



UNIVERSIDAD ADOLFO IBÁÑEZ
FACULTAD DE INGENIERÍA Y CIENCIAS



Forecasting Kairos Brewing

Gabriel Hes Grinstein

Ingeniería Civil Industrial

26-11-2023

Resumen ejecutivo

Esta pasantía en Kairos Brewing, una cervecería artesanal emergente en Chile se centró en optimizar la gestión de producción y reducir los costos operacionales. La empresa, parte del Grupo Mil Sabores desde su fundación en 2021, se ha expandido rápidamente en el mercado, enfrentando desafíos significativos en términos de costos y eficiencia operativa.

Las ventas acumuladas de Kairos en los últimos 12 meses alcanzaron los \$189.557.368, divididas en barriles y latas, evidenciando un crecimiento sostenido. Sin embargo, este crecimiento se vio afectado por costos de venta superiores a los ingresos, generando pérdidas de \$171.181.420. El análisis detallado de los costos reveló una distribución desequilibrada en tres categorías principales: mercadería/operaciones, gastos generales y recursos humanos. Un factor crítico en estos costos elevados fue el quiebre de stock, que representó un porcentaje significativo de los costos operacionales totales y llevó a prácticas costosas como la maquila.

El proyecto se enfocó en implementar estrategias para mejorar la planificación de la producción. El objetivo principal era reducir el Ratio de Costos Operacionales a Ingresos (RCOI) a un 30% en dos meses, alineando a Kairos con los estándares del Grupo Mil Sabores y reduciendo los costos.

La implementación de modelos analíticos y predictivos fue un aspecto crucial del proyecto. La utilización del modelo ARIMA para la predicción de la demanda permitirá a Kairos anticipar mejor las necesidades del mercado y ajustar su producción en consecuencia. Esto es fundamental para evitar los quiebres de stock. La optimización de la producción se basó en un análisis detallado de las tendencias de ventas y demanda, asegurando una disponibilidad constante de productos y una respuesta más ágil a las fluctuaciones del mercado.

Los resultados estimados de estas intervenciones fueron claros. La empresa experimentará una disminución considerable en los costos operacionales y mejorará su RCOI, acercándose al objetivo del 30% establecido por el Grupo Mil Sabores. Además, se reduce la dependencia de la maquila, lo que disminuirá aún más los costos y aumentará la rentabilidad. Estas mejoras no solo benefician a Kairos Brewing, en el corto plazo, sino que también establecen un marco para operaciones más eficientes y rentables en el futuro.

Abstract

This internship at Kairos Brewing, an emerging craft brewery in Chile, focused on optimizing production management and reducing operational costs. The company, part of the Grupo Mil Sabores since its foundation in 2021, has rapidly expanded in the market, facing significant challenges in terms of costs and operational efficiency.

Kairos' accumulated sales over the last 12 months reached \$189,557,368, divided into barrels and cans, showing sustained growth. However, this growth was affected by sales costs exceeding revenues, leading to losses of \$171,181,420. A detailed cost analysis revealed an unbalanced distribution across three main categories: merchandise/operations, general expenses, and human resources. A critical factor in these excessive costs was stockouts, which represented a significant percentage of the total operational costs and led to expensive practices such as maquila (contract brewing).

The project focused on implementing strategies to improve production planning. The main goal was to reduce the Operational Cost to Revenue Ratio (OCRR) to 30% in two months, aligning Kairos with the standards of Grupo Mil Sabores and reducing costs.

The implementation of analytical and predictive models was a crucial aspect of the project. The use of the ARIMA model for demand forecasting will allow Kairos to better anticipate market needs and adjust production accordingly. This is essential to avoid stockouts. The optimization of production was based on a detailed analysis of sales trends and demand, ensuring constant product availability and a more agile response to market fluctuations.

The estimated results of these interventions were clear. The company will experience a significant decrease in operational costs and improve its OCRR (Operational Cost to Revenue Ratio), getting closer to the 30% target set by Grupo Mil Sabores. In addition, the dependence on contract brewing (maquila) is reduced, which will further decrease costs and increase profitability. These improvements will not only benefit Kairos Brewing in the short term but also establish a framework for more efficient and profitable operations in the future.

Contenido

Resumen ejecutivo	2
Abstract	3
Contexto	5
Problema	15
Objetivos	15
Objetivo general.....	15
Objetivos específicos.....	15
Estado del arte	16
Pronósticos.....	16
Evaluación de soluciones	18
Evaluación económica.....	19
Metodología	21
Medidas de desempeño	22
Desarrollo del proyecto.....	23
Evaluación de métodos de planificación actuales	23
Levantamiento de propuestas y estado del arte	23
Diseño de solución seleccionada.....	23
Medición y evaluación de desempeño.....	24
Resultados	24
Selección del Modelo ARIMA	24
Evaluación del Modelo	24
Pruebas de Diagnóstico.....	25
Conclusiones	27
Bibliografía	29
Anexos.....	31

Contexto

Kairos Brewing es una cervecería artesanal, fundada en el año 2021, ha experimentado un crecimiento constante desde su creación. Esta empresa emergente, inicialmente una iniciativa independiente, se ha convertido en un jugador importante en la escena cervecera de Chile gracias a su compromiso con la calidad y la innovación. Uno de los hitos más notables en su trayectoria fue su adquisición por parte de Grupo Mil Sabores, un conglomerado empresarial líder en la industria de alimentos y bebidas.

La cervecería ha establecido una presencia sólida en el mercado chileno y cuenta con más de 60 puntos de venta en todo el país, mayoritariamente en el canal horeca (hoteles, restaurantes, cafeterías), con un enfoque particular en Santiago. Esta ubicación estratégica le ha permitido alcanzar un público amplio y diverso.

Dos de los puntos de venta más emblemáticos de Kairos Brewing son las Combis ubicadas en SOG Open Kennedy y el Mercado del 14 en Plaza Vespucio. Estos puntos de venta representan aproximadamente el 17% de las ventas totales de la cervecería.

El estilo de cerveza que Kairos trae al mercado está representado por una bebida altamente tomable, refrescante, que te invita a disfrutar de cada sorbo de esta, y a disfrutar del momento que se vive bebiéndola.

La cervecería cuenta con 6 estilos de cerveza fijos, los cuales se venden en formato lata de 473cc para la venta minorista, y barriles inoxidables de 20 y 30 litros para la venta horeca.

Kairos cuenta con una fuerza laboral de 17 empleados, que se dividen en tres áreas distintas. El área comercial, encargada de las ventas, servicio al cliente y marketing, el área de logística, encargada de la distribución de la cerveza, del inventario de esta y de gran parte de la administración de la fábrica, y finalmente el área de producción, encargada de la fabricación de la cerveza, de comprar los insumos para cocinarla, y del control de calidad de esta. Este equipo diversificado y comprometido desempeña un papel fundamental en la producción, distribución y promoción de los productos de la cervecería, contribuyendo al éxito continuo de la empresa en el mercado cervecero chileno.

En resumen, Kairos Brewing ha logrado un ascenso impresionante desde su fundación en 2021, gracias a su enfoque en la calidad, su adquisición estratégica por parte de Grupo Mil Sabores, su amplia red de distribución en todo Chile, la presencia destacada de las combis en Santiago y un equipo de 17 profesionales dedicados. Este contexto establece una base sólida para abordar los desafíos operacionales y la búsqueda de la reducción de costos en el proyecto en curso.

Mercado cervecero nacional

El consumo de cerveza en Chile ha experimentado un notable incremento en el período comprendido entre 2005 y 2022, pasando de 30 a 59 litros por persona. Esto representa un crecimiento del 96,7% en un lapso de 17 años. Diversos factores han contribuido a este aumento, como la creciente sofisticación y conocimiento de los consumidores, el hecho de que la cerveza tenga un menor contenido de alcohol y la introducción en el mercado de una amplia gama de variedades de cerveza, lo que permite adaptarla a diferentes ocasiones de consumo.

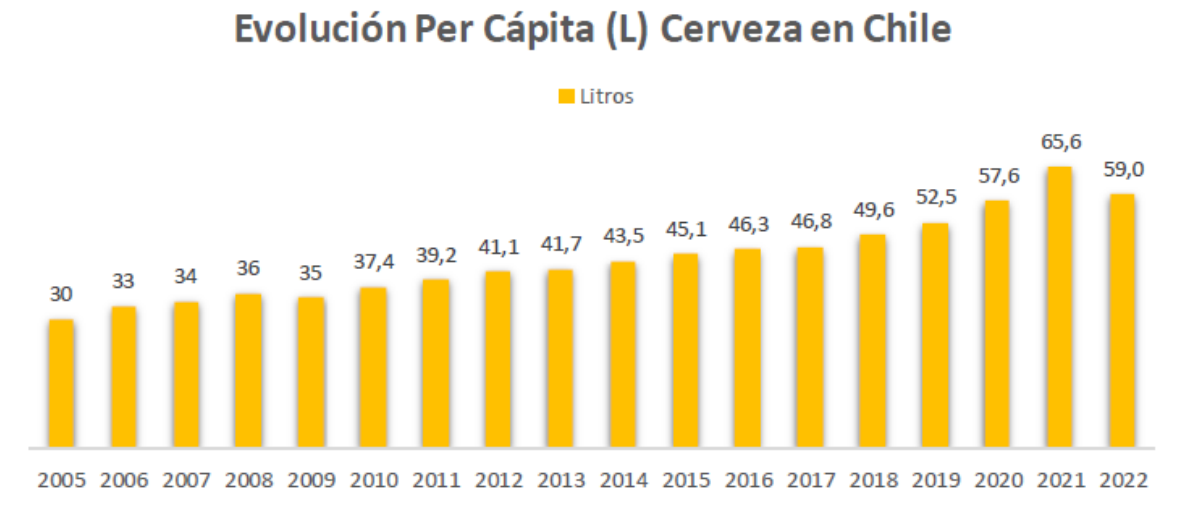


Gráfico 1: Elaboración Acechi (Asociación de Productores de Cerveza de Chile)

En cuanto a la evolución en el mercado de bebidas alcohólicas, la cerveza ha experimentado un aumento en su cuota de mercado en comparación con otras bebidas como el vino y los destilados. Esto puede atribuirse al hecho de que la cerveza es una bebida que se adapta bien a un estilo de vida moderado y que constantemente introduce nuevos y novedosos productos en su oferta.

