



Universidad Nacional Mayor de San Marcos

Universidad del Perú. Decana de América

Dirección General de Estudios de Posgrado

Facultad de Ingeniería Industrial

Unidad de Posgrado

**Impacto del enfoque bayesiano en la gestión de la
demanda de cadenas de abastecimiento para el
consumo de productos dinámicos**

TESIS

Para optar el Grado Académico de Doctor en Gestión de

Empresas

AUTOR

José Antonio TAQUÍA GUTIÉRREZ

ASESOR

Dr. Juan Manuel CEVALLOS AMPUERO

Lima, Perú

2023



Reconocimiento - No Comercial - Compartir Igual - Sin restricciones adicionales

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

Usted puede distribuir, remezclar, retocar, y crear a partir del documento original de modo no comercial, siempre y cuando se dé crédito al autor del documento y se licencien las nuevas creaciones bajo las mismas condiciones. No se permite aplicar términos legales o medidas tecnológicas que restrinjan legalmente a otros a hacer cualquier cosa que permita esta licencia.

Referencia bibliográfica

Taquía, J. (2023). *Impacto del enfoque bayesiano en la gestión de la demanda de cadenas de abastecimiento para el consumo de productos dinámicos*. [Tesis de doctorado, Universidad Nacional Mayor de San Marcos, Facultad de Ingeniería Industrial, Unidad de Posgrado]. Repositorio institucional Cybertesis UNMSM.

Metadatos complementarios

Datos de autor	
Nombres y apellidos	José Antonio Taquía Gutiérrez
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	09994370
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0002-1711-6603
Datos de asesor	
Nombres y apellidos	Juan Manuel Cevallos Ampuero
Tipo de documento de identidad	DNI
Número de documento de identidad	07855059
URL de ORCID	https://orcid.org/0000-0001-8612-9128
Datos del jurado	
Presidente del jurado	
Nombres y apellidos	Carlos Ortega Muñoz
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	10196265
Miembro del jurado 1	
Nombres y apellidos	José Carlos Alvarez Merino
Tipo de documento	DNI
Número de documento de identidad	08051136
Miembro del jurado 2	
Nombres y apellidos	Oscar Rafael Tinoco Gomez
Tipo de documento	DNI

Número de documento de identidad	08606920
Datos de investigación	
Línea de investigación	Área académica C ODS 9 Línea de investigación 6
Grupo de investigación	No aplica
Agencia de financiamiento	Sin financiamiento
Ubicación geográfica de la investigación	Edificio: Facultad de Ingeniería Industrial – Universidad Nacional Mayor de San Marcos País: Perú Departamento: Lima Provincia: Lima Distrito: Cercado de Lima Avenida: Germán Amezaga 325 Latitud: -12.05715 Longitud: -77.08341
Año o rango de años en que se realizó la investigación	Marzo 2019 - Abril 2021
URL de disciplinas OCDE	Estadísticas, Probabilidad https://purl.org/pe-repo/ocde/ford#1.01.03



**UNIVERSIDAD NACIONAL
MAYOR DE SAN MARCOS**

Universidad del Perú, DECANA DE AMERICA

UNIDAD DE POSGRADO

ACTA DE SUSTENTACIÓN VIRTUAL N°13-UPG-FII-2023

**SUSTENTACIÓN DE TESIS VIRTUAL PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO
DE DOCTOR EN GESTIÓN DE EMPRESAS**

En la ciudad de Lima del día siete del mes de setiembre del dos mil veintitrés, siendo las ocho horas, de forma virtual se instaló el Jurado Examinador para la Sustentación de la Tesis titulada: **“IMPACTO DEL ENFOQUE BAYESIANO EN LA GESTIÓN DE LA DEMANDA DE CADENAS DE ABASTECIMIENTO PARA EL CONSUMO DE PRODUCTOS DINÁMICOS”**, presentado por el **Mg. JOSÉ ANTONIO TAQUÍA GUTIÉRREZ** para optar el Grado Académico de Doctor en Gestión de Empresas.

Luego de la exposición y absueltas las preguntas del Jurado Examinador se procedió a la calificación individual y secreta, habiendo sido **APROBADO** con la calificación de **DIECISIETE (17) MUY BUENO**.

El Jurado recomienda que la Facultad acuerde el otorgamiento del Grado Académico de Doctor en Gestión de Empresas, al **Mg. JOSÉ ANTONIO TAQUÍA GUTIÉRREZ**.

En señal de conformidad, siendo las **09:22 horas** se suscribe la presente acta en cuatro ejemplares, dándose por concluido el acto.

Dr. CARLOS ORTEGA MUÑOZ
Presidente

Dr. JOSÉ CARLOS ALVAREZ MERINO
Miembro

Dr. OSCAR RAFAEL TINOCO GOMEZ
Miembro

Dr. JUAN MANUEL CEVALLOS AMPUERO
Asesor



CERTIFICADO DE SIMILITUD

Yo **JUAN MANUEL CEVALLOS AMPUERO** en mi condición de asesor acreditado con la Resolución Decanal **-DICTAMEN N°156-UPG-FII-2014** de la tesis/monografía/informe de investigación/trabajo académico, cuyo título es **“IMPACTO DEL ENFOQUE BAYESIANO EN LA GESTIÓN DE LA DEMANDA DE CADENAS DE ABSTECIMIENTO PARA EL CONSUMO DE PRODUCTOS DINÁMICOS”** presentado por el bachiller/magíster/egresado/licenciado/estudiante **JOSÉ ANTONIO TAQUÍA GUTIÉRREZ** para optar el grado/título/especialidad de **DOCTOR EN GESTIÓN DE EMPRESAS, CERTIFICO** que se ha cumplido con lo establecido en la Directiva de Originalidad y de Similitud de Trabajos Académicos, de Investigación y Producción Intelectual. Según la revisión, análisis y evaluación mediante el software de similitud textual, el documento evaluado cuenta con el porcentaje de 03 % de similitud, nivel **PERMITIDO** para continuar con los trámites correspondientes y para su **publicación en el repositorio institucional**. Se emite el presente certificado en cumplimiento de lo establecido en las normas vigentes, como uno de los requisitos para la obtención del grado/ título/ especialidad correspondiente.

Firma del Asesor

DNI: **07855059**

Nombres y apellidos del asesor: **JUAN MANUEL CEVALLOS AMPUERO**



DEDICATORIA

*A mi esposa Karina y mis hijos
Juan José, Juan Pablo y María
Isabel, por todo su apoyo,
comprensión y ánimo a lo largo
de este esfuerzo.*

AGRADECIMIENTOS

*A mis padres Víctor y Rosa
Consuelo por darme a mí y mis
hermanos el ejemplo de confiar en
Dios, perseverar y esforzarnos por
alcanzar nuestros sueños.*

*A mi asesor Doctor Juan Cevallos
Ampuero y mis distinguidos
profesores.*

CONTENIDO

DEDICATORIA	ii
AGRADECIMIENTOS	iii
CONTENIDO.....	iv
Lista de Tablas	vii
Lista de figuras	viii
RESUMEN	x
ABSTRACT.....	xi
CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN.....	12
1.1 Situación Problemática	12
1.2 Formulación del Problema	16
Problema general.....	16
Problemas específicos.....	16
1.3 Justificación de la Investigación	16
1.4 Objetivos de la Investigación	18
1.4.1 Objetivo General	18
1.4.2 Objetivos Específicos.....	18
CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO	19
2.1 Marco epistemológico	19
2.2 Antecedentes del Problema.....	21
2.2 Bases Teóricas	22
2.2.1 Cadenas de Abastecimiento.....	22
2.2.2 Paradigma Bayesiano	28
2.2.6 Validación de modelo bayesiano	33
2.3 Marco Conceptual.....	35
2.3.1 Productos dinámicos.....	35
2.3.2 Gestión de categorías	35
2.3.3 Gestión de demanda.....	35

2.3.4 Ciclo de vida del producto	36
2.3.5 Muestreador bayesiano	36
2.3.6 Analítica predictiva	36
CAPÍTULO 3. HIPOTESIS Y VARIABLES	37
3.1 Hipótesis general:	37
3.2 Hipótesis específicas:	37
3.3 Identificación de variables	38
3.3.1 Variables dependientes	38
3.3.2 Variable independiente.....	38
CAPÍTULO 4. METODOLOGIA	41
4.1 Tipo, diseño y temporalidad de la investigación	41
4.2 Unidad de análisis	42
4.3 Población de estudio.....	42
4.4 Tamaño de muestra	42
4.5 Selección de muestra	43
4.6. Técnicas de recolección de Datos	44
4.7. Análisis e interpretación de la información	47
CAPÍTULO 5. RESULTADOS y DISCUSIÓN	49
5.1 Análisis, interpretación y discusión de resultados.....	49
5.1.1 Análisis del desempeño de las variables.....	49
Variable período de reorden del inventario	51
5.1.2 Operacionalización de variables	56
5.2 Resultados de las hipótesis.....	70
5.2.1 Comprobación de la Hipótesis	70
5.2.2 Comprobación de la Hipótesis general	71
5.2.3 Comprobación de las Hipótesis específicas	74
5.3 Discusión de resultados	83
CAPÍTULO 6: APORTES DE LA INVESTIGACIÓN.....	84
6.1 Impactos de las variables involucradas.....	84
6.2 Otros impactos.....	85
6.3 Propuesta para la solución del problema	85
6.4 Aportes de la investigación	89
CONCLUSIONES.....	91

RECOMENDACIONES.....	93
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	95

Lista de Tablas

TABLA 4.1 RESUMEN DE HERRAMIENTAS	41
TABLA 5.1 FRACTIL CRÍTICO.....	61
TABLA 5.2 RESUMEN DE PARÁMETROS.....	81
TABLA 5.3 RESUMEN DE PRODUCTOS.....	82

Lista de figuras

FIGURA 1.1 RETAIL MODERNO EN LATINOAMÉRICA.....	13
FIGURA 1.2 SEGMENTOS RETAIL MODERNO EN LATINO AMÉRICA.....	13
FIGURA 1.3 TAMAÑO DEL RETAIL MODERNO EN PERÚ.....	14
FIGURA 1.4 CANAL RETAIL OFERTAS.....	14
FIGURA 1.5 ASIGNACIÓN OFERTA MARCA RETAIL.....	15
FIGURA 2 1 HORIZONTE DE PLANEAMIENTO.....	23
FIGURA 2 2 PRIORIDADES EN ABASTECIMIENTO.....	25
FIGURA 2 3 SECUENCIA DE ABASTECIMIENTO.....	26
FIGURA 2 4 ESCENARIOS DE ABASTECIMIENTO (LEE, 2002).....	27
FIGURA 2 5 EQUILIBRIO PUSH – PULL.....	28
FIGURA 5 2 ESTRATEGIAS DE ABASTECIMIENTO.....	50
FIGURA 5 3 DIFERENCIA DE MÉTRICAS.....	51
FIGURA 5 4 FUNCIÓN COSTO DE GESTIÓN.....	55
FIGURA 5 5 INTERFAZ DE INICIO.....	56
FIGURA 5 6 RECORRIDO METROPOLIS HASTINGS.....	57
FIGURA 5 7 RECORRIDO HAMILTONIANO.....	57
FIGURA 5 8 MUESTREADOR NOT U TURN.....	58
FIGURA 5 9 DISTRIBUCIÓN MUESTREADA.....	59
FIGURA 5 10 DISTRIBUCIÓN POSTERIOR.....	59
FIGURA 5 11 INTERFAZ SOLVER.....	63
FIGURA 5 12 CURVA DE AGOTAMIENTO.....	64
FIGURA 5 13 DECISIÓN SOBRE EL ESTIMADO 1.....	68
FIGURA 5 14 DECISIÓN SOBRE EL ESTIMADO2.....	69
FIGURA 5 15 DECISIÓN SOBRE EL ESTIMADO 3.....	70
FIGURA 5 18 DEMANDA ESCENARIO BALANCEADO.....	75
FIGURA 5 19 BENEFICIO TOTAL ESLABÓN BALANCEADO.....	76
FIGURA 5 21 MEDICIÓN DE LA GESTIÓN DE LA DEMANDA CATEGORÍA 2.....	78
FIGURA 6 1 INTEGRACIÓN VBA-PYTHON.....	86
FIGURA 6.2 IDE SPYDER.....	87
FIGURA 6.3 MUESTREADOR EN LA HISTORIA DEL PRODUCTO.....	88
FIGURA 6.4 INTERFAZ VBA-PYTHON.....	88
FIGURA 6.5 INTEGRACIÓN VBA-PYTHON.....	89

RESUMEN

En la presente investigación se pudo implementar el enfoque bayesiano aplicado a la gestión de la cadena de abastecimiento en productos dinámicos para una empresa del rubro retail de alimentos. La metodología utilizada fue del tipo cuasi experimental con pre y post prueba y un grupo de control. El tamaño de la muestra fue de 93 productos, de una población de 120 productos que pertenecían a dos categorías: salsas clásicas y salsas gourmet. El objetivo general fue medir el incremento en la gestión de la demanda consiguiendo con el enfoque bayesiano una mejora de 10% en la exactitud del estimado. Así mismo se logró reducir el inventario de cobertura de 2 a 1.2 meses y la discrepancia entre los valores de la estimación bayesiana con el método tradicional se logró alcanzar un 5% de error en la variación. La principal limitación del estudio fue su aplicación a un solo caso de empresa. Para lograr este resultado se diseñaron herramientas utilizando lenguaje de programación R y Python y librerías para el muestreo aleatorio de la distribución a priori de los productos para obtener valores posteriores.

Palabras clave: Cadena de abastecimiento, enfoque bayesiano, fractil crítico, productos retail, balance de operaciones.

ABSTRACT

In this research, a Bayesian approach was applied to the management of the supply chain in a dynamic food product portfolio for a company in the retail sector. We propose a quasi-experimental method considering pre and posttest and a control group. The sample size was 93 products, out of a population of 120 products that belonged to two categories: classic sauces and gourmet sauces. The main objective was achieved increasing forecast accuracy with the Bayesian approach of 10%. Likewise, it was possible to reduce the coverage inventory from 2 to 1.2 months and the discrepancy between the values of the Bayesian estimate with the traditional method was possible to reach a 5% error in the variation. A limitation of the study was the application to a single company case. R and Python programming languages were used and libraries for random sampling of the a priori distribution of the products to obtain posterior values area presented on the research.

Keywords: Supply chain, Bayesian approach, retail products, critical fractile, balanced operations

CAPÍTULO 1. INTRODUCCIÓN

1.1 Situación Problemática

La variabilidad en la gestión de la demanda debido a una falta de métodos que incorporen la incertidumbre en los procesos de gestión según (Gaspars-Wieloch, 2017) genera problemas en las empresas. Entre los problemas que aparecen en una empresa están el exceso de inventario y la pérdida de ventas (Hulthen et al., 2017). Por este motivo, la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento requiere controlar la incertidumbre de los procesos con técnicas bayesianas para balancear inventarios e incrementar la visibilidad de los consumos que le permita a los responsables de la gestión, planificar y organizarse en escenarios de crecimiento.

Sales of Modern Grocery Retailers in Latin America

Retail Value RSP excl Sales Tax - USD million - Current - 2005-2024

200,929

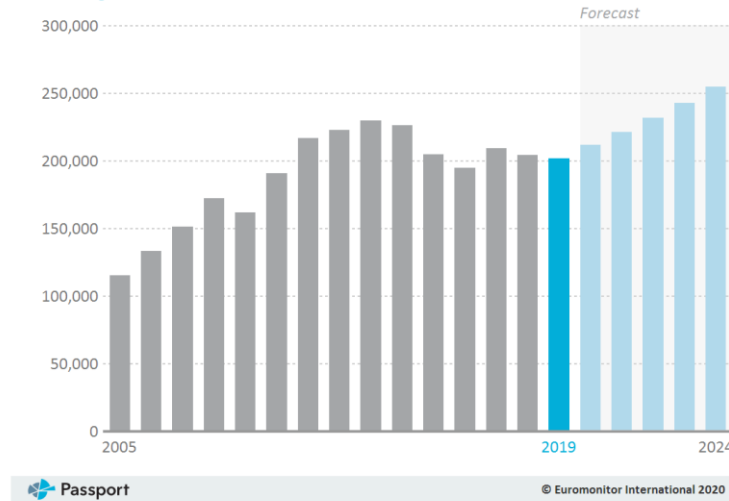


Figura 1.1 Retail moderno en Latinoamérica

Nota: Euromonitor, 2020.

Sales of Modern Grocery Retailers in Latin America by Category

Retail Value RSP excl Sales Tax - USD million - Current - 2019 Growth Performance

Click on a Category to update Sales Chart

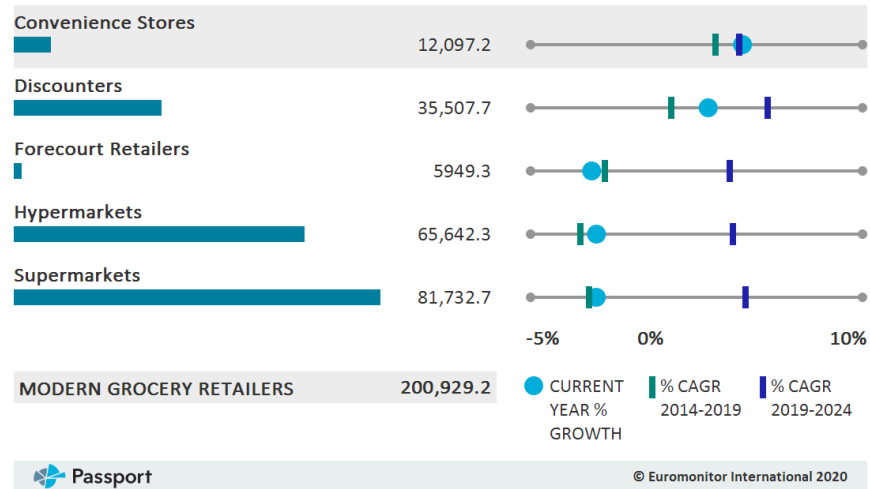


Figura 1.2 Segmentos retail moderno en Latino américa

Nota: Euromonitor, 2020

Considerando el mercado peruano, el mercado retail moderno presenta el siguiente tamaño

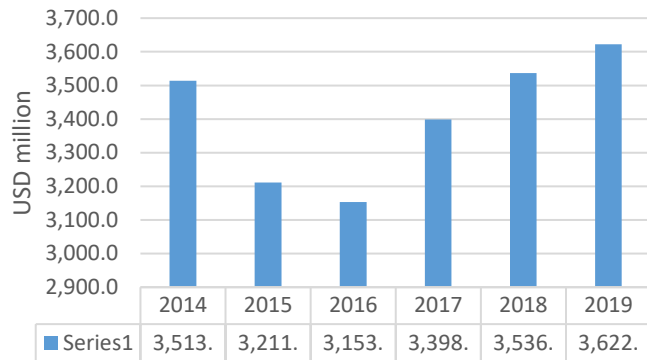


Figura1.3 Tamaño del retail moderno en Perú

Nota: Euromonitor, 2020.

A continuación, se muestra la complejidad en la asignación de oferta del canal retail de la categoría de productos de salsas especiales y marca retail respectivamente

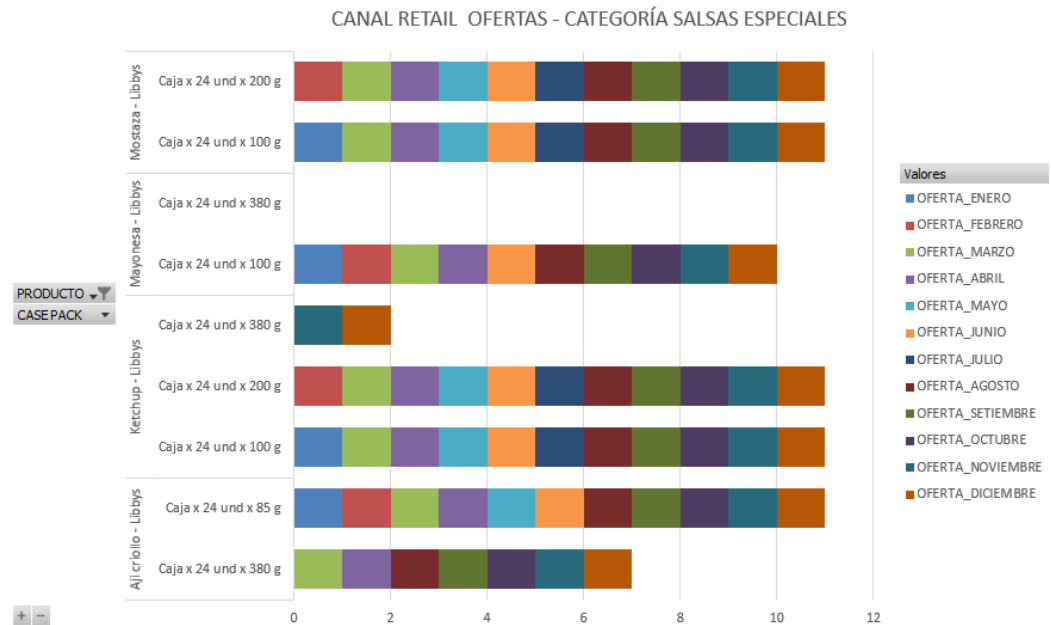


Figura1.4 Canal retail Ofertas

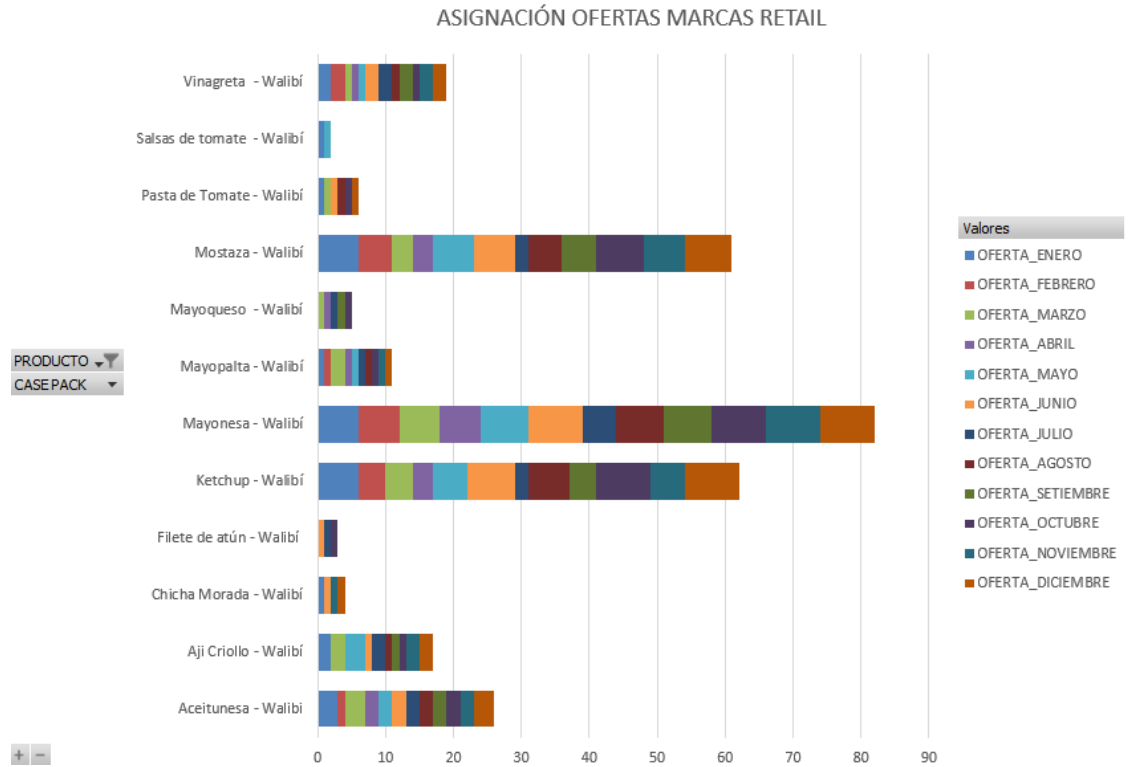


Figura 1.5 Asignación oferta marca retail

Así mismo, los efectos operativos logísticos de una mala estimación de la gestión de la demanda de productos dinámicos por no medir el efecto del enfoque bayesiano se traducen en un abastecimiento ineficiente, lo que tendrá un impacto directo en el costo de oportunidad por productos faltantes para atender la demanda o en su defecto aparecerá un nivel de inventario que inmovilice capital .

