



UNIVERSIDAD NACIONAL
DE MAR DEL PLATA
.....



Trabajo Final de la Carrera Ingeniería Industrial

APLICACIÓN DE HERRAMIENTAS DE TOMA DE DECISIONES EN LA GESTIÓN DE LA CADENA DE SUMINISTRO A UNA PYME TEXTIL DE LA REGIÓN

Altamirano, María Soledad

Caruso, Gina

Departamento de Ingeniería Industrial
Facultad de Ingeniería
Universidad Nacional de Mar del Plata
Mar del Plata, Noviembre 2015



RINFI se desarrolla en forma conjunta entre el INTEMA y la Biblioteca de la Facultad de Ingeniería de la Universidad Nacional de Mar del Plata.

Tiene como objetivo recopilar, organizar, gestionar, difundir y preservar documentos digitales en Ingeniería, Ciencia y Tecnología de Materiales y Ciencias Afines.

A través del Acceso Abierto, se pretende aumentar la visibilidad y el impacto de los resultados de la investigación, asumiendo las políticas y cumpliendo con los protocolos y estándares internacionales para la interoperabilidad entre repositorios



Esta obra está bajo una [Licencia Creative Commons Atribución-
NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional](https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/).



UNIVERSIDAD NACIONAL
DE MAR DEL PLATA
.....



Trabajo Final de la Carrera Ingeniería Industrial

APLICACIÓN DE HERRAMIENTAS DE TOMA DE DECISIONES EN LA GESTIÓN DE LA CADENA DE SUMINISTRO A UNA PYME TEXTIL DE LA REGIÓN

Altamirano, María Soledad

Caruso, Gina

Departamento de Ingeniería Industrial
Facultad de Ingeniería
Universidad Nacional de Mar del Plata
Mar del Plata, Noviembre 2015

APLICACIÓN DE HERRAMIENTAS DE TOMA DE DECISIONES EN LA GESTIÓN DE LA CADENA DE SUMINISTRO A UNA PYME TEXTIL DE LA REGIÓN

Autores

Altamirano, María Soledad

Matrícula 11577 .Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

Caruso, Gina

Matrícula 11910. Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

Director

Ing. Claudia Zárate

Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

Co-director

Ing. Alejandra Esteban

Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

Mesa Evaluadora

Ing. Sergio Company

Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

Ing. Verónica Mortara

Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

Ing. Luciana Tabone

Facultad de Ingeniería. Universidad Nacional de Mar del Plata.

DEDICATORIA Y AGRADECIMIENTOS

Este trabajo final está dedicado a todos los que nos acompañaron durante todo este tiempo y nos ayudaron a ser lo que somos hoy en día.

A la familia de Soledad: papas Marcela y Héctor, abuelos: Marisa y Faustino, Mati, Naty, Seba, tíos, primos y amigos.

A Marcela F. por ayudarnos en todo momento.

A las amigas de Gina: Lucia, Luciana, Florencia V, y Florencia A. y a todos los miembros del Comité Organizador del Caeii Mdp 2015. Un agradecimiento especial al abuelo Tata.

A Cachi, Bonzo, Homero, Lili, Teo y Zaira.

A Contraflor, Charly, El Flaco y Jimmy Page

Y en especial a nuestras directoras Claudia y Alejandra, por toda la paciencia y el tiempo dedicado.

INDICE

DEDICATORIA Y AGRADECIMIENTOS.....	II
INDICE DE TABLAS	V
INDICE DE FIGURAS	VI
TABLA DE SIGLAS	VII
RESUMEN	VIII
PALABRAS CLAVE.....	VIII
1 INTRODUCCIÓN	1
1.1 SITUACION INICIAL	2
1.2 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA. RESULTADOS Y BENEFICIOS DE LA IMPLEMENTACIÓN DE LA SOLUCIÓN.	5
1.3 ESTRUCTURA DEL INFORME.....	7
2 MARCO TEÓRICO	8
2.1 CLASIFICACIÓN ABC	8
2.2 MÉTODOS DE PRONÓSTICO.....	9
2.2.1 Los métodos cualitativos	10
2.2.2 Los métodos cuantitativos	10
2.2.3 Modelos causales.....	10
2.2.4 Modelos de serie de tiempo.....	11
2.3 MEDICIÓN DEL ERROR DE PRONÓSTICO.....	16
2.3.1 Error Medio Absoluto.....	16
2.3.2 Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio	17
2.3.3 Error Promedio de pronóstico	17
2.3.4 Error Porcentual Absoluto Medio.....	18
2.4 SIMULACIÓN	18
2.4.1 Simulación Monte Carlo	20
2.5 AGREGACIÓN/DESAGREGACIÓN DE DATOS.....	25
2.5.1 Modelo para seleccionar el nivel de agregación	27
2.5.2 Alternativas de enfoque del problema	28
2.5.3 Análisis de errores de los distintos enfoques.....	28
2.6 PROCESO ANALÍTICO JERÁRQUICO (PAJ)	31
2.6.1 Identificación de la estructura y sus factores.....	33

2.6.2	Asignación de prioridades	37
2.6.3	Síntesis y cálculo	38
3	DESARROLLO.....	39
3.1	OBTENCIÓN DE LOS PRODUCTOS MÁS IMPORTANTES.....	39
3.2	PRONÓSTICO MUESTRA ORIGINAL.....	41
3.2.1	Cálculo del error de pronóstico de la muestra original (MAPE MO)	44
3.3	PLANTEO DE ESTRATEGIAS PARA MEJORAR EL PRONÓSTICO DE LA MUESTRA ORIGINAL.....	44
3.3.1	Mejora al pronóstico ampliando la muestra mediante Simulación	45
3.3.2	Mejora al pronóstico analizando agregación de productos.....	52
3.3.3	Mejora al pronóstico mediante el Proceso Analítico Jerárquico (PAJ)	61
3.4	ANÁLISIS DE RESULTADOS	68
3.4.1	Combinación de estrategias de mejora	69
4	RESUMEN Y CONCLUSIONES	72
5	BIBLIOGRAFÍA	74
6	ANEXO	77
6.1	ANEXO 1	77
6.2	ANEXO 2	79
6.3	ANEXO 3	82
6.4	ANEXO 4	95
6.5	ANEXO 5	97

INDICE DE TABLAS

TABLA 1: ESCALA SAATY	33
TABLA 2: FACTORES DE TERCER NIVEL DE LA JERARQUÍA	35
TABLA 3: CÁLCULO DE COEFICIENTE DE PAJ (PRONÓSTICO COMPUESTO)	38
TABLA 4: ARTÍCULOS MÁS IMPORTANTES	40
TABLA 5: PRONÓSTICO DE LA MUESTRA ORIGINAL	41
TABLA 6: MAPE MO	44
TABLA 7: ÍNDICES ESTACIONALES PARA X1	47
TABLA 8: AJUSTE A DISTRIBUCIÓN DE PROBABILIDAD	47
TABLA 9: CÁLCULO DE PRONÓSTICO CON MUESTRA AMPLIADA	49
TABLA 10: MAPE MUESTRA AMPLIADA.	50
TABLA 11: CÁLCULO DE CV	53
TABLA 12: CÁLCULO DE $E(A)$	54
TABLA 13: PRONÓSTICO AGREGADO	57
TABLA 14: CÁLCULO DE VENTAS MENSUALES A LO LARGO DE 8 AÑOS.	58
TABLA 15: PORCENTAJE DE VENTAS DE CADA ARTÍCULO POR MES (8 AÑOS).	59
TABLA 16: DESAGREGACIÓN DEL PRONÓSTICO AGREGADO	59
TABLA 17: CÁLCULO DEL ERROR DE PRONÓSTICO AGREGADO	60
TABLA 18: CÁLCULO DEL COEFICIENTE PAJ	66
TABLA 19: PRONÓSTICO ORIGINAL AFECTADO POR EL COEFICIENTE DE PAJ	66
TABLA 20: MAPE PAJ	67
TABLA 21: PRONÓSTICO MUESTRA AMPLIADA + PAJ	69
TABLA 22: MAPE MA + PAJ	70
TABLA 23: VENTAS HISTÓRICAS DE GISOL 2005-2013	79
TABLA 24: CÁLCULO ANÁLISIS ABC PRODUCTOS	81
TABLA 25: DATOS SIMULADOS 2003 Y 2004	82
TABLA 26: INFORME DE CRYSTAL BALL PREDICTOR	82
TABLA 27: CÁLCULO INDICES ESTACIONALES X1	95
TABLA 28: CÁLCULO ÌNDICES ESTACIONALES X2	95
TABLA 29: CÁLCULO ÌNDICES ESTACIONALES X3	96
TABLA 30: CÁLCULO ÍNDICES ESTACIONALES X4	96
TABLA 31: CÁLCULO ÍNDICES ESTACIONALES X5	96

