltios)	380-440
Suministro	Monofásico o trifásica
Vida útil (horas)	10000
Peso (kg)	31
Su instalación Requiere	Interruptor termo magnético de 30 amp

Tabla 32: Ficha técnica de hervidor.

Ficha Técnica	
Nombre	Hervidor
Marca	Philips
Modelo	HD9305
Potencia	2200W
Capacidad (Litros)	1.5
Peso (kg)	4

Tabla 33: Ficha técnica de congeladora.

Ficha Técnica	
Nombre	Congeladora
Marca	Ilumi
Modelo	TFI- 4402DK
Capacidad (Litros)	440
Voltaje (voltios)	220V - 60 Hz
Suministro	Monofásico o trifásica
Vida útil (horas)	20000
Peso (kg)	57

Tabla 34: Ficha Técnica de Balanza.

Ficha Técnica	
Nombre	Balanza de alta precisión
Marca	Kern
Modelo	PFB
Entrada	7.5V DC 200Ma
Tamaño(mm)	260x173x60
Capacidad (gramos)	2000

Tabla 35: Ficha técnica de multillenadora.

Ficha técnica	
Nombre	Multillenadora
Marca	Emalic
Modelo	G4
Productividad (Litros/Hora)	144
Voltaje (voltios)	-
Suministro	-
Vida útil (horas)	12500
Peso (kg)	24

Tabla 36: Plan de Mantenimiento.

Plan de actividades de mantenimiento				
Ítem	Máquina	Actividades	Código	Frecuencia
1	DESPALILLADORA DPE - 2000PB	Lubricación de la transmisión	LU-TRA	Semestral
2	DESPALILLADORA DPE - 2000PB	Limpieza de tolva	LI-TOL	Diario
3	DESPALILLADORA DPE - 2000PB	Verificación de estanquidad cámara	VER-EST	Semestral
4	FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	Revisión y cambio de elementos filtrados	REV-FIL	Anual
5	FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	Revisión de bomba	REV-BOM	Semestral
6	FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	Limpieza Interna	LIM-18-INT	Trimestral
7	BOMBA EP MAYOR	Verificación de cojinetes y sellos	VER-EP-CS	Trimestral
8	BOMBA EP MAYOR	Verificación estanquidad uniones	VER-EP-EU	Semestral
9	BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	Verificación de cojinetes y sellos	VER-80-CS	Trimestral
10	BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	Verificación estanquidad uniones	VER-80-EU	Semestral
11	HIDROBOMBA	Lubricación de cojinetes	LU-COJ	Trimestral
12	HIDROBOMBA	Limpieza de motores	LIM-MOT	Trimestral
13	HIDROBOMBA	Cambiar acoplamientos	CAM-ACO	Semestral
14	HERVIDOR	Limpieza con bicarbonato de sodio	LIM-BISO	Semana l
15	BALANZA DE ALTA PRESICION	Revisión y limpieza sistema electrónico	REV-ELEC	Semestral
16	BALANZA DE ALTA PRESICION	Limpieza de platillo	LIM-PLA	Diario
17	CONGELADOR TFI - 4402DK	Revisión de bovinas	REV-BOV	Semestral
18	CONGELADOR TFI - 4402DK	Desescarche evaporador	DES-EVA	Semestral
19	CONGELADOR TFI - 4402DK	Limpieza de filtro	LIM-FIL	Semestral
20	MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	Limpieza Interna	LIM-LLE-INT	Semestral
21	MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	Lubricación de cadenas, rodillos y cojinetes	LUB-CRJ	Trimestral
22	MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	Verificación de circuitos y neumático	VER-CN	Semestral

Tabla 37: Programa de mantenimiento de preventivo.

PROGRAMA DE MANTENIMIENTO PREVENTIVO																
Ítem	Maquina	Actividad	Frecuencia	Realizado	Mes 1	Mes 2	Mes 3	Mes 4	Mes 5	Mes 6	Mes 7	Mes 8	Mes 9	Mes 10	Mes 11	Mes 12
1	DESPALILLADORA DPE - 2000PB	Lubricación de la transmisión	Semestral	Operario						X						X
2	DESPALILLADORA DPE - 2000PB	Limpieza de tolva	Diario	Operario	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
3	DESPALILLADORA DPE - 2000PB	Verificación de estanquidad cámara	Semestral	Terceros						X						X
4	FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	Revisión y cambio de elementos filtrados	Anual	Terceros												X
5	FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	Revisión de bomba	Semestral	Terceros						X						
6	FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	Limpieza Interna	Trimestral	Operario			X			X			X			X
7	BOMBA EP MAYOR	Verificación de cojinetes y sellos	Trimestral	Operario			X			X						
8	BOMBA EP MAYOR	Verificación estanquidad uniones	Semestral	Operario						X						X
9	BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	Verificación de cojinetes y sellos	Trimestral	Operario			X			X			X			X
10	BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	Verificación estanquidad uniones	Semestral	Operario						X						X
11	HIDROBOMBA	Lubricación de cojinetes	Trimestral	Operario			X			X						X
12	HIDROBOMBA	Limpieza de motores	Trimestral	Terceros			X			X						X
13	HIDROBOMBA	Cambiar acoplamientos	Semestral	Terceros						X						X
14	HERVIDOR	Limpieza con bicarbonato de sodio	Semanal	Operario	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
15	BALANZA DE ALTA PRESICION	Revisión y limpieza sistema electrónico	Semestral	Operario						X						X
16	BALANZA DE ALTA PRESICION	Limpieza de platillo	Diario	Operario	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X	X
17	CONGELADOR TFI - 4402DK	Revisión de bovinas	Semestral	Terceros						X						X
18	CONGELADOR TFI - 4402DK	Desescarche evaporador	Semestral	Terceros						X						X
19	CONGELADOR TFI - 4402DK	Limpieza de filtro	Semestral	Terceros						X						X
20	MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	Limpieza Interna	Semestral	Operario						X						X
21	MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	Lubricación de cadenas, rodillos y cojinetes	Trimestral	Operario			X			X			X			X
22	MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	Verificación de circuitos y neumático	Semestral	Terceros						X						X

Tabla 38: Cálculo de MTBF.

Unidad	Horas Max	Paradas Anuales	Tiempo Perdido anual	Tiempo Útil Mensual	MTBF	MTTR	MTBF/ (MTBF + MTTR)
DESPALILLADORA DPE - 2000PB	2880	20	45	2835	141.75	6.5	96%
FILTRO DE 18 PLACAS FCOLB18PV	2880	21	40	2840	135.24	11.35	92%
BOMBA EP – MAYOR	1080	28	52	1028	36.71	4.7	89%
BOMBA MAXI 80 LITROS MAXI 80	1080	26	26	1054	40.54	10.8	79%
HIDROBOMBA	2880	30	55	2825	94.17	5.24	95%
HERVIDOR	2880	20	32	2848	142.40	1.4	99%
BALANZA DE ALTA PRESICION	2880	21	25	2855	135.95	3.5	97%
CONGELADOR TFI - 4402DK	8640	29	45	8595	296.38	12	96%
MAQUINA LLENADORA ENOLMATIC	2880	20	60	2820	141.00	15.1	90%
Total	28080	215	380	27700	129.35	7.84	93%

Tabla 39: OEE actual y después de la implementación.

OEE % DESPUES DE MEJORA	
Disponibilidad	93%
Rendimiento	97%
Calidad	99%
OEE =	89%
OEE % ACTUAL	
Disponibilidad	92%
Rendimiento	95%
Calidad	85%
OEE =	74%

Tabla 40: Impacto del OEE después de la mejorar.

TIPO DE PERDIDA	PERDIDA	IMPACTO EN EL OEE
Pérdida por disponibilidad	7%	8.0%
Pérdida por rendimiento	3%	2.7%
Pérdida de calidad	1%	1.4%
TOTAL	11.47%	12.16%

Tabla 41: Impacto del OEE antes de mejorar.

TIPO DE PERDIDA	PERDIDA	IMPACTO EN EL OEE
Pérdida por disponibilidad	8%	8.7%
Pérdida por rendimiento	5%	5.3%
Pérdida de calidad	15%	17.6%
TOTAL	28%	31.606%

Tabla 42: Implementación de MRP.

DESCRIPCIÓN	SEMANAS															
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Producto (Presentación)																
Vinos del amor	-	-	48	48	48	97	129	67	67	67	133	87	87	87	87	-

Tabla 43: MRP.

Artículo	Tamaño del lote	Plazo	En inventario	Nivel	SS																
Vinos	LxL	-	344	1	78																
Periodo	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16				
REQUERIMIENTOS BRUTOS		0	0	48	48	48	97	129	67	67	67	133	87	87	87	87	0				
RECEPCIONES PROGRAMADAS																					
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	344	344	344	296	247	199	102	78	78	78	78	78	78	78	78	78	78				
REQUERIMIENTOS NETOS		0	0	0	0	0	0	104	67	67	67	133	87	87	87	87	0				
PEDIDOS PLANEADOS		0	0	0	0	0	0	104	67	67	67	133	87	87	87	87	0				
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		0	0	0	0	0	0	104	67	67	67	133	87	87	87	87	0				

Tabla 44: Implementación de MRP.