1.2 Formulación del Problema

Problema general

¿Se puede medir el enfoque bayesiano en la gestión de la demanda de la cadena de abastecimiento en una empresa que comercializa productos dinámicos?

Problemas específicos

- ¿Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano impacta en el consumo esperado de la demanda en las cadenas de abastecimiento de productos dinámicos?
- ¿Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano impacta en el período de reorden de inventario de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos?
- ¿Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano impacta en la discrepancia de la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos?

1.3 Justificación de la Investigación

El aporte del presente estudio está en mostrar como ayuda el enfoque bayesiano en mejorar la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de un producto frente a los cambios en las ofertas que la empresa realiza como consecuencia de estar buscando estimular la

demanda de sus productos. Esta situación es recurrente en las empresas que comercializan sus productos por el canal moderno en Perú. El efecto adverso de gestionar la demanda de manera inadecuada es tener exceso de inventario o la venta pérdida por falta de producto. Los cambios de los precios y ofertas a los productos, se ha vuelto más frecuente en las empresas del sector retail debido a la situación de reactivación con el objetivo de recuperar sus ventas, sacrificando márgenes para atraer consumidores y generar flujo de caja. El exceso de inventario como consecuencia de una gestión de demanda sin herramientas como las presentadas en la presente investigación expone a la empresa a un exceso en el inventario.

Este efecto es estudiado como una oportunidad de mejora en toda gestión de la cadena de abastecimiento de productos dinámicos y esta investigación colabora con presentar un nuevo enfoque que ayude a explicar la manera de solucionarlo.

1.4 Objetivos de la Investigación

1.4.1 Objetivo General

Determinar en qué medida el enfoque bayesiano impacta en la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos.

1.4.2 Objetivos Específicos

- Determinar en qué medida la implementación del enfoque bayesiano impacta en el consumo esperado de la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.
- Determinar en qué medida la implementación del enfoque bayesiano impacta en el período de reorden de inventario de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos.
- Determinar en qué medida la implementación del enfoque bayesiano impacta en la discrepancia de la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos.

CAPÍTULO 2. MARCO TEÓRICO

2.1 Marco epistemológico

El pensamiento lógico - filosófico de Charles Peirce a fines del siglo 19, en el diagnóstico que desarrolla sobre los métodos que utiliza la ciencia para descubrir certezas en una investigación, consideran al pensamiento bayesiano como una consecuencia del pensamiento de inferencia inductiva. Establece una base epistemológica en los conceptos matemáticos que nutrieron la estadística conocida en el siglo 20 con ideas que luego recogen en sus trabajos R.A Fisher y Jerzy Neyman.

Al final de sus años de vida el pensamiento de Peirce refuerza la idea que existen tres expresiones para hacer inferencia con información incompleta. La probabilidad, la verosimilitud y la plausibilidad (Burch, 2012). Peirce relaciona estas tres dimensiones de aproximación ante la incertidumbre de la realidad (probabilidad, verosimilitud y plausibilidad) asociándolas en un marco conceptual con tres métodos de pensamiento, el deductivo, el inductivo y el abductivo. De estas tres se puede medir la probabilidad y la verosimilitud. Esta última, la verosimilitud, como se observa en los reportes de uso de técnicas bayesianas en investigación científica en el mundo cobra auge a fines del siglo veinte. Explicable debido a la posibilidad de procesamiento electrónico a partir de los años ochenta.

Para la época en que Pierce difundía sus conceptos sobre pensamiento bayesiano en las postrimerías de su vida, Andrei Markov trabajaba en la teoría de procesos estocásticos que sostienen su aporte con las cadenas de Markov aplicadas en el mecanismo bayesiano como fuente de transición entre una muestra y una generalización de la población. Pierce critica al pensamiento bayesiano con relación a la probabilidad a priori que sostiene la base del pensamiento inductivo porque, en su visión no tiene la información completa de la realidad, se debe considerar que en el debate epistemológico de la época la influencia del pragmatismo como escuela de pensamiento de la cual Pierce es uno de sus creadores, resalta la importancia de un empirismo radical, excluyendo otras fuentes de información que no sean cuantificables. El aporte bayesiano en el proceso de generar inferencias parte de la base de interpretar la información parcial que se tiene de un fenómeno y enriquecerla en la medida que se avanza con la experimentación. Este enriquecimiento se asocia al uso de una función de verosimilitud que será más robusta en la medida que la propia realidad retroalimente con sus valores si el antecedente cognitivo es válido. El debate continúa en el mundo con relación a si un enfoque deductivo representa una mayor posibilidad de conocer y entender un fenómeno frente a un enfoque inductivo. Pierce no descarta ambos enfoques, considera el método deductivo como analítico y la inferencia y la abducción como sintéticos (Pereira, 2022). Por otro lado, pensadores bayesianos más contemporáneos hacen notar que la convención como punto de inicio de un parámetro estadístico (un a priori informativo) es parte de los conceptos estadísticos vigentes como puede ser definir el nivel de confianza de un intervalo en una distribución. Resaltan que los procesos de diseño utilizan el pensamiento inductivo y abductivo como herramientas de innovación encontrando vínculos nuevos con la experimentación (Baty, 2010);(Fei, 2019).

El pensamiento científico en el marco de la filosofía actual que encuentra mucho debate en la esencia de la naturaleza nos permite abrir diversos caminos de como enmarcar la presente investigación. Hoy los nuevos paradigmas científicos se nutren en el avance de tecnologías disruptivas (aprendizaje de máquina, visión

artificial, computación en la nube, etc) que han abierto nuevos horizontes a la tarea de generar conocimiento tanto en ciencias básicas como aplicadas. Por decir lo menos, la interacción multidisciplinaria del estudio de la ciencia marca también una característica que se debe resaltar, a diferencias de escuelas de pensamiento científico tradicionales algunas con mayor o menor vigencia como la teoría positivista, lo cierto es que el método científico con sus variantes debido al avance de los instrumentos y la obtención de datos es el método con mayor presencia en el ámbito de la ciencia formal. Por mencionar el ejemplo de la entropía que nace del ámbito de la termodinámica y hoy se utiliza en una variante reciente en los algoritmos de clasificación en teoría de la información. Esto muestra que los avances de los diferentes campos de la ciencia no se encuentran desconectados, sino que deben ser estudiados como una realidad unificada, inteligible y armoniosa.

2.2 Antecedentes del Problema

En (Valencia Cárdenas et al., 2014), “Bayesian modeling application and optimization to demand forecasting” se realizó un estudio cuasi experimental con un tamaño de muestra de 77 productos donde se muestra el comportamiento del inventario con relación a la utilización de curvas de demanda previas, mostrando valores la correlación Pearson para el desfase del inventario y la demanda considerando factores de descuento, los valores de la métrica del MAPE están en un intervalo entre 28 – 58%. Este antecedente con enfoque cuantitativo presenta proximidad con nuestro estudio porque presenta un método de minimización del inventario.

En el trabajo de (Liu et al., 2020), “Dynamic pricing and inventory management with demand learning:A bayesian approach”, es un trabajo cuasi experimental donde se identifica la importancia del enfoque bayesiano en la asignación de precios para reducir el nivel inventario sin perjudicar el valor de la venta. En este

estudio aparecen dos grupos experimentales representados por dos centros de distribución con siete categorías de productos analizando 3084 ventas. El valor sugerido por los autores es de un nivel de precio óptimo de 0.5 para reducir el nivel de inventario a un nivel de un 0.6 sin perjudicar el servicio de la demanda. Este antecedente de investigación cuantitativa con enfoque cuasi experimental desarrolla un modelo bayesiano para presentar el nivel de cobertura del inventario ante la variabilidad de la estimación de la demanda. Presenta proximidad con el estudio que estamos realizando porque establece escenarios de modificación de la demanda y evalúa el efecto en la decisión de aceptar o no estos cambios.

(Mabel C. Chou et al., 2020) en “Policies for inventory models with product returns forecast

from past demands and past sales”, en una investigación del tipo cuasi experimental a priori para establecer una discrepancia entre escenarios de 2% a 17%. Este antecedente es una investigación cuantitativa y presenta proximidad con nuestro estudio porque presenta un cambio en la discrepancia entre la demanda y los valores obtenidos de inventario. Así mismo Prak et al. (2021), muestra la importancia de la discrepancia con la distribución de poisson para el caso de 496 productos con demanda dinámica presenta un valor para el indicador de discrepancia de 6%-50%

2.2 Bases Teóricas

2.2.1 Cadenas de Abastecimiento

Desde la concepción del concepto de cadenas de abastecimiento integradas, muchos avances académicos han aparecido como temas de investigación en enfoques hacia el mercado e integración y coordinación entre e intra-empresas.

Según (Manders et al., 2017) podemos encontrar más de un centenar de definiciones particulares del concepto de cadena de abastecimiento agrupadas en temas mayores de investigación. Algunos de estos desarrollos caen en descubrir los principios y teorías que pueden ser aplicadas en una cadena de abastecimiento; Identificar la relevancia, oportunidades y retos de la disciplina de operaciones aplicada en una cadena de abastecimiento; Aplicaciones académicas novedosas de nuevos métodos o conceptos provenientes de otros campos de estudio al campo del abastecimiento.

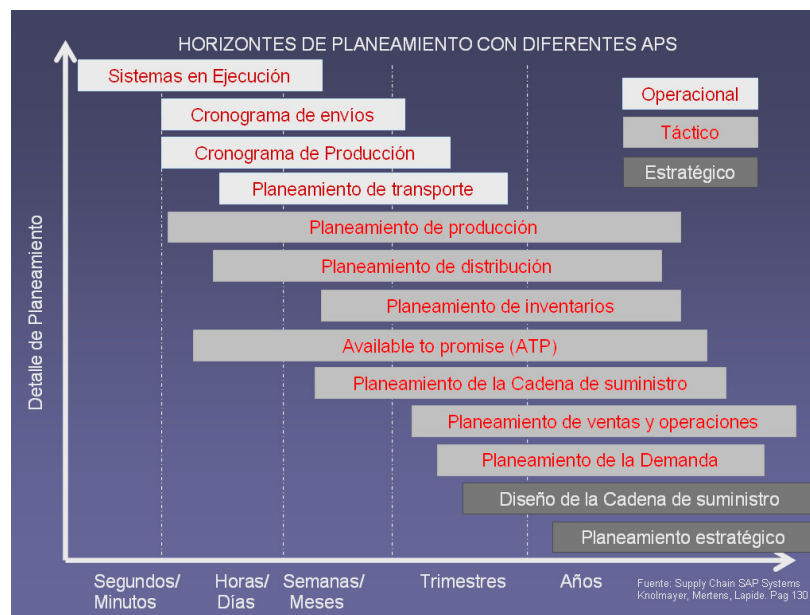


Figura 2 1 Horizonte de planeamiento. Nota (Knolmayer, Gerhard F. Mertens & Zeier, 2002)

Estos elementos muestran que uno de los procesos más complejos en una organización es el proceso de abastecimiento. La evolución de este proceso de abastecimiento se ha convertido en fuente de generación de valor agregado construyendo modelos de referencia que se replican e implementan en la medida de la madurez, según lo requiera, cada negocio. Este proceso es usualmente un campo directo de aplicación de los conceptos de la ingeniería de operaciones en los enlaces entre el mercado y la gestión de compras, pasando por el

almacenamiento y la distribución. Como una cadena, los diversos eslabones que se conectan entre almacén y centro distribución generan inventarios y niveles de coordinación que se hacen muy finos debido a que las empresas manejan portafolios de miles de productos por ubicación geográfica. El eslabón de la cadena más cercana al mercado es el eslabón de la gestión de la demanda y mucho de los resultados en el proceso de abastecimiento depende de su gestión (Gallego-García & García-García, 2020).

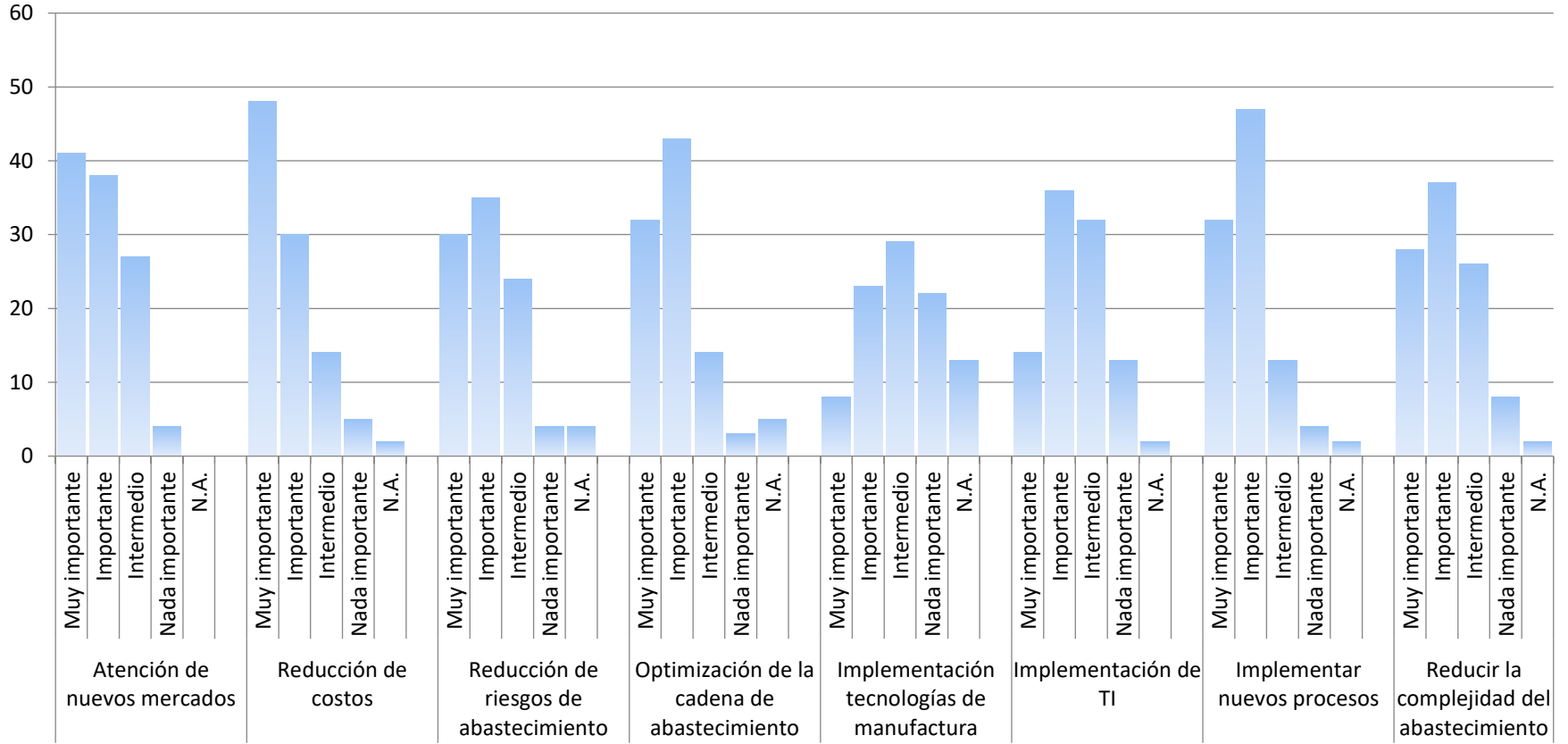


Figura 2 2 Prioridades en abastecimiento

Nota: MIT, Manufacturing Industry Survey. 2012.

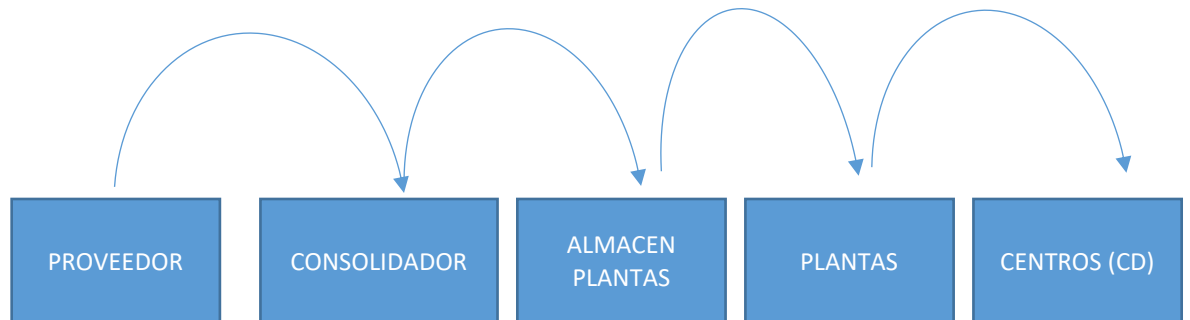


Figura 2 3 Secuencia de abastecimiento

El estado del arte en el conocimiento relacionado con el campo de las cadenas de abastecimiento muestra que uno de los pilares de una gestión de este proceso empieza por obtener un estimado eficiente (Trang, 2016). La gran cantidad de variables que pueden influenciar un valor futuro a obtener se pueden clasificar en internas y externas. Las variables relacionadas según la industria en estrategias de marketing y gestión de canales de distribución representan muchas veces un gran componente del valor de la demanda, en especial en productos o servicios denominados innovadores. Por el contrario, en los mercados funcionales hablar de variables exógenas marcan la pauta en los métodos para obtener las proyecciones.

		Variabilidad en la demanda	
		Productos consumo frecuente	Productos esporádicos
Variabilidad en el abastecimiento	Productos estacionarios	Productividad	Respuesta ante la demanda
	Productos cambiantes	Riesgo	Rapidez

Figura 2 4 Escenarios de abastecimiento (Lee, 2002)

En medio de este contexto global, las organizaciones con mayor capacidad de adaptarse a los cambios del entorno han tomado ventaja en situaciones inesperadas como contextos políticos volátiles o efectos macroeconómicos de especulación (tipo de cambio, mercados globales de commodities, etc.). Considerando esta situación, la gestión de la demanda toma mayor protagonismo cuando las organizaciones se preguntan sobre la manera de hacer más eficientes sus procesos de abastecimiento, sabiendo que muchas veces este desempeño está influenciado por restricciones y efectos inesperados del futuro que exigen en las empresas un balance de procesos de abastecimiento ante cambios de escenarios cambiantes. Adicionalmente se necesita predecir eventos para tomar acciones con anticipación, solo por mencionar el caso de la creación de productos nuevos para balancear portafolios con ofertas al mercado en diversas categorías han permitido desarrollar métodos enfocados en gestionar el futuro como son los modelos de crecimiento o el modelo Bass (Ho et al., 2002). Así mismo, ante la abundancia de datos, los sistemas de análisis predictivo de la demanda han aparecido como resultado de esfuerzos muy focalizados en industrias con alta presencia de tecnología de información. Los trabajos relacionados sobre el lanzamiento de productos nuevos donde se describe la utilidad de implementar

estas coordinaciones, en especial, en la identificación de los factores para obtener la mayor probabilidad de éxito en la presentación de un producto.