INDICE DE FIGURAS

FIGURA 1: PROCESO PRODUCTIVO GISOL S.A.	2
FIGURA 2: DIAGRAMA DE RECORRIDO GISOL S.A.	3
FIGURA 3: SISTEMA EMPRESA GISOL S.A.	4
FIGURA 4: COMPONENTES DE UNA SERIE DE TIEMPO	12
FIGURA 5: PROCESO DE SIMULACIÓN.....	19
FIGURA 6: MÉTODO GRÁFICO DE TRANSFORMADA INVERSA	23
FIGURA 7. ESTRUCTURA JERÁRQUICA PAJ.....	34
FIGURA 8: ABC DE LOS 25 PRODUCTOS DE GISOL.....	40
FIGURA 9: VENTAS REALES Y PRONÓSTICO PARA X2	42
FIGURA 10: VENTAS REALES Y PRONÓSTICO PARA X3	43
FIGURA 11: ESTRATEGIAS PARA MEJORAR LA PRECISIÓN DEL PRONÓSTICO.....	45
FIGURA 12: TENDENCIA DE LA SERIE X1.....	46
FIGURA 13: MUESTRA AMPLIADA PARA X1	48
FIGURA 14: VENTAS REALES Y PRONÓSTICO PARA X2. MUESTRA AMPLIADA	50
FIGURA 15: PRONÓSTICO AGREGADO VS DESAGREGADO	56
FIGURA 16: RAMA ECONOMÍA NACIONAL DEL PAJ	61
FIGURA 17: RAMA PRONOSTICAR LA DEMANDA	63
FIGURA 18: RAMA FACTORES DENTRO DE ECONOMÍA NACIONAL	63
FIGURA 19: RAMA INFLACIÓN DENTRO DE ECONOMÍA NACIONAL.....	64
FIGURA 20: SALIDA FINAL EXPERT CHICE.....	65
FIGURA 21: COMPARACIÓN DE ERRORES	68
FIGURA 22: COMPARACIÓN FINAL DE ERRORES	71

Tabla de siglas

CV: Coeficiente de Variabilidad

MA: Muestra Ampliada

MAG: Muestra Agregada

MAPE: Error porcentual Absoluto Medio

MO: Muestra Original

PAJ: Proceso Analítico de jerarquías

PBI: Producto bruto interno

TEA: Error total agregado

TED: Error total desagregado

RESUMEN

El objetivo de este trabajo fue la implementación de mecanismos que sustenten la toma de decisiones relacionadas con la predicción de la demanda en una empresa textil de la ciudad de Mar del Plata. Para ello se plantearon diferentes estrategias a fin de mejorar el pronóstico de las ventas en busca de sustituir la carencia de datos. Mediante la aplicación de técnicas derivadas de la investigación operativa y de la organización industrial, se planteó una solución a la problemática identificada. Los pasos que se realizaron fueron la clasificación de los productos mediante el método ABC, la realización del pronóstico con los datos históricos de ventas originales, con los datos ampliados mediante el método de simulación, con las series de datos agregados y la implementación de una técnica de análisis multicriterio. Además, se compararon los errores correspondientes a cada una de las distintas estrategias planteadas. Por último, se evaluaron los resultados y se llegó a la conclusión de que el uso de los datos en forma desagregada y la incorporación del juicio subjetivo de expertos mejoran el pronóstico inicial.

PALABRAS CLAVE

Pronóstico, proceso analítico jerárquico, simulación Monte Carlo, error de pronóstico.

1 INTRODUCCIÓN

La mayoría de las decisiones del área de operaciones, ya sea en empresas de manufactura o de servicios están basadas en algún tipo de pronóstico de la demanda futura. Numerosos autores han acordado, que la aproximación en el pronóstico a la situación real es de particular importancia en la planificación en general de las actividades de la empresa y en particular de la producción.

La predicción de demanda tiene como objetivo mejorar el flujo de información en la cadena de suministro de las empresas y por lo tanto, preparar a la organización en medios técnicos, humanos y financieros para soportar las operaciones futuras de la empresa. Existen diversas técnicas y métodos utilizados para predecir el comportamiento de la demanda basados en datos históricos, que van desde la simple recolección de información en el departamento de ventas y su posterior análisis y extrapolación, hasta métodos complejos basados en modelos econométricos y estadísticos.

La combinación adecuada de criterios sustentados por las diversas teorías de la administración de empresas con la opinión del gerente y de los actores intervinientes en el proceso productivo, generarán en el proceso de toma de decisiones, una base lógica y consistente que permitirá la sustentabilidad del mismo.

El pronóstico es una herramienta vital para toda organización empresarial, constituye la base de la planificación corporativa a largo plazo. Todas las áreas de la empresa utilizan los pronósticos como base de sus propias planificaciones: el área de finanzas los utiliza para sus presupuestos; comercialización para planificar su dotación de personal y para el desarrollo de nuevos productos, producción utiliza los pronósticos para tomar decisiones que involucran desde la selección de los procesos, la planificación de la capacidad, la programación de la producción y sus inventarios.

1.1 Situación inicial

La industria textil dentro del partido de General Pueyrredón y sus alrededores representa cerca del 13% de los locales industriales y el 10% de la ocupación industrial de las PyME según el Informe del Observatorio PyME del año 2008.

La mayoría son empresas de origen familiar, más del 90% pertenecen a esta categoría.

En general, la industria se encuentra atomizada y el mercado en el que vierten sus productos sobre todo es interno, presentando una demanda claramente estacional, que tiene su pico de venta más alto durante los meses de verano. Esto es coincidente considerando que se encuentran en una de las ciudades turísticas más importantes del país y que su pico de demanda ocurre durante los meses de verano

La empresa que se analiza, Gisol, es una empresa de carácter familiar que se dedica desde hace 35 años a la fabricación de tejidos de punto. Cabe mencionar que Gisol es un nombre ficticio y se recurre a este artificio a los únicos efectos de la confidencialidad de los datos.

Posee sus instalaciones operativas en la ciudad de Mar del plata y cuenta con tres locales de ventas: uno ubicado en la fábrica, otro en el centro de la ciudad y el 3º en la zona comercial de la calle Güemes.

Gisol es una empresa típica de la industria textil marplatense. Posee 11 empleados en el área de fabricación y su capacidad es aproximadamente de 10000 prendas al año.

El proceso de transformación que se realiza en la empresa se puede describir a través del diagrama de flujo presentado en la figura 1. Cabe aclarar que el lavado se terceriza.