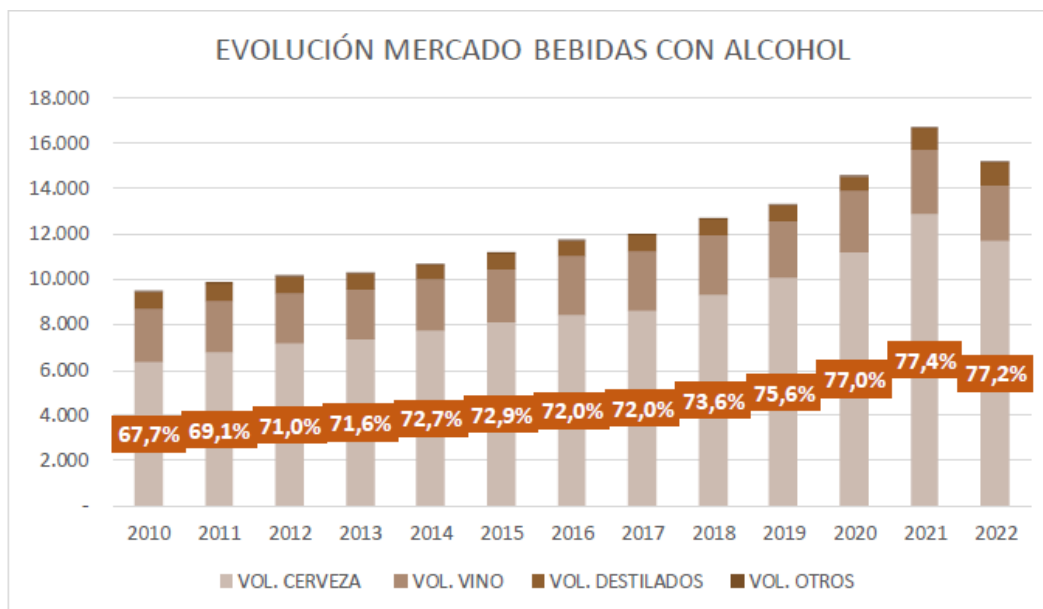


Gráfico 2: Elaboración Acechi (Asociación de Productores de Cerveza de Chile)

Ventas

Kairos Brewing al pertenecer al Grupo Mil Sabores, tiene una serie de cadenas de restaurantes a las cuales debe satisfacer la demanda de cerveza, por lo que al momento de priorizar los pedidos son los restaurantes pertenecientes al Grupo los que llevan la ventaja. El crecimiento acelerado de apertura de locales por parte del conglomerado gastronómico ha llevado a Kairos a dejar de lado la búsqueda de nuevos canales de venta, y enfocar el 100% de su esfuerzo en la satisfacción de la demanda que se le pide.

Para llevar a cabo una venta, los encargados de los locales del Grupo le hablan directamente al KAM (Key Account manager) para realizar un pedido, luego este procede a hablar con el equipo de logística para revisar si se cuenta con el stock suficiente, en caso de poder realizar el pedido, el equipo de logística se encarga de realizar la factura y coordinar el despacho correspondiente.

Las ventas de Kairos en los últimos 12 meses han venido al alza, lo cual se puede ver en el siguiente gráfico, en donde se aprecia una tendencia positiva, con picos en el verano de 2022 y en invierno de 2023, en donde se aumentó la capacidad productiva, y se lanzaron 3 estilos nuevos a la venta.

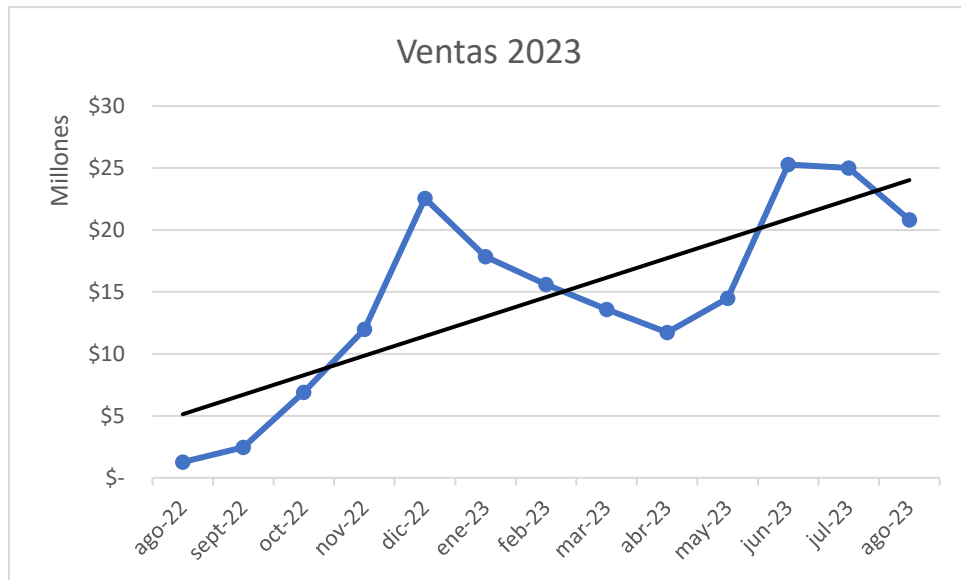


Gráfico 3: Ventas en 2023

Sabemos cómo información que la venta de cerveza en Chile tiene una estacionalidad de octubre a marzo, en donde se consume aproximadamente un 60% del consumo anual. En el gráfico se ve que a pesar de esta estacionalidad las ventas han ido al alza, y en los meses de baja demanda se puede ver que en el 2023 aun así ha sido mayor que en el año 2022, siendo esta una buena noticia para la marca, y demostrando nuestro posicionamiento en el mercado chileno.

En los últimos 12 meses, Kairos Brewing lleva ventas acumuladas por \$ 189.557.368, las cuales están divididas en 26.670 litros en formato barril, y 19.510 litros en formato lata.

Si agregamos los costos de las ventas obtenemos el siguiente gráfico.

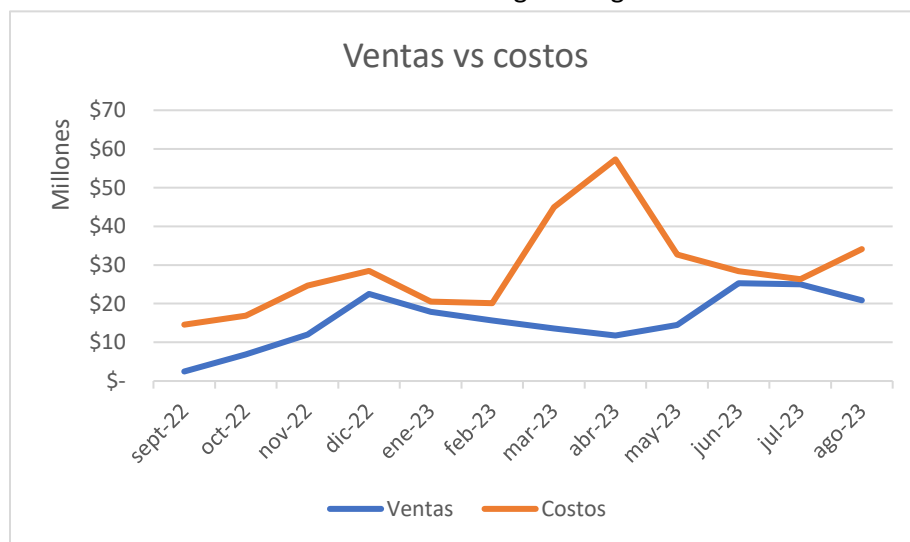


Gráfico 4: Ventas versus costos

En donde se observa como mes a mes los costos de venta son más altos que los ingresos, generando perdidas constantes. Vemos como en los meses entre marzo a mayo de 2023 hay un alza considerable en los costos con respecto a las ventas, esto se debe a que en esos meses al haber un aumento en la capacidad productiva, se tuvo que comprar materia prima en grandes cantidades para poder satisfacer la producción futura. Los costos en los últimos 12 meses ascienden a un valor de \$360.738.788, lo que nos da pérdidas acumuladas por \$ 171.181.420.

Análisis de costos

Para entender de donde provienen estos costos vamos a desglosarlos en 3 diferentes áreas:

- Mercadería/Operaciones: Costos relacionados con la producción y distribución de la cerveza.
- Gastos generales: Costos incurridos por sistemas, cuentas de servicios y demás.
- Recursos humanos: Costos relacionados con los sueldos de personal.