DESCRIPCIÓN	SEMANAS															
Producto (Presentación)	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Vinos del amor	-	-	48	48	48	97	129	67	67	67	133	87	87	87	87	-

Tabla 45: Inicial de MRP.

Artículo	Tamaño del lote	Plazo	En inventario	Nivel	SS																
Vinos	LxL	-	344	1	78																
Período	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16				
REQUERIMIENTOS BRUTOS		0	0	48	48	48	97	129	67	67	67	133	87	87	87	87	0				
RECEPCIONES PROGRAMADAS																					
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	344	344	344	296	247	199	102	78	78	78	78	78	78	78	78	78	78				
REQUERIMIENTOS NETOS		0	0	0	0	0	0	104	67	67	67	133	87	87	87	87	0				
PEDIDOS PLANEADOS		0	0	0	0	0	0	104	67	67	67	133	87	87	87	87	0				
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		0	0	0	0	0	0	104	67	67	67	133	87	87	87	87	0				

Tabla 46: Componente Botella.

COMPONENTE 1: Botella																	
SKU1	unidad	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
	1.00	0	0	48	48	48	97	129	67	67	67	133	87	87	87	87	0

Stock Inicial : 344

Tamaño de lote : LxL SS 78

Lead-time entrega : 0

Tabla de cálculos y obtención de lanzamientos

Período	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
REQUERIMIENTOS BRUTOS		-	-	48	49	49	97	129	67	67	67	134	87	87	87	87	-
RECEPCIONES PROGRAMADAS																	
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	343.6853739	344	344	296	247	198	101	78	78	78	78	78	78	78	78	78	78
REQUERIMIENTOS NETOS		-	-	-	-	-	-	106	67	67	67	134	87	87	87	87	-
PEDIDOS PLANEADOS		-	-	-	-	-	-	106	67	67	67	134	87	87	87	87	-
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		-	-	-	-	-	-	106	67	67	67	134	87	87	87	87	-

Tabla 47: Componente Uva.

Componente 2: Uva (mezcla)																	
COMPONENTE 2: Uva																	
	Kg	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
SKU1	2	-	-	-	-	-	-	213	134	134	134	268	174	174	174	174	-
Stock Inicial :	1254																
Tamaño de lote :	LxL			SS			121										
Lead-time entrega :	1																
Tabla de cálculos y obtención de lanzamientos																	
Periodo	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
REQUERIMIENTOS BRUTOS		-	-	-	-	-	-	213	134	134	134	268	174	174	174	174	-
RECEPCIONES PROGRAMADAS																	
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	1254	1,254	1,254	1,254	1,254	1,254	1,254	1,041	907	773	639	371	197	121	121	121	121
REQUERIMIENTOS NETOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	98	174	174	-
PEDIDOS PLANEADOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	98	174	174	-
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	98	174	174	-	-

Tabla 48: Componente de Corcho.

Material 1: Corcho																	
¿Quién lo requiere?	unidad	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Comp1	1	0	0	0	0	0	0	106	67	67	67	134	87	87	87	87	0
Total		0	0	0	0	0	0	107	67	67	67	134	87	87	87	87	0
Stock Inicial :	627																
Tamaño de lote :	LxL			SS			60										
Lead-time entrega :	1																
Tabla de cálculos y obtención de lanzamientos																	
Periodo	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
REQUERIMIENTOS BRUTOS		-	-	-	-	-	-	107	67	67	67	134	87	87	87	87	-
RECEPCIONES PROGRAMADAS																	
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	627	627	627	627	627	627	627	520	453	386	319	185	98	60	60	60	60
REQUERIMIENTOS NETOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	49	87	87	-
PEDIDOS PLANEADOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	49	87	87	-
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	49	87	87	-	-

Tabla 49: Componente de Etiquetas.

Material 2: Etiquetas																	
¿Quién lo requiere?	und/bat	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Comp1	1	0	0	0	0	0	0	106	67	67	67	134	87	87	87	87	0
Total		0	0	0	0	0	0	106	67	67	67	134	87	87	87	87	0

Stock Inicial : 344
 Tamaño de lote : LxL SS 78
 Lead-time entrega : 1

Tabla de cálculos y obtención de lanzamientos

Periodo	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
REQUERIMIENTOS BRUTOS		-	-	-	-	-	-	106	67	67	67	134	87	87	87	87	-
RECEPCIONES PROGRAMADAS																	
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	344	344	344	344	344	344	344	238	171	104	78	78	78	78	78	78	78
REQUERIMIENTOS NETOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	41	134	87	87	87	87	-
PEDIDOS PLANEADOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	41	134	87	87	87	87	-
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		-	-	-	-	-	-	-	-	41	134	87	87	87	87	-	-

Tabla 50: Componente Capuchón.

Material 3: Capuchon																	
¿Quién lo requiere?	und/bat	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
Comp1	1.00	0	0	0	0	0	0	106	67	67	67	134	87	87	87	87	0
Total		0	0	0	0	0	0	106	67	67	67	134	87	87	87	87	0

Stock Inicial : 627
 Tamaño de lote : LxL SS 60
 Lead-time entrega : 0

Tabla de cálculos y obtención de lanzamientos

Periodo	Inicial	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16
REQUERIMIENTOS BRUTOS		-	-	-	-	-	-	106	67	67	67	134	87	87	87	87	-
RECEPCIONES PROGRAMADAS																	
PROYECCIÓN DE DISPONIBILIDAD	627	627	627	627	627	627	627	521	454	387	320	186	99	60	60	60	60
REQUERIMIENTOS NETOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	48	87	87	-
PEDIDOS PLANEADOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	48	87	87	-
LIBERACIÓN PLANIFICADA DE PEDIDOS		-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	48	87	87	-

Tabla 51: Datos de productividad de mano.

FECHA	RESPONSABLE	NOMBRE DEL VINO	CANTIDAD FINAL (BOT X 750ML)	ENCORCHADO (MINUTOS)	ENCAPSULADO (MINUTOS)	ETIQUETADO (MINUTOS)	TOTAL DE TIEMPO (MINUTOS)	PRODUCTIVIDAD DE EMBOTELLADO
ENERO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	437.25	227	83	381	691	0.633
FEBRERO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	184.5	75	60	161	295	0.624
MARZO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	283.5	115	89	247	451	0.629
ABRIL	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	374.25	151	71	326	549	0.682
MAYO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	494.25	200	94	451	745	0.664
JUNIO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	539.25	218	103	470	791	0.682
JULIO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	813	328	155	738	1222	0.665
AGOSTO	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	624.75	252	119	569	941	0.664
SETIEMBRE	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	242.25	93	45	184	321	0.754
OCTUBRE	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	297.75	102	55	247	404	0.737
NOVIEMBRE	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	297.75	105	56	253	414	0.718
DICIEMBRE	SANTIAGO ALEXANDER MORALES	TINTO DULCE	-	-	-	-	-	-

Tabla 52: Datos de Productividad de materia prima.

Tabla 53: Productividad mano de obra calculada.

BOTELLA ENVASADA POR MINUTO ANTES DE MEJORA	BOTELLA ENVASADA POR MINUTO DESPUES DE MEJORA	DIFERENCIA	PORCENTAJE DE MEJORA
0.658	0.735	0.077	10.44%

Tabla 54: Productividad de materia prima calculada.

LITRO DE VINO POR CADA KG DE UVA ANTES DE MEJORA	LITRO DE VINO OBTENIDO POR CADA KG DE UVA DESPUES DE MEJORA	DIFERENCIA	PORCENTAJE DE MEJORA
0.777	0.839	0.063	7.47%

Anexo B: Figuras

Figura 1: Diagrama de Ishikawa diagnóstico de la problemática.