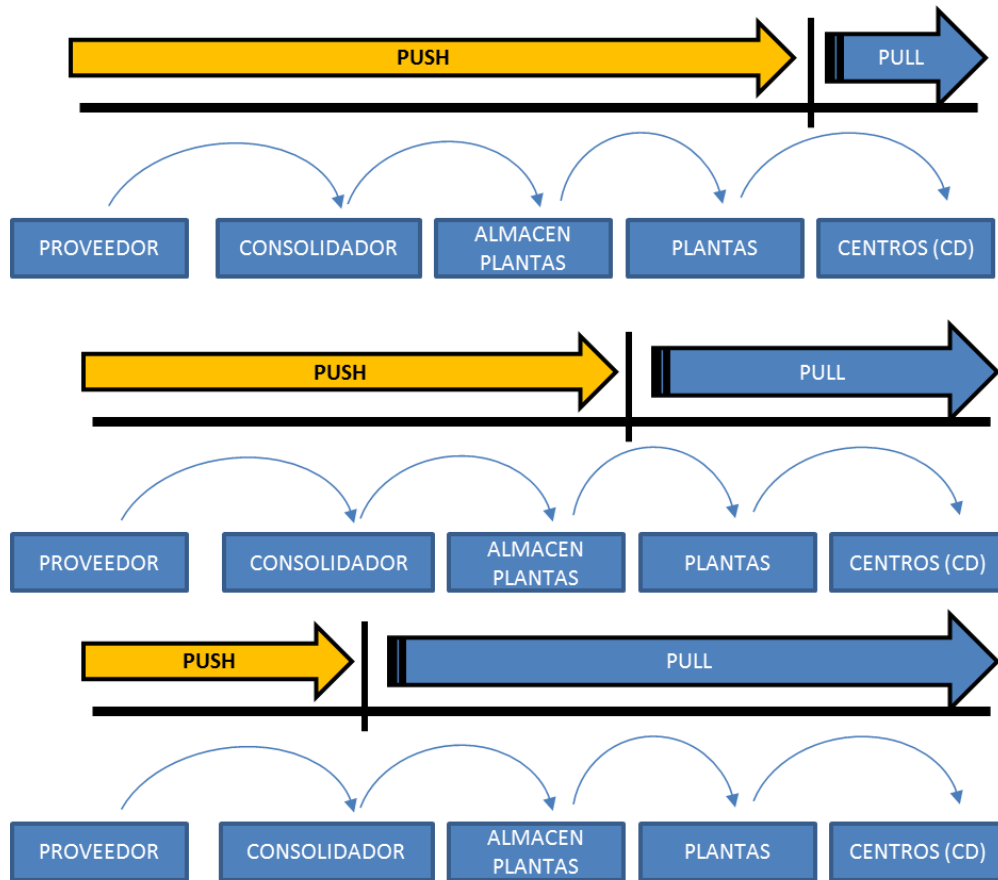


Figura 2 5 Equilibrio Push – Pull

Nota: (D. Simchi-Levi, 2010).

2.2.2 Paradigma Bayesiano

Asimismo, la gran cantidad de datos requieren de métodos que ayuden a tomar decisiones sobre la demanda con mayor probabilidad de ocurrencia. Esto se logra en especial cuando las técnicas clásicas estadísticas han evolucionado, con el avance de la tecnología, en nuevos métodos para encontrar patrones, apareciendo conceptos como el análisis de datos, el modelamiento predictivo, la minería de datos basada en computadora y el análisis de marketing vía web.

Dentro de estas técnicas existe el enfoque bayesiano cuyo nombre se debe a que es una extensión de las reglas establecidas por Thomas Bayes en 1763 rompiendo con el paradigma que establecía eventos probabilísticos totalmente independientes entre sí. Estos diversos estados de la naturaleza tienen funciones de transición entre ellos que pueden ser modelados con la función condicional de probabilidad. Las variables latentes que existen al interior de una secuencia de información generan un patrón que “aparece” con el enfoque bayesiano, una de cuyas técnicas más utilizadas son las cadenas de Márkov escondidas.

Por otro lado, este tipo de enfoque es utilizado en muchos estudios cuasi experimentales, donde se requieren tomar decisiones con poca información estructurada, buscando esos indicios iniciales que se han observado y deseamos estudiar.

2.2.3 Teorema de Bayes

El teorema de Bayes propone:

$$P(\theta | f(x)) = \frac{P(\theta)P(f(x) | \theta)}{\int f(x)dx}$$

$$P(\theta|f(x)) \propto P(\theta)P(f(x)|\theta)$$

La función $f(x)$ se obtiene de:

$$\sum_{\theta} f(x|\theta)f(\theta), \text{ si } X \text{ es una variable aleatoria discreta.}$$

$$\int_{\theta} f(x|\theta)f(\theta), \text{ si } X \text{ es una variable aleatoria continua.}$$

Se busca encontrar una función posterior para obtener un intervalo donde el comportamiento del parámetro se vea reflejado.

2.2.4 Distribución a priori

De acuerdo con (Behrens et al., 2004), al realizar inferencias sobre un parámetro, generalmente se cuenta con alguna información acerca de su valor. La distribución a priori representa lo que se conoce, antes de observar dato alguno, del parámetro desconocido.

Determinación subjetiva de la distribución a priori

Un aspecto importante es la información a priori acerca del parámetro de interés. La información disponible debe ser cuantificada a través de medidas de probabilidad sobre el espacio paramétrico, ya que, si es un espacio discreto, se determina una probabilidad subjetiva para cada elemento, y si es un espacio continuo, la determinación de la distribución a priori es más laboriosa.

Distribución a priori no informativa

Cuando el conocimiento inicial sobre el valor del parámetro θ es muy vago, se utiliza un tipo de distribuciones a priori denominadas distribuciones a priori no informativas, las cuales consideran el bajo nivel de conocimiento sobre el parámetro. Una distribución sobre el parámetro θ será del tipo no informativa si no determina que unos valores de θ son más o menos favorables que otros. A modo de ejemplo, “si se establecen dos hipótesis simples sobre el valor de θ y asignamos una probabilidad 1/2 a cada una de ellas, se tiene una situación no informativa.” (Ntzoufras, 2011).

2.2.5 Modelo clásico y bayesiano de regresión lineal múltiple

Se compara el modelo clásico y el bayesiano (Taquía, 2015).

Modelo clásico de regresión

Al considerar un modelo de clásico de regresión lineal múltiple, donde la variable de respuesta Y está relacionada a una o más variables exploratorias o predictoras, X_1, X_2, \dots, X_{n-1} para una muestra aleatoria de n casos donde X_{i1} es el valor del modelo en un momento temporal:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_{K-1} X_{i,K-1} + \epsilon_i, \quad \epsilon_i \approx N(0, \sigma^2)$$

Este modelo en forma matricial se denota como:

$$Y = X\beta + \epsilon, \quad \epsilon \sim (0, \sigma^2)$$

Donde

$$Y = \begin{bmatrix} Y_1 \\ \cdot \\ Y_n \end{bmatrix}, \quad X = \begin{bmatrix} 1 & X_{11} & X_{1,K-1} \\ 1 & X_{21} & X_{2,K-1} \\ \cdot & \cdot & \cdot \\ 1 & X_{n1} & X_{n,K-1} \end{bmatrix}, \quad \epsilon = \begin{bmatrix} \epsilon_1 \\ \cdot \\ \epsilon_n \end{bmatrix}, \quad \beta = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \cdot \\ \beta_{K-1} \end{bmatrix}$$

Donde los vectores de "X", las observaciones $Y_t = 1, \dots, T$, tienen función de densidad $N(y_t; X_t \cdot \beta, \sigma^2)$ similar a la función normal de los errores junto a los vectores β y σ^2 la función de verosimilitud sería:

$$L(\beta, \sigma^2 | X, y) = (2\pi\sigma^2)^{-T/2} \exp\left\{\frac{-1}{2\sigma^2} (y - X\beta)' (y - X\beta)\right\}$$

Modelo bayesiano de regresión lineal múltiple

El modelo bayesiano es similar al modelo clásico, con la diferencia de que en el modelo bayesiano se incluye a la distribución a priori de los parámetros

Para la distribución a posteriori, del modelo bayesiano, información a priori no informativa, se tiene el modelo:

$$Y = X\beta + \varepsilon,$$

En donde $\varepsilon_1, \dots, \varepsilon_n$ son independientes, entonces $\varepsilon \sim N_n(0, \sigma^2 I)$. Así la función de verosimilitud queda definida como:

$$l(\beta, \sigma^2 | Y) = \frac{1}{(2\pi)^{\frac{n}{2}} \sigma^n} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}(Y - X\beta)^t (Y - X\beta)\right]$$

Dado que: $\tilde{\beta} = (X^t X)^{-1} X^t Y$ y $\tilde{Y} = X \tilde{\beta}$,

Se tiene:

$$l(\beta, \sigma^2 | Y) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} \sigma^n} \exp\left[-\frac{1}{2\sigma^2}\left[vS^2 + (\beta - \tilde{\beta})^t X^t X (\beta - \tilde{\beta})\right]\right]$$

Como β es un parámetro de localización, el cual desplaza la distribución hacia los valores menores o mayores, mientras σ^2 es parámetro de escala, el cual define la dispersión de la distribución, entonces, las distribuciones a priori no informativas son:

$$\pi(\beta) \propto 1$$

$$\pi(\sigma^2) \propto 1/\sigma^2$$

2.2.6 Validación de modelo bayesiano

El comportamiento de un modelo bayesiano requiere un proceso estacionario para realizar un muestreo utilizando un generador de muestras que usualmente tiene un comportamiento en función a las distribuciones que utiliza y le permitan

alcanzar una convergencia en un espacio muestral aleatorio donde se puede analizar la distribución a posteriori obtenida; para lo cual se simulan muestras y_1, \dots, y_n con la mencionada distribución, a partir de los vectores de las variables independientes. Asimismo, para verificar un valor puntual se puede observar la posición relativa de y_i con respecto a la distribución de los valores simulados de y_i , si este valor se encuentra en alguno de los extremos entonces significa que es un potencial outlier (Taquiá, 2015). Entre los parámetros que un muestreador requiere están:

Valor_Promedio_de_aceptación: La probabilidad media de aceptación del árbol que generó esta muestra. La media de estos valores en todas las muestras, excluyendo el período de burn-in, debe ser aproximadamente `target_accept` (el valor predeterminado para esto es 0.8).

Divergencia: Si la trayectoria de esta muestra divergió. Si hay muchas muestras divergentes, esto generalmente indica que una región posterior tiene una curvatura alta.

Energía: La energía en el punto en el espacio de fase donde se aceptó la muestra. Esto puede usarse para identificar posteriores con colas problemáticamente largas.

Profundidad: La profundidad del árbol que se utilizó para generar esta muestra.

Tamaño_árbol: El número de hojas del árbol de muestreo, cuando se aceptó la muestra. Esto suele ser un poco menos de 2 de profundidad. Si el tamaño del árbol es grande, la muestra está utilizando muchos pasos de salto para encontrar la siguiente muestra. Esto puede suceder, por ejemplo, si hay fuertes correlaciones en la parte posterior, si la parte posterior tiene colas largas, si hay regiones de alta curvatura ("embudos") o si las estimaciones de la varianza en la matriz de masa son inexactas.

2.3 Marco Conceptual

2.3.1 Analítica predictiva

Es un proceso de la gestión empresarial que ha cobrado mucha relevancia en las empresas debido a la evolución de procesos inteligencia de negocios que deben administrar la complejidad del ciclo de vida de gran cantidad de productos combinando data estructurada y no estructurada además de modelos de aprendizaje supervisado y no supervisado.

2.3.2 Ciclo de vida del producto

Desarrollar un producto desde la fase de introducción y hacerlo crecer en un comportamiento equivalente a un ciclo de vida, representa un gran esfuerzo para toda organización por los diversos procesos involucrados desde la etapa de bosquejo hasta el estudio de factibilidad. Debido a que una familia de productos se compone por diversas categorías, la gestión de una categoría debe considerar la venta cruzada entre productos de la misma categoría además de la convivencia en el ciclo comercial del punto de venta.

2.3.3 Gestión de categorías

Un proceso de gestión de categorías que agregue valor para el cliente busca mejorar la experiencia de compra, la interacción con la empresa al comprar. En el enfoque de esta investigación se busca que no haya roturas de inventarios que impliquen una venta perdida. El resto de los productos se mantienen en cantidad variable según el tipo de tienda de que se trate, sobre la base de un criterio de no acumular demasiado inventario

2.3.4 Gestión de demanda

La gestión de productos que una empresa lleva al mercado requiere de coordinaciones en el nivel de inventario, la curva de agotamiento, la exactitud del estimado, entre otras. La gestión de la demanda es el proceso que se integra transversalmente a diversas unidades funcionales de la empresa para generar las ventas con eficiencia operativa. Simchi Levi y Kaminsky mencionan que la demanda base con pronóstico y la demanda modelada, se integran en un proceso iterativo que de manera agregada estabilizan la gestión de toda la cadena de abastecimiento (David Simchi-Levi et al., 2014).

2.3.5 Muestreador bayesiano

Es un generador de muestras que describe cómo las secuencias de datos en el espacio aleatorio. Reconstruye con la data observada una función de verosimilitud y obtiene luego de realizar el muestreo respectivo una función a posterior de los valores ingresados que alimenta a la variable demanda esperada.

2.3.6 Producto dinámico

Se utiliza este concepto para identificar a aquellos productos con frecuentes cambios en la asignación de ofertas debido a motivos de estimular la demanda, estacionalidad del producto, riesgo de quedarse en inventario, obsolescencia o tiempo de vigencia de alguno de sus componentes, etc.

CAPÍTULO 3. HIPOTESIS Y VARIABLES

3.1 Hipótesis general:

Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos.

3.2 Hipótesis específicas:

H1: Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en el consumo de la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

H2: Es posible medir el impacto del método bayesiano en el periodo de reorden de inventario en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

H3: Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en la discrepancia de cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

3.3 Identificación de variables

3.3.1 Variables dependientes

Se consideran variables dependientes a aquellas variables que están correlacionadas entre si con la variable considerada independiente de manera directa o indirecta. Las variables dependientes del enfoque bayesiano en la presente investigación son:

-Consumo esperado

3.3.2 Variable independiente

La variable independiente es el valor de la media de la distribución normal de la demanda.

Cada variable del experimento tiene un indicador respectivo.

Exactitud: Es el complemento del error proporcional del estimado futuro de la demanda.

Período de reorden: Es el resultado de dividir el total del inventario en uso entre el total de unidades de consumo esperadas para un horizonte de tiempo.

Discrepancia: Se obtiene como consecuencia de la función de distribución de la media del comportamiento histórico y el valor esperado futuro de un producto terminado.

3.5 Matriz de consistencia

	OBJETIVO	HIPOTESIS
PROBLEMA GENERAL	OBJETIVO GENERAL	HIPÓTESIS GENERAL
<p>¿Se puede medir el enfoque bayesiano en la gestión de la demanda de la cadena de abastecimiento en una empresa que comercializa productos dinámicos?</p>	<ul style="list-style-type: none"> • Determinar en qué medida el enfoque bayesiano impacta en la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos. 	<p>Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos.</p>
PROBLEMAS ESPECÍFICOS	OBJETIVOS ESPECÍFICOS	HIPÓTESIS ESPECÍFICA
<p>¿Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano impacta en el consumo esperado de la demanda en las cadenas de abastecimiento de productos dinámicos?</p> <ul style="list-style-type: none"> • ¿Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano impacta en el período de reorden de inventario de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos? • ¿Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano impacta en la discrepancia de la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos? 	<ul style="list-style-type: none"> • Determinar en qué medida la implementación del enfoque bayesiano impacta en el consumo esperado de la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos • Determinar en qué medida la implementación del enfoque bayesiano impacta en el período de reorden de inventario de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos • Determinar en qué medida la implementación del enfoque bayesiano impacta en la discrepancia de la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos. 	<p>Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en el consumo de la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos</p> <ul style="list-style-type: none"> - Es posible medir el impacto del método bayesiano en el periodo de reorden de inventario en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.. - Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en la discrepancia de cadenas de abastecimiento de productos dinámicos

CAPÍTULO 4. METODOLOGIA

4.1 Tipo, diseño y temporalidad de la investigación

La investigación es del tipo cuantitativa con un diseño cuasi experimental con pre prueba, post prueba y grupo de control. El grupo de control no recibe el efecto de la variable independiente y contrastamos en la post prueba que no hay diferencias.

Las herramientas cuantitativas son la aplicación de algoritmos de programación bayesiana y pruebas estadísticas de análisis de datos.

Entre los instrumentos utilizados en la investigación se detallan en la siguiente tabla

Tabla 4.1 Resumen de herramientas metodológicas

Tipo de enfoque	Método	Instrumento
Cuantitativo	Inferencia estadística	Programación Bayesiana
Cuantitativo	Prueba estadística	Prueba t

El esquema del diseño propuesto para la presente investigación

G1: Grupo experimental 1

G2: Grupo experimental 2 : Grupo de control.

X: Tratamiento experimental

O1, O2: Efecto sobre la variable dependiente con la intervención de la variable independiente.

RG_1	O_1	X	O_2
RG_2	O_3	—	O_4

En relación con la delimitación temporal, la data se obtuvo en los años 2018, 2019, 2020 y 2021.

4.2 Unidad de análisis

La unidad de análisis es el producto que se vende en una empresa de consumo masivo del rubro de alimentos.

4.3 Población de estudio

El universo lo constituyen los productos de la empresa en la familia de salsas de consumo masivo. El total de productos considerados en el estudio son 120 productos que pertenecen a dos categorías. Categoría salsas clásicas y salsas gourmet.

Categorías	Salsas clásicas	Salsa gourmet	Total
Productos	85	35	120

4.4 Tamaño de muestra

Se tomó en cuenta para el muestreo de la población de los productos de la empresa, un muestreo proporcional al tamaño de la cantidad de productos en cada categoría.

4.5 Selección de muestra

Para la selección de la muestra se utilizó la siguiente fórmula, que considera el tamaño de la población, el nivel de confianza y el margen de error. (Santos Peñas, 2003. p.236).

Datos

Población: 120 productos

Coficiente de confiabilidad para el 98% ≈ 2

P y q: Probabilidad de éxito y fracaso para la selección de cada integrante

Error: consideramos un 5%

$$n = \frac{k^2 N p q}{e^2 (N - 1) + k^2 p q}$$

$$n = \frac{2^2 * (120) 0.5 * 0.5}{0.05^2 (120 - 1) + 2^2 * 0.5 * 0.5}$$

$$n \approx 93$$

Tipo de muestreo

Después de calcular el tamaño de la muestra se procedió a realizar un muestreo probabilístico estratificado proporcional al tamaño de cada categoría. Obtenemos

Cálculo de factor proporcional

$$F = n/N$$

$$F = 93/120 = 0.775$$

Estratos	Tamaño de cada estrato	Determinación del tamaño de los estratos	Estratos de la muestra
Salsas clásicas	85	$85 \cdot 0.775$	66
Salsas gourmet	35	$35 \cdot 0.775$	28
			94

Tamaño del grupo de control

Estratos	Estratos de la muestra	Tamaño del grupo de control
Salsas clásicas	66	33
Salsas gourmet	28	14
Total	94	47

Para la validez interna del instrumento se consideró el tipo de presentación similar entre los productos, además de ser totalmente comercializados en el canal moderno y que son productos que revisen diversas ofertas para estimular la demanda. Los criterios de exclusión para seleccionar los productos son aquellos que no se comercializan por canal moderno.

4.6. Técnicas de recolección de Datos

Los datos de las variables y los indicadores de la presente investigación se obtendrán de tablas de datos que deben ser extraídas con sentencias de consulta relacional. Siendo que existen muchas condiciones comerciales para identificar las unidades reales consumidas durante un periodo de tiempo se implementarán filtros a la consulta en base de datos, en relación con la naturaleza de la condición

comercial aplicada al producto en un mes en particular. Se implemento una revisión con programación en lenguaje R de las diferencias entre los valores de preprueba y post prueba que automatizó la obtención de resultados. Las herramientas utilizadas fueron las librerías Shiny de R, lenguaje de programación Python para los procesos bayesianos y programación web para subir datos.