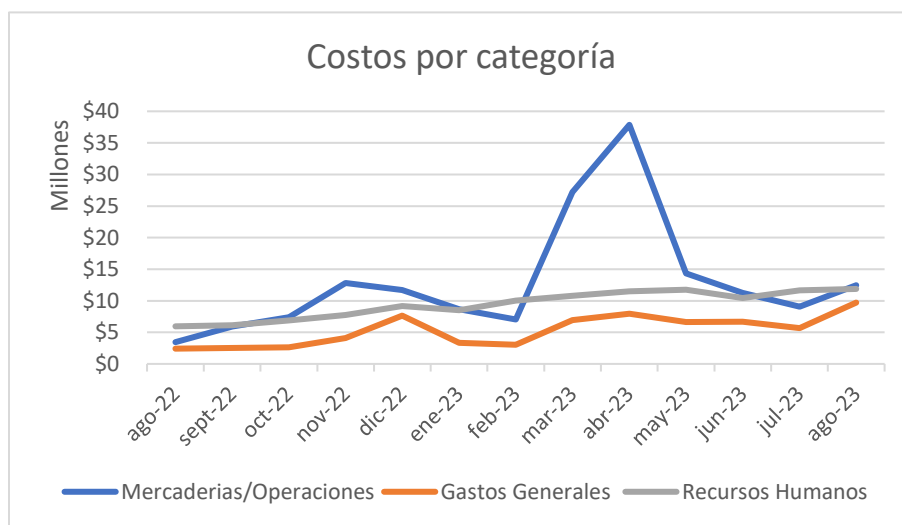


Gráfico 5: Costos por categoría

En el gráfico anterior se ve como distribuyen los distintos costos mencionados previamente.

En los últimos 12 meses los costos acumulados por categoría han sido los siguientes:

- Mercadería/Operaciones: \$169.131.080
- Gastos Generales: \$69.234.625
- Recursos Humanos: \$122.373.083

Podemos ver la distribución porcentual en el siguiente gráfico de tortas.

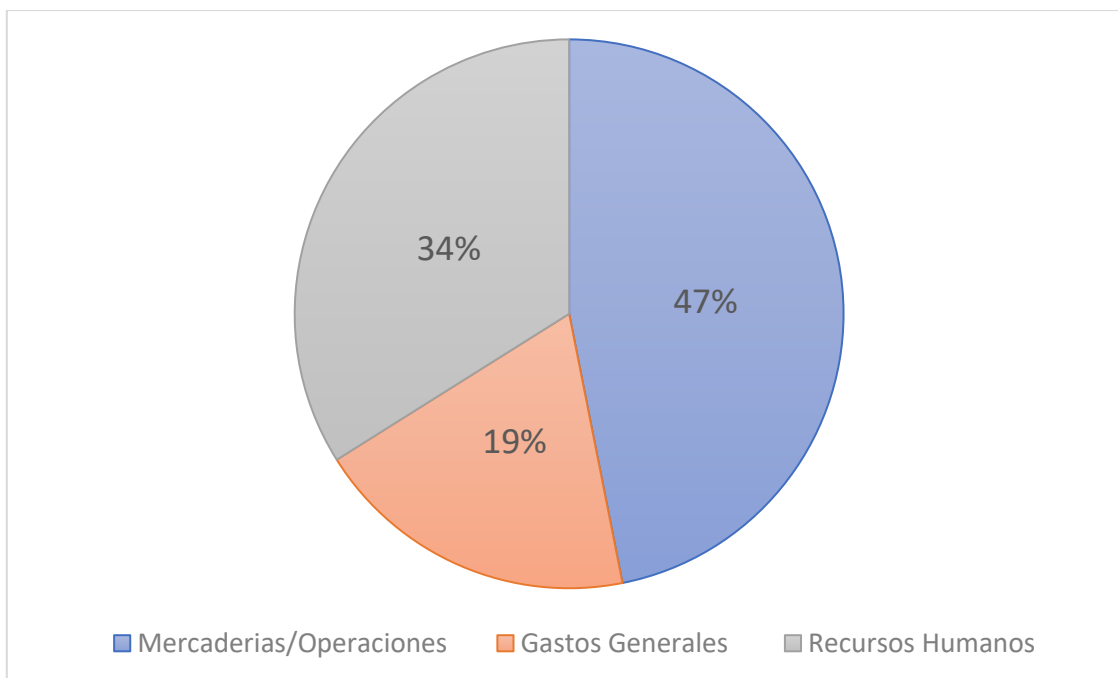


Gráfico 6: Porcentaje de costos por categoría

En la categoría de recursos humanos no indagaremos, ya que es responsabilidad de la gerencia de la empresa evaluar los sueldos de sus empleados. Con respecto a Gastos Generales vemos que es la categoría con el Costo menor, por lo que profundizaremos en Mercadería/Operaciones.

Ratio de Costos operacionales a Ingresos

Uno de los índices más importantes que el Grupo Mil Sabores utiliza para medir el rendimiento de sus distintas marcas, ya sea de cadenas de restaurantes o de representaciones de marcas, es el Ratio de Costos operacionales a Ingresos, el cual es calculado dividiendo los costos operacionales por las ventas como se muestra en la siguiente fórmula.

$$RCOI = \frac{\text{Costos operacionales}}{\text{Ventas}}$$

Este Ratio nos dice que porcentaje de nuestros ingresos los estamos destinando a cubrir los costos operacionales.

El Grupo les exige a sus distintas marcas que este indicador no sobre pase un 30%, si vemos el RCOI de Kairos Brewing en los últimos 12 meses versus el RCOI objetivo que se pide, obtenemos el siguiente gráfico.

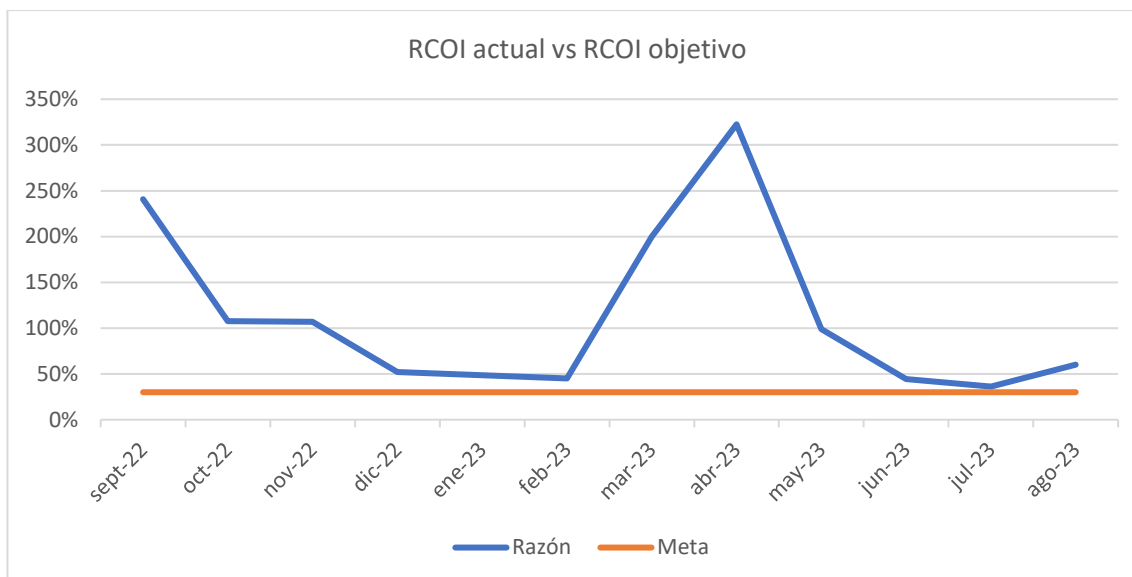


Gráfico 7: RCOI actual versus meta de un 30%

Podemos ver como en ningún mes se ha logrado alcanzar la meta del RCOI de un 30% o menos. Esta es una razón que explica los altos costos que se incurren mensualmente en comparación a los ingresos obtenidos por las ventas.

Si se logra llegar a la meta establecida de un RCOI de 30%, los costos disminuyen como se puede ver en el siguiente gráfico.

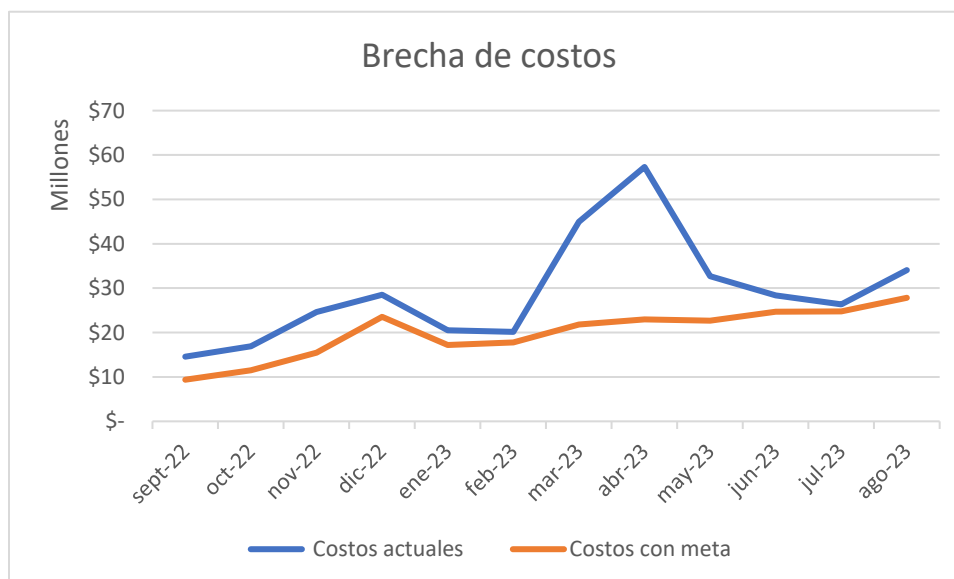


Gráfico 8: Costos actuales versus costos con RCOI de 30%

Con un RCOI de 30% los costos totales acumulados bajarían de \$360.738.788 a \$248.474.918, siendo una disminución de \$112.263.870, una disminución de un 31% en los costos totales.