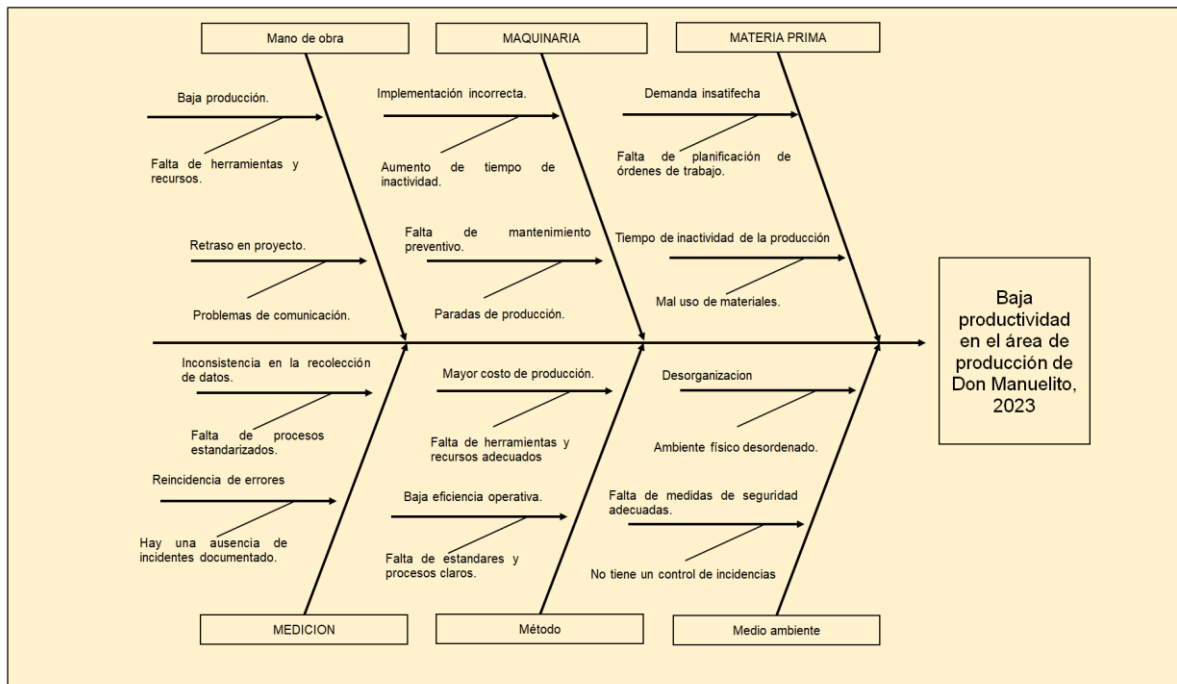


Figura 2: Valoración de Causas de Ishikawa

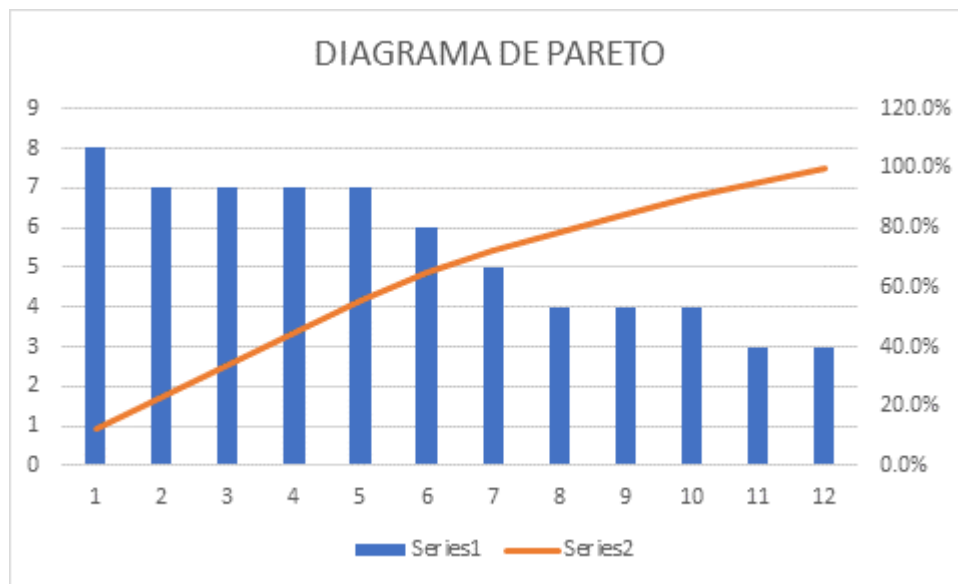


Figura 3: Diagrama DOP

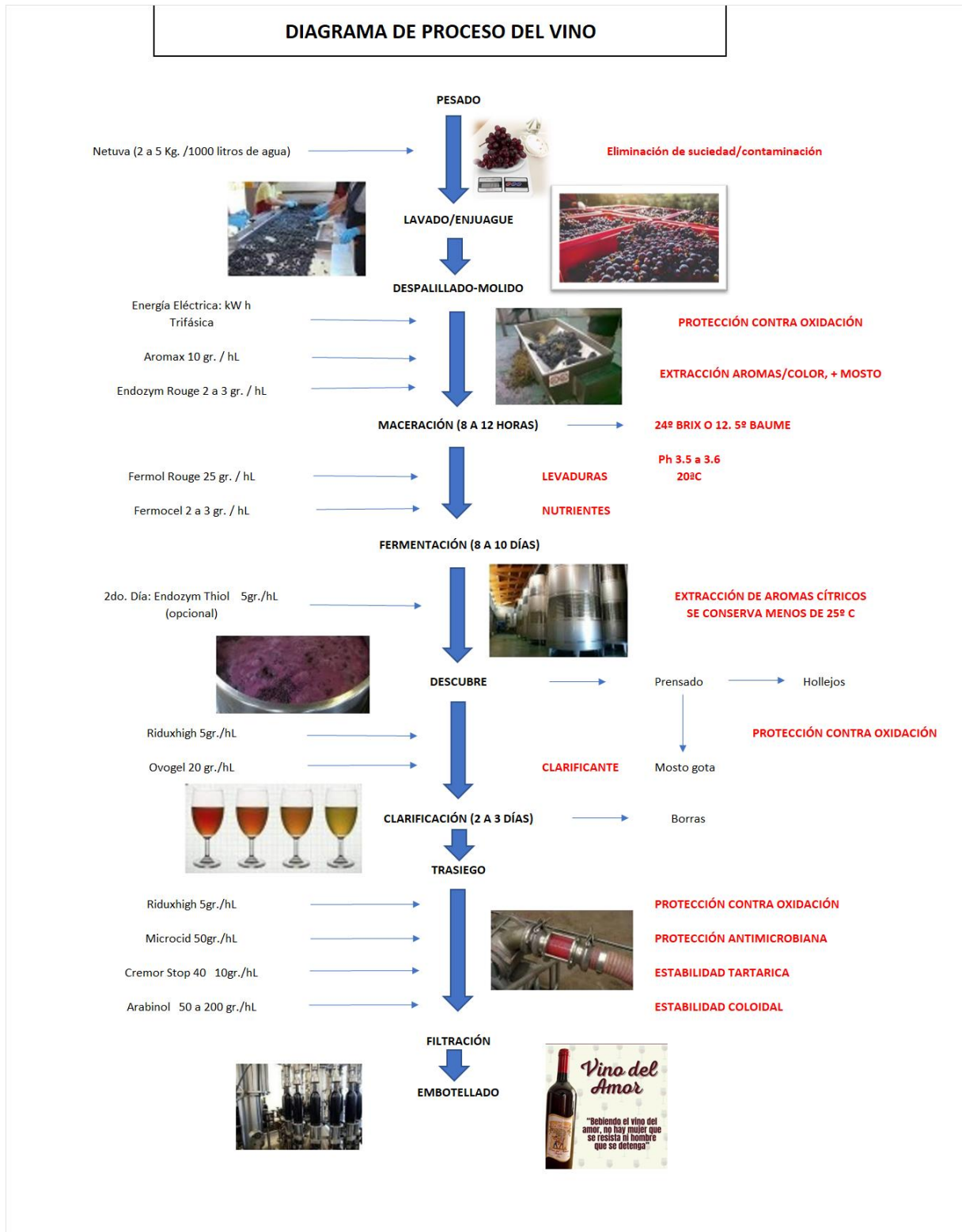


Figura 4: Diagrama de Pareto de Tiempo de ciclo vs Takt Time.

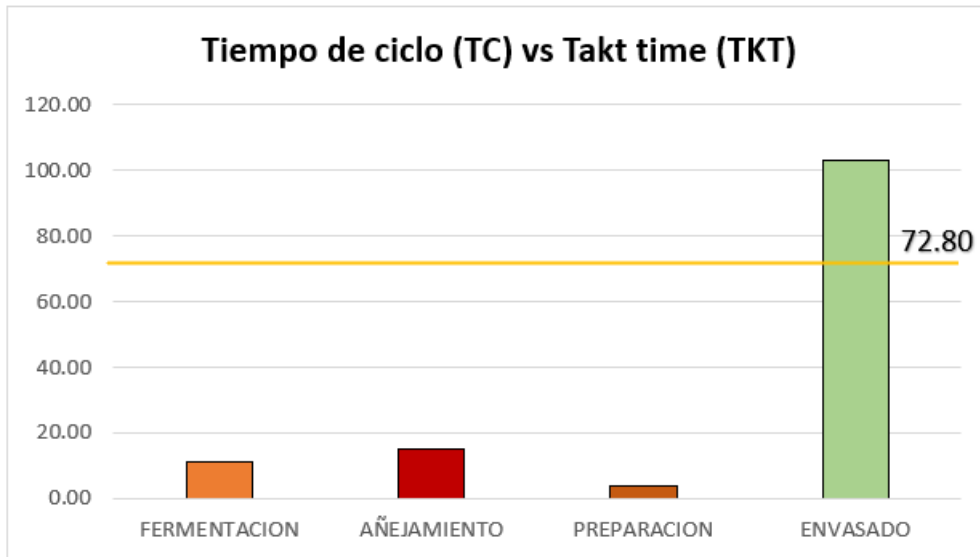


Figura 5: Proceso de planificación MRP.