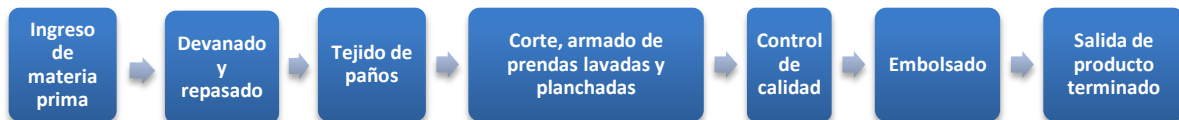


Figura 1: Proceso Productivo Gisol S.A.
Fuente: Elaboración propia

El proceso, si bien es por lotes debido a la importante variedad de productos que se fabrican, existen rutas dominantes que permiten una distribución de la maquinaria por producto, permitiendo un flujo más lineal de los materiales, una disminución de los tiempos de producción, y su consecuente efecto sobre los costos de producción. A continuación se presenta la figura 2 con el lay out para describir mejor este proceso:

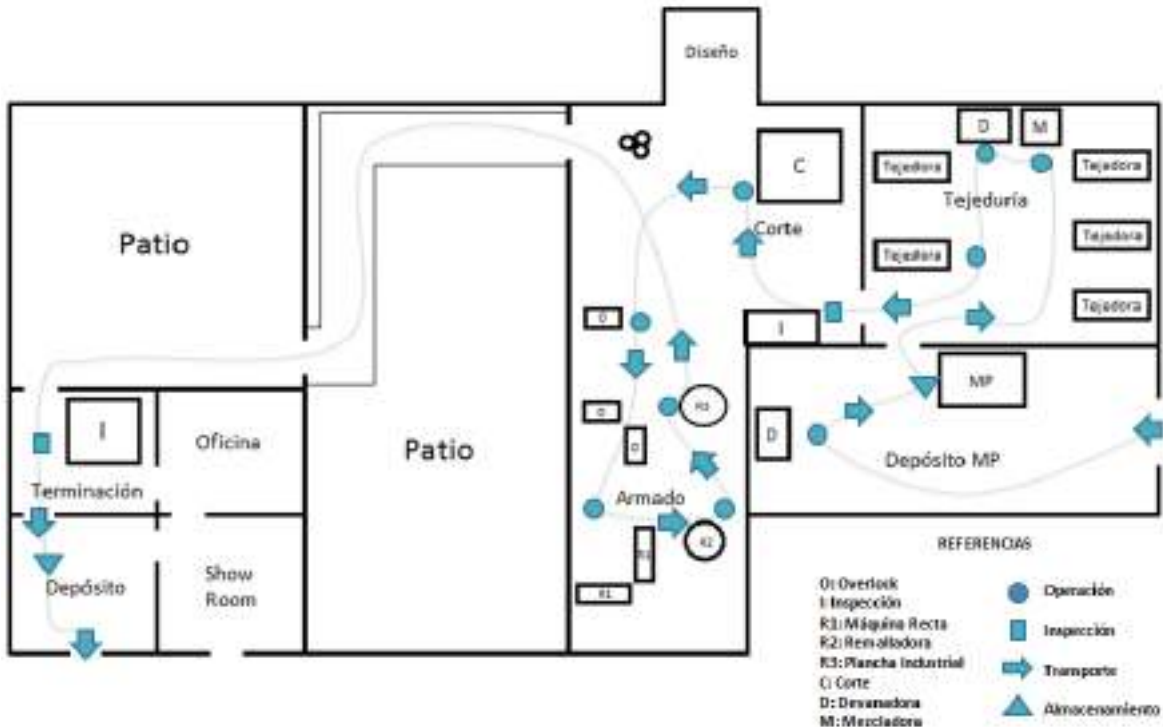


Figura 2: Diagrama de recorrido Gisol S.A.
Fuente: Elaboración Propia

Considerando la componente importante de estacionalidad en la demanda, la estrategia de fabricación se encuadra en la de Fabricación para Inventario. Es decir que el equilibrio entre la capacidad de producción y la demanda, se obtiene a través de los inventarios.

Finalmente, el mercado de los clientes se puede definir como formado por personas adultas, de ambos sexos, de poder adquisitivo medio, dispuesto a pagar un costo un poco mayor por productos de mayor calidad.

Los productos si bien son tradicionales, se renuevan casi todos los años siguiendo tendencias de la moda en lo que respecta a los colores, hilados y a los estilos.

Esto es el resultado de la importante actividad que desarrolla el departamento de diseño, que continuamente se actualiza a través de asistencia a eventos, capacitaciones, visitas a proveedores, etc.

En lo que respecta a la estrategia comercial se basa en competir en calidad de producto en primer lugar, por lo cual los costos así como los precios de los productos terminados son mayores, y en segundo lugar en el tiempo de entrega, con lo que la planificación de la producción y el pronóstico de la demanda resultan fundamentales para conseguir el nivel de servicio deseado.

Gisol cuenta con las siguientes entradas (insumos) y salidas (productos finales) que se describen mediante la herramienta “caja negra” perteneciente al enfoque sistémico en la figura 3.

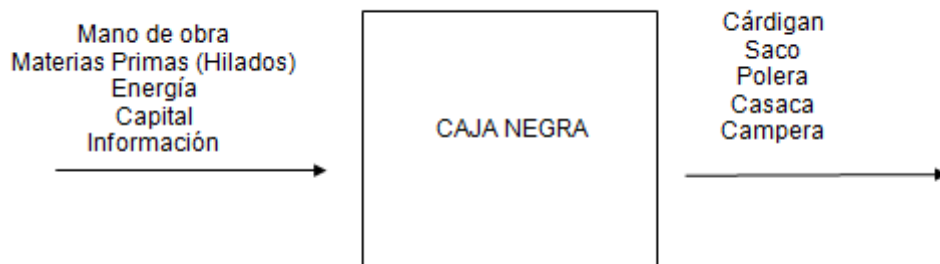


Figura 3: Sistema empresa Gisol S.A
Fuente: elaboración propia

Los proveedores de las materias primas –hilados - y de la gran parte de los insumos se encuentran en su mayoría en el Gran Buenos Aires.

La mano de obra es local, y por las características de la maquinaria y de los procesos involucrados, requiere ser muy especializada. Para ello utilizan en general, a los egresados de la Escuela de Capacitación de la Cámara Textil de Mar del Plata.

En cuanto al capital es íntegramente propio. La maquinaria requerida no es de propósito general. Se requiere de máquinas específicas para la tarea. En su gran mayoría son importadas y en el caso de Gisol, no son de última generación, tienen aproximadamente 25 años. La renovación de maquinaria requiere de una inversión que la dirección considera que no es posible abordarla actualmente debido a la situación

económica en general y los inconvenientes derivados de las políticas económicas han hecho que actualmente, la empresa se encuentre algo retrasada respecto de la tecnología. No obstante esta circunstancia, la empresa considera que la maquinaria actual no es factor limitativo para obtener el producto que el mercado requiere al costo adecuado, por lo que un cambio de tecnología debería ser muy bien justificado.

Finalmente se suele usar como insumo, la información de colecciones de tejidos europeos de la temporada que acaba de terminar. Por lo cual se suelen adquirir revistas especializadas vía internet cada año.

1.2 Descripción del problema. Resultados y beneficios de la implementación de la solución.

Como la gran mayoría de las organizaciones, las empresas textiles tienen que lidiar con un ambiente competitivo y con consumidores cada vez más exigentes. Sumado a esto, el tipo de mercado relacionado con la industria textil presenta algunas particularidades tales como:

- Las ventas son claramente estacionales
- Muchas variables exógenas podrían perturbar las ventas: final de temporada, promociones, poder adquisitivo de los consumidores, etc.
- Las ventas también dependen de la moda. Esto significa que el diseño y estilo son cambiantes y la mayoría de los ítems no son renovados en la siguiente colección. En consecuencia, datos de ventas históricas no siempre están disponibles puesto que los ítems son efímeros.
- Los ítems están disponibles en muchos colores, lo cual es un atributo de la moda, y en varios talles lo que debería unirse con la morfología de los consumidores.

En consecuencia, los responsables de pronosticar se enfrentan a las limitaciones de la industria: demanda volátil, fuerte estacionalidad en las ventas, un amplio número de ítems con un ciclo de vida corto que se asocia a la falta de datos históricos, etc. Todas estas características hacen al sistema de pronóstico de ventas textiles un proceso muy específico y complejo. El pronóstico de las ventas emerge como un factor clave del éxito de la administración de la cadena de suministro en general y de las organizaciones en particular. La obtención de modelos que permitan disminuir el error de pronóstico

contribuyen a la disminución del efecto látigo y sus indeseables efectos sobre la planificación de las actividades de la producción (Tomassey, 2010).