Costos operacionales:

Para entender dónde surge esa brecha que se analizó anteriormente, vamos a dividir los costos operacionales de lo que va del año 2023 en tres categorías distintas, para ver en cuál existe un gasto innecesario, y que pueda ser corregido.

Las tres categorías en las que se dividirá serán las siguientes:

- Operaciones: costos relacionados con la fabricación y transporte de cerveza.
- Mercadería: costos relacionados con la compra de materias primas.
- Quiebre de stock: costos asociados a los quiebres de inventario de cerveza.

Estos costos se analizarán desde enero de 2023 hasta agosto de 2023, los cuales están distribuidos de la siguiente manera.

- Operaciones: \$37.275.403
- Mercadería: \$61.309.759
- Quiebre de stock: \$31.408.439

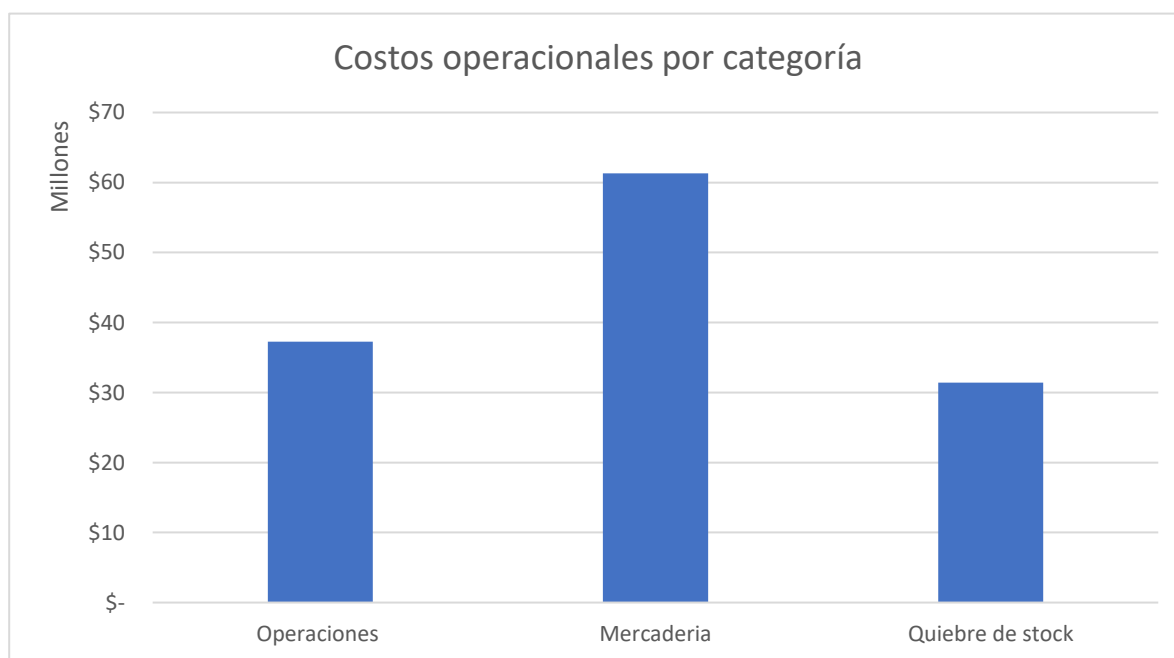


Gráfico 9: Costos operacionales 2023 por categoría

En el siguiente gráfico se ve a qué porcentaje representa cada categoría.

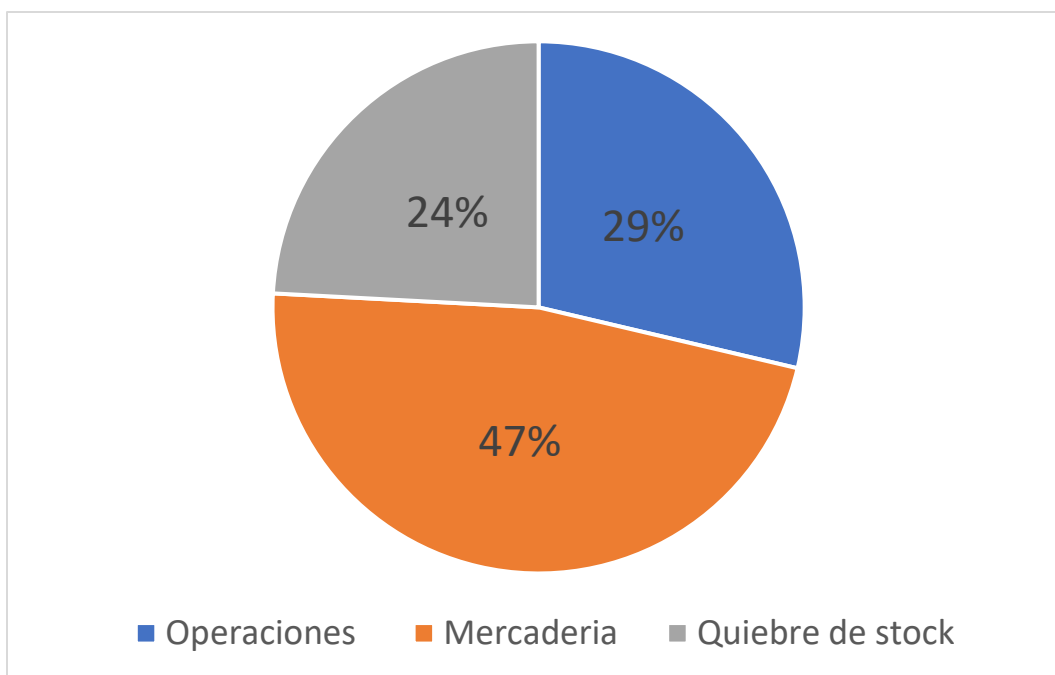


Gráfico 10: Porcentaje costos operacionales 2023 por categoría

Dentro de esta distribución de costos podemos ver como la categoría asociada al quiebre de stock representa un 24% de los costos operacionales de la empresa, siendo esto un 12% de los costos totales de lo que va del año 2023.

Quiebre de stock

Para entender a que corresponden estos costos se analizará la categoría de quiebre de stock específicamente, y las razones de por qué se incurren en estos gastos.

Para entender a que corresponden, primero se explicara el concepto de Maquila, el cual corresponde a una palabra técnica en el rubro de la cervecería, que es cuando una cerveza arrienda la maquinaria de otra cervecería y produce en sus instalaciones, o en palabras más simples, externalizar la producción de cerveza. Esto puede darse porque la capacidad productiva de una cervecería no da abasto para la demanda que tienen.

Ya que en ciertos meses la demanda fue mayor de lo que Kairos fue capaz de producir, se tomó la decisión de maquilar una alta cantidad de cerveza para mantener un colchón de inventario, y ajustar la producción para poder satisfacer la creciente demanda.

Para llevar a cabo este servicio, Kairos cuenta con 3 proveedores de maquilas con distintos costos, cada uno según las variables que ellos consideren necesarias al momento de evaluar monetariamente el servicio.

En lo que va del año 2023, Kairos Brewing ha maquilado 28.414 litros de cerveza, con un costo de \$23.060.296, lo que equivale a \$812 por litro maquilado. Los costos de producir la cerveza bajo las mismas circunstancias que en la maquila, que estas son descontando el precio de la materia prima, ya que en la Maquila los insumos igualmente los pone la cervecería que está contratando el servicio, son de \$319 por litro, dando una diferencia de precio por litro producido de \$492. Si los 28.414 litros se hubieran producido en la fábrica de Kairos, estos hubieran tenido un costo de \$9.082.982, dando una diferencia de precio de \$13.977.314.

Pero esto no es lo único importante a considerar, cuando se quiebra stock hay que comprar cerveza a cervecerías externas para poder seguir abasteciendo los puntos de venta, en especial las dos Combi, que son puntos de venta propios de Kairos, Por lo que los quiebres de stock han llevado a gastar \$4.345.310 en compra de cerveza externa. Si sumamos este costo a la diferencia calculada anteriormente, nos da que la diferencia de costos por quebrar stock, en vez de haber producido internamente, ascienden a \$18.322.624. este monto equivale a un 7% de los costos anuales totales, y un 14% de los costos operacionales anuales, por lo que el simple hecho de tener una producción que pueda cumplir con la demanda que Kairos necesita, se puede dejar de maquilar, e incurrir en estos costos, bajando dichos porcentajes a estos.

Todo lo dicho anteriormente se detalla en la siguiente gráfica.

Maquila	
Litros	28.414
Costo	\$ 23.060.296
Costo x litro	\$ 812

Fábrica	
Litros	28.414
Costo	\$ 9.082.982
Costo x litro	\$ 320

Diferencia	\$ 18.322.624
Diferencia x litro	\$ 492
% costos totales	7%
% costos operacionales	14%

Compra cervezas	Maquila
\$ 4.345.310	\$ 27.063.129

Gráfico 11: Diferencia costos maquila versus producción propia

Problema

Luego de haber hecho la indagación en los costos de la empresa, se empiezan a esclarecer cuáles son los dolores de la empresa, los cuales detallaremos a continuación.