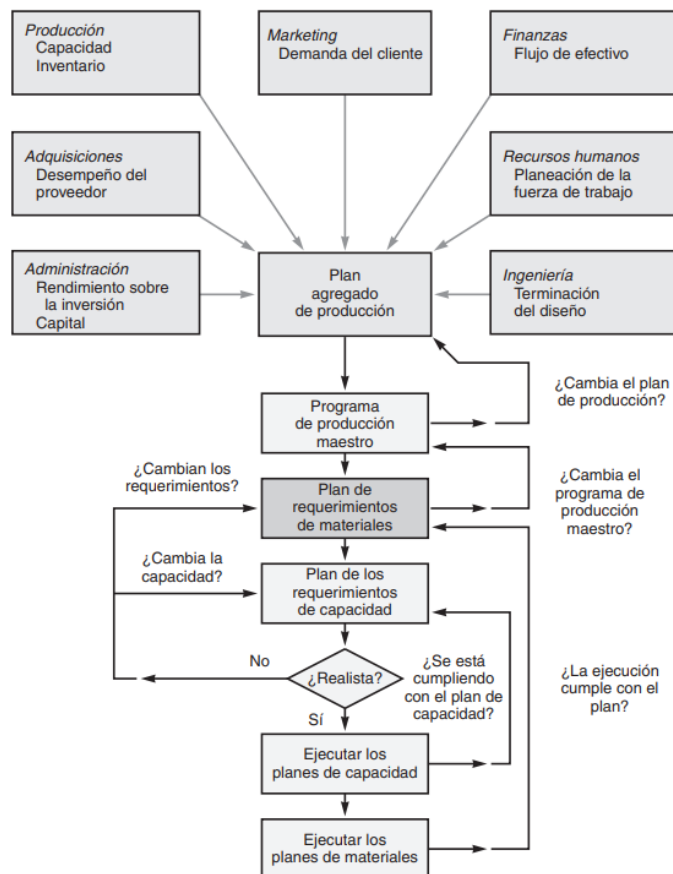


Figura 6: VSM actual Don Manuelito.

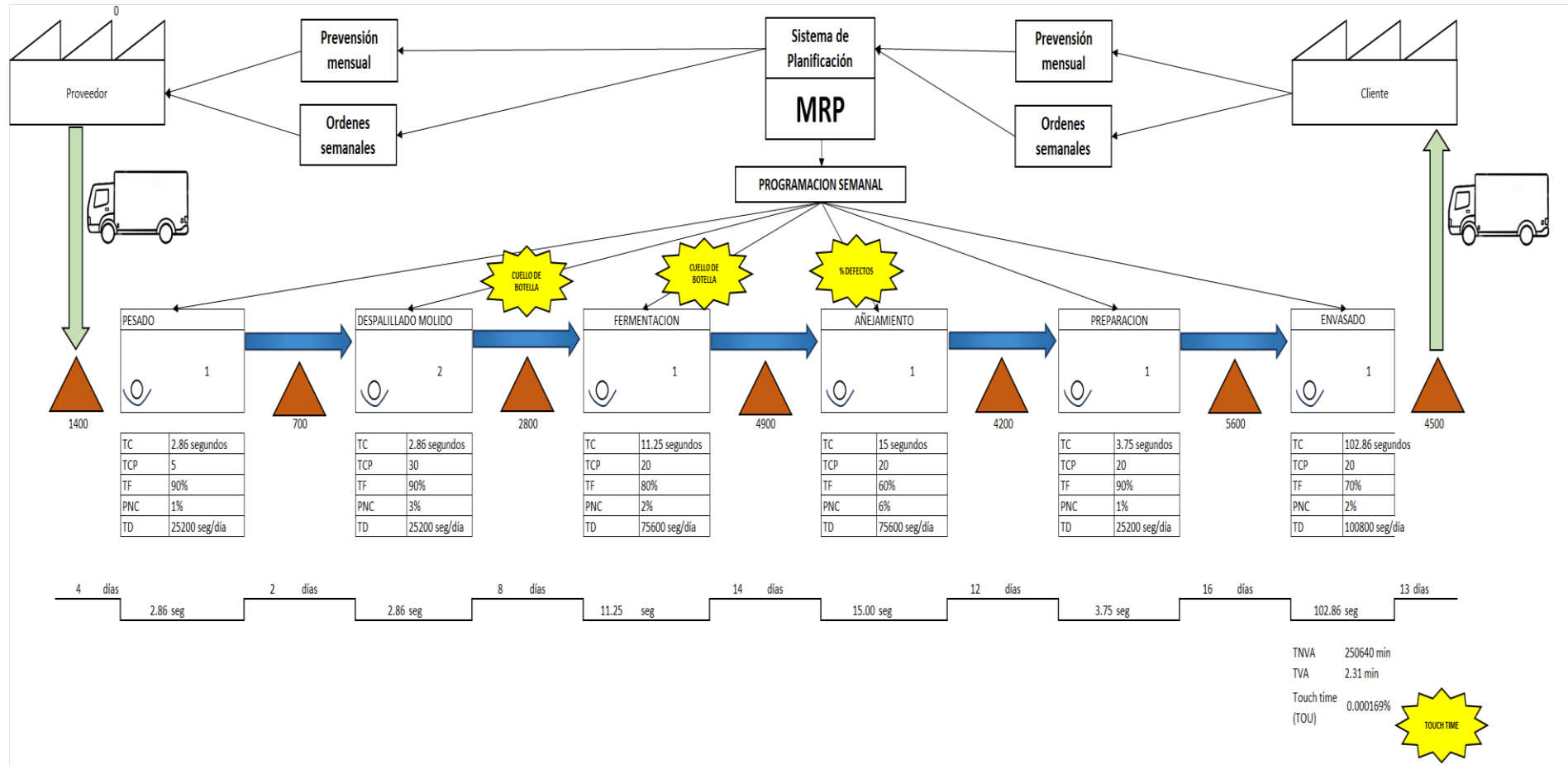


Figura 7: Mapa de flujo de Implementación de modelo predictivo.