Por otro lado, una de las principales características que presentan las PyME es que el dueño es quien ejerce la función de gerente y en lugar de ocuparse de cuestiones estratégicas y a futuro, tan importantes para la organización, se ocupan de los problemas que van surgiendo en el día a día, de los aspectos más “urgentes” y coyunturales. Esto viene en forma conjunta en general, con una insuficiente capacidad de delegación y la mala distribución de tareas.

Sin embargo, si bien tales decisiones suelen ser exitosas, se respaldan casi exclusivamente en la experiencia personal de quien las toma, lo que las hace dependientes de la persona y genera inconvenientes relacionados con la incapacidad de la organización de tomar decisiones en su ausencia (Tomassey, 2010).

En Gisol, como caso particular que se está desarrollando, las decisiones más importantes son tomadas por su dueño. Dichas decisiones son fundamentadas en su experticia y en algunos casos, sostenidas por alguno de los trabajadores más antiguos de la organización

El objetivo de este trabajo será el de implementar mecanismos y herramientas que sustenten la toma de decisiones relacionadas con la predicción de la demanda, dada la importancia que tiene la misma en la planificación de las operaciones.

Como objetivos secundarios se plantea utilizar diferentes estrategias a fin de mejorar el pronóstico de las ventas y que tienden a sustituir la carencia de datos, tales como:

- Simular datos a partir de una muestra representativa a efectos de ampliar la misma y poder aplicar metodologías más sofisticadas (Berardi *et al.*, 2012)
- Agrupar los datos en familia de productos, que se utilizan a efectos de fin de disminuir el error de la predicción. Caniato, Kalchschmidt y Zotteri (2005) identifican las características de las series de ventas históricas que permiten anticipar acerca de la conveniencia de agregarlas o no respecto del error del pronóstico.

- Mejorar la salida del pronóstico utilizando el Proceso Analítico de Jerarquía, modelo propuesto por Korpela y Touminen (1996). En su aplicación se incorporan además de los datos históricos, variables cualitativas y juicios subjetivos de los actores que intervienen en el proceso de la planificación de las operaciones. De esta forma, no sólo se consideran los datos cuantitativos sino que el pronóstico es en cierta forma, consensuado y en consecuencia logra una mejor recepción por parte de quienes lo deben aplicar tales como la opinión del vendedor.

1.3 Estructura del Informe

Este informe está estructurado de la siguiente manera:

Capítulo 1- Introducción, en la que se ha realizado el planteo del problema como así también los objetivos del mismo

Capítulo 2- Marco Teórico: se plantean las herramientas que se utilizarán en el desarrollo del trabajo, tales como conceptos de pronósticos y de medición del error, simulación, agregación en familias de productos, proceso analítico de jerarquías.

Capítulo 3- Desarrollo: se explica la metodología utilizada y se implementan diversas técnicas de pronóstico de ventas. A partir de la selección del mejor método, se aplican las estrategias destinadas a mejorarlo. Finalmente se comparan todas las salidas a efectos de sustentar la elección del mejor método

Capítulo 4- Conclusiones: en esta sección se plantea un resumen de las actividades realizadas y las conclusiones parciales y finales del trabajo

Capítulo 5: Bibliografía: aquí se consignan las fuentes utilizadas a lo largo del trabajo.

Capítulo 6: Anexos. En esta sección se presenta información que sustenta diversos resultados y decisiones que se muestran pero que se considera que incorporarlo dentro del informe principal no hace al entendimiento general del trabajo.

2 MARCO TEÓRICO

En esta sección se desarrollan las herramientas que se utilizan para resolver la situación problemática planteada

En primer lugar, se menciona la importancia del Análisis de Pareto a la hora de seleccionar las variables más relevantes para el estudio.

Posteriormente se explican los principales conceptos relacionados con la obtención de los pronósticos, los distintos métodos como así también las principales formas de cuantificar el error.

Luego se explican las 3 estrategias que se han utilizado para disminuir el error de pronóstico: la simulación, la agregación/desagregación de los datos y finalmente el proceso analítico jerárquico, como herramientas mejoradoras del pronóstico.

2.1 Clasificación ABC

La ley de Pareto se basa en observaciones en todos los niveles, afirma que para una empresa normal el 80% del volumen de ventas es aportado por 20% de los productos. Una vez que los artículos se clasifican o agrupan, es común denominar cada categoría con una letra o descripción. Los productos con un alto volumen y desplazamiento rápido se describen como artículos A. Los artículos con un volumen moderado se denominan artículos B, y los productos de bajo volumen o lento desplazamiento se conocen como artículos C. Estas identificaciones indican por qué este proceso se suele llamar análisis ABC (Bowersok, 2007)

Un eficiente sistema de planificación y control de la producción, no tratará por igual a todos los artículos en existencia, sino que aplicará métodos de control y análisis en correspondencia con la importancia económica relativa de cada producto. Es generalizada la tendencia de diferenciar la planificación y control de la producción en dependencia de las características de los artículos que lo componen. La misma generalización presenta la literatura revisada sobre la recomendación de aplicar como método de clasificación el método ABC a partir del empleo de una variable o parámetro base cuantificable, para establecer estrategias diferenciadas que posibiliten una gestión eficiente y orientada a los clientes.

Son muchas las empresas que almacenan gran cantidad de artículos. En función de distintos posibles criterios, será diferente la importancia relativa de cada uno de ellos. Por esto, puede ser conveniente realizar la ordenación de los mismos de acuerdo con algún criterio significativo. La más extendida es la clasificación ABC, que para discriminar emplea la utilización anual de ítems, ya sea medida en valores monetarios o en unidades vendidas. Las experiencias más generalizadas suponen para los productos pertenecientes al grupo A hasta un 80% de participación en el efecto económico total, y para los productos pertenecientes a los grupos B y C, hasta un 15% y un 5%, respectivamente. (Domínguez Machuca, 1995).

El procedimiento convencional para la aplicación del método ABC refiere a los pasos siguientes:

- Seleccionar la variable o parámetro base en función del objetivo que se persiga.
- Establecer el rango de clasificación por zonas.
- Ordenar los productos según los valores de la variable o parámetro base de mayor a menor. Ordenamiento en forma decreciente.
- Determinar la participación de cada elemento en el valor total, ventas o consumo, y sobre el total de productos. Frecuencias relativas.
- Calcular los porcentajes. Frecuencias acumuladas.
- Determinar las diferentes zonas

La clasificación ABC no debe tomarse como un criterio inflexible, sino como la primera aproximación a la ordenación de artículos de acuerdo a su importancia para la firma. (Domínguez Machuca, 1995).

2.2 Métodos de pronóstico

Se disponen de varios métodos de pronósticos estandarizados. Estos se clasifican en dos grupos: cuantitativos y cualitativos. Cada grupo difiere en términos de la precisión relativa en el pronóstico sobre el largo y corto plazo, en el nivel de sofisticación cuantitativa utilizada y en la base lógica (datos históricos, opinión experta, encuestas) de la que se deriva el pronóstico. (Ballou, 2004)

2.2.1 Los métodos cualitativos

Los métodos cualitativos se apoyan en información subjetiva como la intuición, las emociones, las experiencias personales, las opiniones y/o sistema de valores de quien participa en la generación del pronóstico. Se suelen utilizar cuando no se cuenta con datos o los mismos son poco confiables. Son preferibles para pronósticos de mediano a largo plazo. (Ballou, 2004). Dentro de este grupo se encuentran las encuestas de mercado, el método Delphi, consenso de panel, analogía por ciclo de vida, composición de la fuerza de ventas, etc.