Dolores:

- Utilidades negativas por \$171.181.420.
- Ratio de costos operacionales a ingresos mayor a la meta de un 30%
- Quiebres de stock cada mes y medio en promedio en 2023.
- Producción reactiva, no preventiva.
- Toma de decisiones manuales, no existe modelo ni software que se utilice.
- Maquilar es 2,5 veces más caro que producir en fábrica.
- Crecimiento constante de sucursales pertenecientes al grupo, lo cual aumenta constantemente su demanda por la cerveza Kairos.

Teniendo en cuenta todos los dolores que Kairos Brewing tiene hoy en día, y viendo el análisis de sus ingresos y costos, podemos plantear que el problema que Kairos posee está en el Ratio de costos operacionales, los cuales están por sobre la meta que se plantea de un 30%.

Objetivos

Objetivo general

Como objetivo general de este proyecto se plantea Aproximar el ratio de costos operacionales a ingresos (RCOI) a un 30% en un plazo de dos meses, para así cumplir con la meta que el grupo le exige a Kairos, y junto con eso, disminuir los costos.

Objetivos específicos

Dentro de los objetivos específicos están los siguientes.

- Optimizar la producción de los distintos estilos de cerveza para evitar quiebres de stock.
- Mejorar la planificación de la producción de cada estilo de cerveza de acuerdo con la demanda histórica y proyectada, para garantizar la disponibilidad constante de productos.
- Implementar un sistema de seguimiento en tiempo real de los niveles de inventario de cerveza por estilo.

Estado del arte

Para poder cumplir con estos objetivos, hay que llegar a distintas propuestas de solución, balanceando los intereses de la empresa junto a sus verdaderas necesidades. A Kairos le interesa contar con una herramienta especializada que los ayude a tomar la decisión de producción para evitar los quiebres de stock. Hay que considerar que el único forecast que se realiza en la empresa es hecho basándose en una conversación entre el área de ventas y de logística, no se utiliza ningún estimador, ni datos para tratar de predecir matemáticamente o más profesionalmente la demanda futura. por lo que la solución debe contar con una forma de realizar pronósticos. Luego de esto, se debe decidir cuánto comprar, por lo que para este punto hay que proponer una metodología, modelo o técnica que permita decidirlo.

Pronósticos

Como pronosticar es algo que gana robustez mientras más datos se tengan, para efectos de este proyecto se considerará como entrada la demanda pasada de los productos. Los pronósticos para productos que no tienen madurez o que son muy nuevos son más difíciles de realizar, ya que no cuentan con historia que permita conocer cómo se comporta, y así apalancarse y ver cómo podría moverse, por lo que los pronósticos suelen basarse en aspectos más cualitativos como experiencia de los fabricantes, información de los proveedores, entre otros. Dicho esto, se trabajará con productos con historia de ventas, donde la entrada para la solución del Forecasting serán los datos de ventas pasadas (demanda) en forma de series temporales, es decir, cantidad acumulada en cada periodo de tiempo. Hay que considerar además que las técnicas presentadas a continuación deben hacer una suerte de entrenamiento en cada periodo, donde si se grafica la serie original, y el modelo entrenado o ajustado a la serie, se vería de esta forma.

Alisado Exponencial simple

Es una técnica que considera solo la parte estacionaria de una serie temporal. Su uso es recomendable para series temporales con pocos datos y para pronosticar a corto o mediano plazo ([Anexo 1](#)).

Alisado Exponencial Doble (Holt)

Esta considera una componente de tendencia, por lo que es recomendable su uso en caso de que la tendencia alcista o bajista sea clara ([Anexo 2](#)).

Alisado Exponencial Triple (Holt-Winters)

Este modelo es una extensión de los alisados exponenciales simples y dobles en donde agrega una componente de estacionalidad (patrones cíclicos). Su uso está diseñado para series con patrones de repetición claros, los cuales se van repitiendo cada cierto tiempo ([Anexo 3](#)).

Medias móviles

Se promedian n periodos para atrás. Es recomendable para series con pocos datos ([Anexo 4](#)).

Modelos autorregresivos

Son modelos basados en la regresión lineal clásica, pero con el supuesto de que el siguiente valor en la serie temporal depende de p valores pasados. La cantidad de periodos de la serie se le conoce como “p”.

Otro supuesto es que la serie debe ser estacionaria, y si no lo es, esta puede hacerse estacionaria realizando diferenciaciones, para lo cual existen muchas técnicas, como convertir la serie en variaciones porcentuales sobre sí misma, o sus diferencias entre cada periodo, que es la más utilizada y recomendada. A la cantidad de diferenciaciones que se le realiza a la serie se le conoce como orden “i” de integración.

Además, se puede considerar una componente de error dentro de la ecuación, que se llama Media Móvil. Corresponden a la diferencia entre el valor real en t y el pronosticado para t en el ajuste, por lo que así se puede indicar al modelo que aprenda sobre sus errores. La cantidad de errores a considerar en cada periodo se denomina como “q”. En conjunto se tiene un ARIMA de orden (p, d, q), donde si no necesito considerar, por ejemplo, la media móvil, el orden sería de (p, d, 0).

Su valor principal viene de la característica de depender de cada valor de la serie temporal, haciéndola bastante flexible según como sea la serie. A este modelo se pueden agregar otras componentes como estacionalidades, tal que se convierte en SARIMA, además de que se pueden incorporar variables externas (como cuando se considera más de una variable en la regresión lineal, pasando de ser simple a múltiple), convirtiéndose en ARIMAX. El modelo ARIMA base es el siguiente.

$$Y_t = \alpha + \sum_{i=1}^p \varphi_i Y_{t-i} + \sum_{k=1}^q \theta_k \mu_{t-k} + \mu_t$$

Modelo Prophet

Es un modelo creado por Facebook para hacer predicciones sobre el comportamiento de sus usuarios en distintos momentos del año, donde considera componentes como días festivos, vacaciones, hitos comerciales, según se requiera. Es un modelo complejo, pero fácil de aplicar, ya que es de código abierto, y al igual que los modelos ya presentados, también puede usarse a partir de una sola serie temporal. No es necesaria una cantidad especialmente grande de datos para usarse, pero si el número de periodos es muy poco, este optará por ser una regresión lineal, y a menos que la serie claramente pueda modelarse como una línea recta, se generaría Underfitting ([Anexo 5](#)).

Modelos de Machine Learning (ML)

Los modelos de Machine Learning son complejas aplicaciones, las cuales necesitan altas cantidades de datos para que funcionen bien. Para efectos de predicción, algunos de los más utilizados son el Perceptrón Multicapa (MPL), Long Short-Term Memory (LSTM), Redes Neuronales Convolucionales (CNN), Máquina de Vectores de Soporte (SVV), KNN y Árboles de Decisión.

Evaluación de soluciones

Se utilizará una matriz de valoración para poder seleccionar la solución más adecuada, teniendo como columnas las distintas opciones de solución y los criterios como filas.

Criterios	AE Simple	AE Doble	AE Triple	ARIMA	Prophet	GARCH	Media Movil Simple	Machine Learning
A) Capacidad de pronóstico a n periodos	0	1	1	1	1	1	0	1
B) Capacidad de ajuste con pocos datos	1	1	1	1	1	1	1	0
C) Implementación fácil	1	1	1	1	0	0	1	0
D) Implementación media	0	0	0	1	1	0	0	0
E) Implementación difícil	0	0	0	0	0	1	0	1
F) Alineación con el problema	1	1	0	1	1	0	1	1
Total= 2A+2B+2C+D-2E+F	5	7	6	8	6	2	5	1

Gráfico 12: Matriz de evaluación de solución

Para los pronósticos se descarta el uso del Alisado Exponencial Simple y las Medias Móviles Simples, ya que no tienen capacidad de predecir a más de un periodo, de hecho, la única forma de hacer esto es asumir que el pronóstico para el periodo $t+n$ será el mismo que $t+1$. Los modelos de Machine Learning y el modelo Prophet se descartan ya que no son capaces de ajustarse bien con pocos datos, pudiendo generar Underfitting. Finalmente, los únicos que cumplen con los criterios obligatorios son el método de Holt y ARIMA con variaciones. El hecho de que ARIMA pueda considerar variables exógenas automáticamente lo posiciona mejor que los otros dos ya que permite mayor flexibilidad a cada serie según se requiera. Por estas razones, el modelo escogido es el ARIMA base.

Esta matriz fue validada con la jefatura de la empresa, en conjunto con el área de ventas y de producción.

Matriz de riesgos y mitigaciones

Los riesgos de este proyecto están dados principalmente por los datos que se tienen, o que se utilizaran en su implementación. En la siguiente matriz se detallan estos, y cuáles serían sus mitigaciones.

	Impacto				
	Leve (1)	Moderado (2)	Grave (3)	Critico (4)	
Probabilidad					
Improbable (1)	1	2	3	4	
Poco probable (2)	2	4	6	8	
Probable (3)	3	6	9	12	
Altamente probable (4)	4	8	12	16	

Baja	1-5
Media	6-10
Alta	11-16

Riesgo	Probabilidad	Impacto	Valoración	Clasificación	Mitigación
Gerencia no permita aplicar el plan	Poco probable	Moderado	4	Baja	Al igual que los productos del segundo grupo, los del primero también se mediran comparando con la realidad de acción respectoa cómo hubiese sido con el proyecto
Actualización de librerías	Poco probable	Leve	2	Baja	Actualizar los códigos según corresponda
Demandas reales imprecisas respecto al forecast	Altamente probable	Grave	12	Alta	Mejorar constantemente los modelos, y ajustar las cantidades a pedir para que se apeguen a los niveles de inventario dictados por el plan
Cpacidad computacional	Improbable	Grave	3	Baja	Solicitar un mejor equipo
Número de datos	Poco probable	Grave	6	Media	Ajustar los modelos par que tengan mejor capacidad de ajuste a series temporales con pocos datos (transformaciones de los datos, parametrización, etc)

Gráfico 13: Matriz de riesgo y mitigaciones

Evaluación económica

Habiendo analizado la situación de la empresa para identificar sus dolores y plantear el problema, para luego estudiar diferentes soluciones, y escoger la que mejor se adecua a esta situación analizada, se realizara el análisis si es rentable el proyecto planteado.