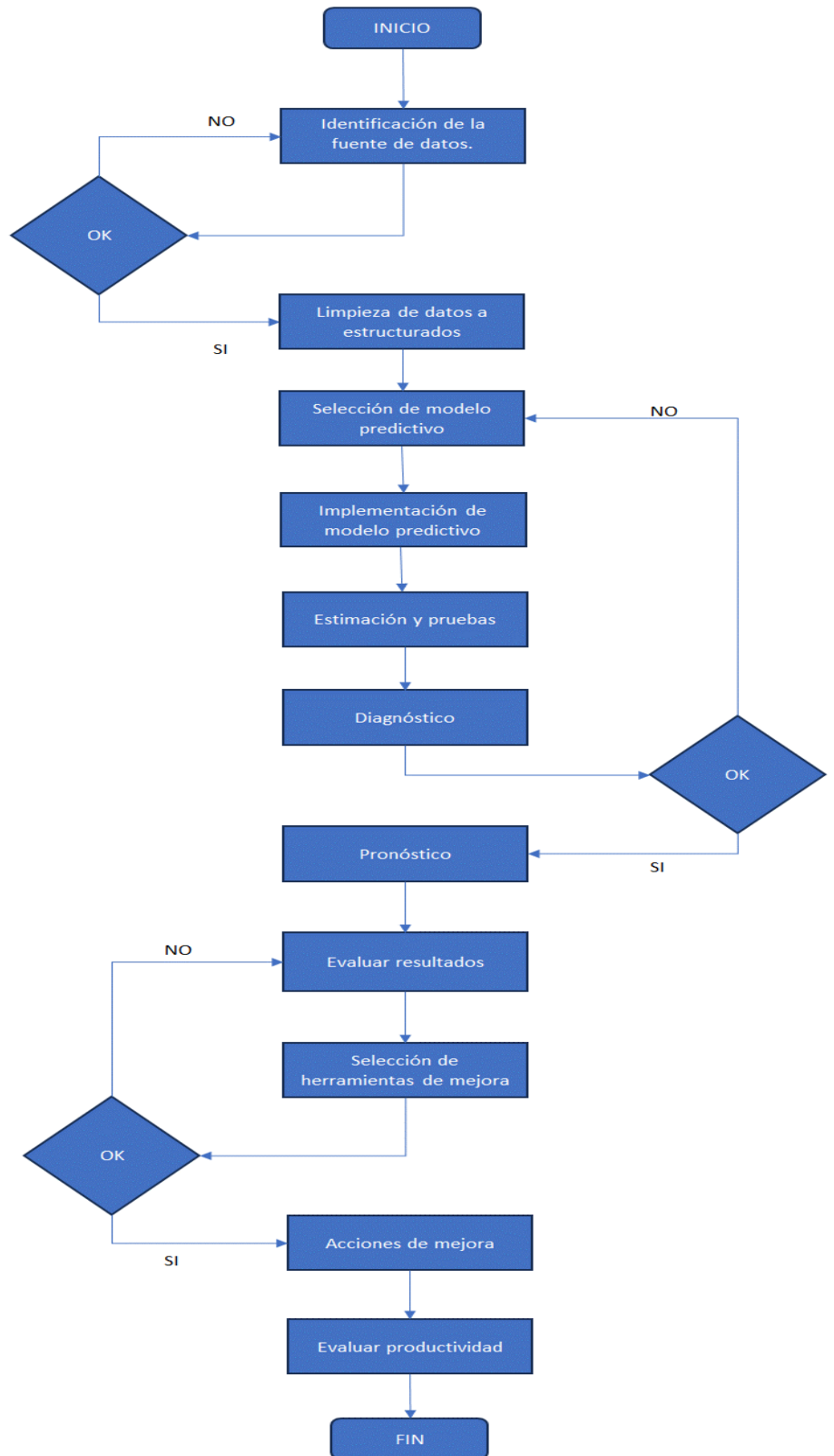


Figura 8: Programación en Rstudio de Arima

```
#Lo primero que tenemos que hacer es instalar las siguientes librerías en RStudio:
install.packages("forecast")
install.packages("openxlsx")
install.packages("readxl")
install.packages("ggplot2")

#Después debemos llamar a las librerías:
library(forecast)
library(readxl)
library(ggplot2)

#Segun el tipo de vino a pronosticar cambiar data:

#TINTO_DULCE.xls

#El siguiente paso es importar los datos de excel a RStudio

setwd("C:\\Users\\VINOS DON MANUELITO\\Desktop\\Santiago")

data <- read_xls("TINTO_DULCE.xls")
data[,2] <- data[,2]/1
tsarima_tinto <- ts(data, start=c(2020,1), frequency=12)

#Primer modelo arima

modelo_manual <- arima(tsarima_tinto[, 2], order = c(20,1,20))
summary(modelo_manual)

pronostico <- forecast(modelo_manual, 12, level=95)
plot(pronostico, main="Pronóstico con order = c(20, 1,20)", sub="DEMANDA DE VINO TINTO SEMI SECO")

pronostico=forecast::forecast(modelo_manual, h=12)
pronostico
plot(pronostico)

#Segundo modelo arima

modelo_manual1 <- arima(tsarima_tinto[, 2], order = c(14, 1, 12))
summary(modelo_manual1)

pronostico <- forecast(modelo_manual1, 12, level=95)
plot(pronostico, main="Pronóstico con order = c(14, 1, 18)", sub="DEMANDA DE VINO TINTO")
pronostico=forecast::forecast(modelo_manual1, h=12)
pronostico
plot(pronostico)

#tercer modelo arima

modelo_manual2 <- arima(tsarima_tinto[, 2], order = c(14, 1, 22))
summary(modelo_manual2)

pronostico <- forecast(modelo_manual2, 12, level=95)
plot(pronostico, main="Pronóstico con order = c(14, 1, 22)", sub="DEMANDA DE VINO TINTO")
pronostico=forecast::forecast(modelo_manual2, h=12)
pronostico
plot(pronostico)

#Cuarto modelo arima

modelo_manual3 <- arima(tsarima_tinto[, 2], order = c(10, 1, 24))
summary(modelo_manual3)

pronostico <- forecast(modelo_manual3, 12, level=95)
plot(pronostico, main="Pronóstico con order = c(10, 1, 24)", sub="DEMANDA DE VINO TINTO")
pronostico=forecast::forecast(modelo_manual3, h=12)
pronostico
plot(pronostico)
```


Figura 9: Modelo predictivo con orden = c (20, 1, 20))

Pronóstico con order = c(20, 1,2

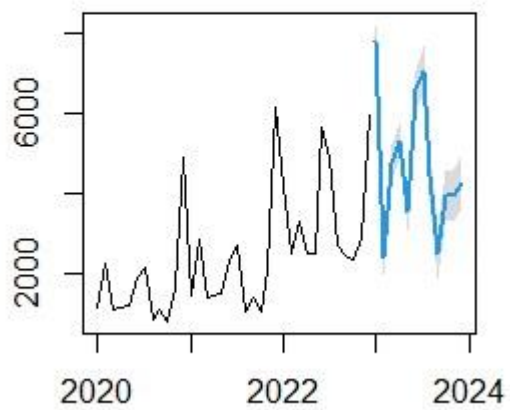


Figura 10: Implementación de Kanban.

POR HACER	EN PROGRESO	EN ESPERA	COMPLETADO	ARCHIVADO
Tarea 1: Recepcion Descripción: Recepcion de envases Inicio: 15/05/2023 Previsto: 15/05/2023 Final: 16/05/2023 Asignado: Santiago	Tarea 3: Fermentacion alcoholica Descripción: Dejar en reposo vino de los dioses Inicio: 10/04/2023 Previsto: 25/05/2023 Final: 21/05/2023 Asignado: Luis Portilla	Tarea 4: Separacion de cascara y pepas Descripción: Separacion de cascara uva borgoña Inicio: 10/05/2023 Previsto: 12/05/2023 Final: 11/05/2023 Asignado: Luis Portilla	Tarea 8: Filtrado Descripción: Filtrado de uva blanca Inicio: 16/05/2023 Previsto: 19/05/2023 Final: 18/05/2023 Asignado: Santiago Ninantanta	Tarea 10: Video Agenda-Calendario 2023 Descripción: Subtítulos del video Inicio: 29/12/2022 Previsto: 31/12/2022 Final: 31/12/2022 Asignado: Pedro Wave
Tarea 2: Estrujado Descripción: Estrujar uva blancas Inicio: 12/05/2023 Previsto: 15/05/2023 Final: 14/05/2023 Asignado: Santiago	Tarea 5: Fermentacion maloláctica Descripción: Suavizacion de acido lactico Inicio: 8/05/2023 Previsto: 14/05/2023 Final: 12/05/2023 Asignado: Luis Portilla	Tarea 14: Envasar Descripción: Envasar 10 cajas de 12 unidades Inicio: 10/05/2023 Previsto: 10/05/2023 Final: 18/01/2023 Asignado: Luis Portilla	Tarea 9: Envasado Descripción: Envasar 50 cajas de 12 unidades Inicio: 10/05/2023 Previsto: 12/05/2023 Final: 11/05/2023 Asignado: Santiago Ninantanta	Tarea 11: Video Ajedrez Igualitario Descripción: Editar video Inicio: 3/01/2023 Previsto: 6/01/2023 Final: 6/01/2023 Asignado: Pedro Wave
	Tarea 6: Trasiago Descripción: Movilizar la parte liquida- Inicio: 10/05/2023 Previsto: 12/05/2023 Final: 12/05/2023 Asignado: Santiago Ninantanta		Tarea 13: Fermentacion Descripción: Fermentar uva Alejandria Inicio: 25/04/2023 Previsto: 10/05/2023 Final: 9/05/2023 Asignado: Luis Portilla	Tarea 12: Video Tablero Kanban Descripción: Editar video Inicio: 5/01/2023 Previsto: 9/01/2023 Final: 9/01/2023 Asignado: Pedro Wave
	Tarea 7: Estabilizacion Descripción: Estabilizar uva Alejandria Inicio: 12/05/2023 Previsto: 27/05/2023 Final: 26/05/2023 Asignado: Santiago Ninantanta		Tarea 15: Diagrama de Gantt en la nube Descripción: Compartido en OneDrive Inicio: 12/01/2023 Previsto: 31/01/2023 Final: 30/01/2023 Asignado: Pedro Wave	Tarea 16: Videotutorial Diagrama de Gantt Descripción: Casos de uso Inicio: 30/01/2023 Previsto: 30/01/2023 Final: 30/01/2023 Asignado: Pedro Wave
	Tarea 27: Convertir medidas Descripción: Conversor de unidades de medida Inicio: 25/04/2023 Previsto: 10/05/2023 Final: 0/01/1900 Asignado: Pedro Wave		Tarea 17: Listar todos los articulos del blog Descripción: Descarga de mi OneDrive Público Inicio: 27/01/2023 Previsto: 13/02/2023 Final: 10/02/2023 Asignado: Pedro Wave	

Figura 11: Diagrama de Layout actual.