2.2.2 Los métodos cuantitativos

Los métodos cuantitativos se basan en modelos matemáticos que utilizan variables causales y/o datos históricos para pronosticar la demanda. Existen dos subcategorías: modelos causales y modelos de serie de tiempo. (Heizer, 2009)

2.2.3 Modelos causales

Los enfoques más comunes de un pronóstico causal son: modelos de entrada salida, modelos econométricos, modelos de simulación y de regresión. Cada modelo deriva su validez a partir de patrones que establecen la asociación entre las variables para predicción la variable que se pronosticará. (Champan, 2006).

El método más detallado en la bibliografía es el análisis de regresión. Se trata de un método estadístico que permite desarrollar una relación analítica definida entre dos a más variables. La variable que se quiere predecir se llama variable dependiente o variable de respuesta. Se dice que su valor es dependiente del valor de una o más variables independientes, que suelen llamarse variables explicativas o variables predictivas (Render *et al.*, 2012)

La relación funcional entre las variables involucradas se establece mediante la ecuación 1 denominada de regresión múltiple (Hanke *et al.*, 2006)

$$\hat{y} = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + \dots + b_nx_n \quad (1)$$

Dónde:

\hat{y} : Variable dependiente (variable de respuesta)

x_i : i-ésima variable independiente (variable predictiva o variable explicativa)

b_i : i-ésimo coeficiente calculado mediante el método de los mínimos cuadrados.

n : Número de variables independientes

La demanda a pronosticar (variable dependiente) puede tener una relación causa-efecto con una o más variables independientes como por ejemplo el precio, promociones, PBI, desempleo entre otros. (Chapman, 2006). En el caso que solo se cuente con una variable independiente la ecuación representa la regresión lineal simple.

La regresión simple suele clasificarse no solo como método causal y, también aparece en métodos de serie de tiempo para el análisis de la tendencia (ver sección 2.2.2.1). La diferencia se halla en el hecho de que en la regresión de serie de tiempo, la variable independiente es siempre el tiempo, mientras que en la regresión causal es siempre otra variable, generalmente algún indicador de la economía como por ejemplo el precio, promociones, PBI, el desempleo. (Chapman, 2006).

2.2.4 Modelos de serie de tiempo

Antes de desarrollar los distintos métodos basados en el uso de información histórica, es necesario definir a qué se hace referencia con serie de tiempo. La misma se define como una serie de observaciones de la demanda a través de intervalos de tiempo equidistantes (diarios, semanales, mensuales o anuales) (Render *et al.*, 2012) Se caracterizan a través de las componentes que se detallan a continuación:

- **Componente de nivel (N):** es la demanda promedio a lo largo de la serie.
- **Componente de tendencia (T):** movimiento gradual, hacia abajo o hacia arriba de los datos en el tiempo. Se puede deber, por ejemplo, a inflación o a incrementos de productividad.
- **Componente estacional (S):** patrón de cambio que aparece anualmente y se repite con esa periodicidad. Se debe, por ejemplo, a la influencia del clima o suceso relativos al calendario, como los feriados.

- **Componente cíclica (C):** fluctuaciones o ciclos cuya duración es mayor a un año, causados principalmente por las condiciones económicas cambiantes. En la práctica resulta difícil identificar los ciclos y con frecuencia se los considera parte de la tendencia.
- **Componente irregular (I):** consisten en variaciones impredecibles o aleatorias. No siguen ningún patrón conocido por lo tanto no pueden predecirse

La Figura 4 presenta gráficamente los componentes mencionados:

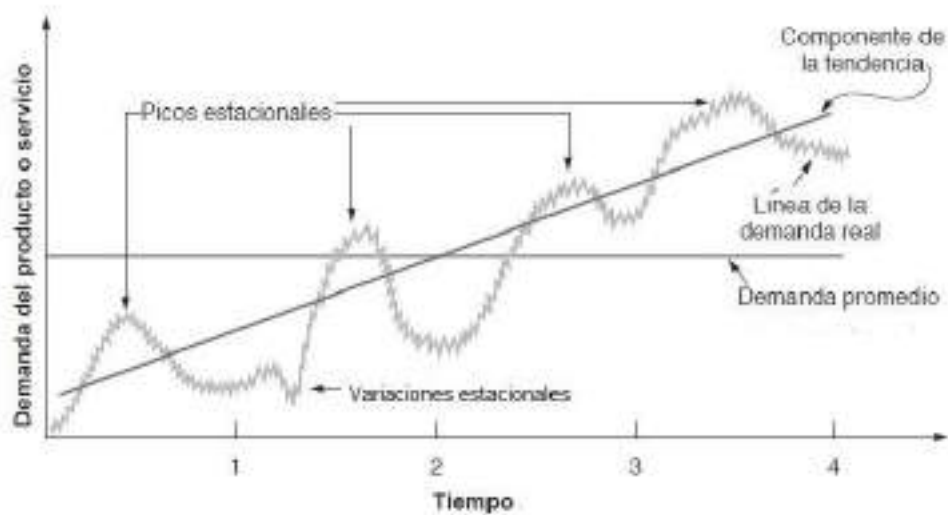


Figura 4: Componentes de una serie de tiempo
Fuente: Heizer, 2009

Una vez que se han descrito los componentes básicos, se puede analizar diversos métodos de serie de tiempo que se han desarrollado para pronosticar la demanda, tomando en cuenta la existencia de dichos componentes o patrones. (Chapman, 2006).

2.2.4.1 Descomposición clásica de series de tiempo

La descomposición clásica de series de tiempo consiste en desglosar la serie histórica en los distintos componentes previamente mencionados y luego proyectarlos hacia el futuro. (Render *et al.*, 2012). En este modelo las distintas componentes pueden separarse de forma aditiva o multiplicativa.

Se amplía a continuación el tratamiento de las componentes de tendencia y estacionalidad. En cuanto a la ciclicidad, resulta difícil de identificar y se la considera parte de la tendencia.

Análisis de tendencia: la curva se puede describir mediante una línea recta utilizando el análisis de regresión lineal simple o a través de métodos no lineales como lo son la tendencia cuadrática o exponencial. (Hanke, 2006).

Análisis de variaciones estacionales: Analizar los datos en términos de meses o trimestres facilita la detección de los patrones estacionales. Con frecuencia se emplean índices estacionales para realizar un ajuste en el pronóstico cuando existe una componente estacional. Un índice estacional indica la comparación de una estación dada (como mes o trimestre) y una estación promedio.

Cuando no hay una tendencia, el índice se determina dividiendo el valor promedio para una estación específica entre el promedio de todos los datos. Así, un índice igual a 1 significa que la estación es promedio.

Cuando ambas componentes, de tendencia y estacional, están presentes en una serie de tiempo, un cambio de un mes a otro se podría deber a alguna de ellas o simplemente a fluctuaciones aleatorias. Para solucionar este problema, deberían calcularse los índices estacionales con un enfoque de promedio móvil centrado (PMC) siempre que esté presente una tendencia. Este enfoque previene que una variación causada por la tendencia se interprete incorrectamente como una variación estacional. (Render *et al.*, 2012)

2.2.4.2 Promedio Móvil Simple

Como su nombre lo indica, es el promedio matemático de los últimos períodos recientes de la demanda real. (Chapman, 2006). Cada vez que se conoce un número período de datos reales, este reemplaza los datos del período más antiguo, por tanto se mantiene constante el número de períodos en promedio. (Bowersox, 2007).

2.2.4.3 Promedio Móvil Ponderado

Es similar al simple, pero el peso asignado a cada punto de la demanda pasado que se utiliza es variable, de modo que se le puede asignar mayor influencia a ciertos puntos de información, por lo general a los puntos de demanda más reciente.(Chapman,2006).

2.2.4.4 Suavizado exponencial simple

Se obtiene tomando el pronóstico del periodo previo y añadiéndole una parte del error del pronóstico del periodo anterior. Este error se define como la diferencia entre la demanda real para algún periodo y el pronóstico para ese mismo periodo por un coeficiente α , denominado constante de suavización, que varía entre 0 y 1. (Chapman, 2006).