Para llevar a cabo esta solución se cotizó el desarrollo de una plataforma web de gestión de pedidos interna, la cual ayuda a mantener la data de los pedidos, y a futuro se integrará directamente con el modelo de solución. Este desarrollo tiene un costo total de \$4.000.000 de pesos.

Para realizar los cálculos económicos, se considerará el VAC, más conocido como VAN de costos. Esto debido a que todavía no podremos predecir con certeza los flujos futuros que tendrá la empresa con la venta de cerveza, por lo que el estudio se realizó desde enero hasta agosto 2023, Comparando los costos que se incurrieron dado que se tuvo que maquilar, con respecto a lo que hubiera sido el flujo de costos con la implementación de la solución que evita la maquila.

	Costo Maquila	Inversión	Flujo
Enero	\$ -		\$ -
Febrero	\$ -		\$ -
Marzo	\$ 3.213.000		\$ 3.213.000
Abril	\$ 14.896.896		\$ 14.896.896
Mayo	\$ 1.767.150		\$ 1.767.150
Junio	\$ -		\$ -
Julio	\$ -		\$ -
Agosto	\$ 1.309.000		\$ 1.309.000
Septiembre	\$ 1.874.250		\$ 1.874.250

K	8,50%
VAC	\$ 17.382.684

Gráfico 14: Cálculo VAC sin proyecto

	Costo sin Maquilla	Inversión	Flujo
Enero	\$ -	\$ 4.000.000	\$ 4.000.000
Febrero	\$ -		\$ -
Marzo	\$ 1.278.663		\$ 1.278.663
Abril	\$ 5.630.592		\$ 5.630.592
Mayo	\$ 815.148		\$ 815.148
Junio	\$ -		\$ -
Julio	\$ -		\$ -
Agosto	\$ 639.331		\$ 639.331
Septiembre	\$ 719.248		\$ 719.248

K	8,50%
VAC	\$ 2.818.258

Gráfico 15: Cálculo VAC con proyecto

Al comparar el flujo de costos de ambos casos, el VAC del proyecto nos da \$14.564.426 de pesos menor, lo que nos indica que los costos de la empresa hubieran sido menores con la implementación del proyecto que sin este.

Otro factor al momento de considerar la evaluación económica bajo esta situación hipotética es la de comparar el RCOI de los meses que se hubiera ahorrado la maquila.

	ago-23	jul-23	jun-23	may-23	abr-23	mar-23
Razón	60%	36%	44%	99%	323%	200%
Razón con proyecto	57%			92%	244%	186%
Diferencia	3%	0%	0%	7%	79%	14%

Gráfico 16: Diferencia RCOI

Al ver esta tabla comparativa de la razón explicada en el capítulo de análisis de costos, podemos ver que al realizar nuestro proyecto el RCOI disminuye en todos los meses en los cuales se maquiló, cumpliendo nuestro objetivo general, pero lejos aún de la meta que establece el Grupo Mil Sabores para sus colaboradores de un RCOI de 30% o menos.

Por ambas razones podemos decir que nuestro proyecto es viable en términos económicos, y enfocado a nuestro objetivo.

Metodología

La metodología empleada para llevar a cabo este proyecto consto de 5 pasos, los cuáles se detallan a continuación.

I. Evaluación de Métodos de Planificación Actuales

En esta sección, se realiza un análisis exhaustivo de los métodos de planificación actuales de la empresa. Esto incluye una revisión de las herramientas, técnicas y estrategias utilizadas, así como una evaluación de su eficacia. La revisión se basará en criterios de eficiencia, efectividad y adaptabilidad, apoyándose en literatura relevante para identificar áreas de mejora. Se examinarán estudios de caso pertinentes para entender como organizaciones similares han optimizado sus procesos de planificación.

II. Levantamiento de Propuestas y Estado del Arte

Esta parte del trabajo consiste en el levantamiento de diversas propuestas basadas en un estudio del estado del arte. Se explorarán las tendencias actuales en planificación empresarial, incluyendo metodologías innovadoras y tecnologías emergentes. Se evaluarán distintas soluciones, considerando su aplicabilidad, costo-beneficio y alineación con los objetivos organizacionales. Se incluirá una revisión de literatura que abarque estudios recientes y teorías relevantes para fundamentar las propuestas presentadas.

III. Diseño de la Solución Seleccionada

Tras seleccionar la propuesta más adecuada, se procederá al diseño detallado de la solución. Este diseño incluirá la elaboración de planes preliminares, esquemas y modelos que ilustren cómo se integrará la solución en la estructura existente de la empresa. Se desarrollará un plan de implementación que contemple recursos necesarios, plazos y etapas del proyecto. Además, se considerarán los posibles riesgos y se propondrán estrategias de mitigación.

IV. Desarrollo e Implementación

En esta fase, se elaborará y ejecutará la propuesta seleccionada. Se describirán las técnicas y procesos utilizados para el desarrollo, así como los ajustes realizados durante el proceso para refinar la solución. Se detallarán las estrategias de implementación, incluyendo la capacitación de personal, la integración de sistemas y la gestión del cambio. Se discutirá cómo se ha asegurado la alineación con las metas y objetivos empresariales.

V. Medición y Evaluación del Desempeño

Finalmente, se establecerán métodos para monitorear y medir el desempeño de la nueva estrategia de planificación. Se definirán indicadores clave de rendimiento (KPIs) y se describirá cómo se recogerán y analizarán los datos para evaluar la eficacia de la solución implementada. Se contemplarán tanto métricas cuantitativas como cualitativas, y se discutirá cómo la retroalimentación obtenida será utilizada para realizar ajustes continuos y mejoras en el proceso de planificación.

Medidas de desempeño

Las medidas de desempeño están divididas en tres.

- Objetivo general:

$$RCOI = \frac{\text{Costos operacionales}}{\text{Ventas}}$$

- Objetivos específicos:

$$\text{Porcentaje de Quiebres de Stock} = \frac{\text{Tiempo sin stock}}{\text{Tiempo total}} \%$$

$$\text{Cumplimiento de Entrega de Pedidos} = \frac{\text{Pedidos entregados}}{\text{Pedidos recibidos}} \%$$

$$MAE = \frac{\sum(|\text{Demanda real} - \text{Pronóstico}|)}{N}$$

- Error de pronóstico:

$$MSE = \frac{\sum (Demanda\ real - Pronóstico)^2}{N}$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (Demanda\ real - Pronóstico)^2}{N}}$$

$$MAPE = \frac{\sum \left(\frac{|Demanda\ real - Pronóstico|}{Demanda\ real} \right)}{N} \%$$

Desarrollo del proyecto

Evaluación de métodos de planificación actuales

En esta parte del desarrollo del proyecto se conversó con las distintas áreas de la empresa para analizar cómo se planificaba la producción. Al momento de entrar a la empresa la planificación se hacía una vez terminaba el mes, y se estimaba en una conversación entre el área gerencial y el área de producción, esto no incluía al área de ventas ni de logística, por lo que existían constantes incongruencias con respecto a las necesidades reales de la empresa, tampoco se tomaba en consideración el stock que existía al momento de realizar dicha planificación.

Levantamiento de propuestas y estado del arte

Para el levantamiento de propuestas se analizaron y estudiaron las distintas maneras de planificar la producción, las cuales fueron planteadas a la empresa y se realizó la matriz de evaluación de soluciones planteada anteriormente.

Diseño de solución seleccionada

Para el diseño de la solución se estudió en profundidad en que consiste el modelo ARIMA, y se utilizaron exhaustivas pruebas estadísticas para ajustar este modelo a las necesidades de la empresa, y a la serie temporal utilizada. Para este diseño se utilizó las ventas históricas del estilo de cerveza Golden, ya que este es el que tiene más entradas en el historial de ventas sin errores de medición, ni quiebres de stock, por lo que entrenar el modelo con esta información nos entregara un modelo más confiable y robusto. Se explicará en el siguiente capítulo de manera detallada como se diseñó la solución.

Medición y evaluación de desempeño

El modelo fue entregado a la empresa, pero esta tomó la decisión de implementarlo desde el 1 de diciembre de 2023, por lo que los resultados reales no han podido ser medidos aún, se planteó de qué manera se evaluará la eficacia de este modelo frente a como se pronosticaban las ventas anteriormente.

Resultados

Selección del Modelo ARIMA

Identificación de Parámetros

El modelo ARIMA(0, 1, 2) fue seleccionado inicialmente a través de un proceso de búsqueda de parámetros que implicó la comparación de varios modelos ARIMA con distintas combinaciones de parámetros. El objetivo era encontrar un modelo que minimizara tanto el AIC (Criterio de Información de Akaike) como el BIC (Criterio de Información Bayesiano), que son estándares de la industria para la selección de modelos. Estos criterios equilibran la complejidad del modelo contra el ajuste a los datos, penalizando los modelos más complejos para evitar el sobreajuste.