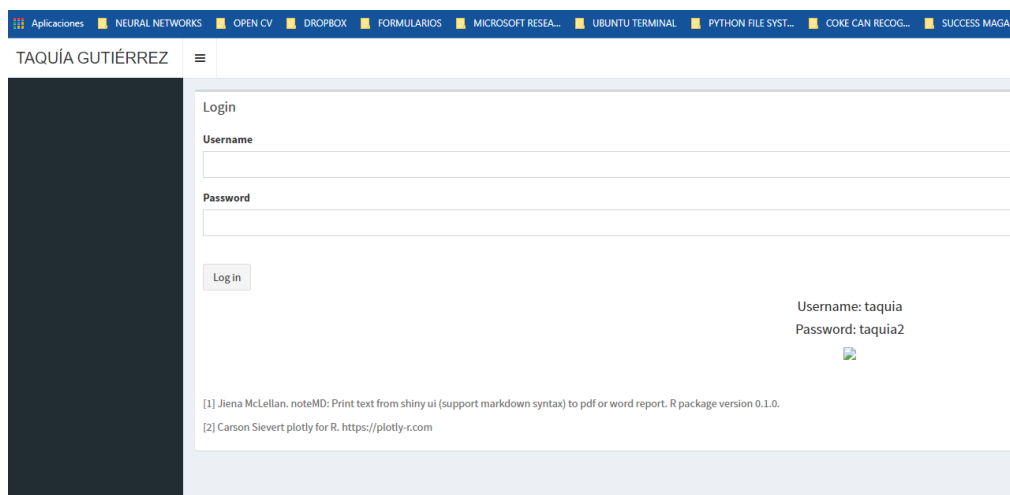


Figura 4.1 Carga de datos

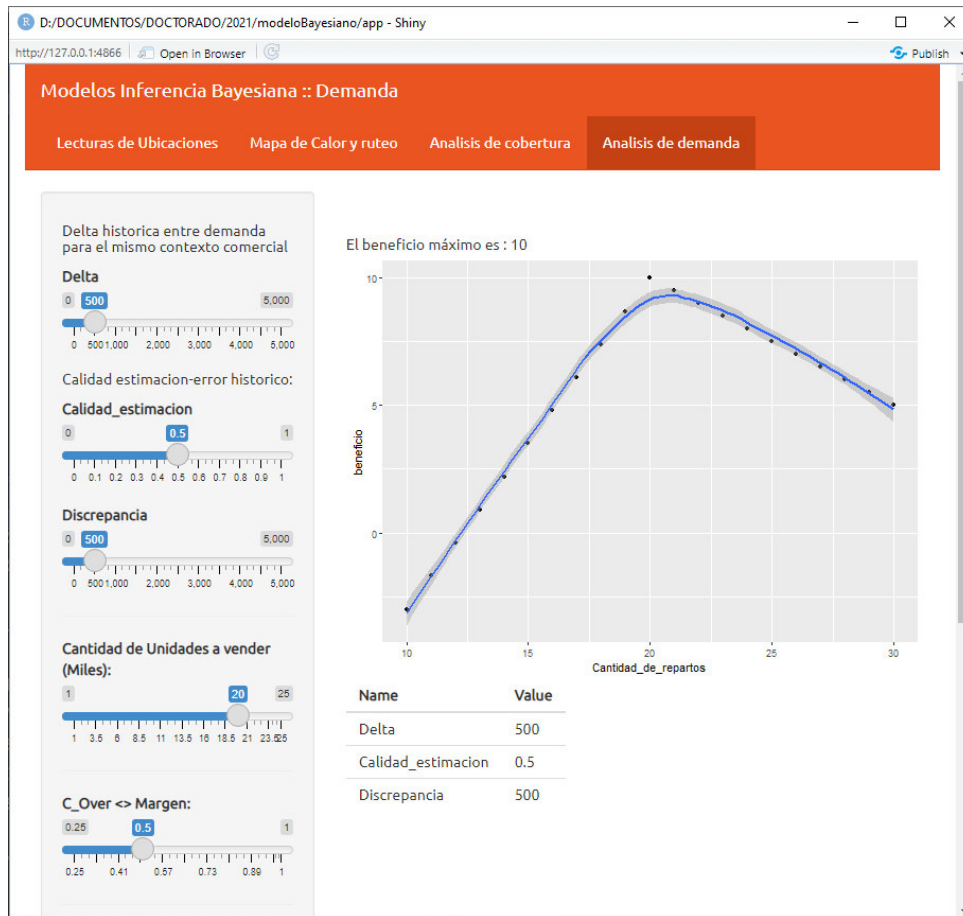


Figura 4.2 Interfaz Shiny en R

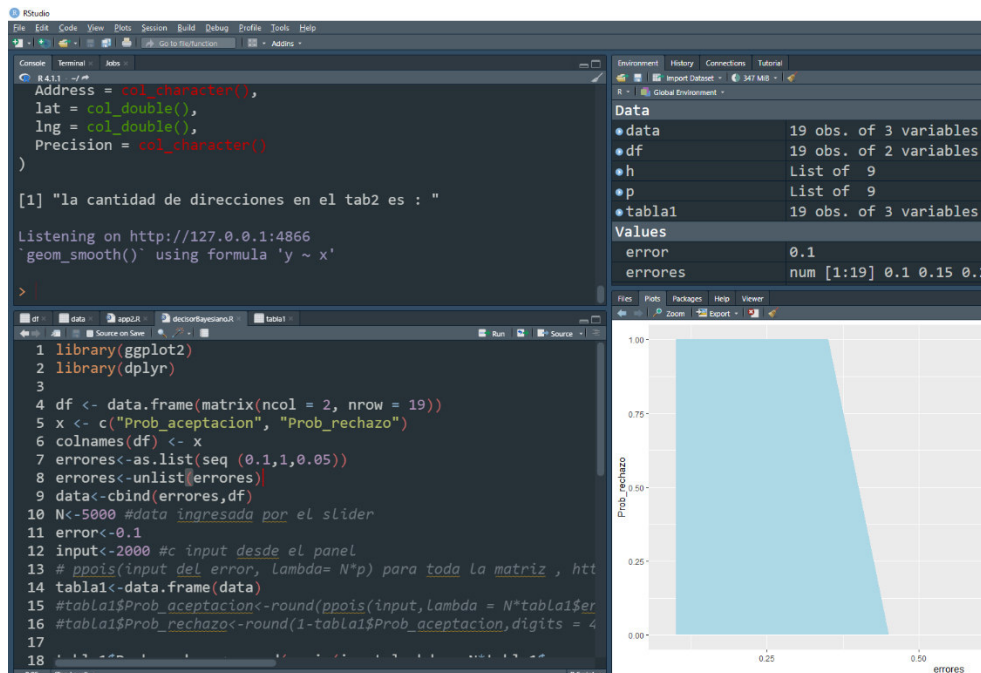


Figura 4.3 R Studio IDE con código

Figura 4.3 R studio IDE con código

4.7. Análisis e interpretación de la información

Para el análisis de los resultados se construyó una aplicación utilizando lenguaje de programación Python y Visual basic para aplicaciones. Se utilizaron estos lenguajes para interactuar con la data extraída del sistema maestro de datos de la empresa. Con esta data en formato de datos tabulados se construyó un analizador de tendencias y ofertas que se integra con las librerías de análisis bayesiano que corren en entorno de lenguaje Python.

Los datos requieren ser depurados con relación a los picos o valores extremos, sean por exceso o defecto. Este control de límites puede ser realizado con diversos métodos muy difundidos como asignar una probabilidad de variación asumiendo que el comportamiento responde a alguna distribución de probabilidad conocida.

La presencia de valores nulos para el consumo de un producto requiere una definición por el impacto que tiene este tipo de valores. Este tipo de datos usualmente tienen su origen en transacciones de información entre sistemas lo que genera la necesidad de recuperar información.

Los estadísticos descriptivos para la data histórica serán de tendencia central y de dispersión (media y desviación estándar), haciendo filtros por tipo de oferta para no ingresar ruido en la señal de datos. Se utilizarán diagramas de cajas para identificar los cuartiles y la distribución de datos y las respectivas pruebas de normalidad cuando se observen datos con tendencia central.

Los estadísticos inferenciales se obtendrán como consecuencia de la función de distribución de los datos según la prueba de bondad de ajuste y para los métodos

de significancia se utilizará el estimador de la prueba T para obtener intervalos de los coeficientes.

CAPÍTULO 5. RESULTADOS y DISCUSIÓN

5.1 Análisis, interpretación y discusión de resultados

5.1.1 Análisis del desempeño de las variables

Variable consumo esperado

Como se observa en la figura se utiliza información del volumen en ventas de los productos de la categoría salsas clásicas. Como cada producto tiene diversas presentaciones se ha buscado comparar productos con la misma variedad de presentaciones.

Luego de realizar la selección de los productos a analizar se obtuvieron los valores mínimos y máximos en el período anual más reciente que servirán para alimentar el muestreador bayesiano que reconstruye con la data observada una función de verosimilitud y obtiene luego de realizar el muestreo respectivo una función a posterior de los valores ingresados que alimenta a la variable demanda esperada. Es en este momento en que la variable independiente, es decir el valor del estimador obtenido bayesianamente se compara con el valor de la estimación por consenso congelada con desfase de un periodo mensual de proyección, para realizar el cálculo de la métrica de error porcentual absoluto promedio(Mape).

En la experimentación de los cinco productos de la categoría crema utilizaremos la exactitud del pronóstico como una base de experiencia a priori en los responsables de obtener el valor futuro.

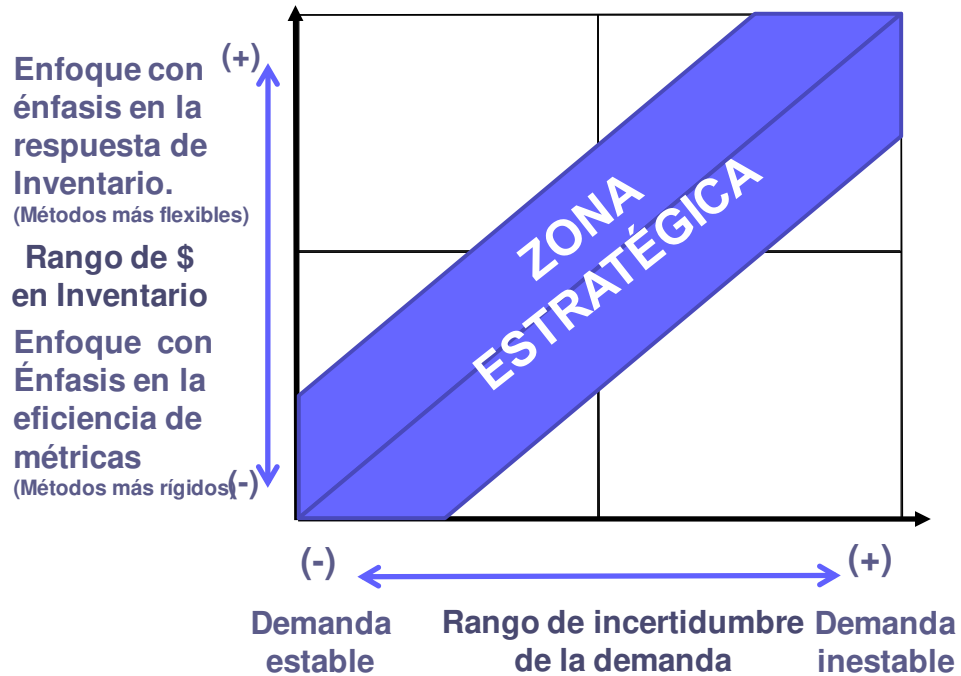


Figura 5 1 Estrategias de abastecimiento. (D. Simchi-Levi, 2010)

En la figura siguiente se muestra las métricas de precisión de la categoría mayonesa

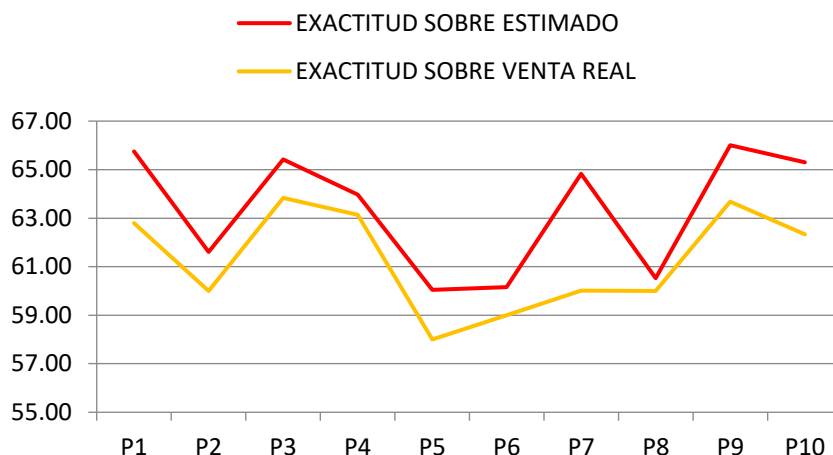


Figura 5 2 Diferencia de métricas

Variable período de reorden del inventario

Para balancear el comportamiento del consumo futuro con la gestión de reposición del inventario se utilizó una función discreta de poisson que identifica la probabilidad que no se pueda cubrir el consumo. Esta probabilidad se compara con la probabilidad de estar por encima o por debajo de la demanda real.

Obteniendo la función inversa de los consumos en una función de minimización del costo de la gestión de abastecimiento compuesta por los costos unitarios de almacenamiento, costos de venta perdida y el costo de solicitar el reaprovisionamiento.

Con esta función se obtiene el período de reorden adecuado para dicho producto

La periodicidad de reaprovisionarse esta en función de los recursos que se invierten en este proceso. Como el objetivo de disminuir el inventario es prioritario en toda empresa, la teoría clásica de gestión de inventarios por punto de reorden parte de un supuesto cada vez menos probable, que

los consumos sean similares para sostener la misma exposición a la rotura de stock. El tipo de producto que se gestiona determina si el costo de almacenar varía entre diversos productos de una categoría, pero en la práctica las estructuras de componentes y partes de aquellos productos que pertenecen a una misma categoría son similares.

Siendo “p” la periodicidad respectiva para la categoría analizada que en la empresa es mensual, utilizamos una función de costo de solicitar que tenga una parte constante y una parte variable en función al costo en exceso interpretado en el costo de almacenar y al costo por no tener el producto disponible al que consideramos el punto óptimo de la exposición a dar un servicio al estimado. Este punto óptimo se denomina fractil crítico y se determina partiendo de una cantidad adecuada para atender una demanda futura. En esta lógica aparecen dos escenarios¹

Escenario 1: (p): probabilidad de que la cantidad estimada sea mayor a la demanda

Escenario 2: (1-p): probabilidad que la cantidad estimada sea menor que la demanda

En el escenario 1, el efecto que aparece es el relacionado con la presencia de excedentes en inventario, tiene impacto en el capital inmovilizado.

El escenario 2 genera el efecto de unidades faltantes que se interpreta como la insatisfacción de la fuerza de ventas por no poder comisionar con un producto de margen alto.

De estos dos escenarios el escenario más favorable para el crecimiento del negocio es el escenario 1 porque reduce el riesgo de generar insatisfacción y deserción de la fuerza de ventas (que preferirán vender otros productos). El segundo escenario en caso tengamos excedentes de un producto de con alta rotación, tiene más salidas desde el punto de vista comercial porque para el inventario en exceso se pueden implementar

estrategias de marketing para reducir inventarios con ofertas en las próximas campañas.

En ambos escenarios encontramos costos distintos, en el escenario 1, tendremos el costo logístico (costo de almacenar, distribuir y adquirir o fabricar los productos), porque tendremos más unidades que las necesarias para satisfacer la demanda

En el escenario 2, aparece el costo de oportunidad o venta perdida que sería equivalente al margen perdido por no tener en inventario el producto. Esta lógica es una variante del método presentado por (Winston, 2014). La función de utilidad total será:

$$U = \int_0^Q (D * C_u - (Q - D) * C_o) * p \, dx + \int_Q^{\infty} Q * C_u * (1 - p) \, dx$$

D: Demanda

Q: Cantidad a estimar

C_u: Costo de Q<D (estar por debajo de la demanda). Margen dejado de percibir. (Precio – Costo).

C_o: Costo Q>D (estar por encima de la demanda) Costo por almacenar unidades.

Buscamos maximizar la utilidad:

$$\frac{\partial U}{\partial Q} = 0, \text{tenemos}$$

$$\frac{\partial U}{\partial Q} = \int_0^Q (D * C_u - (Q - D) * C_o) * p \, dQ + \int_Q^{\infty} Q * C_u * (1 - p) \, dQ$$

$$-Q * C_o * p + Q * C_u * (1 - p) = 0$$

$$C_o * p + C_u * p = C_u$$

$$p = \frac{C_u}{C_u + C_o}$$

En los productos de salsas para consumo masivo los márgenes no son constantes debido a que los productos varían cada campaña en sus descuentos. En general un producto con alto margen lo consideramos con un rango de probabilidad de estar por encima de la demanda “p” como un comportamiento con distribución uniforme con valores entre 0.7 y 0.9

Lo que nos genera una función de costo de gestión de aprovisionamiento

$$C(\text{periodo}) = \frac{K + f(z)}{\text{periodo}}$$

Se ha considerado en el análisis

El costo de solicitar (K)

El valor de $f(z)$ es el valor de la función probabilística de poisson al compararse con el fractil critico.

Para el análisis del comportamiento de la función inversa del costo de gestión de aprovisionamiento generaremos tres escenarios proyecto que la demanda pueda ser una, dos o tres veces la demanda media del producto obtenida por el muestreador bayesiano. Con estos tres valores de “periodo” podemos encontrar una curva que relacione el valor de la gestión del inventario en función de la periodicidad de reabastecimiento.

Utilizando la función inversa $C(p) = \frac{a}{p} + c * p + b$, donde los parámetros a, b y c se resuelven con las ecuaciones que se generan en cada momento de reabastecimiento.

P(1 período) : Valor1 = a+ b+ c

P(2 períodos) : Valor2 = a/2 + b+ 2c

P(3 períodos) : Valor3 = a/3 + b + 3c

Para obtener el mínimo de costo derivamos la función $C(p) = \frac{a}{p} + c * p + b$

y obtenemos

$$\frac{d(C(p))}{dp} = -\frac{a}{p^2} + c = 0$$

Con lo que encontramos que la periodicidad óptima será:

$$P_0 = \sqrt{\frac{a}{c}}$$

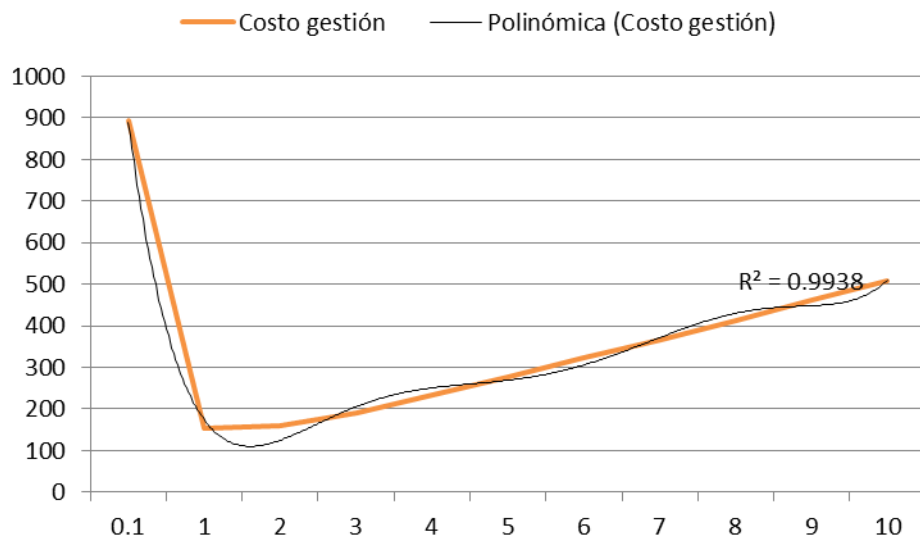


Figura 5 3 Función costo de gestión

El estudio encontró con la técnica de fractil crítico se ha obtenido que el punto de cobertura para los productos analizados es de 1.2 periodos en inventario. Los diversos niveles de inventario con una periodicidad mayor aumentan los costos de la gestión del abastecimiento

5.1.2 Operacionalización de variables

Los valores de la media de la demanda futura en esta investigación se generan a partir de un complemento construido en vba Excell para que se ejecute en Python la secuencia bayesiana y devuelva esos valores a la hoja de cálculo como valor de estimado futuro para determinar el período de reabastecimiento óptimo.

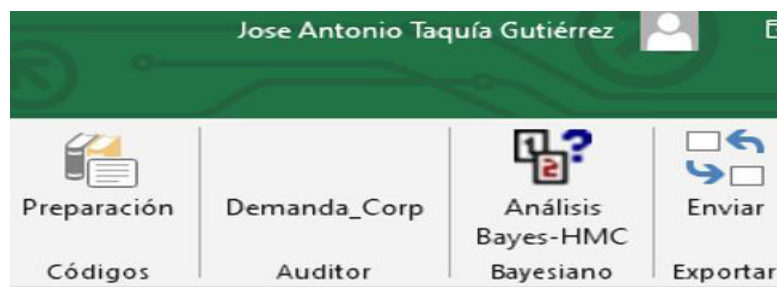


Figura 5 4 Interfaz de inicio

A veces, un parámetro o variable desconocidos en un modelo no es un valor escalar o un vector de longitud fija, sino una función. Por lo que consideramos que la media de la demanda futura se puede obtener de un proceso gaussiano y se puede usar como una distribución de probabilidad previa cuyo soporte está sobre el espacio de funciones continuas.

Para obtener esta variable independiente (la media de la estimación futura de la demanda) se utilizó un muestreador NUTS, por sus siglas en inglés (Not U Turn Sampler), que describe cómo se genera las secuencias de datos en el espacio aleatorio.

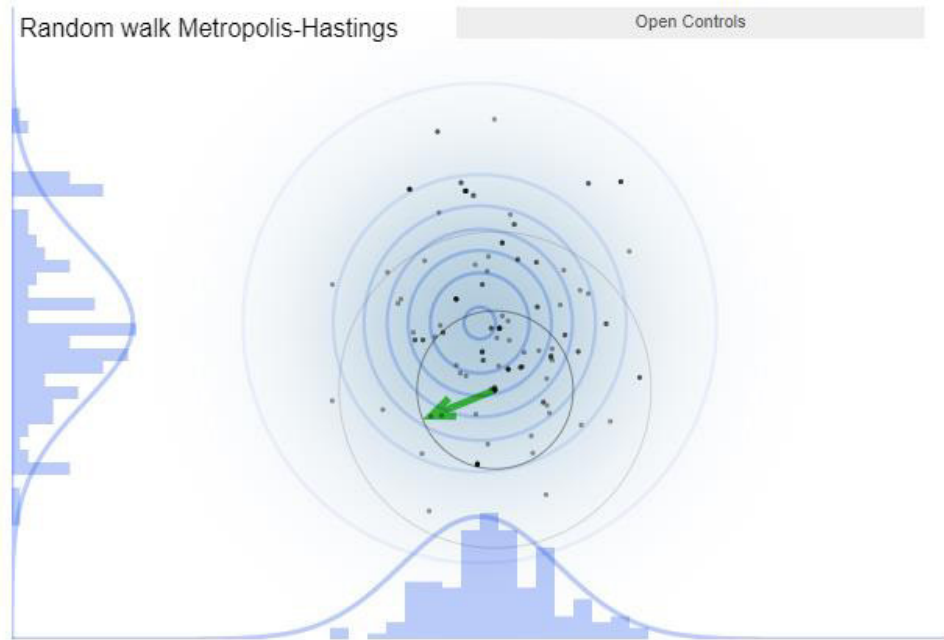


Figura 5 5 Recorrido Metropolis Hastings

NUTS es un método hamiltoniano de Monte Carlo. Este algoritmo evita la parte de recorrido aleatorio, que a menudo se considera lenta para converger.

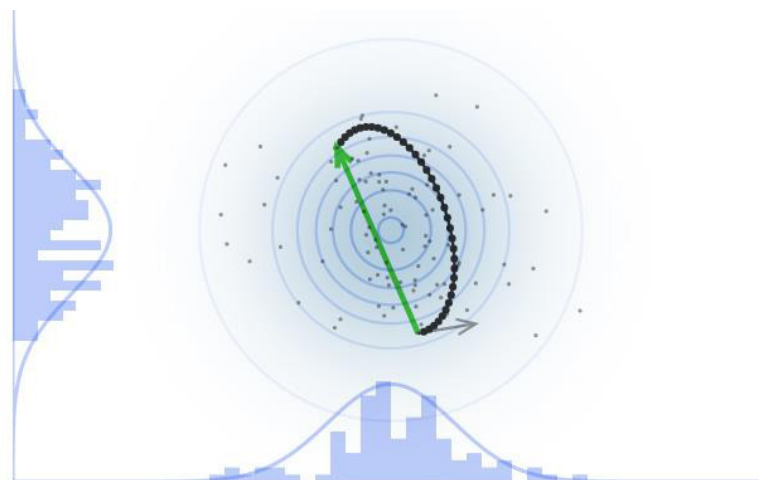


Figura 5 6 Recorrido Hamiltoniano

En lugar de hacer un recorrido aleatorio, NUTS realiza saltos de longitud x . Cada salto se duplica mientras el algoritmo continúa ejecutándose. Esto sucede hasta que la trayectoria alcanza un punto donde es equivalente repetir la secuencia del punto de partida.