2.2.4.5 Suavizado exponencial doble

El nivel de una serie de tiempo puede cambiar ocasionalmente y, cuando se usa el suavizado exponencial simple se requiere su actualización. Es por ello que el suavizado exponencial doble (también conocido como Método de Holt- Winters) toma en cuenta la tendencia lineal dentro de una serie de tiempo y la incorpora al pronóstico mediante una segunda ecuación y el coeficiente β . El pronóstico final será la suma de la ecuación de nivel y de tendencia. (Hanke, 2006) .

2.2.4.6 Suavizado exponencial ajustado por tendencia y estacionalidad

Si además la serie presenta estacionalidad, al modelo anterior se incorpora una tercera ecuación con el coeficiente γ para poder estimar el pronóstico final. Este se conoce como Método de Winters de tres parámetros de suavizado exponencial lineal y estacional. (Hanke, 2006).

2.2.4.7 Modelo Box Jenkins

Por último se encuentra el modelo Box Jenkins, el cual emplea la información que se encuentra en la serie misma para generar los pronósticos, y no involucra variables independientes como los métodos antes descritos. Depende básicamente de la autocorrelación de los patrones de datos. Utiliza un método iterativo para identificar un modelo posible de una clase general de modelo y su selección se basa en el examen de una gráfica de la serie de tiempo y un examen de su autocorrelación para diversos retrasos. (Hanke, 2006).

2.3 Medición del error de pronóstico

La adopción de un modelo de pronóstico, se realiza en general, seleccionando aquel que arroje el menor error. Se define error como la diferencia entre el valor del pronóstico y lo que realmente ocurrió en dicho período. A partir del concepto de que la demanda tiene un componente aleatorio, todos los pronósticos contienen con certeza algún error.

Se llamará e_i al error o residuo del pronóstico, que se define en la ecuación 2 como:

$$e_i = A_i - F_i \quad (2)$$

Donde:

A_i : La demanda real en el período “i”

F_i : Pronóstico realizado para el período “i”

Existen varias formas de medir el error acumulativo del pronóstico a largo plazo, durante varios períodos:

2.3.1 Error Medio Absoluto

El error medio absoluto o desviación media absoluta (MAD, por sus siglas en inglés) es una forma sencilla y útil de medir el error. Es el promedio de todos los errores de la proyección, independientemente de que los errores sean positivos o negativos. Se calcula en la ecuación 3 como:

$$MAD = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |A_i - F_i| \quad (3)$$

Siendo “N” la cantidad de períodos considerados.

2.3.2 Raíz Cuadrada del Error Cuadrático Medio

La Raíz Cuadrada de la Media del Error Cuadrático Medio (RMSE, por sus siglas en inglés) es otra forma de medir el error en el pronóstico y se obtiene de promediar los residuos al cuadrado. Se presenta en la ecuación 4:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - F_i)^2} \quad (4)$$

En la práctica, la MAD se ha utilizado ampliamente en el trabajo de pronóstico porque es fácil de comprender y de utilizar. No obstante, el RMSE puede ser un mejor indicador que la MAD, Chan *et al.* (1999), así como otros autores utilizan este criterio para seleccionar el mejor pronóstico. A partir de suponer que los errores muy grandes en el pronóstico tienen un impacto más negativo que el efecto positivo generado por un error pequeño y considerando que por el cálculo que se realiza, el RMSE asigna más ponderación a los errores grandes, es que se lo considera mejor criterio al momento de seleccionar el método más adecuado de pronóstico. (Berenson, 2001; Fogarty, 1999).

2.3.3 Error Promedio de pronóstico

También conocido como Error de sesgo (Mean Forecast Error, MFE), se calcula encontrando el promedio de la suma del error en cada período, si arroja un signo positivo significa que se sobrestimó la demanda, en cambio si arroja un resultado negativo significa que se subestimó la demanda. No es un buen método para encontrar el error de pronóstico promedio pues si este error da un valor cercano a cero, no significa que no existan errores sino que nos indica que el pronóstico no estaba sesgado (Chapman, 2006). Se obtiene mediante la ecuación 5:

$$MFE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (A_i - F_i) \quad (5)$$

2.3.4 Error Porcentual Absoluto Medio

El Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE, por sus siglas en inglés) se calcula al encontrar el error absoluto en cada periodo, dividiéndolo entre el valor real observado para ese período y luego promediando los errores porcentuales absolutos. Se presenta en la ecuación 6. Esta proporciona una indicación de cuán grandes son los errores de pronóstico en comparación con los valores reales de la serie. Esta técnica es útil cuando los valores de A_i son grandes. También puede utilizarse para comparar la precisión de las mismas o diferentes técnicas en dos series totalmente distintas. (Kerkkänen *et al.*, 2009)

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|A_i - F_i|}{A_i} \quad (6)$$

2.4 Simulación

Cabe resaltar la importancia que tiene el tamaño de la muestra en el error de la predicción. El tamaño de muestra es inversamente proporcional al error, lo que trae como consecuencia directa que la disminución del mismo está directamente ligada a la necesidad de tener un gran número de datos para obtener un pronóstico que permita optimizar los recursos de la organización.

Por ejemplo, si hablamos de la gestión de inventario, el error de pronóstico puede generar un aumento en los costos de posesión (por sobrepronosticar) y un menor nivel de servicio y potencial pérdida de clientes (por subpronosticar).

El entorno en el que las organizaciones productivas están inmersas en la actualidad está caracterizado por un gran número de productos, y al mismo tiempo su ciclo de vida se ha visto reducido sustancialmente (Hanke, 2006). El resultado inmediato de esta situación es que el departamento de producción cuenta con pocos datos para poder construir modelos de pronósticos confiables, por lo que es necesario recurrir a estrategias que hagan posible obtener, a partir de la muestra disponible, un pronóstico menos errático.

Hoy en día los modelos de simulación han cobrado mucha importancia, y es una de las herramientas de análisis cuantitativo más utilizada ya que ayuda al analista para

tomar decisiones y mejorar sus procesos. La simulación se basa en la experimentación con elementos probabilísticos, que a través de un muestreo aleatorio, permite visualizar el comportamiento de una variable a través del tiempo. (Berardi *et al.*, 2012)

Simular es intentar duplicar las particularidades, apariencia y características de un sistema real. En la figura 5 se observa el proceso de simulación. En la misma se observa que a partir de la definición del problema, se introducen las variables asociadas a él y se construye el modelo de simulación. Luego se especifican los valores de las variables por probar y con las cuales se va a llevar a cabo la simulación. Por último se deben examinar los resultados evaluando la posibilidad de modificar el modelo o cambiar las entradas de datos en caso de ser necesario para mejorar la simulación. (Render *et al.*, 2012)

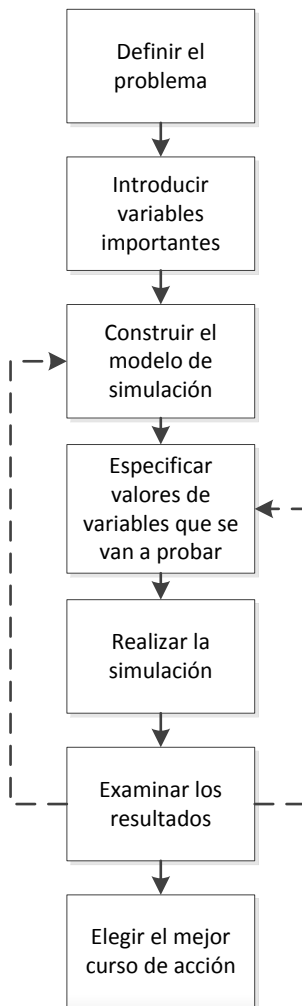


Figura 5: Proceso de Simulación
Fuente: Render *et al.*, 2012

Entre los distintos tipos de procesos de simulación que se pueden utilizar, se encuentran los físicos y los matemáticos. Los modelos pueden diferenciarse según el tipo de ecuaciones matemáticas que los componen. Por ejemplo, se conoce como modelos continuos a aquellos en los que las relaciones entre las variables relevantes de la situación real se definen por medio de ecuaciones diferenciales, dado que éstas permiten conocer el comportamiento de las variables en un lapso de tiempo continuo. Por otra parte, existen modelos discretos. En ellos el comportamiento que interesa analizar puede representarse por medio de ecuaciones evaluadas en un punto determinado.