Estadísticos del Modelo

El modelo ARIMA(0, 1, 2) se destacó por tener los valores más bajos de AIC y BIC en la fase inicial de pruebas, lo que indica un ajuste adecuado con una complejidad de modelo razonable. Además, los términos del modelo no incluyeron componentes autorregresivos ($p=0$), implicando que la serie no requería términos pasados para predecir valores futuros. En su lugar, se utilizó una diferenciación ($d=1$) para lograr la estacionariedad y dos términos de promedio móvil ($q=2$) para capturar la relación entre las observaciones y los residuos pasados.

Evaluación del Modelo

Desempeño del Modelo

El desempeño del modelo ARIMA(0, 1, 2) se evaluó utilizando el RMSE, que mide la desviación promedio de las predicciones del modelo respecto a los valores reales. Un RMSE más bajo indica un mejor ajuste del modelo a los datos. En este caso, se obtuvo un RMSE de aproximadamente 184.4, lo cual fue comparativamente bajo y sugiere que el modelo tiene un buen ajuste.

Validación Cruzada

Aunque no se utilizó en la selección final del modelo debido a un RMSE más alto, la validación cruzada fue realizada para asegurar la robustez del modelo. Este proceso implicó dividir la serie temporal en varios segmentos para entrenar y probar el modelo múltiples veces, lo que proporciona una visión más completa del rendimiento del modelo en diferentes partes de los datos.

Pruebas de Diagnóstico

Evaluación de la Normalidad de los Residuos

Una parte esencial del diagnóstico post-estimación del modelo ARIMA(0, 1, 2) fue la evaluación de la normalidad de los residuos. Los residuos representan las discrepancias entre las observaciones reales y las predicciones del modelo. La normalidad de los residuos es una suposición clave en el modelo ARIMA, ya que la inferencia estadística asociada con el modelo asume que los residuos siguen una distribución normal. Se realizó un Q-Q plot (Quantile-Quantile plot) para visualizar si los residuos se alineaban con una distribución normal teórica. La conformidad de los puntos del Q-Q plot con la línea teórica sugeriría que los residuos no se desvían significativamente de la normalidad. En nuestra evaluación, los residuos se distribuyeron de manera que siguieron en gran medida la línea de referencia en el Q-Q plot, indicando que la suposición de normalidad no se violaba de forma apreciable.

Los resultados de la prueba de Shapiro-Wilk mostraron un estadístico de 0.9583 y un valor p de 0.3629, lo que indica que no hay razón para rechazar la hipótesis de normalidad de los residuos. Este hallazgo sugiere que los residuos se distribuyen de manera aproximadamente normal, cumpliendo con una de las suposiciones clave para la mayoría de las pruebas estadísticas en la modelización de series temporales.

Los gráficos de autocorrelación y autocorrelación parcial revelaron que la mayoría de los coeficientes se encuentran dentro del intervalo de confianza, lo que implica que no hay autocorrelaciones significativas en los residuos. Esto indica que el modelo ARIMA(0, 1, 2) ha capturado adecuadamente la estructura de dependencia temporal en los datos.

Verificación de la Autocorrelación Residual

Además, se llevó a cabo la prueba de Ljung-Box para detectar autocorrelación en los residuos, lo que nos permite verificar si el modelo ha capturado adecuadamente la estructura de dependencia en la serie temporal. Los resultados de la prueba de Ljung-Box, con un p-valor de 0.272 para los

primeros 10 rezagos, no proporcionaron evidencia de autocorrelación residual significativa. Esto significa que no hay patrones sistemáticos en los residuos que el modelo no haya capturado, lo que es indicativo de un buen ajuste del modelo a la serie temporal. La falta de autocorrelación en los residuos es crucial, ya que la presencia de autocorrelación implicaría que hay información en los datos que el modelo no está utilizando, lo que podría llevar a predicciones sesgadas o ineficientes.

Determinación de la Estacionariedad

Prueba KPSS (Kwiatkowski-Phillips-Schmidt-Shin): La prueba KPSS es un enfoque complementario a la prueba de Dickey-Fuller para evaluar la estacionariedad de una serie temporal. A diferencia de la prueba de Dickey-Fuller, que prueba la presencia de una raíz unitaria, la prueba KPSS examina la hipótesis nula de estacionariedad en torno a una tendencia determinista.

Resultados de la Prueba KPSS:

- Estadístico de Prueba: 0.187
- Valor p: 0.10
- Valores Críticos: {'10%': 0.347, '5%': 0.463, '2.5%': 0.574, '1%': 0.739}

El estadístico de prueba KPSS es menor que los valores críticos para los niveles convencionales de significancia. El valor p de 0.10 sugiere que no podemos rechazar la hipótesis nula de estacionariedad al nivel del 10%. Esto indica que la serie temporal puede considerarse estacionaria en torno a una tendencia.

La serie temporal de ventas de cerveza fue sometida inicialmente a la prueba de Dickey-Fuller Aumentada (ADF). Esta prueba cuantitativa reveló un valor-p de 0.045, lo cual indica una tendencia no estacionaria al superar el umbral de significancia del 5%. El resultado sugiere la presencia de una raíz unitaria, lo que justifica una diferenciación ($d=1$) para lograr la estacionariedad en la serie.

La inclusión de la prueba KPSS junto con la prueba de Dickey-Fuller proporciona una evaluación completa de la estacionariedad de la serie temporal. Mientras que la prueba de Dickey-Fuller no encontró evidencia de estacionariedad, la prueba KPSS sugiere que la serie es estacionaria en torno a una tendencia. Esta diferencia es crucial y debe ser discutida en tu tesis, ya que subraya la importancia de utilizar múltiples métodos para evaluar las propiedades estadísticas de las series temporales. Esta dualidad en los resultados también justifica el uso de una diferenciación en el modelo ARIMA para abordar cualquier no estacionariedad presente.

Selección de Componentes MA a través de ACF y PACF

Las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) se analizaron después de diferenciar la serie. La ACF mostró un decaimiento exponencial y la PACF un corte después del segundo rezago, con valores numéricos de 0.31 y -0.48 respectivamente, lo que indica un componente de media móvil de segundo orden (MA(2)) y confirma la ausencia de componentes autorregresivos significativos (AR(0)).

Validación de los Parámetros mediante Criterios de Información

La selección final de los parámetros se validó utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC) y el Criterio de Información Bayesiano (BIC). El modelo ARIMA(0,1,2) presentó un AIC de 1120.75 y un BIC de 1135.88. Estos valores numéricos son los menores entre los modelos evaluados, lo que indica que el modelo seleccionado proporciona un ajuste adecuado con la complejidad mínima necesaria.

El enfoque analítico riguroso y la evaluación exhaustiva subrayan la solidez del modelo ARIMA(0, 1, 2) como herramienta predictiva en este contexto. La capacidad del modelo para capturar la dinámica inherente a la serie de tiempo, junto con su rendimiento superior en términos de RMSE en comparación con otros modelos potenciales, justifica su elección para las proyecciones de ventas a corto plazo. Esta elección está respaldada por una metodología sólida y una interpretación estadística que cumple con los estándares para la investigación de series temporales.

Por lo tanto, el modelo ARIMA(0, 1, 2) se presenta como la mejor opción basada en la información y los datos disponibles, y se selecciona para el análisis predictivo en la planificación de la producción de cerveza. Esta decisión está fundamentada en criterios estadísticos objetivos y en la interpretación práctica, asegurando que la modelización se alinea con los objetivos de la investigación y las necesidades empresariales.

Conclusiones

El desarrollo de esta pasantía en Kairos Brewing, centrada en la optimización de la gestión de producción de cerveza artesanal, ha generado un impacto profundo y multidimensional. La incorporación de modelos analíticos avanzados, con un enfoque especial en el modelo ARIMA para la predicción de la demanda, ha facilitado una planificación más eficiente y una gestión de inventario más efectiva, lo que se traduce en una mejora sustancial en la operatividad de la empresa.

Durante la pasantía, se abordaron desafíos críticos como los quiebres de stock y la gestión de costos operacionales. La aplicación de análisis de datos y modelización predictiva llevó a la identificación de áreas clave de mejora, incluyendo la optimización de la producción y la implementación de estrategias de planificación más efectivas. Estas acciones no solo llevarán a una disminución significativa en los costos y quiebres de stock, sino que también sentarán las bases para una toma de decisiones más informada y estratégica en el futuro.

La experiencia obtenida durante la pasantía ha sido inmensamente valiosa, ofreciendo un crecimiento profesional notable y aportando un modelo replicable que puede ser adaptado a otras áreas de la empresa o incluso a industrias similares. La integración de análisis de datos y modelización predictiva se ha demostrado esencial para mantener la competitividad en el dinámico sector de la cerveza artesanal.

La pasantía ha resaltado la importancia de una planificación basada en datos y la adaptabilidad a las condiciones cambiantes del mercado. La capacidad de predecir la demanda y ajustar la producción en consecuencia ha sido un factor decisivo para mejorar la eficiencia operativa y la rentabilidad. La experiencia ha subrayado la necesidad de una integración continua de tecnologías avanzadas y enfoques innovadores para mantenerse a la vanguardia en un sector altamente competitivo.

En resumen, este proyecto de pasantía ha aportado beneficios tangibles a Kairos Brewing, tanto en términos de eficiencia operativa como financiera, y ha contribuido al desarrollo de un conocimiento práctico y teórico valioso en el campo de la gestión de la producción. Las lecciones aprendidas y las estrategias implementadas durante este período son valiosas para futuras iniciativas de desarrollo organizacional, destacando la importancia de la adaptabilidad, el aprendizaje continuo y la innovación para el éxito en el entorno empresarial actual.