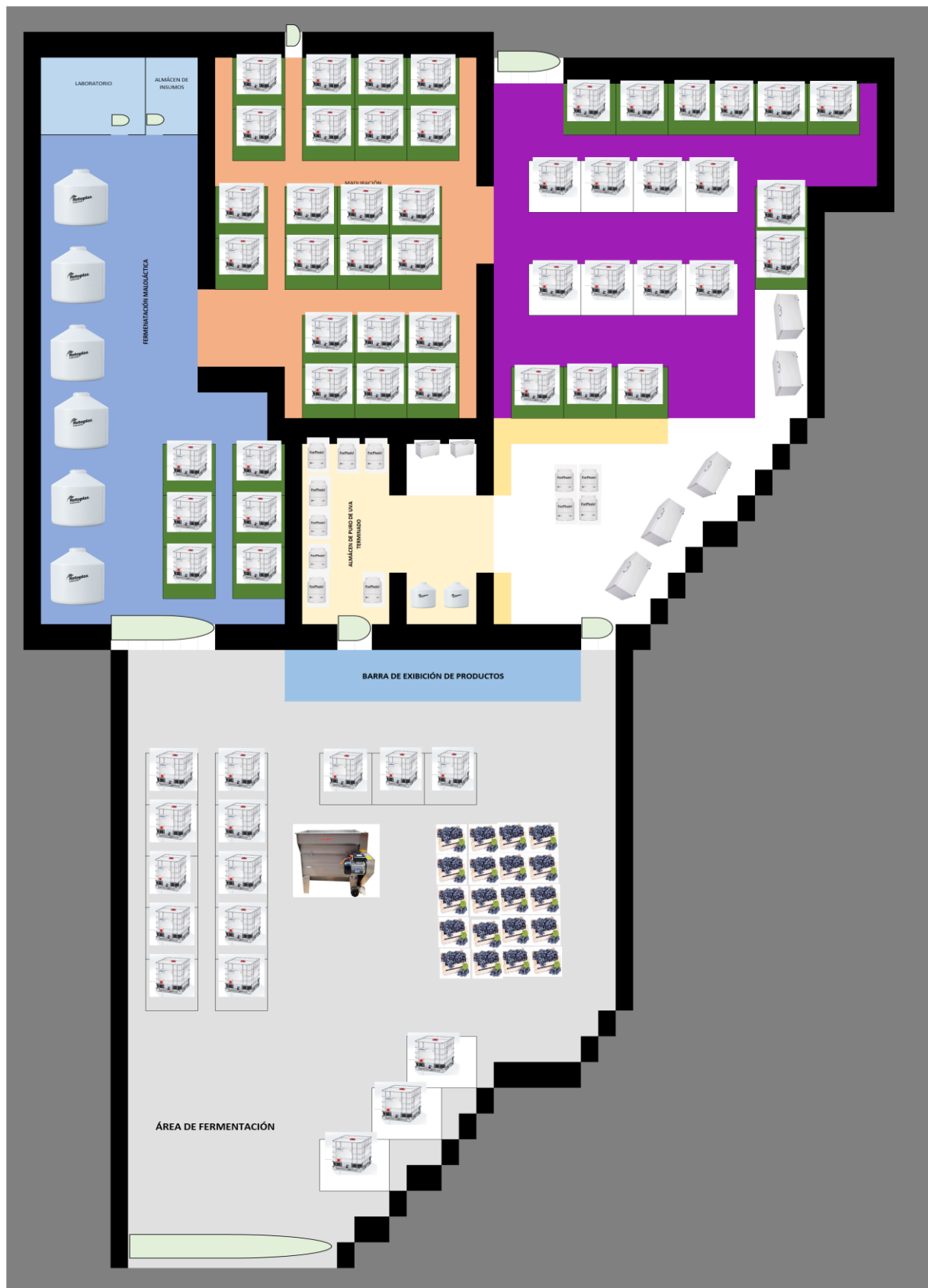
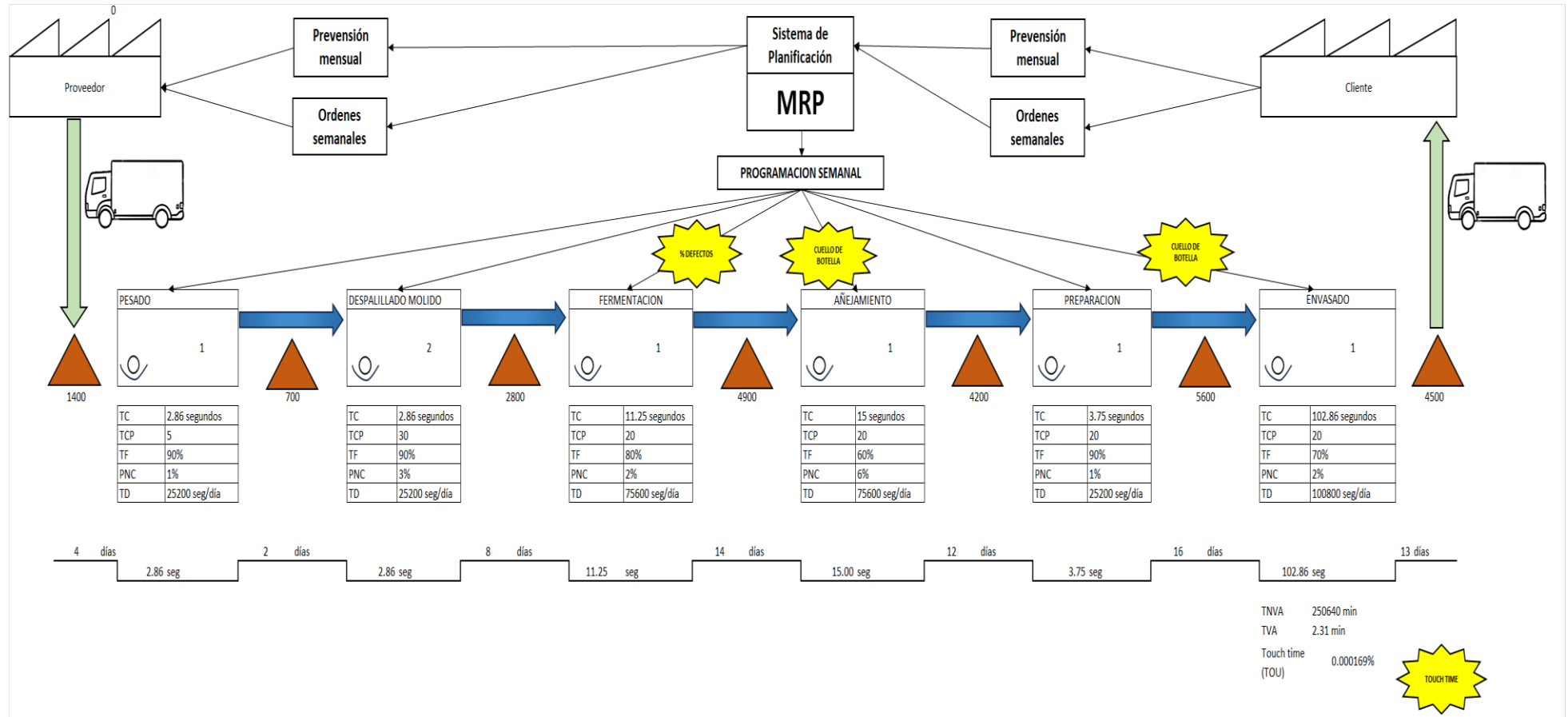


Figura 12: Diagrama de Layout con mejoras de implementación.



Figura 13: VSM mejorado.



Anexo C: Instrumentos

Tabla 55: Evaluación de juicio de experto 1

FORMATO DE EVALUACIÓN DE INSTRUMENTO- JUCIO POR EXPERTOS

DATOS DEL EVALUADOR:

Apellidos y Nombres: Javez Valladares Santos Santiago

Número de colegiatura: CIP 139806

Profesión: Ingeniero Industrial

Cargo: Docente de tiempo parcial

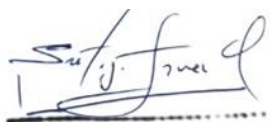
N° Anexo	Instrumentos	Objetivos específicos	Escala Evaluativa			Observaciones
			A	B	C	
C-01	Guía de entrevista	Diagnosticar las operaciones en el área de producción.	X			
	Ficha de indicador Productividad		X			
C-02	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad actual en el área de producción	X			
C-03	Ficha de indicador volumen.	Implementar las acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción.	X			
	Ficha de indicador de velocidad		X			
	Ficha de indicador de Variedad		X			
	Ficha de indicador de Veracidad.		X			
C-04	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.	X			

Escala evaluativa:

A: Totalmente de acuerdo.

B: De acuerdo.

C: Desacuerdo.



Santos S. Javez Valladares
ING. INDUSTRIAL
C. CIP 139806

Tabla 56: Evaluación de juicio de experto 2

FORMATO DE EVALUACIÓN DE INSTRUMENTO- JUCIO POR EXPERTOS

DATOS DEL EVALUADOR:

Apellidos y Nombres: Jorge Luis Alfaro

Número de colegiatura: CIP 158245

Profesión: Ingeniero Industrial

Cargo: Docente de tiempo parcial

N° Anexo	Instrumentos	Objetivos específicos	Escala Evaluativa			Observaciones
			A	B	C	
C-01	Guía de entrevista	Diagnosticar las operaciones en el área de producción.		X		
	Ficha de indicador Productividad			X		
C-02	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad actual en el área de producción		X		
C-03	Ficha de indicador volumen.	Implementar las acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción.		X		
	Ficha de indicador de velocidad			X		
	Ficha de indicador de Variedad			X		
	Ficha de indicador de Veracidad.			X		
C-04	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.		X		

Escala evaluativa:

A: Totalmente de acuerdo.

B: De acuerdo.

C: Desacuerdo.