Otro tipo de clasificación es el de los modelos dinámicos o estáticos. Los modelos dinámicos son aquellos en los que el estado del sistema que se está analizando cambia respecto del tiempo. Los modelos estáticos representan un resultado bajo un conjunto de situaciones o condiciones determinado. Este tipo de simulación generalmente se conoce como simulación de Monte Carlo.

Por último, se encuentran los modelos determinísticos y modelos probabilísticos, conocidos también como estocásticos. Los primeros se refieren a relaciones constantes entre los cambios de las variables del modelo y los segundos, en cambio, dependen de la distribución de probabilidad de las variables (Dunna, 2006).

2.4.1 Simulación Monte Carlo

Cuando un sistema contiene elementos que exhiben azar en su comportamiento, se puede aplicar el método Monte Carlo de simulación.

Para realizar una simulación Monte Carlo es necesario generar valores de las variables que forman el modelo que se estudia. En los sistemas reales hay muchas variables que tienen naturaleza probabilística y que se desea simular.

2.4.1.1 Etapas de la simulación Monte Carlo

La base de la simulación Monte Carlo es la experimentación sobre los elementos posibles (o probabilísticos) mediante el muestreo aleatorio. La técnica se compone de cinco pasos sencillos:

Paso 1. Establecer las distribuciones de probabilidad para las variables importantes de entrada:

Una forma común de establecer una distribución de probabilidad es examinar los eventos históricos. La probabilidad o frecuencia relativa para cada resultado posible de una variable se encuentra dividiendo la frecuencia observada entre el número total de observaciones.

Para evaluar la distribución de ajuste a los datos reales propuesta se pueden utilizar cualquiera de las tres pruebas de bondad del ajuste estándar:

- **Chi-cuadrado.** Esta prueba es la más antigua y más común de las pruebas de bondad del ajuste. Indica la precisión general del ajuste. La prueba desglosa la distribución en áreas de probabilidad igual y compara los puntos de datos en cada área con el número de puntos de datos esperado (Arang *et al.*, 1998).
- **Kolmogorov-Smirnov.** El resultado de esta prueba es básicamente la mayor distancia vertical entre dos distribuciones acumulativas. Si el objetivo es encontrar el tipo de distribución de probabilidad de una serie de datos, es posible utilizar esta prueba de bondad de ajuste la cual, comparándola con la de Chi-Cuadrado es más eficiente en varios aspectos ya que trabaja con la distribución de probabilidad acumulada. (Azarang *et.al.*,1998).
- **Anderson-Darling.** Dada a conocer en 1954, esta prueba tiene como propósito corroborar si una muestra de variables aleatorias proviene de una población con una distribución de probabilidad específica. En realidad se trata de una modificación de la prueba de Kolmogorov-Smirnov, aunque tiene la virtud de detectar las discrepancias en los extremos de las distribuciones. La principal desventaja de la prueba de Anderson-Darling estriba en que es necesario calcular los valores críticos para cada distribución. La prueba es muy sensible en los extremos de la distribución, por lo que debe ser usada con mucho cuidado en distribuciones con límite inferior acotado, y no es confiable para distribuciones de tipo de discreto (Dunna, 2006).

Paso 2. Elaborar una distribución de probabilidad

Una probabilidad acumulada es la probabilidad de que una variable (demanda) sea menor o igual que un valor específico. Una distribución acumulada lista todos los valores posibles y las probabilidades (Render *et al.*, 2012).

La metodología de generación de variables aleatorias consiste en la creación matemática de expresiones sencillas partiendo de lo que se conoce como generación de números aleatorios uniformes entre 0 y 1. (Azarang *et al.*, 1998)

Una vez aceptadas las pruebas de media, variancia, forma e independencia sobre los números aleatorios entre 0 y 1, se puede hacer uso de esos números para generar variables aleatorias con otro tipo de distribución.

Paso 3. Establecer un intervalo de números aleatorios para cada variable

Después de establecer una distribución de probabilidad acumulada para cada variable incluida en la simulación, se debe asignar un conjunto de números para representar cada valor o resultado posible. Estos se conocen como intervalos de números aleatorios.

Cuando las variables utilizan información probabilística es necesario crear modelos de simulación que imiten el comportamiento de esas variables. Los números aleatorios son la base en los modelos de simulación donde hay variables estocásticas, ya que dichos números son la herramienta para generar eventos de tipo probabilístico.

Paso 4. I Generar números aleatorios

Los números aleatorios se pueden generar de varias maneras en los problemas de simulación. Si el problema es muy grande y el proceso que se estudia incluye miles de pruebas de simulación, se dispone de programas de software para generar los números aleatorios necesarios (Render *et al.*, 2006).

Existen varios métodos para generar variables aleatorias (Azarang *et al.*, 1998):

- Método de la transformada inversa.
- Método de convolución.
- Método de aceptación y rechazo.
- Método directo.

Paso 4. II Método de la transformada inversa para distribuciones continuas

Este método se utiliza cuando se desea simular variables de tipo continuo como exponencial, Weibull, uniforme general, entre otras. El método utiliza la distribución acumulada $F(x)$ de la distribución de probabilidad que se va a simular mediante integración. Ya que el rango de $F(x)$ se encuentra en el intervalo 0 a 1, puede generarse un número aleatorio " r ", para determinar el valor de la variable aleatoria cuya distribución acumulada es igual, precisamente, a " r ".

La figura 6 muestra en forma gráfica la metodología para una función cualquiera $f(x)$ continua (Azarang *et al.*, 1998).

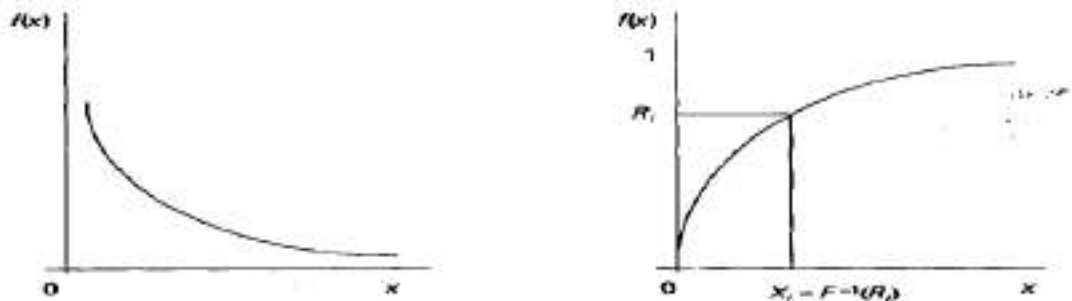


Figura 6: Método gráfico de Transformada Inversa
Fuente: Azarang *et al.*, 1998

Paso 5. Simular una serie de pruebas

Si la simulación se repite cientos o miles de veces, es más probable que la demanda simulada promedio sea casi la misma que la demanda esperada. Naturalmente, sería riesgoso sacar conclusiones apresuradas respecto a la operación de una empresa con tan solo una simulación corta. No obstante, una simulación corta demuestra los principios importantes que intervienen; ayuda a entender el proceso de simulación Monte Carlo que se usa en los modelos de simulación computarizados (Render *et al.*, 2012)

2.4.1.2 Número de réplicas

Debido a la naturaleza probabilística de los sistemas donde se utiliza la simulación, se hace imprescindible crear modelos cuyos resultados sean estadísticamente iguales a los sistemas reales. Uno de los factores que afectan en forma directa esos resultados es el tamaño de la corrida de simulación o bien el número de corridas de simulación realizadas para encontrar resultados confiables.

El tamaño de una corrida de simulación depende principalmente del tipo de distribución que se intenta simular y, por decirlo de alguna forma, de la bondad del generador de números $U(0,1)$ que se está utilizando y de las condiciones iniciales con que inició la simulación del sistema.