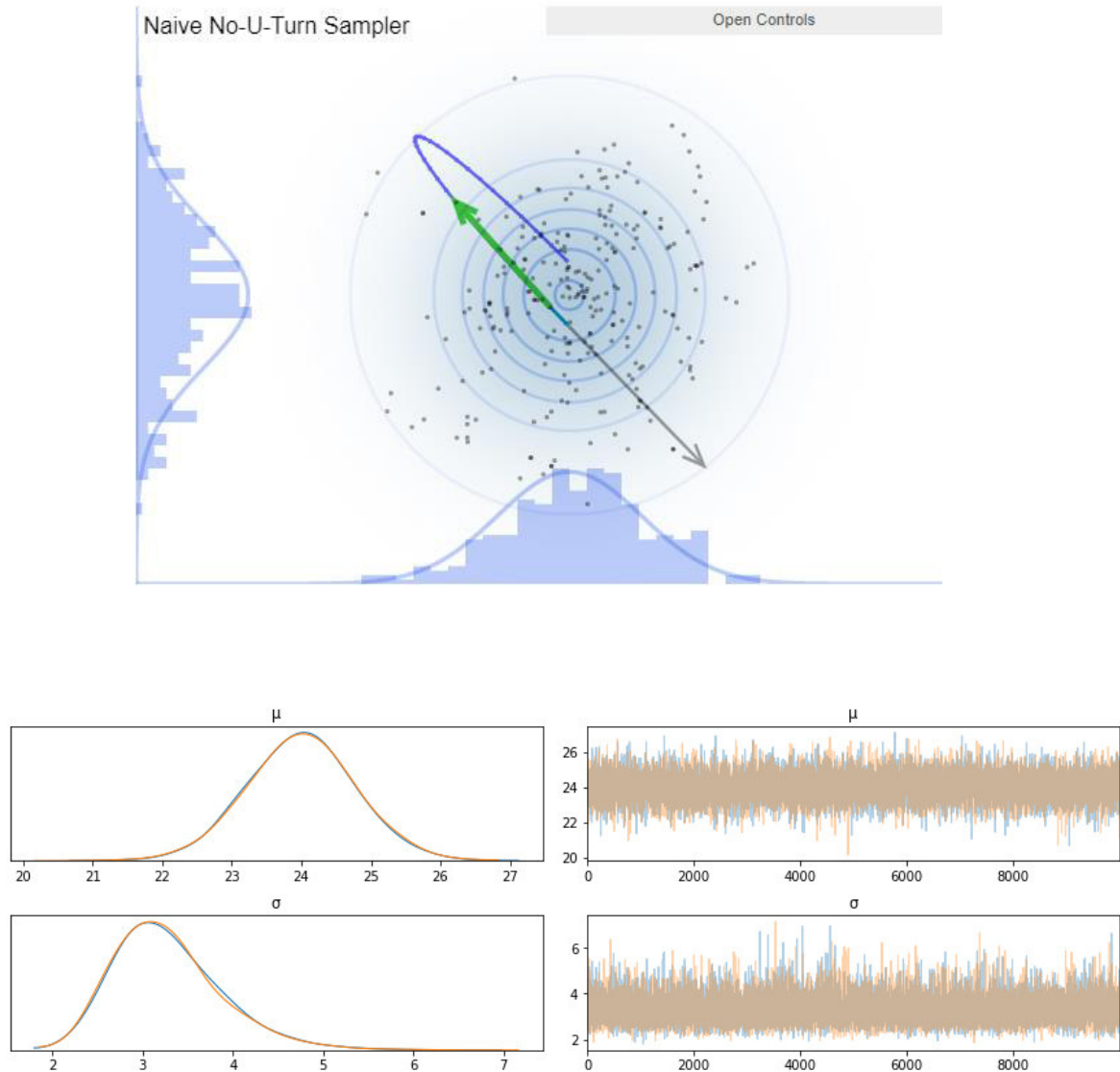


Figura 5 7 Muestreador Not U turn

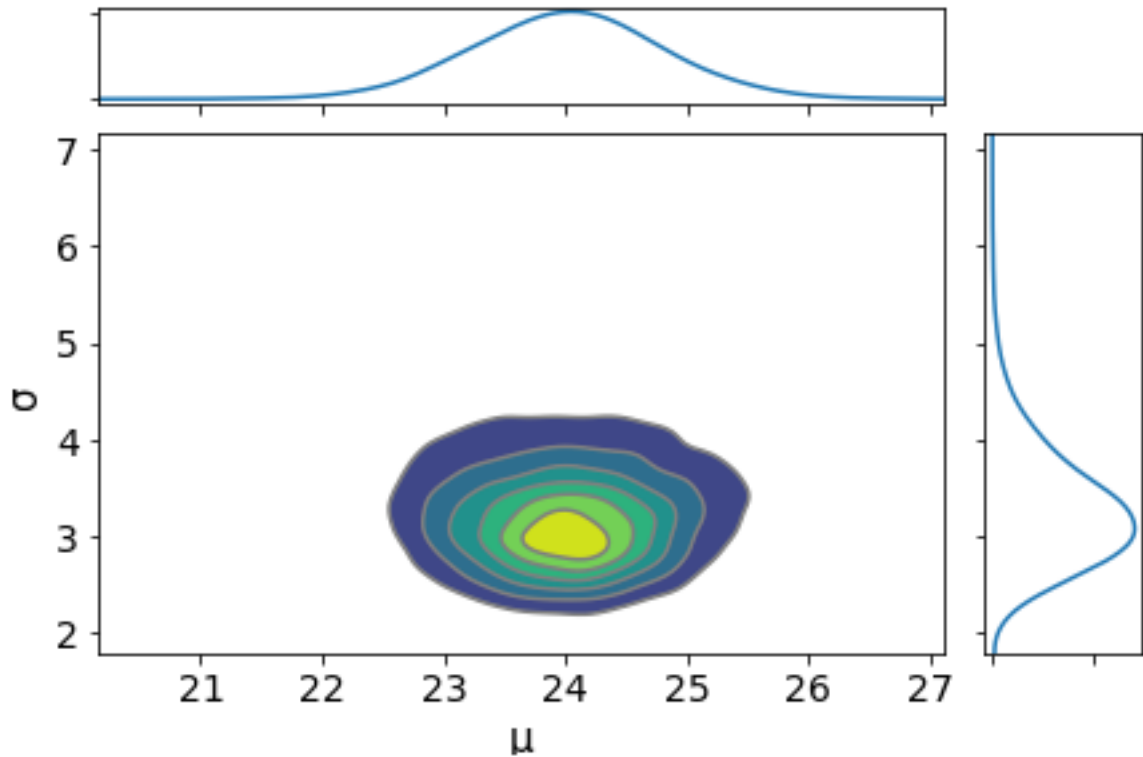


Figura 5.8 Distribución muestreada

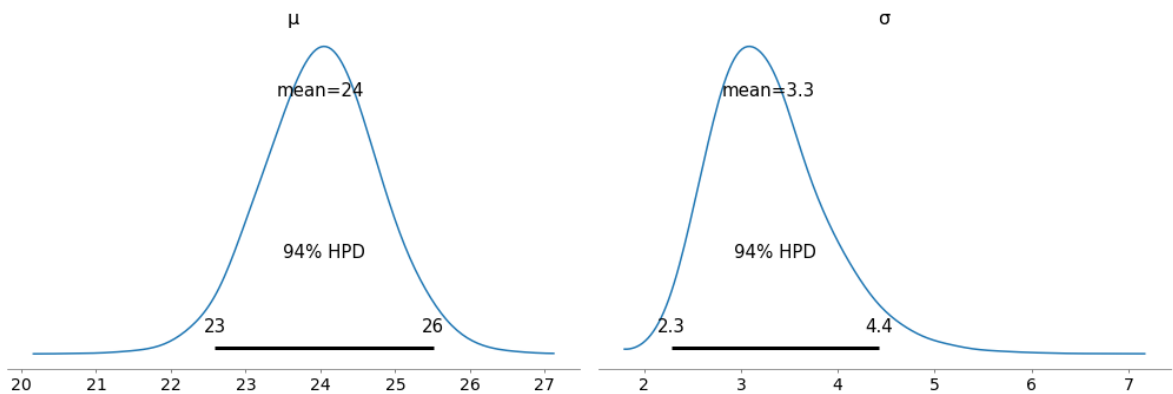


Figura 5.9 Distribución posterior

La determinación de la demanda media estimada futura genera una periodicidad adecuada de reabastecimiento que a su vez genera un nivel de cobertura de inventario. El nivel de cobertura se obtiene calculando el total de inventario para los productos en dicha periodicidad. Se puede

interpretar como la cantidad necesaria de producto hasta un próximo reabastecimiento.

Tabla 5.1: Fractil crítico

1		2.65				
C	$P_p(C)$	$\frac{P_p(C)}{C}$	$\sum P_p(C)$	$\sum \frac{P_p(C)}{C}$	$\Delta F(z) = \left \sum_{c=0}^z P_p(c) + (z + \frac{1}{2}) \sum_{c=z+1}^{\infty} \frac{P_p(c)}{C} \right $	
0	0.0706512	0.0706512		0.0706512	0.444023481	
1	0.2578769	0.1872257	0.1872257	0.2578769	0.256797766	
2	0.505951	0.2480741	0.124037	0.505951	0.13276073	
3	0.7250831	0.2191321	0.073044	0.7250831	0.059716698	
4	0.8702581	0.145175	0.0362938	0.8702581	0.023422944	
5	0.9472009	0.0769428	0.0153886	0.9472009	0.008034393	
6	0.9811839	0.0339831	0.0056638	0.9811839	0.002370551	
7	0.9940489	0.012865	0.0018379	0.9940489	0.000532692	
8	0.9983105	0.0042615	0.0005327	0.9983105	0	
2		2.65	5.3			
C	$P_p(C)$	$\frac{P_p(C)}{C}$	$\sum P_p(C)$	$\sum \frac{P_p(C)}{C}$	$\Delta F(z) = \left \sum_{c=0}^z P_p(c) + (z + \frac{1}{2}) \sum_{c=z+1}^{\infty} \frac{P_p(c)}{C} \right $	
0	0.0050	0.0050		0.00499159	0.239642	0.1248
1	0.0314	0.0265	2.646E-02	0.031447	0.213187	0.3512
2	0.1016	0.0701	3.505E-02	0.101554	0.178133	0.5469
3	0.2254	0.1239	4.129E-02	0.2254096	0.136848	0.7044
4	0.3895	0.1641	4.103E-02	0.3895182	0.095821	0.8207
5	0.5635	0.1740	3.479E-02	0.5634734	0.061030	0.8991
6	0.7171	0.1537	2.561E-02	0.7171338	0.035420	0.9474
7	0.8335	0.1163	1.662E-02	0.8334767	0.018800	0.9745
8	0.9106	0.0771	9.635E-03	0.9105538	0.009165	0.9885
9	0.9559	0.0454	5.043E-03	0.9559437	0.004122	0.9951
10	0.9800	0.0241	2.406E-03	0.98000034	0.001716	0.9980
11	0.9916	0.0116	1.054E-03	0.99159127	0.000662	0.9992
12	0.9967	0.0051	4.266E-04	0.99671059	0.000236	0.9997
13	0.9988	0.0021	1.605E-04	0.9987977	0.000075	0.9998
14	0.9996	0.0008	5.644E-05	0.99958782	0.000019	0.9999
15	0.9999	0.0003	1.861E-05	0.999867	0.000000	0.9999
3		2.65	7.95			
C	$P_p(C)$	$\frac{P_p(C)}{C}$	$\sum P_p(C)$	$\sum \frac{P_p(C)}{C}$	$\Delta F(z) = \left \sum_{c=0}^z P_p(c) + (z + \frac{1}{2}) \sum_{c=z+1}^{\infty} \frac{P_p(c)}{C} \right $	

0	0.0004	0.000		0.00499	0.14748	0.0787
1	0.0032	0.003	0.0028	0.00780	0.14467	0.2248
2	0.0143	0.011	0.0056	0.01894	0.13910	0.3667
3	0.0438	0.030	0.0098	0.04847	0.12926	0.5009
4	0.1025	0.059	0.0147	0.10717	0.11458	0.6228
5	0.1959	0.093	0.0187	0.20050	0.09592	0.7280
6	0.3195	0.124	0.0206	0.32416	0.07531	0.8136
7	0.4600	0.140	0.0201	0.46460	0.05524	0.8789
8	0.5995	0.140	0.0174	0.60417	0.03780	0.9254
9	0.7228	0.123	0.0137	0.72745	0.02410	0.9564
10	0.8208	0.098	0.0098	0.82546	0.01430	0.9756
11	0.8917	0.071	0.0064	0.89629	0.00786	0.9867
12	0.9386	0.047	0.0039	0.94322	0.00395	0.9926
13	0.9673	0.029	0.0022	0.97192	0.00174	0.9954
14	0.9836	0.016	0.0012	0.98821	0.00058	0.9966
15	0.9922	0.009	0.0006	0.99685	0.00000	0.9968
17	0.9985	0.002	0.0001	0.99886	0.00000	0.9989
18	0.9994	0.001	0.0000	0.99974	0.00000	0.9997

Fuente: Elaboración propia

$$C(p) = \frac{a}{p} + c * p + b$$

Con esta ecuación se construyó las ecuaciones de periodicidad y una optimización para determinar los valores de los parámetros a, b y c.

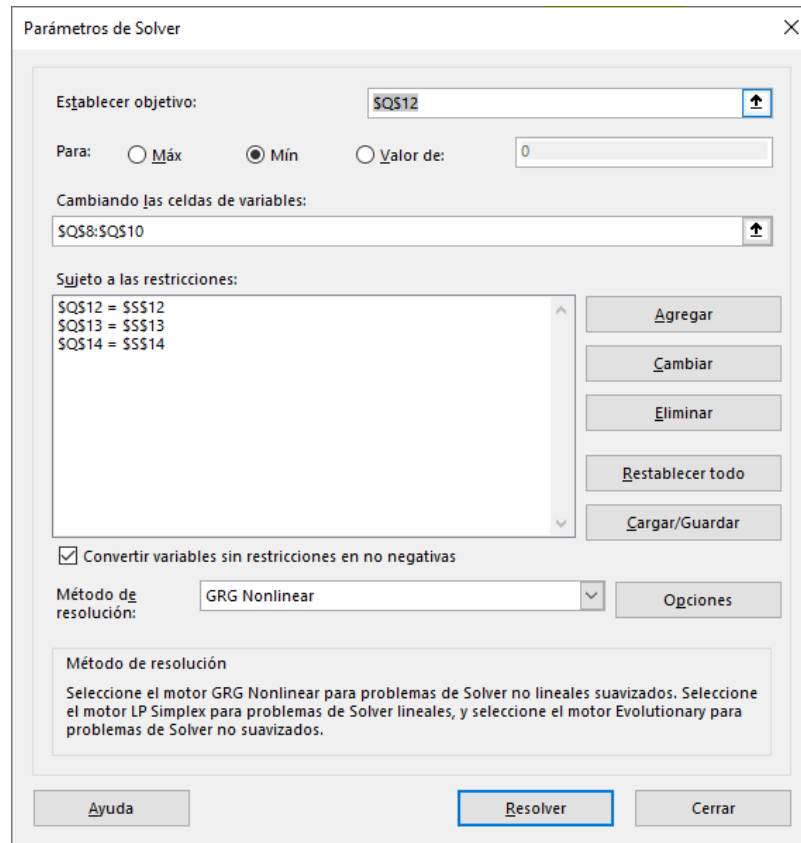


Figura 5 10 Interfaz Solver

En la figura se observa la gráfica del punto óptimo de reabastecimiento, que para esta categoría toma el valor de 1.71 meses.

Periodicidad	Costo gestión
0.1	133
1	18
2	16
3	18
4	22
5	26
6	30
7	34
8	38
9	43
10	47

Curva de Agotamiento

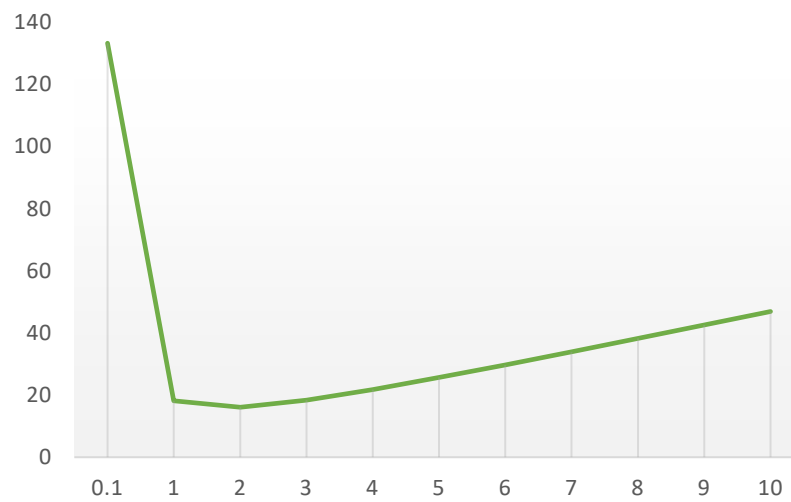


Figura 5 11 Curva de agotamiento

Discrepancia

Es la proporción según los parámetros obtenidos con la información del sistema y sirve para generar la función aleatoria que establezca el riesgo obtenido con diversos niveles de valor del estimado futuro.

En todo proceso de abastecimiento se requieren consensos ante la incertidumbre de los escenarios futuros, es por esta razón que el aporte del enfoque bayesiano también se puede encontrar en las funciones de probabilidad que se obtienen con las validaciones de expertos en la organización (usualmente considerados como gestores de demanda).

Si tomamos en cuenta que la desviación estándar $\hat{\sigma}_i = \theta \hat{\sigma}_i$, tiene correlación con la desviación media del estimado es factible asumir que la constante que las relaciona puede tener un comportamiento que se puede determinar para cada producto, es decir que a mayor diversidad de productos en una categoría la dispersión debido al incremento de la complejidad de la gestión de asignación de estrategias comerciales, o venta en paquetes con mix para reducir el inventario, hace que se debe tomar las decisiones de cuanto debe ser el valor futuro para cada producto incorporando esta exposición al error debido a la dispersión. Así mismo si consideramos que cuando el analista o gestor de estimados futuros se convierte en un experto de su categoría y conoce mucho más la respuesta del mercado ante diversas estrategias de comercialización el valor de $\hat{\sigma}_i$, debería tender a reducirse en el transcurso del tiempo. Una manera de hacerlo es buscando condiciones similares para el escenario futuro de estimación (ej: misma oferta para el producto, similar mes del año, etc.).

Como la exactitud del valor de un estimado futuro puede verse afectada por diversas causas que ocurren en un momento del proceso de estimación consideramos que entre la exactitud de la estimación de la variable aleatoria valor estimado futuro y la discrepancia entre los responsables del proceso, existe un patrón que se repite en condiciones

similares. Este es uno de los motivos por los que en las empresas se implementan procesos de coordinación entre ventas y operaciones para establecer un escenario factible de ser analizado y cuyo proceso no puede ser mayor de un período comercial para ajustar o realizar cambios debido a información adicional (función a priori) de lo que puede ocurrir en el futuro (función posterior).

Cada valor obtenido como posible para el futuro ante una estrategia podemos considerarla como el resultado de una aceptación que cumple un comportamiento con distribución Bernoulli, es decir que en un evento discreto el valor futuro y el valor real pueden estar cerca o también distante. Una salida binaria cuya probabilidad de éxito en cada evento tiene un valor propuesto “p”. La función de probabilidad binomial está dada por la fórmula siguiente:

$$f(x) = \binom{n}{x} p^x (1-p)^{n-x} \quad \binom{n}{x} = \frac{n!}{x!(n-x)!}$$

$$x = \{0, 1, 2, \dots, n\},$$

El valor esperado, la varianza y la desviación estándar de la distribución Binomial son:

$$\mathbb{E}[X] = np$$

$$\mathbb{V}\text{ar}[X] = np(1-p)$$

La estimación de $\hat{\sigma}_i$, puede ser entendida como el esfuerzo del proceso en considerar en el análisis a priori, el error histórico del pronóstico.

Debido a que en la medida en que el tamaño de la población sea muy grande y el valor de aceptación tienda a ser pequeño podemos considerar a la distribución de poisson como la probabilidad de aceptación o rechazo porque lo que se busca es que para cada estimación la discrepancia entre expertos tienda a ser pequeña. Para esto requerimos un promedio de unidades de aceptación y la cantidad de unidades totales a ser esperadas correctas. Como los sistemas ERP de un proceso de abastecimiento registran los valores reales y los estimados congelados con un desfase de tiempo para ser luego utilizados en la obtención de la métrica de exactitud podemos extraer la información de los errores de medición. Dichos errores nos muestran una expresión numérica de la calidad de los estimados futuros y tienen información útil para todo esfuerzo en el proceso de mejora del proceso de estimación.

Una aplicación desarrollada con la lógica descrita se puede observar en las siguientes figuras:

Escenario 1 de sobre estimación para una cantidad de 3000 unidades, una probabilidad de error de 20% y diferencia entre consenso experto de 1600 unidades:

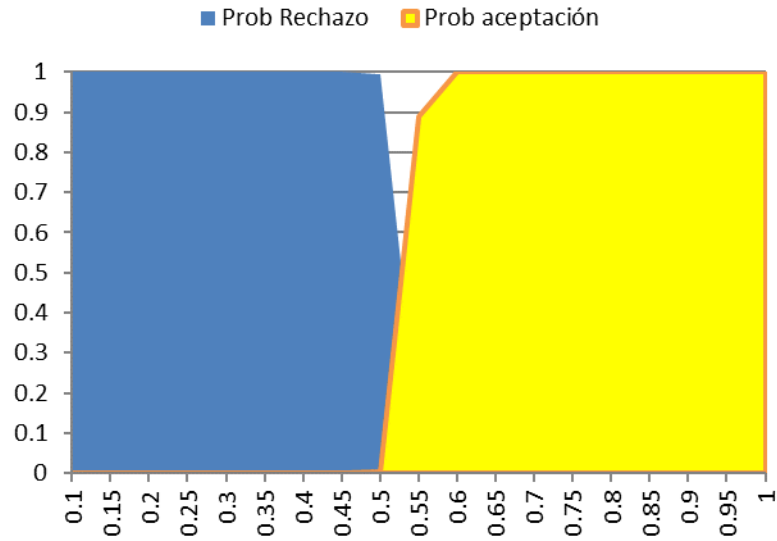


Figura 5 12 Decisión sobre el estimado 1

Para este caso se rechaza el valor colocado como estimado futuro debido a que siendo baja la probabilidad de error no debería existir una diferencia entre panel y cálculo que sea tan amplia.