Jorge Luis Alfaro Rosas
ING. INDUSTRIAL
CIP 158245 - VicePresidente

TRUJILLO, 05 De JULIO 2023

Tabla 57: Evaluación de juicio de experto 3

FORMATO DE EVALUACIÓN DE INSTRUMENTO- JUCIO POR EXPERTOS

DATOS DEL EVALUADOR:

Apellidos y Nombres: Narvaez Esquivel Thanarit Nikita

Número de colegiatura: CIP 257746

Profesión: Ingeniero Industrial

Cargo: Jefe de área de producción

N° Anexo	Instrumentos	Objetivos específicos	Escala Evaluativa			Observaciones
			A	B	C	
C-01	Guía de entrevista	Diagnosticar las operaciones en el área de producción.	X			
	Ficha de indicador Productividad			X		
C-02	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad actual en el área de producción		X		
C-03	Ficha de indicador volumen.	Implementar las acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción.		X		
	Ficha de indicador de velocidad		X			
	Ficha de indicador de Variedad			X		
	Ficha de indicador de Veracidad.			X		
C-04	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.		X		

Escala evaluativa:

A: Totalmente de acuerdo.

B: De acuerdo.

C: Desacuerdo.



THANARIT NIKITA
NARVAEZ ESQUIVEL
 Ingeniera Industrial
 CIP N° 257746

TRUJILLO, 05 De JULIO 2023

Tabla 58: Evaluación de juicio de experto 4

FORMATO DE EVALUACIÓN DE INSTRUMENTO- JUCIO POR EXPERTOS

DATOS DEL EVALUADOR:

Apellidos y Nombres: Chamay Ordoñez José Percy

Número de colegiatura: CIP 268462

Profesión: Ingeniero Industrial

Cargo: Gerente de Operaciones

N° Anexo	Instrumentos	Objetivos específicos	Escala Evaluativa			Observaciones
			A	B	C	
C-01	Guía de entrevista	Diagnosticar las operaciones en el área de producción.	X			
	Ficha de indicador Productividad		X			
C-02	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad actual en el área de producción	X			
C-03	Ficha de indicador volumen.	Implementar las acciones de mejora con un modelo predictivo con macrodatos en el área de producción.	X			
	Ficha de indicador de velocidad		X			
	Ficha de indicador de Variedad		X			
	Ficha de indicador de Veracidad.		X			
C-04	Excel Formulas de Productividad	Determinar la productividad después de la implementación del método predictivo con macrodatos en el área de producción.	X			

Escala evaluativa:

A: Totalmente de acuerdo.

B: De acuerdo.

C: Desacuerdo.



JOSE PERCY
CHAMAY ORDOÑEZ
 Ingeniero Industrial
 CIP N° 268462

TRUJILLO, 05 De JULIO 2023

Tabla 60: Guía de observación


	Guía de Observación
Nombre de la empresa a observar:	
Investigación:	
Observador:	
ÁREA	
OBJETIVO	
FECHA DE REALIZACIÓN:	
REGISTRO DE INFORMACIÓN	
NOTAS DE INFORMACIÓN	

Tabla 62: Ficha indicador Velocidad.

FICHA DE ABASTECIMIENTO DE VINO AGRANEL A BODEGA DON MANUELITO

En el siguiente informe se detallará las salidas de vino granel de la planta de procesos ubicada en el fundo “El Naranjo” y el ingreso de vino al local de venta, bodega “Don Manuelito”.

Fecha: -

TIPO DE VINO	NOMBRE DE VINO	FECHA DE PEDIDO	FECHA - LOTE	CANTIDAD (LT) REAL	UBICACIÓN	TIEMPO DE PEDIDO (días)
TIEMPO PROMEDIO POR PEDIDO						0.00

Anexo D: Permisos

Tabla 66: Acta de acceso a información para desarrollo de Tesis.



ACTA DE ACCESO A INFORMACIÓN PARA DESARROLLO DE TESIS

El representante de la empresa: **Iglesias Villalobos Segundo Abraham**, hace de conocimiento que la Sr. **Abad Jara, John Santos Mario** y el Sr. **Ninatanta Morales, Santiago Alexander**, Estudiantes de la Universidad César Vallejo de la Escuela de ingeniería Industrial, han solicitado el acceso a las instalaciones de la empresa **Vinos Don Manuelito** ubicada en la ciudad de Cascas, distrito de Gran Chimú, en la fecha 10/04/23, el motivo es para el recojo de datos que le ayudaran a realizar su investigación de fin de carrera.

La empresa se compromete a brindarle el acceso y se limita, previo acuerdo con el estudiante, a dar o no datos confidenciales, dado la política propia de la empresa.

Es potestad del estudiante aplicar sus diferentes conocimientos en el desarrollo del trabajo a realizar.

Así mismo, la empresa exige se le haga llegar una copia del trabajo realizado como prueba del buen uso de los datos recogidos.

Para dar fe del acuerdo se firma el siguiente documento:

 _____ Firma de la estudiante Abad Jara, John Santos Mario DNI: 71376425	 _____ Firma del estudiante Ninatanta Morales, Santiago Alexander DNI: 75546910
--	--


Sello y firma del Representante de la empresa
Iglesias Villalobos Segundo Abraham
DNI: 27146684
Cargo: Gerente General

Trujillo: 30 del mes de mayo del año 2023

Tabla 67: Autorización para publicación de Tesis del gerente de la empresa.



AUTORIZACIÓN PARA PUBLICACIÓN DE TESIS EN EL REPOSITORIO

Iglesias Villalobos Segundo Abraham
Gerente General
Vinos Don Manuelito
06 de junio 2023

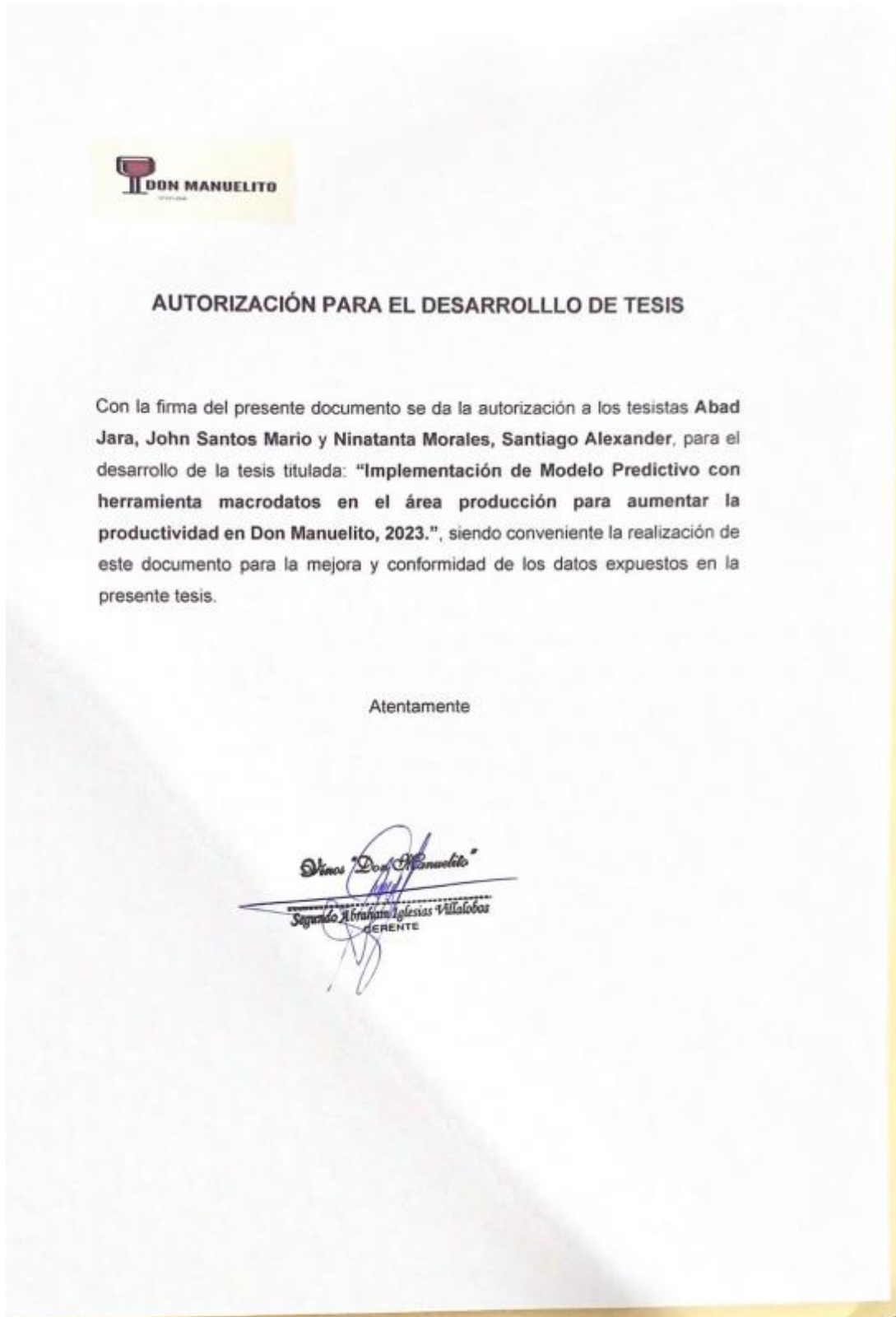
Estimados estudiantes tesis **Abad Jara, John Santos Mario y Ninatanta Morales, Santiago Alexander**. En respuesta a la carta de ustedes en la que solicitan la autorización para publicar la tesis denominada **"Implementación de Modelo Predictivo con herramienta macrodatos en el área producción para aumentar la productividad en Don Manuelito, 2023."**, en el Repositorio de la Biblioteca de la Universidad Cesar Vallejo, así como en revistas especializadas en **Investigación Científica**, a fin de contribuir con la base de datos académica que les permitirá llevar a cabo investigaciones en la misma línea, la que se implementó en nuestra empresa.