Bibliografía

1. Asociación de Productores de Cerveza de Chile. Nuestra Industria. ACECHI. Recuperado de <https://acechi.cl/nuestra-industria/>
2. Oliva, B. (agosto de 2019). Análisis de Series de Tiempo. Recuperado de http://www.economia.unam.mx/ea20201/MATEMATICAS/OLIVA_VAZQUEZ_B_SERIESDETIEMPO.pdf
3. IOP Publishing Ltd. (2019). *Forecasting in engineering is one of the most, if not the most, challenging activities facing any engineering institution, city, or region.* Recuperado de <https://iopscience.iop.org/article/10.1088/1757-899X/657/1/012027#:~:text=Forecasting%20in%20engineering%20is%20one,institution%20C%20city%20or%20region>
4. Biazzi, J. L. (2019). *Exponential smoothing for intermittent demand with demand basis updated more frequently than seasonality factors.* *Gestão & Produção*, 26(3), e3810. Recuperado de <https://www.scielo.br/j/gp/a/msqwYRjDdzWd3gynd6Bx6h/?lang=en>
5. Betancourt, D. F. (2016, 22 de febrero). *La tendencia en el suavizamiento exponencial doble o modelo de holt.* Recuperado el 18 de junio de 2023, de Ingenio Empresa: <http://www.ingenioempresa.com/suavizacion-exponencial-doble>
6. Benites, L. (2022, 18 de octubre). *Suavizado exponencial: definición de simple, doble y triple.* Recuperado de <https://statologos.com/suavizado-exponencial/>
7. Chávez Quisbert, N. (1997). *Modelos ARIMA.* Recuperado de http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S2077-33231997000100005
8. Siddharth M. (30 de noviembre de 2021). *Basic understanding of Time Series Modelling with Auto ARIMAX.* Recuperado de <https://www.analyticsvidhya.com/blog/2021/11/basic-understanding-of-time-series-modelling-with-auto-arimax/>
9. Facebook. (2017). *Prophet: Quick Start.* Recuperado de https://facebook.github.io/prophet/docs/quick_start.html
10. Bazán Ramírez, W. (junio de 2021). *Modelación del promedio mensual de los valores cuota por AFP y fondo tipo 2 con la metodología Box y Jenkins o ARIMA.* *Revista de Investigación en Matemática y Estadística*, 4(1), 243-251. Recuperado de http://www.scielo.org.pe/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1810-99932021000100243&lang=es
11. Martínez, J. (19 de diciembre de 2019). *¿Qué es Underfitting y Cómo lo Detectamos?* Recuperado de <https://datasmarts.net/es/que-es-underfitting-y-como-lo-detectamos/>

12. Garza, F. (21 de octubre de 2021). *Forecasting with Machine Learning Models*. Recuperado de <https://towardsdatascience.com/forecasting-with-machine-learning-models-95a6b6579090>
13. Betancourt, D. F. (2016, 7 de marzo). *Medición del error en pronósticos de demanda*. Recuperado de Ingenio Empresa: <http://www.ingenioempresa.com/medicion-error-pronostico>
14. Martínez, J. (10 de octubre de 2020). *Error Cuadrático Medio para Regresión*. Recuperado de <https://www.iartificial.net/error-cuadratico-medio-para-regresion/>
15. Mohamad. (26 de octubre de 2016). *MAE - Error medio absoluto*. Recuperado de <https://support.numxl.com/hc/es/articles/215969423-MAE-Error-medio-absoluto>
16. Bevans, R. (26 de marzo de 2020). *Akaike Information Criterion | When & How to Use It (Example)*. Recuperado de [https://www.scribbr.com/statistics/akaike-information-criterion/#:~:text=The%20Akaike%20information%20criterion%20\(AIC,best%20fit%20for%20the%20data](https://www.scribbr.com/statistics/akaike-information-criterion/#:~:text=The%20Akaike%20information%20criterion%20(AIC,best%20fit%20for%20the%20data)
17. Joseph, R. (29 de diciembre de 2018). *Grid Search for model tuning*. Recuperado de <https://towardsdatascience.com/grid-search-for-model-tuning-3319b259367e>
18. Dietrichson, A. (2019, 22 de junio). *Métodos Cuantitativos*. Recuperado de <https://bookdown.org/dietrichson/metodos-cuantitativos/test-de-normalidad.html>
19. Parra, J. (11 de octubre de 2021). *Detección de heterocedasticidad. Test Breusch-Pagan*. Recuperado de <https://www.javierparra.net/ecoknowmic/deteccion-de-heterocedasticidad-test-breusch-pagan/>

Anexos

1. Alisado exponencial simple

$$\hat{Y}_t = \hat{Y}_{t-1} + (\alpha(Y_{t-1} - \hat{Y}_{t-1}))$$

Esta fórmula se utiliza para pronosticar el siguiente valor (\hat{Y}_t) en una serie de tiempo. Se basa en el valor anterior pronosticado (\hat{Y}_{t-1}) y el valor real anterior (Y_{t-1}). El término α es el coeficiente de suavizado que determina el peso del error de pronóstico más reciente.

2. Alisado exponencial doble

$$A_t = \alpha Y_t + (1 - \alpha)(A_{t-1} + T_{t-1})$$

$$T_t = \beta(A_t - A_{t-1}) + (1 - \beta)T_{t-1}$$

$$\hat{Y}_{t+p} = A_t + p T_t$$

Esta serie de fórmulas se utiliza para pronósticos donde hay una tendencia en los datos. A_t es el nivel suavizado en el tiempo t , y T_t es la tendencia suavizada. α y β son los coeficientes de suavizado para el nivel y la tendencia, respectivamente. El término p representa los periodos futuros para los que se está haciendo el pronóstico.

3. Alisado exponencial triple

$$\hat{Y}_t = \alpha(Y_t - S_{t-s}) + (1 - \alpha)(\hat{Y}_{t-1} + b_{t-1})$$

$$b_t = \beta(\hat{Y}_t - \hat{Y}_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$S_t = \gamma(Y_t - \hat{Y}_t) + (1 - \gamma)S_{t-s}$$

$$\hat{Y}_{t+p} = \hat{Y}_t + pb_t + S_{t-s+k}$$

También conocido como suavizado de Holt-Winters, esta técnica se utiliza cuando los datos tienen tendencia y estacionalidad. S_t representa el componente estacional suavizado, y s es la longitud de la temporada. k es el número de periodos hasta el valor futuro que se desea pronosticar. Los coeficientes α , β , y γ son factores de suavizado para el nivel, la tendencia, y la estacionalidad, respectivamente.

4. Media Móvil simple

$$Y_t = \frac{\sum_{i=1}^N Y_{t-i}}{n}$$

Esta fórmula calcula el pronóstico para el próximo periodo (Y_t) como el promedio de los n valores anteriores (Y_{t-1}) de la serie temporal. La media móvil simple suaviza las fluctuaciones a corto plazo y resalta patrones o tendencias a largo plazo en un conjunto de datos. La variable n representa el número de periodos pasados que se incluyen en el cálculo. Un valor más grande de n proporciona un suavizado más fuerte.

5. Prophet

$$\hat{y}_t = \left(\underbrace{\text{trend}}_{\text{Seasonal features}} * \underbrace{(1 + \text{multiplicative terms})}_{\text{Exogenous regressors}} + \underbrace{\text{additive terms}}_{\text{Seasonal features}} \right)$$

$$= \left(1 + \sum_{I=\{\text{multiplicative and seasonal features}\}} \sum_{j=0}^{\text{seasonal order}(i)} \left(\beta_{i+j} [j \text{ is even}] \sin\left(\frac{2\pi t(j+1)}{\text{Period}(i)}\right) + \beta_{i+j} [j \text{ is odd}] \cos\left(\frac{2\pi t(j+1)}{\text{Period}(i)}\right) \right) \right)$$

$$+ \sum_{I=\{\text{multiplicative and exogenous features}\}} \left(\beta_i \frac{\text{regressor}_i(t) - \mu_{\text{train}}(i)}{\text{std}_{\text{train}}(i)} \right) +$$

$$+ \left(\sum_{I=\{\text{additive and seasonal features}\}} \sum_{j=0}^{\text{seasonal order}(i)} \left(\beta_{i+j} [j \text{ is even}] \sin\left(\frac{2\pi t(j+1)}{\text{Period}(i)}\right) + \beta_{i+j} [j \text{ is odd}] \cos\left(\frac{2\pi t(j+1)}{\text{Period}(i)}\right) \right) \right)$$

$$+ \sum_{I=\{\text{additive and exogenous features}\}} \left(\beta_i \frac{\text{regressor}_i(t) - \mu_{\text{train}}(i)}{\text{std}_{\text{train}}(i)} \right)$$

- Trend (Tendencia): Captura cambios en la tendencia de los datos a lo largo del tiempo.
- Multiplicative Terms (Términos Multiplicativos): Ajustan la tendencia para los factores estacionales que escalan con la tendencia.
- Additive Terms (Términos Aditivos): Se suman a la tendencia y son útiles para modelar efectos estacionales que no cambian con el nivel de la tendencia, y para feriados y eventos especiales.

Dentro de estos componentes, Prophet utiliza series de Fourier para capturar patrones estacionales complejos y componentes de regresión para modelar los efectos de los días feriados. Estos componentes se ajustan a los datos de forma flexible, lo que permite que el modelo se adapte a cambios en las tendencias y a patrones estacionales con diferentes periodos y magnitudes.