Escenario 2 de estimación para una cantidad de 6000 unidades con una probabilidad de error de 40% y diferencia entre consenso experto de 500 unidades

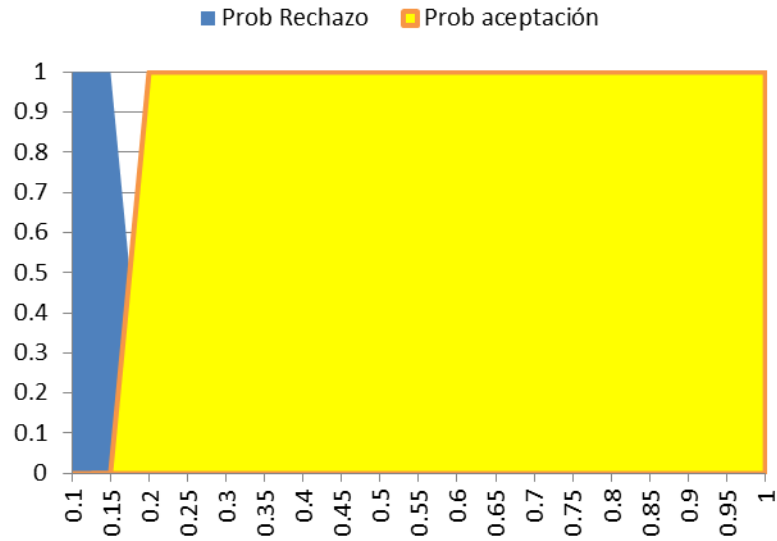


Figura 5 13 Decisión sobre el estimado2

En este caso la aceptación del escenario tiende a considerar que en la probabilidad de error del 40% hay suficiente margen para considerar que el cálculo del valor estimado futuro tiene sustento.

Para un tercer escenario de estimación nuevamente de 6000 unidades y probabilidad de error de 40% con diferencia entre expertos de 4500 unidades:

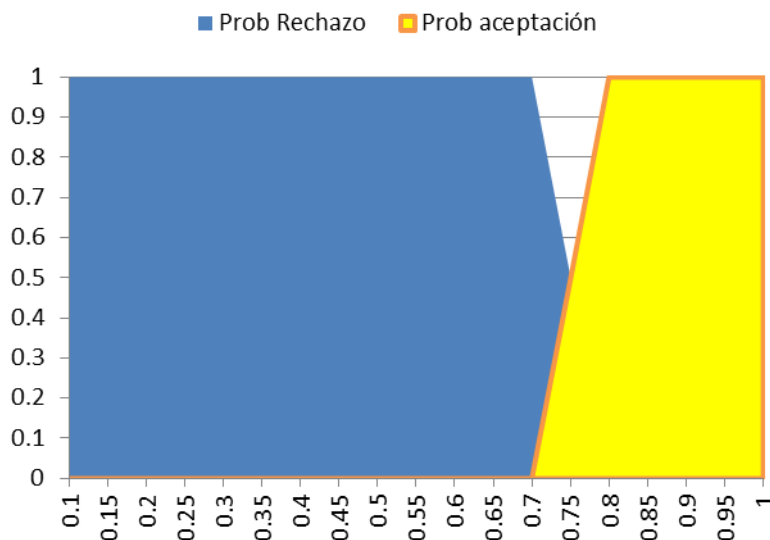


Figura 5 14 Decisión sobre el estimado 3

Es muy clara la diferencia con la probabilidad de aceptación por lo que la lógica se interpreta como un error en el registro del valor estimado futuro haciendo que sea muy notoria la necesidad de revisar a que se debe esta diferencia.

5.2 Resultados de las hipótesis

5.2.1 Comprobación de la Hipótesis

El diseño utilizado con preprueba y posprueba entre el grupo experimental y el grupo de control se aplicó con los grupos experimentales. Se ha considerado que ambas categorías se consideran del tipo funcional e incluyen productos gourmets como otras categorías más especiales (categoría salsa huancaína, categoría marcas especiales, etc). Los grupos se comparan en la preprueba para evaluar su equivalencia y en la posprueba para evaluar si existe un efecto que diferencie al grupo

experimental, al que se le aplicó enfoque bayesiano. En la pre prueba se mide la diferencia en el grupo grupo experimental y de control verificando que no exista diferencia.

Para comprobar las hipótesis específicas se aplicó las pruebas de comparación de escenario con intervalos de confianza para establecer mediante una prueba de t pareada si los valores de ambos escenarios rechazan la hipótesis nula que se expresa como:

Ho: La media de los parámetros de ambos escenarios son similares

Ha: La media de los parámetros de ambos son diferentes

5.2.2 Comprobación de la Hipótesis general

Con la operacionalización de las variables es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos debido a que la información a priori de todo proceso comercial se enriquece con el avance de los períodos de estimación recogiendo de manera cuantitativa el aporte de la calidad de la información en el análisis de diferencias

En la comparación de la preprueba entre el grupo experimental y el grupo de control se puede observar lo siguiente

Estadísticas descriptivas

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
exactitud1	12	0.9185	0.0756	0.0218
exactitud2	12	0.9064	0.0715	0.0206

Estimación de la diferencia pareada

Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95% para la diferencia_μ
0.0121	0.0823	0.0238	(-0.0402; 0.0644)

Diferencia_μ: media de población de (exactitud1 - exactitud2)

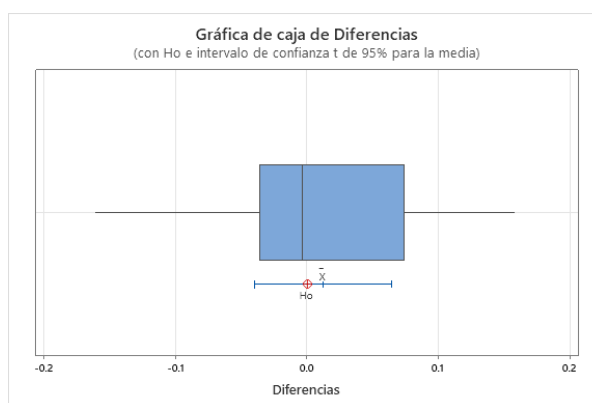
Prueba

Hipótesis nula H_0 : diferencia_μ = 0

Hipótesis alterna H_1 : diferencia_μ ≠ 0

Valor T Valor p

0.51 0.622



El valor p mayor que el nivel de significancia, la decisión es que no se puede rechazar la hipótesis nula. Esto confirma que en la preprueba ambos grupos tienen un desempeño similar en la gestión de la demanda de la cadena de abastecimiento.

En la comparación de la postprueba entre el grupo experimental y de control se puede observar lo siguiente

Estadísticas descriptivas

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
exactitud1_1	10	0.9659	0.0213	0.0067
exactitud2_1	10	0.8718	0.0777	0.0246

Estimación de la diferencia pareada

Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95% para la diferencia μ
0.0941	0.0752	0.0238	(0.0403; 0.1479)

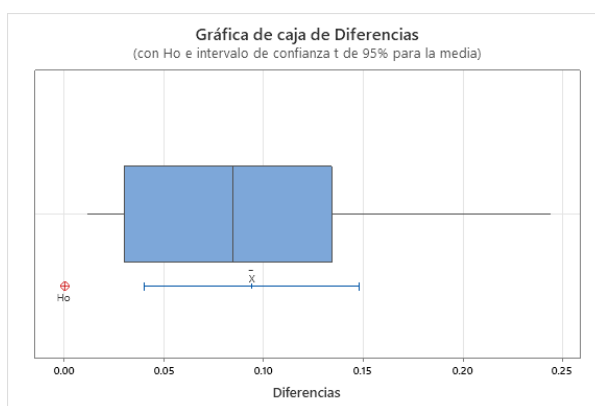
Diferencia μ : media de población de (exactitud1_1 - exactitud2_1)

Prueba

Hipótesis nula H_0 : diferencia $\mu = 0$

Hipótesis alterna H_1 : diferencia $\mu \neq 0$

Valor T	Valor p
3.96	0.003



El valor p del nivel de significancia nos indica que la decisión es rechazar la hipótesis nula porque existe una diferencia entre los grupos comparados.

5.2.3 Comprobación de las Hipótesis específicas

H1: Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en el consumo de la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

En el estudio que hemos realizado hemos encontrado que los problemas de medición de la gestión de la demanda impactan en el desarrollo de las cadenas de abastecimiento que se evidencia en el efecto de un rendimiento menor en el balance entre demanda y cobertura del estimado como se observa en la figura 2.1 y 2.2

Retorno		4
Costo Logístico CD LURIN		3
Precio Retail		9

RETAILER		Tamaño de Lote	200	300	400	500	600	700	800	900	1,000	1,100	1,200	1,300	1,400	1,500	1,600
Demanda	Probabilidad																
400	-	800	1,200	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600	1,600
500	0.04	800	1,200	1,600	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000	2,000
600	0.10	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400	2,400
700	0.13	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800
800	0.15	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	3,200	3,200	3,200	3,200	3,200	3,200	3,200	3,200	3,200	3,200
900	0.19	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	3,200	3,600	3,600	3,600	3,600	3,600	3,600	3,600	3,600	3,600
1,000	0.10	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	3,200	3,600	4,000	4,000	4,000	4,000	4,000	4,000	4,000	4,000
1,100	0.06	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	3,200	3,600	4,000	4,400	4,400	4,400	4,400	4,400	4,400	4,400
1,200	0.02	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	3,200	3,600	4,000	4,400	4,800	4,800	4,800	4,800	4,800	4,800
1,300	-	800	1,200	1,600	2,000	2,400	2,800	3,200	3,600	4,000	4,400	4,800	5,200	5,200	5,200	5,200	5,200
Beneficio esperado		691	946	1,262	1,577	1,877	2,138	2,346	2,492	2,562	2,592	2,600	2,600	2,600	2,600	2,600	2,600

CD - LURIN		Tamaño de Lote	200	300	400	500	600	700	800	900	1,000	1,100	1,200	1,300	1,400	1,500	1,600
Demand	Probabilidad																
400	-	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(2,100)	(2,400)	(2,700)	(3,000)	(3,300)	(3,600)	(3,600)
500	0.04	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(2,100)	(2,400)	(2,700)	(3,000)	(3,300)	(3,300)
600	0.10	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(2,100)	(2,400)	(2,700)	(3,000)	(3,000)
700	0.13	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(2,100)	(2,400)	(2,700)	(2,700)
800	0.29	(2,400)	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(2,100)	(2,400)	(2,400)
900	0.19	(2,800)	(2,400)	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(2,100)	(2,100)
1,000	0.10	(3,200)	(2,800)	(2,400)	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,800)	(1,800)
1,100	0.06	(3,600)	(3,200)	(2,800)	(2,400)	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,500)	(1,500)
1,200	0.02	(4,000)	(3,600)	(3,200)	(2,800)	(2,400)	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(1,200)	(1,200)
1,300	-	(4,400)	(4,000)	(3,600)	(3,200)	(2,800)	(2,400)	(2,000)	(1,600)	(1,200)	(800)	(400)	-	(300)	(600)	(900)	(900)
Beneficio esperado		(2,446)	(2,046)	(1,646)	(1,246)	(879)	(567)	(410)	(454)	(633)	(879)	(1,165)	(1,465)	(1,765)	(2,065)	(2,365)	(2,365)

Beneficio Esperado total	(1,815)	(1,100)	(385)	331	1,004	1,571	1,937	2,038	1,929	1,713	1,435	1,135	835	535	285
---------------------------------	----------------	----------------	--------------	------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	--------------	------------	------------	------------

Figura 5.16 Demanda sin balance bayesiano

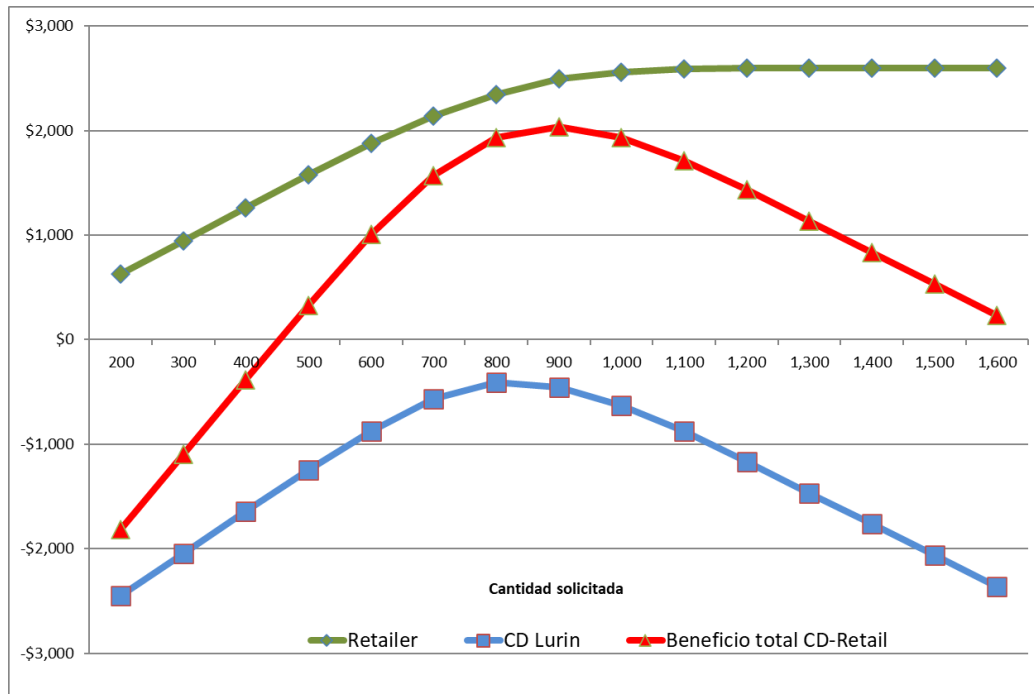


Figura 5 17 Beneficios entre demanda inventario escenario inicial.

RETAILER																	
Demanda	Tamaño de Lote		200	300	400	500	600	700	800	900	1,000	1,100	1,200	1,300	1,400	1,500	1,600
	Probabilidad																
400	-		1,400	2,100	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800	2,800
500	0.06		1,400	2,100	2,800	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500	3,500
600	0.15		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200	4,200
700	0.21		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	4,900	4,900	4,900	4,900	4,900	4,900	4,900	4,900	4,900
800	0.29		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	5,600	5,600	5,600	5,600	5,600	5,600	5,600	5,600	5,600
900	0.19		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	5,600	6,300	6,300	6,300	6,300	6,300	6,300	6,300	6,300
1,000	0.10		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	5,600	6,300	7,000	7,000	7,000	7,000	7,000	7,000	7,000
1,100	0.06		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	5,600	6,300	7,000	7,700	7,700	7,700	7,700	7,700	7,700
1,200	0.02		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	5,600	6,300	7,000	7,700	8,400	8,400	8,400	8,400	8,400
1,300	-		1,400	2,100	2,800	3,500	4,200	4,900	5,600	6,300	7,000	7,700	8,400	9,100	9,100	9,100	9,100
Beneficio esperado			1,508	2,262	3,015	3,769	4,483	5,088	5,546	5,802	5,923	5,977	5,990	5,990	5,990	5,990	5,990

CD - LURIN																	
Demand	Tamaño de Lote		200	300	400	500	600	700	800	900	1,000	1,100	1,200	1,300	1,400	1,500	1,600
	Probabilidad																
400	-		(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)	(700)	(800)	(900)	(1,000)	(1,100)	(1,200)
500	0.04		(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)	(700)	(800)	(900)	(1,000)	(1,100)
600	0.10		(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)	(700)	(800)	(900)	(1,000)
700	0.21		(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)	(700)	(800)	(900)
800	0.29		(4,200)	(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)	(700)	(800)
900	0.19		(4,900)	(4,200)	(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)	(700)
1,000	0.10		(5,600)	(4,900)	(4,200)	(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)	(600)
1,100	0.06		(6,300)	(5,600)	(4,900)	(4,200)	(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)	(500)
1,200	0.02		(7,000)	(6,300)	(5,600)	(4,900)	(4,200)	(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)	(400)
1,300	-		(7,700)	(7,000)	(6,300)	(5,600)	(4,900)	(4,200)	(3,500)	(2,800)	(2,100)	(1,400)	(700)	-	(100)	(200)	(300)
Beneficio esperado			(4,281)	(3,581)	(2,881)	(2,181)	(1,512)	(919)	(496)	(304)	(265)	(304)	(388)	(488)	(588)	(688)	(788)
Beneficio Esperado total			(2,773)	(1,319)	135	1,588	2,971	4,169	5,050	5,498	5,658	5,673	5,602	5,502	5,402	5,302	5,202

Figura 5 158 Demanda escenario balanceado.

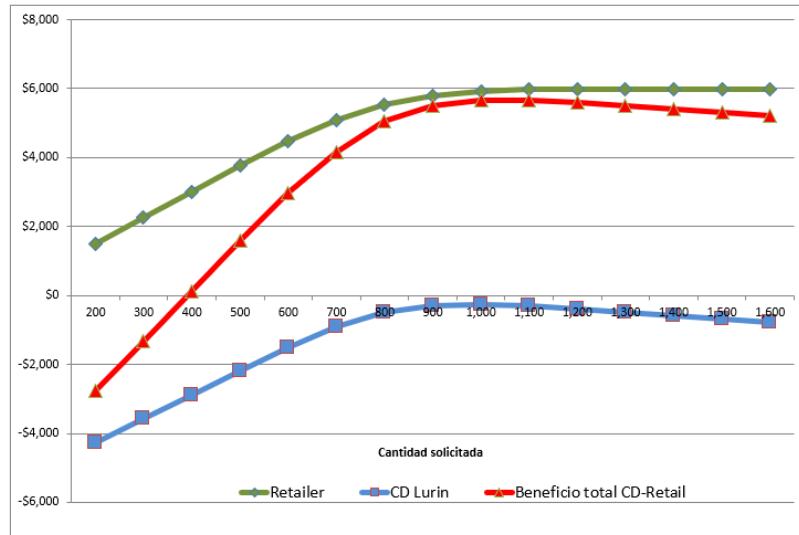


Figura 5 169 Beneficio total eslabón balanceado

En comparación con los 1.5 – 2 K soles obtenidos en el escenario sin el método para el rango entre 700 - 900 unidades de producto.



Figura 5. 20 1 Medición de la gestión de la demanda. Categoría 1

	C1	C2	C3	C4	C5	C6	C7	C8	C9	C10	C11	C12	Promedio	Min	Max
Exactitud Comercial	42	63	53	40	62	53	65	69	56	67	64	51	57	40	69
Exactitud Operativa	51	72	66	48	66	51	68	70	48	58	52	46	58	46	72
Unidades Faltante Total	351	65	78	216	36	41	254	73	56	20	138	120	121	20	351



Figura 5 217 Medición de la gestión de la demanda categoría 2

H2: Es posible medir el impacto del método bayesiano en el periodo de reorden de inventario en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

Para esta hipótesis se comparó el nivel de cobertura de inventario según la demanda esperada para los productos del grupo experimental y de control en la pre prueba y se compararon en la post prueba. Como se observa en las figuras respectiva para cada categoría, se puede observar que el período de reabastecimiento ante una demanda más controlada es en la categoría mayonesas permite tener un nivel ideal de inventarios sin perjudicar la atención de la demanda lo que equivale a reducir el inventario sin exponerse a que sea agotado. El efecto de tener productos en inventario sin rotación desde un enfoque financiero y comercial es un impacto negativo al negocio.

Para explicar este punto en el producto mayonesa que está en el grupo de control, con demanda media de 2.65 miles de unidades y fractil crítico de 0.75, el período de reabastecimiento es de 1.19 meses. El detalle algunos productos y presentaciones se puede observar en la tabla 5.5

C	$P_p(C)$	$\frac{P_p(C)}{C}$	$\sum P_p(C)$	$\sum \frac{P_p(C)}{C}$	$\Delta F(z) = \left \sum_{c=0}^z P_p(C) + (z + \frac{1}{2}) \sum_{c=z+1}^{\infty} \frac{P_p(C)}{C} \right $
0	0.0706512	0.0706512		0.0706512	0.444023481
1	0.2578769	0.1872257	0.1872257	0.2578769	0.256797766
2	0.505951	0.2480741	0.124037	0.505951	0.13276073
3	0.7250831	0.2191321	0.073044	0.7250831	0.059716698
4	0.8702581	0.145175	0.0362938	0.8702581	0.023422944
5	0.9472009	0.0769428	0.0153886	0.9472009	0.008034393
6	0.9811839	0.0339831	0.0056638	0.9811839	0.002370551
7	0.9940489	0.012865	0.0018379	0.9940489	0.000532692
8	0.9983105	0.0042615	0.0005327	0.9983105	0

La hipótesis nula indica que la diferencia media de la variación en los periodos de reabastecimiento entre los dos grupos. El valor “p” es 0.007, menor al nivel de significancia de 0.05, podemos concluir que existe una diferencia entre las variaciones de ambas categorías.

Estadísticas descriptivas

Muestra	N	Media	Desv.Est.	Error estándar de la media
a) Preprueba	25	1.18376	0.00254	0.00051
b) Postprueba	25	1.53158	0.01216	0.00243

Estimación de la diferencia pareada

Media	Desv.Est.	Error estándar de la media	IC de 95% para la diferencia_μ
-0.34783	0.01174	0.00235	(-0.35267; -0.34298)

diferencia_μ: media de (a - b)

Prueba

Hipótesis nula $H_0: \text{diferencia}_\mu = 0$

Hipótesis alterna $H_1: \text{diferencia}_\mu \neq 0$

Valor T	Valor p
-148.16	0.007

Tabla 5.2: Ejemplos de resumen de parámetros y variabilidad en el reabastecimiento por producto - presentación

NOMBRE_COMERCIAL	PRESENTACIÓN	C over	C under	C solicitar	Demanda media	Demanda Máxima	Período Óptimo	Período Óptimo	Delta Variación
							Consumo medio	Consumo Máximo	
MAYONESA_A1	Caja x 250 sachets x 10 gr.	5	15	10	2.65	2.7	1.19	1.18	0.01
MAYONESA_A2	Caja x 1000 sachets x 5 gr.	8	20	10	2.35	2.4	1.26	1.23	0.03
MAYONESA_A3	Caja x 12 doypack x 100 gr	15	25	10	2.5	2.55	1.15	0.99	0.16

NOMBRE_COMERCIAL	PRESENTACIÓN	C over	C under	C solicitar	Demanda media	Demanda Máxima	Período Óptimo	Período Óptimo	Delta Variación
							Consumo medio	Consumo Máximo	
KETCHUP_A4	Caja x 250 sachets x 10 gr.	5	12	10	2	2.3	1.51	1.55	0.04
KETCHUP_A5	Caja x 1000 sachets x 5 gr.	8	18	10	2.35	2.65	1.28	1.07	0.21
KETCHUP_A6	Caja x 12 doypack x 100 gr	15	25	15	1.5	2.85	1.15	0.64	0.51

Tabla 0.2 Resumen de parámetros

H3: Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en la discrepancia de cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

Con la medición de las discrepancias entre el grupo experimental y de control en la pre prueba y la post prueba durante el período de proyecto. Se puede observar en la tabla siguiente tres presentaciones de mayonesa existe mayor probabilidad de aceptación del estimado futuro.