Les brindamos la autorización para la publicación de lo antes mencionado. Así mismo se les agradece por el aporte brindado a nuestra empresa.

Saludos cordiales
Atentamente


Vinos "Don Manuelito"
Segundo Abraham Iglesias Villalobos
GERENTE

Tabla 68: Autorización para el desarrollo de tesis.



ANEXO FOTOS

Foto 1: Firma de autorización por el gerente de Don Manuelito.



Foto 2: Entrevista a Trabajadores 1.



Foto 3: Entrevista a Trabajadores 2.



Foto 4: Entrevista a Trabajador encargado de Fermentación.



Foto 5: Entrevista a Trabajador encargado de Producto final.



Foto 6: Aplicación de Ficha de ventas.

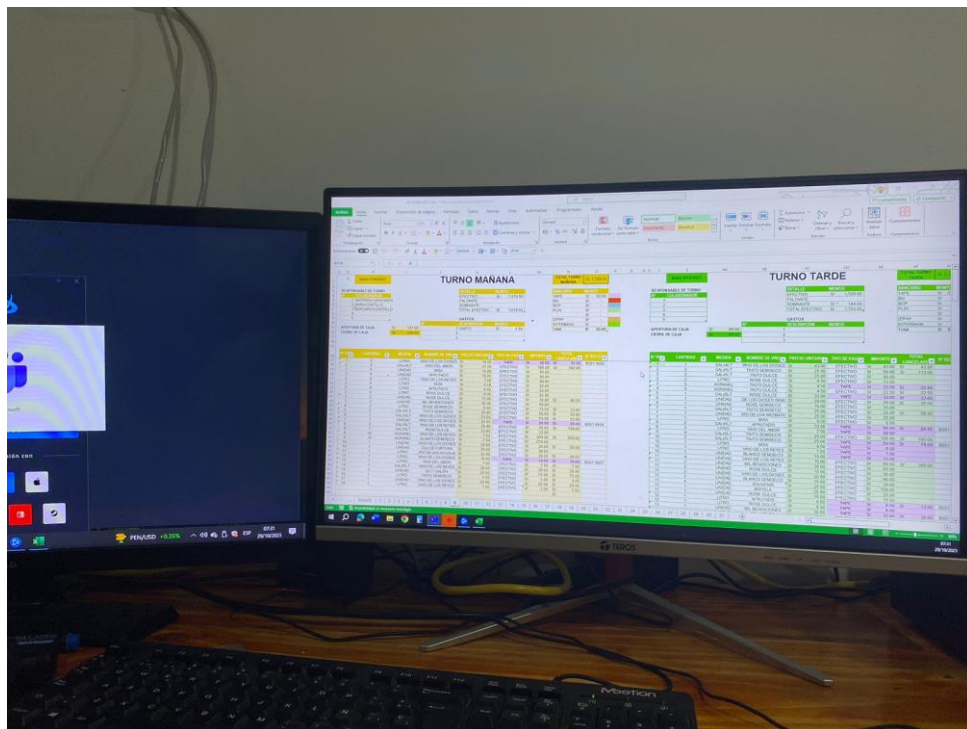


Foto 7: Aplicación de Ficha en físico de abastecimiento.

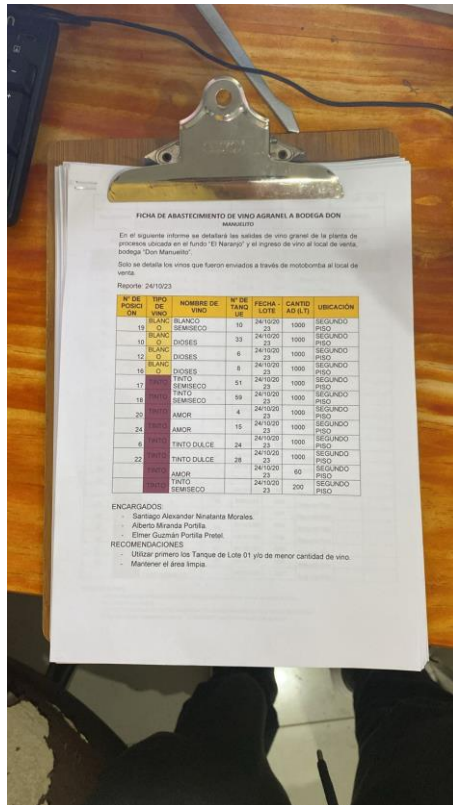


Foto 8: Registros de abastecimiento expuesto en área de envasado.



Foto 9: Explicación de proceso de Fermentación por trabajador.



Foto 10: Inspección de almacenamiento de producción.



Foto 11: Aplicación de Power Bi para análisis de información del Modelo Predictivo Con Macrodatos.

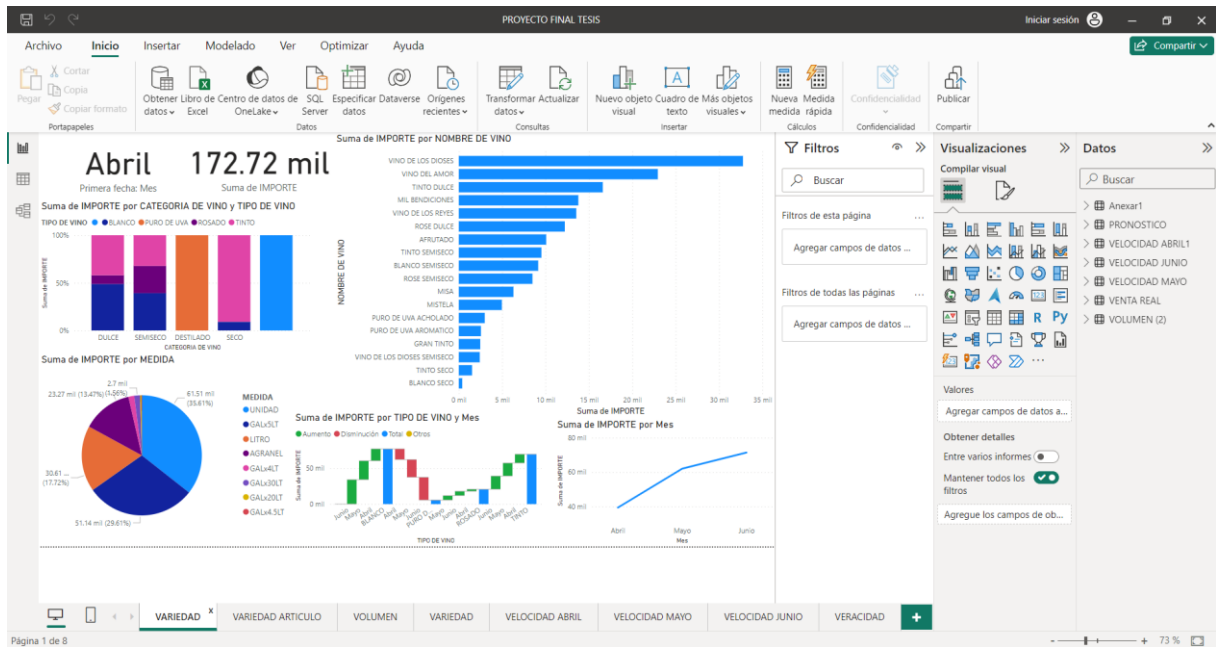


Foto 12: Observación de producción en envasado.



Foto 13: Ficha de Observación.



Guía de Observación

Nombre de la empresa a observar:	Don Mamelito
Investigación:	Resolución de información Diagnóstico situacional.
Observador:	Santiago Ninoletto
ÁREA	Producción.
OBJETIVO	Gestión de calidad.
FECHA DE REALIZACIÓN:	18/09/23

REGISTRO DE INFORMACIÓN

- No cuenta con registros, no documenta ninguno de sus procesos productivos.
- No se mide parámetros de Brix, peso inusual ácidos y otros indicadores.
- No toma de tiempos y wellos de botellas.
-

NOTAS DE INFORMACIÓN

- Se contó con la participación y se visualizó el proceso contando con todo el personal.
- Se aceptó el tema propuesto de gestión de calidad.