Tabla 5.3 Resumen de productos

NOMBRE_COMERCIAL	PRESENTACIÓN	N	p	np	c	Prob Rechazo	Prob Aceptación
MAYONESA_A1	Caja x 250 sachets x 10 gr.	2650	0.2	530	350	0.00000	1.0000
MAYONESA_A2	Caja x 1000 sachets x 5 gr.	2350	0.2	470	300	0.00000	1.0000
MAYONESA_A3	Caja x 12 doypack x 100 gr	2500	0.2	500	250	0.00000	1.0000

NOMBRE_COMERCIAL	PRESENTACIÓN	N	p	np	c	Prob Rechazo	Prob Aceptación
KETCHUP_A4	Caja x 250 sachets x 10 gr.	2000	0.2	400	450	0.99348	0.0065
KETCHUP_A5	Caja x 1000 sachets x 5 gr.	2350	0.2	470	350	0.00000	1.0000
KETCHUP_A6	Caja x 12 doypack x 100 gr	1500	0.2	300	300	0.51535	0.4847

5.3 Discusión de resultados

H1: Es posible medir el impacto del enfoque bayesiano en el consumo de la gestión de la demanda en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos

Los resultados reportados en (Valencia Cárdenas et al., 2014), muestran valores de MAPE en un intervalo de 28 a 58% en concordancia con los obtenidos en nuestro método propuesto de pronóstico bayesiano con valores entre 30 – 40% en MAPE. Hay que considerar que la obtención en nuestro caso muestra una precisión entre el MAPE comercial y el operativo que varía entre 5 y 15% lo que hace robusto el método descrito como también reportan los autores.

H2: Es posible medir el impacto del método bayesiano en el periodo de reorden de inventario en cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

Por el contrario, en el indicador del periodo de reorden de 1.2 meses obtenido con nuestro método no logra alcanzar el valor obtenido en (Liu et al., 2020), donde se obtiene un valor 0.5 periodos. Este motivo se debe a la cantidad de categorías que los autores analizan y como mencionan con una rotación de consumo masivo muy intensa.

H3: Es factible medir el impacto del enfoque bayesiano en la discrepancia de cadenas de abastecimiento de productos dinámicos.

En el trabajo de (M.C. Chou et al., 2020), los valores de discrepancia entre los valores obtenidos de 2% a 17% en el valor a posteriori. En el muestreador bayesiano del presente trabajo se estableció en un valor de 5% a 10% y la diferencia entre ambos se justifica por el tamaño de los lotes con los que se trabaja. Los valores obtenidos en el método bayesiano están más en

coincidencia con lo reportado con la distribución de Poisson en (Prak & Teunter, 2019)

CAPÍTULO 6: APORTES DE LA INVESTIGACIÓN

6.1 Impactos de las variables involucradas

Para medir el impacto del enfoque bayesiano en la gestión de demanda y el abastecimiento de productos dinámicos hemos comprobado la importancia de tener vinculada la gestión de demanda y el abastecimiento. La demanda que puede ser muy variada tenderá a un comportamiento normal en el incremento de la repetición de las estimaciones y el muestreador bayesiano utilizado describirá esa función de probabilidad si convergen los parámetros de media y desviación estándar.

El abastecimiento es consecuencia de la medición del valor estimado futuro de demanda, utilizaremos el valor de pronóstico como una fuente de información que gestionada con un enfoque predictivo permite encontrar el punto de reabastecimiento (Fildes et al., 2019).

6.2 Otros impactos

Podemos considerar que la madurez analítica de una organización para utilizar técnicas como la bayesiana, requiere un recorrido previo en la empresa se están empezando a necesitar debido a que la técnicas tradicionales de análisis predictivo utilizan métodos de regresión multivariable, series de tiempo y algoritmos de clasificación (árboles de decisión, bosque aleatorio, etc), para ello, se requiere de data histórica y al menos diez registros históricos para un valor futuro, lo que hace que muchas veces no se implementen estos métodos por la necesidad de realizar una analítica descriptiva más que una analítica de predicción.

A continuación, mostramos el enfoque de la volatilidad de la demanda del valor futuro como la causa de la incertidumbre que al cuantificarla nos permite obtener el riesgo de faltante o excedente.

6.3 Propuesta para la solución del problema

Para modelar la demanda de una categoría con productos de alimentos se ha construido una interfase en visual basic para aplicaciones que hace enlace con el framework de desarrollo en Python denominado Spyder 3.0 que utiliza la librería Python Markov Chain 3 (pymc3).

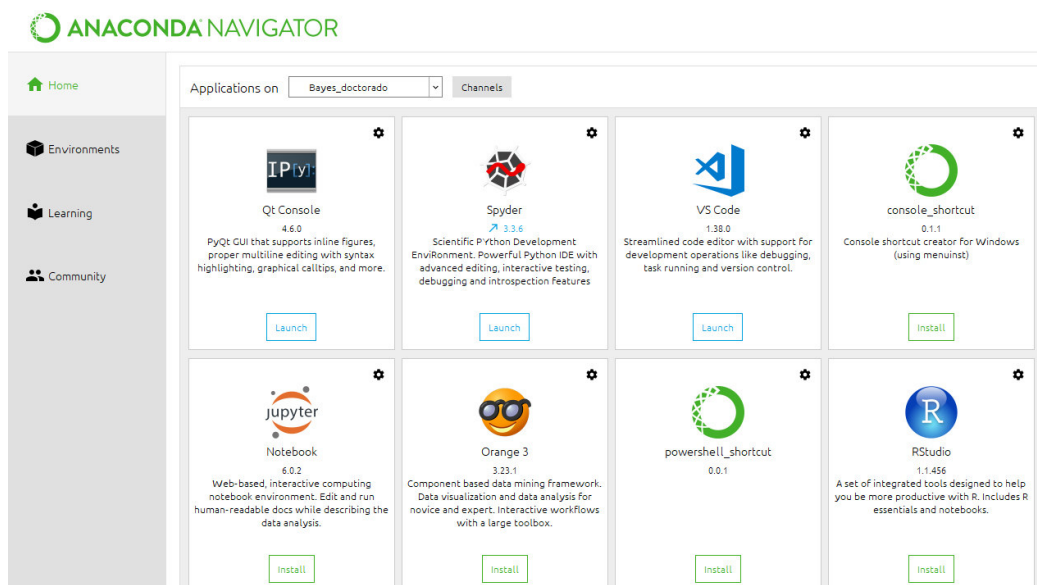
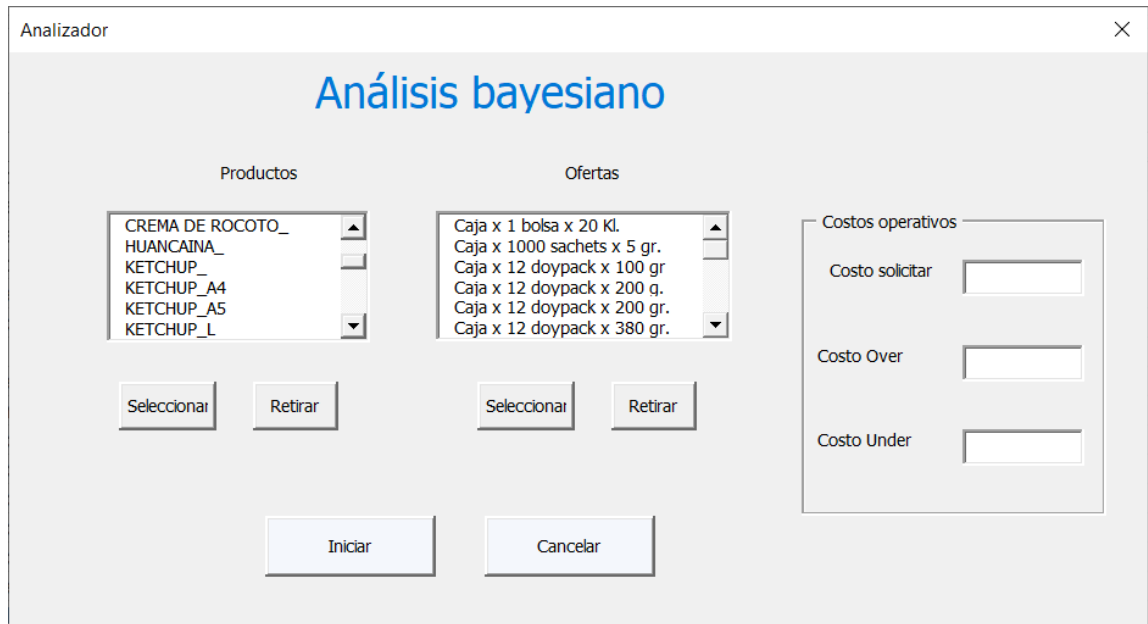


Figura 6 1 Integración VBA-Python

La creación de librerías de cadenas de Márkov que sirvan para construir procesos aleatorios evoluciona de manera muy rápida, al punto que un muestreador de tipo secuencial denominamos Gibbs, muy utilizado no hace mucho tiempo, hoy se ha visto renovado con muestreadores como Metrópolis, o frameworks como STAN, hacen que este campo bayesiano pueda ser aplicado con mayor posibilidad en la actualidad.

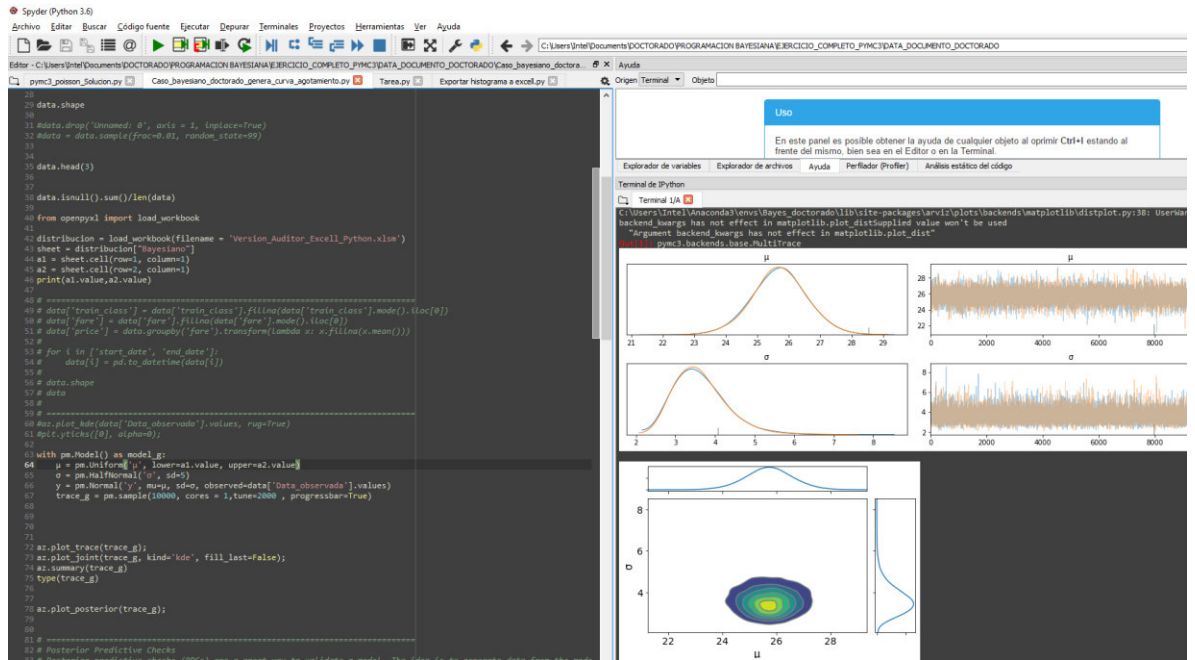


Figura 6.2 IDE Spyder

Los resultados de los parámetros de la distribución normal construida a partir de la data real de los consumos de los productos de la categoría mayonesa, se utilizan para exportar dichos parámetros utilizando la librería de Python openpyxl, que convierte esa distribución en una función para revisar la historia de los consumos y predecir con la probabilidad posterior los valores estimados futuros.

Se han construido en visual basic para aplicaciones la operacionalización de las variables de exactitud, de periodo de re abastecimiento (figura 5.12) y de discrepancia (figura 5.13).

AJ	AK	AL	AM	AN	AO	AP	AQ	AR	AS	AT	AU	AV	AW
P 01.2018	P 02.2018	P 03.2018	P 04.2018	P 05.2018	P 06.2018	P 07.2018	P 08.2018	P 09.2018	P 10.2018	P 11.2018	P 12.2018	P 13.2018	P 01.2019
0.02364	0.07682	0.02189	0.03339	0.02045	0.0209	0.03938	0.05476	0.03326	0.02142	0.0591	0.02896	0.02181	0.02017
41.82	50	37.29	40	9.25	41	47	46	41	36	47	43	35	37
0.01537	0.04739	0.02235	0.02429	0.029	0.01375	0.04493	0.02191	0.02236	0.02199	0.04728	0.02201	0.01994	0.01268
38.2	50.56	41.59	40	11.25	39	50	41	38	38	50	41	36	38
0.03337	0.12723	0.03782	0.01669	0.05185	0.0233	0.11295	0.04612	0.03326	0.04167	0.11228	0.0359	0.04985	0.02881
36.74	50	39.83	35	11.5	37	50	40	36	37	50	37	52	37
0.00632	0.01412	0.0076	0.03406	0.00757	0.00858	0.0099	0.00012	0.00011	0.00012	0.00705	0.00012	0.00012	0.00012
36.7	45.74	36.71	50	9	37	39	0	0	0	37	0	0	0
0.08815	0.0296	0.06041	0.04381	0.04438	0.03248	0.07153	0.03171	0.09175	0.03762	0.08746	0.05502	0.03116	0.05763
50	37.26	47.06	40	11.25	39	50	43	50	38	50	50	36	48
0.12508	0.03638	0.09686	0.05032	0.05722	0.04225	0.1197	0.05765	0.14336	0.0492	0.1241	0.08976	0.04985	0.08644
50	36.86	48.24	40	11.25	37	50	43	50	37	50	50	37	49
0.05906	0.01921	0.06041	0.02778	0.02812	0.01506	0.04654	0.02709	0.05161	0.02605	0.0591	0.05502	0.02181	0.05763
50	37.27	47.06	40	11.25	39	50	43	50	38	50	50	36	47
0.09486	0.02688	0.09685	0.03524	0.04089	0.02372	0.08954	0.0415	0.08602	0.03994	0.09455	0.08976	0.0405	0.08644
50	36.85	48.25	40	11.25	37	50	43	50	37	50	50	37	48
0.03597	0.01644	0.1634	0.0147	0.02287	0.01624	0.02449	0.13835	0.02007	0.10418	0	0	0	0
46.82	37.08	51.71	35	8.75	37	39	32	37	54	0	0	0	0
0.01357	0.03359	0.019	0.0175	0.02788	0.05184	0.01304	0.03286	0.02867	0.00012	0.02955	0	0	0
35.13	45.04	35.12	35	10	45	38	45	37	0	35	0	0	0
0.0391	0.03754	0.09852	0.04911	0.06639	0.02601	0.03938	0.07494	0.04932	0.03646	0.0591	0.03185	0.0997	0.08644
43.48	36.23	50.72	40	12.5	42	46	47	42	36	46	42	50	50
0.01349	0.01284	0.00986	0.02162	0.00695	0.02533	0.00655	0.02133	0.01319	0.00926	0.00012	0.01737	0.01059	0.01033
41.01	38.2	34.83	40	8.75	50	35	47	41	37	0	41	35	35
0.01958	0.00803	0.09552	0.03691	0.00974	0.01391	0.00001	0.01153	0.00011	0.02605	0.07091	0.00012	0.03739	0.00012
41.01	46.15	48	0	8.75	41	0	46	0	36	60	0	51	0
0.01914	0.01068	0.01802	0.00861	0.01268	0.00668	0.01061	0.01268	0.02007	0.00695	0.00709	0.01158	0.02181	0.00864
48.37	41.84	45.1	40	11.25	35	37	40	53	37	35	40	51	35
0.00708	0.01363	0.00572	0.01128	0.00764	0.02315	0.00534	0.00692	0.0172	0.00012	0.01773	0.00012	0.0081	0.00864

Figura 6.3 Muestreador en la historia del producto

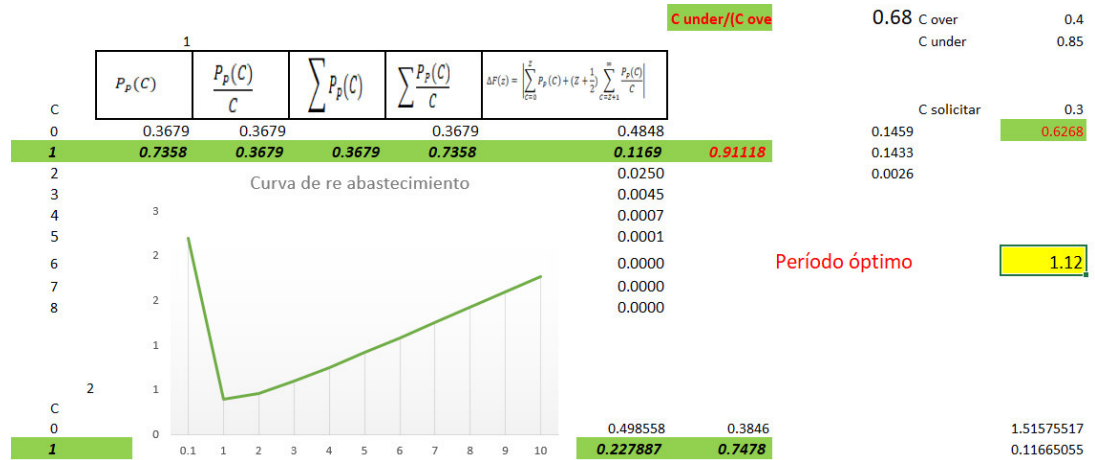


Figura 6.4 Interfaz VBA-Python

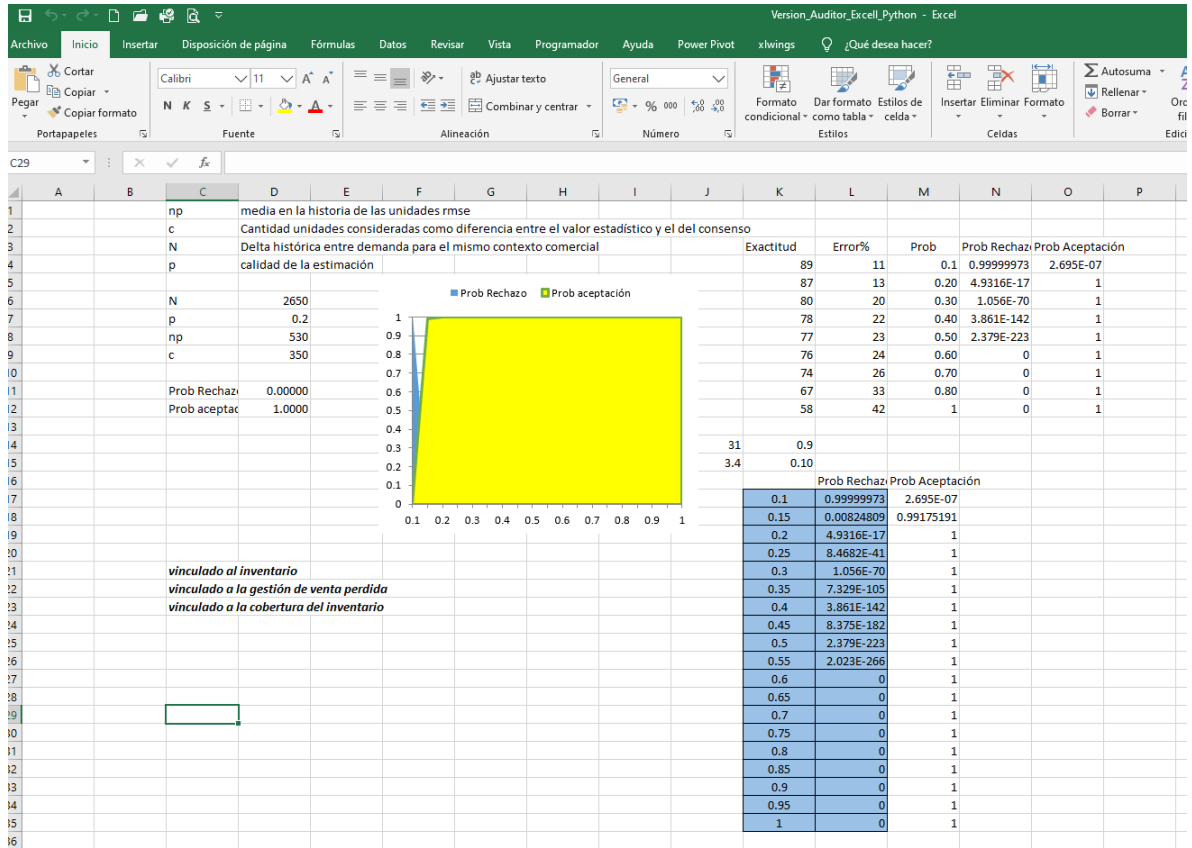


Figura 6.5 Integración VBA-Python

6.4 Aportes de la investigación

La investigación aporta tres nuevas herramientas en la gestión de demanda de productos dinámicos aportando en los siguientes aspectos:

La medición de la gestión de la demanda incorporando conceptos nuevos como exactitud comercial y exactitud operativa son novedosos ante el estado del arte y esto se debe a que recoge la experiencia del autor en procesos analíticos de empresas corporativas, además de identificar el efecto de sobre estimación, que existe en la mayoría de las empresas, de una manera gráfica y cuantitativa.

Incrementa el valor agregado de los procesos transaccionales de registro de ventas porque construye a partir de estos datos una solución que utilizando el enfoque bayesiano obtiene el estimado de ventas futuro de productos de consumo masivo como son las salsas y complementos para consumidor final y locales como restaurantes e instituciones.

Mejora la precisión del proceso de colaboración entre el área comercial y el área de operaciones porque en el indicador de dispersión se puede encontrar una función de tolerancia máxima al error (el parámetro c) que con la programación realizada ayuda a disminuir las discrepancias entre el proceso tradicional y la propuesta de esta investigación que es vincular a los expertos que pueden agregar un aporte para reducir la incertidumbre del propio proceso.

CONCLUSIONES

Se pudo obtener un incremento en la mejora de la gestión de la demanda de los productos dinámicos utilizando el enfoque bayesiano de 10% para los productos muestreados.

Con relación al objetivo de medir el impacto en el consumo esperado, el valor en la gestión de la demanda de una cadena de abastecimiento de productos dinámicos como salsas clásicas estudiadas en el presente trabajo se puede obtener por el comportamiento de la mejora en la métrica de la exactitud que tiene un promedio en el período del estudio entre 70 y 80 % y redujo la diferencia entre los valores de la medición sobre el futuro real y sobre el futuro estimado a un valor de cinco puntos porcentuales, en comparación con la categoría de productos que no recibieron el efecto del enfoque bayesiano y presentaron una exactitud promedio entre 55 y 60%.

Con relación al objetivo específico de determinar el impacto en el período de reorden, la periodicidad de cobertura de inventarios se redujo en 15% para los productos del grupo de control debido al efecto de la técnica bayesiana lo que permite tener un nivel ideal de inventarios sin perjudicar la atención de la demanda lo que equivale a reducir el inventario sin exponerse a que sea agotado.

Por último, con relación a medir como este enfoque impacta en la discrepancia se pudo establecer que el uso de las herramientas presentadas en el trabajo mejoró la calidad de la estimación al tener discrepancias menores a 5% en el consenso entre operaciones y el área comercial.

RECOMENDACIONES

En la investigación se ha podido reconocer que uno de los procesos más complejos en una organización es el proceso de gestión de demanda y abastecimiento. Cualquier mejora en este proceso se ha convertido en fuente de generación de valor agregado para cualquier organización. Se recomienda cualquier mejora en el proceso a partir de la extracción de datos de sistemas integrados en la empresa. La construcción de aplicaciones bayesianas que ayudan a este esfuerzo requiere el uso de plataformas que ya estén extrayendo tablas con data estructurada.

Un reto que identificamos en el proceso de investigación en el esfuerzo por planificar el abastecimiento es como medir los resultados de este proceso. Se sugiere que las siguientes características deben estar presentes al evaluar un esfuerzo de planificación: uso de técnicas de planeamiento, recolección de información interna alineada a los procesos, análisis de información del entorno, madurez en los procesos de la organización, técnicas de asignación de recursos para atender los procesos y resistencia al interior de la organización a la aplicación de un proceso sistémico de planificación. Estas características dan como resultado tres dimensiones de eficiencia que son cumplimiento del proceso de planificación, comparación de desempeño con la competencia y satisfacción con el sistema de planificación.

Existen técnicas de CPFR(Colaborative Planning, Forecasting and Replenishment) e IBP (Integrated Business Planning) ayudan a establecer métodos de trabajo y consolidación de información pero sólo pueden ser

implementadas luego de definiciones de diseño de lo que se desea balancear como resultado de un estudio táctico previo como el realizado en la presente investigación.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Baty, S. (2010). Solving complex problems through design. *Interactions*, 17(5), 70–73. <https://doi.org/10.1145/1836216.1836235>
- Behrens, C. N., Lopes, H. F., & Gamerman, D. (2004). Bayesian analysis of extreme events with threshold estimation. *Statistical Modeling*, 4(3), 227–244. <https://doi.org/10.1191/1471082X04st075oa>
- Burch, R. (2012). *Plenty as Blackberries: Peirce on Induction and*. 46(3), 423–452.
- Chou, Mabel C., Sim, C. K., & Yuan, X. M. (2020). Policies for inventory models with product returns forecast from past demands and past sales. *Annals of Operations Research*, 288(1), 137–180. <https://doi.org/10.1007/s10479-020-03545-4>
- Fei, D. (2019). *Abductive Thinking, Conceptualization, and Design Synthesis* (Vol. 876, Issue Lim). Springer International Publishing. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-02053-8>
- Fildes, R., Goodwin, P., & Önköl, D. (2019). Use and misuse of information in supply chain forecasting of promotion effects. *International Journal of Forecasting*, 35(1), 144–156. <https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2017.12.006>
- Gallego-García, S., & García-García, M. (2020). Market-oriented procurement planning leading to a higher service level and cost optimization. *Applied Sciences (Switzerland)*, 10(23), 1–31. <https://doi.org/10.3390/app10238734>
- Gaspars-Wieloch, H. (2017). Newsvendor problem under complete uncertainty: a case of innovative products. *Central European Journal of Operations Research*, 25, 561–585. <https://doi.org/10.1007/s10100-016-0458-3>
- Ho, T.-H., Savin, S., & Terwiesch, C. (2002). Managing demand and sales dynamics in new product diffusion under supply constraint. *Management Science*, 48(2), 187–206. <https://doi.org/10.1287/mnsc.48.2.187.257>
- Hulthen, H., Naslund, D., & Norrman, A. (2017). Challenges of Measuring Performance of the Sales and Operations Planning Process. *Operations and Supply Chain Management: An International Journal*, October, 4–16. <https://doi.org/10.31387/oscm0260176>
- Knolmayer, Gerhard F. Mertens, P., & Zeier, A. (2002). *Supply chain management based on SAP systems: order management in manufacturing companies*.
- Lee, H. L. (2002). Aligning Supply Chain Strategies with Product Uncertainties. *California Management Review*, 44(3), 105–119.
- Liu, J., Pang, Z., & Qi, L. (2020). Dynamic pricing and inventory management with demand learning: A bayesian approach. *Computers and Operations Research*, 124, 105078. <https://doi.org/10.1016/j.cor.2020.105078>
- Manders, J. H. M., Caniëls, M. C. J., & Ghijsen, P. W. T. (2017). Supply chain flexibility:

- A systematic literature review & identification of directions for future research. *International Journal of Logistics Management*, 28(4), 964–1026.
<https://doi.org/10.1108/IJLM-07-2016-0176>
- Ntzoufras, I. (2011). *Bayesian Modeling Using WinBUGS*.
- Pereira, Á. (2022). The Logic of Scientific Inquiry : Charles Sanders Peirce. In *Revista Colombiana de Filosofía de la Ciencia* (Vol. 22).
- Prak, D., & Teunter, R. (2019). A general method for addressing forecasting uncertainty in inventory models. *International Journal of Forecasting*, 35(1), 224–238.
<https://doi.org/10.1016/j.ijforecast.2017.11.004>
- Simchi-Levi, D. (2010). *Operations rules: delivering customer value through flexible operations* (The MIT Press (ed.)).
- Simchi-Levi, David, Kaminsky, P., & Simchi-Levi, E. (2014). *Designing and managing the supply chain: Concepts, strategies, and cases*. (McGraw-Hill/Irwin (ed.)).
- Taquía, J. A. (2015). Un Enfoque Bayesiano De Planeación Agregada. *Interfases*, 27–47.
- Trang, N. T. X. (2016). Review Paper: Design an ideal supply chain strategy. *Advances in Management*, 9(4), 20–27.
- Valencia Cárdenas, M., Morales Correa, J. C., Correa Morales, J. C., Díaz Serna, F. J., & Ramírez Agudelo, S. (2014). Bayesian modeling application and optimization to demand forecasting. *Ingeniería y Desarrollo*, 32(2), 179–199.
- Winston, W. (2014). Probabilistic Inventory Models. In *Operations Research: Applications and Algorithms* (4th ed., Vol. 0, Issue 1, pp. 123–150). Cengage Learning. https://doi.org/10.1007/978-81-322-1970-5_8

Anexo

Código de programación en R para el análisis de discrepancia

```

library(shiny)
library(leaflet)
library(data.table)
library(sp)
library(rgeos)
library(rgdal)
library(magrittr)
library(maptools)
library(KernSmooth)
library(shinythemes)
library(dplyr)
library(readr)
library(readxl)
library(ggplot2)
library(googleway)
library(htmltools)
library(htmlwidgets)
library(reticulate)

ui <- fluidPage(theme = shinytheme("united"),
  navbarPage(
    "Modelos Inferencia Bayesiana :: Demanda ",
    #tabpanel1
    tabPanel("Análisis de demanda"

      ,

      # Sidebar layout with input and output definitions ----
      sidebarLayout(

        # Sidebar to demonstrate various slider options ----
        sidebarPanel(

          h5("Delta historica entre demanda para el mismo contexto
comercial"),
          # Input: Simple integer interval ----
          sliderInput("integer1", "Delta",
            min = 0, max = 5000,step=100,
            value = 500),

          h5("Calidad estimacion-error historico:"),
          # Input: Decimal interval with step value ----
          sliderInput("decimal1", "Calidad_estimacion",

```

```

        min = 0, max = 1,
        value = 0.5, step = 0.1),

# Input: Specification of range within an interval ----
sliderInput("integer2", "Discrepancia",
            min = 0, max = 5000,
            value = 500, step = 100)
,hr(),
sliderInput("bins", "Cantidad de Unidades a vender
(Miles):", min = 1, max = 25, value = 20, step = 0.5)

,hr(),
sliderInput("C_over", "C_Over <> Margen:", min = 0.25, max =
1, value = 0.5)

,hr(),
sliderInput("C_under", "C_under + C operativo:", min =
0.25, max = 1, value = 0.8)

,hr()

,actionButton("submitbutton", "Submit", class = "btn btn-
primary")

,numericInput("obs2", "Observations:", 4, min = 1, max =
100)

# Built with Shiny by RStudio
,br(), br(),
h5("Built with",
    img(src = "https://www.rstudio.com/wp-
content/uploads/2014/04/shiny.png", height = "30px"),
    "by",
    img(src = "https://www.rstudio.com/wp-
content/uploads/2014/07/RStudio-Logo-Blue-Gray.png", height = "30px"),
    "."),
h5("Elaborado por Jose Antonio Taquia Gutierrez")

),

# Main panel for displaying outputs ----
mainPanel(

# Output: Table summarizing the values entered ----
br(),
tableOutput("values33"),

```



```

        textOutput("salidas1"),
        textOutput("salidas2"),
        plotOutput(outputId = "acepta"),
        plotOutput(outputId = "rechaza"),
        br(),
        plotOutput(outputId = "loess"),
        tableOutput("values22")
    )
)
)

```

```

# Define server logic required to draw a histogram
server <- function(input, output) {

```

```

  leaflet(options = leafletOptions(minZoom = 0, maxZoom = 24))
  output$mymap1 <- renderLeaflet({
    m <- leaflet(data) %>% setView(lng = -76.997664, lat = -12.1030277, zoom =
      14)
    m %>% addTiles() %>% addMarkers(popup = ~htmlEscape(Address))
  })

```

```

  leaflet(spgons) %>% addTiles() %>%
    addPolygons(color = heat.colors(NLEV, NULL)[LEVS])

```

```

  output$mymap2 <- renderLeaflet({
    leaflet(spgons) %>% addTiles() %>%
      addPolygons(color = heat.colors(NLEV, NULL)[LEVS])
  })

```

```

  output$value <- renderPrint({ input$checkGroup })

```

```

  slidervalues <- reactive({
    valores <- as.list(input$checkGroup)
  })

```

```

# Show the values in an HTML table ----
#output$values <- renderTable({
# sliderValues()
#})

output$values2 <- renderTable({
  if (input$submitButton>0) {
    #isolate(sliderValues2())
    valores<-as.list(input$checkGroup)
    df <- data.frame(
      Name = ("DireccionSeleccionada"),
      Value = as.character(input$checkGroup),
      stringsAsFactors = FALSE)

  } else {

    valores<-input$checkGroup
    #print(valores)
    beneficio <- data.frame(valores)
    #print(beneficio)
  }
})

# Downloadable csv of selected dataset ----
output$direccionesSeleccionadas <- downloadHandler(
  filename = function() {
    paste(as.character(input$checkGroup), ".csv", sep = ",")
  },
  content = function(file) {
    write.csv(input$checkGroup, file, row.names = FALSE)
  }
)

output$contents <- renderTable({

  # input$file1 will be NULL initially. After the user selects
  # and uploads a file, head of that data file by default,
  # or all rows if selected, will be shown.

  req(input$file1)

  # when reading semicolon separated files,
  # having a comma separator causes `read.csv` to error
  tryCatch(
    {
      df <- read.csv(input$file1$datapath,
                    header = input$header,

```



```

# Show the values in an HTML table ----
output$values33 <- renderTable({
  sliderValues33()
})

sliderValues2 <- reactive({
  cantidad_repartos<-10:30
  n<-data.frame(cantidad_repartos)
  #lengths(n)
  R<-input$bins
  margen<-input$C_over
  margen_c<-input$C_under
  beneficio<- matrix(ncol=1, nrow=lengths(n))
  beneficio <- data.frame(beneficio)
  for(i in 1:nrow(n)){
    if (n[i,1]<=R) {
      #print(n[i,1]*margen-max(R-n[i,1],0)*margen_c)
      beneficio[i,]<-n[i,1]*margen-max(R-n[i,1],0)*margen_c
    } else {
      #print(R*margen-(n[i,1]-R)*margen)
      beneficio[i,]<-R*margen-(n[i,1]-R)*margen
    }
  }
  data.frame(cantidad_repartos,beneficio)
})

sliderValues3 <- reactive({
  df <- data.frame(matrix(ncol = 2, nrow = 19))
  x <- c("Prob_aceptacion", "Prob_rechazo")
  colnames(df) <- x
  errores<-as.list(seq (0.1,1,0.05))
  errores<-unlist(errores)
  data<-cbind(errores,df)
  N<-input$integer1 #data ingresada por el slider
  error<-input$decimal1
  discrepancia<-input$integer2 #c input desde el panel

  data$Prob_rechazo<-round(ppois(discrepancia,lambda = N*data$errores),
    digits = 4)
  data$Prob_aceptacion<-round(1-data$Prob_rechazo,digits = 4)

  data
})

```

Show the values in an HTML table ----

```

output$values22 <- renderTable({
  sliderValues3()
})

output$salidas1 <- renderText({

  N<-input$integer1 #data ingresada por el slider
  error<-input$decimal1
  discrepancia<-input$integer2 #c input desde el panel
  probab_rechazo<-round(ppois(discrepancia,lambd = N*error), digits = 0)
  probab_aceptar<-round(1-probab_rechazo, digits = 0)
  paste("El valor de aceptacion es", probab_aceptar)

})

output$salidas2 <- renderText({

  N<-input$integer1 #data ingresada por el slider
  error<-input$decimal1
  discrepancia<-input$integer2 #c input desde el panel
  probab_rechazo<-round(ppois(discrepancia,lambd = N*error), digits = 0)
  probab_aceptar<-round(1-probab_rechazo, digits = 0)
  paste("El valor de rechazo es", probab_rechazo)

})

output$selected_var2<-renderText({
  n<-10:30
  n<-data.frame(n)
  #lengths(n)
  R<-input$bins
  margen<-input$C_over
  margen_c<-input$C_under
  beneficio<- matrix(ncol=1, nrow=lengths(n))
  beneficio <- data.frame(beneficio)
  for(i in 1:nrow(n)){
    if (n[i,1]<=R) {
      #print(n[i,1]*margen-max(R-n[i,1],0)*margen_c)
      beneficio[i,]<-n[i,1]*margen-max(R-n[i,1],0)*margen_c
    } else {
      #print(R*margen-(n[i,1]-R)*margen)
      beneficio[i,]<-R*margen-(n[i,1]-R)*margen
    }
  }
}

```

```

beneficio <- data.frame(beneficio)
paste("El beneficio máximo es : ", max(beneficio$beneficio, na.rm =
TRUE))
})

output$loess <- renderPlot({n<-10:30
n<-data.frame(n)
#lengths(n)
R<-input$bins
margen<-input$C_over
margen_c<-input$C_under
beneficio<- matrix(ncol=1, nrow=lengths(n))
beneficio <- data.frame(beneficio)
for(i in 1:nrow(n)){
  if (n[i,1]<=R) {
    #print(n[i,1]*margen-max(R-n[i,1],0)*margen_c)
    beneficio[i,]<-n[i,1]*margen-max(R-n[i,1],0)*margen_c
  } else {
    #print(R*margen-(n[i,1]-R)*margen)
    beneficio[i,]<-R*margen-(n[i,1]-R)*margen
  }
}
beneficio <- data.frame(beneficio)
beneficio$Cantidad_demandada<- 10:30

## el valor es el que se muestra
## en el eje X, es decir tiene que ser consistente con el valor del slider
## NO debe ser entre 1 y 21
##

beneficio$yvar <- 1:21

ggplot(beneficio, aes(x=Cantidad_demandada, y=beneficio))+ geom_point() +
  geom_smooth(method = "loess" )
})

output$acepta <- renderPlot({
df <- data.frame(matrix(ncol = 2, nrow = 19))
x <- c("Prob_aceptacion", "Prob_rechazo")
colnames(df) <- x
errores<-as.list(seq (0.1,1,0.05))
errores<-unlist(errores)
data<-cbind(errores,df)
N<-input$integer1 #data ingresada por el slider
error<-input$decimal1
discrepancia<-input$integer2 #c input desde el panel

```

```

data$Prob_rechazo<-round(ppois(discrepancia,lambda = N*data$errores),
  digits = 4)
data$Prob_aceptacion<-round(1-data$Prob_rechazo,digits = 4)
ggplot(data, aes(x=errores, y=Prob_aceptacion)) +
  geom_area(fill="lightgreen")
})

output$rechaza <- renderPlot({
  df <- data.frame(matrix(ncol = 2, nrow = 19))
  x <- c("Prob_aceptacion", "Prob_rechazo")
  colnames(df) <- x
  errores<-as.list(seq (0.1,1,0.05))
  errores<-unlist(errores)
  data<-cbind(errores,df)
  N<-input$integer1 #data ingresada por el slider
  error<-input$decimal1
  discrepancia<-input$integer2 #c input desde el panel

  data$Prob_rechazo<-round(ppois(discrepancia,lambda = N*data$errores),
    digits = 4)
  data$Prob_aceptacion<-round(1-data$Prob_rechazo,digits = 4)

  ggplot(data, aes(x=errores, y=Prob_rechazo)) +
    geom_area(fill="lightblue")

  })
}

# Run the application
shinyApp(ui = ui, server = server)

```

Anexo 2

Código de programación en Python para el análisis de periodo de reorden

```

import arviz as az
import matplotlib.pyplot as plt
import pymc3 as pm
import pandas as pd
import os
#from theano import shared
#from sklearn import preprocessing

print('Running on PyMC3 v{}'.format(pm.__version__))

data = pd.read_excel('Version_Auditor_Excel Python.xlsm', sheet_name =
                    "Bayesiano")

data.shape

#data.drop('Unnamed: 0', axis = 1, inplace=True)
#data = data.sample(frac=0.01, random_state=99)

data.head(3)

data.isnull().sum()/len(data)

from openpyxl import load_workbook

distribucion = load_workbook(filename = 'Version_Auditor_Excel Python.xlsm')
sheet = distribucion["Bayesiano"]
a1 = sheet.cell(row=1, column=1)
a2 = sheet.cell(row=2, column=1)
print(a1.value,a2.value)

#
=====
# data['train_class'] = data['train_class'].fillna(data['train_class'].mode().iloc[0])
# data['fare'] = data['fare'].fillna(data['fare'].mode().iloc[0])
# data['price'] = data.groupby('fare').transform(lambda x: x.fillna(x.mean()))
#
# for i in ['start_date', 'end_date']:
#     data[i] = pd.to_datetime(data[i])
#

```



```

# data.shape
# data
#
#
=====
=====
#az.plot_kde(data['Data_observada'].values, rug=True)
#plt.yticks([0], alpha=0);

with pm.Model() as model_g:
     $\mu$  = pm.Uniform('μ', lower=a1.value, upper=a2.value)
     $\sigma$  = pm.HalfNormal('σ', sd=5)
    y = pm.Normal('y', mu= $\mu$ , sd= $\sigma$ , observed=data['Data_observada'].values)
    trace_g = pm.sample(100000, cores = 1,tune=2000 , progressbar=True)

az.plot_trace(trace_g);
az.plot_joint(trace_g, kind='kde', fill_last=False);
az.summary(trace_g)
type(trace_g)

az.plot_posterior(trace_g);

#
=====
=====

ppc = pm.sample_posterior_predictive(trace_g, samples=1000,
    model=model_g)

list(ppc.keys())[0] #-> key of "first" element
list(ppc.values())[0] #-> value of "first" element
list(ppc.items())[0] #-> (key, value) tuple of "first" element
elementos = list(ppc.values())[0] #-> value of "first" element

len(list(ppc.values())[0])

#wb2 = load_workbook('test.xlsx')
#ws4 = wb2["New Title"]

os.chdir("~")

```

```

#book = openpyxl.load_workbook('Version_Auditor_Excel_Python.xlsm') #

from openpyxl import load_workbook
data = load_workbook(filename = 'Version_Auditor_Excel_Python.xlsm')
#sheet = book.active
sheet = data["Bayesiano"]
a1 = sheet.cell(row=1, column=1)
a2 = sheet.cell(row=2, column=1)
print(a1.value,a2.value)

#titulos
sheet["C1"] = "Data_muestreada"

for x in range(1,len(elementos)):
    #print(elementos[x].mean())
    sheet["C"+str(x+1)] = elementos[x].mean()
    sheet["C"+str(x+1)].number_format = "0.0"

data.save('prueba.xlsx')

_, ax = plt.subplots(figsize=(10, 5))
ax.hist([y.mean() for y in ppc['y']], bins=19, alpha=0.5)
ax.axvline(data.Data_observada.mean())
ax.set(title='Posterior predictive of the mean', xlabel='mean(x)',
        ylabel='Frequency');

data = pd.read_excel('prueba.xlsx',sheet_name='Bayesiano' )
data = data['Data_muestreada']
counts, bins, bars = plt.hist(data.values, bins=10)
df = pd.DataFrame({'bin_leftedge': bins[:-1], 'count': counts})

writer = pd.ExcelWriter('Nuevo.xlsx', engine = 'xlsxwriter')
df.to_excel(writer,sheet_name='Bayesiano')
workbook = writer.book
worksheet = writer.sheets['Bayesiano']

```