Una vez que se ha corrido un sistema de simulación hasta llegar a la estabilización, existe el problema de que las observaciones obtenidas en el experimento de simulación, generalmente, no son independiente, es decir, autocorrelacionadas. Para obtener resultados independientes hay que repetir "x" veces la simulación de tamaño "n" con diferentes números aleatorios. Se aconseja que el número de réplicas o repeticiones sea de 3 a 10. (Azarang *et al.*, 1998)

2.4.1.3 Verificación y validación de los resultados

En el desarrollo de un modelo de simulación, es importante que el modelo se verifique para saber que está funcionando de manera adecuada y que proporcione una buena representación de la situación real. El proceso de **verificación** incluye determinar que el modelo de computadora es internamente congruente y sigue la lógica del modelo conceptual.

La validación es el proceso de comparar un modelo con el sistema real que representa para asegurar su precisión. Las suposiciones del modelo deberían verificarse para saber que se esté utilizando la distribución de probabilidad adecuada. Tiene que hacerse un análisis de los datos de entrada y las salidas para comprobar que los resultados sean razonables. Si sabemos cuáles son las salidas reales para un conjunto específico de datos, podemos usarlos en el modelo de computadora para verificar que las salidas de la simulación sean congruentes con el sistema real (Render *et al.*, 2012).

En el proceso de validación, según (Azarang *et al.*, 1998), usualmente se emplean las pruebas estadísticas siguientes:

- Prueba de estimaciones de los parámetros de la población asumiendo una distribución de probabilidad (pruebas F, f y z).
- Pruebas de las estimaciones de los parámetros de la población que no son dependientes de la suposición de una distribución de población implícita (prueba de medias Mann-Whitney).
- Pruebas para determinar la bondad del ajuste, que se mencionaron en el Paso 1 de esta sección.

2.5 Agregación/desagregación de datos

El problema de la agregación y desagregación de series temporales ha sido ampliamente estudiado. Se han realizado aplicaciones prácticas tanto en empresas, en análisis de información econométrica así como en desarrollos teóricos. La necesidad de encontrar una metodología adecuada para realizar pronósticos a diferentes niveles partiendo de un nivel base para su agregación o desagregación ha sido una solicitud continua en el ámbito científico de la economía y los negocios

Existen recursos que limitan la decisión al momento de decidir el nivel de agregación. Dos de ellos son la oportunidad de la información y el costo. Además, el entorno de la decisión es un tercer factor de gran importancia al elegir un nivel de desagregación. Contar con poca o mucha información no necesariamente asegura que la salida del proceso resulte en la mejor decisión posible y puede ser que el tomador de decisiones no comprenda adecuadamente el entorno de la decisión por haber elegido un nivel de análisis inadecuado.

Diferentes roles dentro de la organización pueden requerir diferentes niveles de agregación de los pronósticos. Es por ello que se espera que los sistemas de soporte a la realización de pronósticos tengan diversos niveles de agregación. Asimismo, la capacidad para entender y valorar las situaciones de negocio y los posibles cursos de acción futuros a partir del nivel de agregación elegido para los pronósticos es quizás tan importante como la calidad misma de los pronósticos. (Alvarado *et. al.*, 2013).

Según la bibliografía tradicional los autores señalan que es un hecho la conveniencia de un pronóstico a nivel agregado. Los pronósticos son más precisos para grupos o familias de artículos. Casi siempre es más fácil desarrollar un buen pronóstico para una línea de productos que para un producto individual, ya que los errores de proyección respecto de productos individuales tienden a cancelarse entre sí a medida que se les agrupan (Chapman, 2006). Los pronósticos agregados en general son más precisos que los desagregados, ya que tienden a tener una desviación estándar menor del error con relación a la media (Chopra *et al.*, 2008).

Si bien la agregación/desagregación de pronósticos ha sido muy estudiada, los estudios que se encuentran al respecto se limitan a casos puntuales. Estos trabajos proveen evidencia que agregar series de tiempo correlacionadas puede ser útil para estimar mejor la estacionalidad puesto que reduce la variabilidad causal. Estos autores argumentan que el enfoque agregado es beneficioso porque es más eficiente y exacto en tiempos de demanda estable.

Sin embargo existe una tendencia que parece tomar un enfoque más contingente y muestra que la elección entre el enfoque agregado y desagregado depende de la correlación entre series de tiempo. Por el contrario, otros notaron que aunque puede ser atractivo para minimizar el número de variables independientes, los pronósticos

individuales son esenciales cuando es importante capturar diferencias en los patrones de demanda (por ejemplo diferencias entre negocios o productos) (Zotteri, *et. al.* 2005).

El autor sostiene que el enfoque desagregado puede ser beneficioso cuando las series de tiempo son sensiblemente diferentes, y la agregación no contribuye a una mejora en los resultados. (Zotteri, *et al.*, 2007).

En su trabajo además, sugiere métricas que le permiten al gerente de la organización seleccionar el proceso de pronóstico adecuado, definiendo el nivel de agregación conveniente para cada situación en particular. El mismo introduce en la agregación a través de ítems iguales, provenientes de distintas locaciones geográficas. Sin embargo, propone la extensión del mencionado modelo a la agregación entre ítems pertenecientes a las mismas familias. Esto significa que los productos que poseen características similares respecto del consumo de recursos para su elaboración como así también de su comportamiento en el mercado podrían considerarse como susceptibles de ser o no, agregados a efectos de mejorar su predicción del comportamiento de las ventas.

2.5.1 Modelo para seleccionar el nivel de agregación

Kalchschmidt y Zotteri (2005) identifican las características de las series de ventas históricas que permiten anticipar acerca de la conveniencia de agregarlas o no respecto del error del pronóstico. El modelo parte de los siguientes supuestos:

La organización produce J artículos y el proceso de demanda es estacionario. I es el número de períodos total durante los cuales podemos observar el proceso.

La demanda x_{ij} del artículo j en cualquier periodo de tiempo i y sigue una distribución $d(m_{ij}, \sigma_{ij})$ donde:

- m_{ij} es el nivel esperado de demanda del artículo J en cualquier período de tiempo.
- σ_{ij} es la desviación estándar de los J artículos y es proporcional a la demanda principal, como se puede apreciar en la ecuación 7:

$$\sigma_{ij} = CV \cdot m_{ij} \quad (7)$$

Donde CV es el coeficiente de variación de la demanda, que mide su variabilidad.

2.5.2 Alternativas de enfoque del problema

El problema se puede abordar desde dos perspectivas distintas:

- Enfoque de pronóstico desagregado: es decir, se puede pronosticar la demanda de los productos individuales utilizando simplemente la demanda pasada de los mismos.
- Enfoque de pronóstico agregado: usando la suma total de los artículos se realiza el pronóstico agregado, y luego se desagrega en diferentes productos.

2.5.3 Análisis de errores de los distintos enfoques

En un enfoque detallado/desagregado, solamente se tiene un error muestral que puede ser relativamente grande, pues los datos son limitados. Se calcula como se muestra en la ecuación 8:

$$\text{Error muestral desagregado: } seed_i = \frac{CV \cdot m_{ij}}{\sqrt{I}} \quad (8)$$

La demostración de la ecuación 8, así como todas las siguientes correspondientes a esta sección se encuentran en el Anexo 1.

Por el contrario, el enfoque agregado tendrá un error muestral menor (en promedio J veces menor porque asumimos la demanda para todos los J artículos).

$$\text{Error muestral agregado: } seea_{m_{ij}} = \sqrt{\frac{CV^2 \cdot (1 + h^2) m_i^2}{J \cdot I} + (m_{ij} - m_i)^2} \quad (9)$$

- h : representa la homogeneidad de las series, es decir el grado de correlación entre las mismas.
- m_i : es el promedio del valor esperado anual de los J productos.

Sin embargo, en el enfoque agregado enfrentamos un error de especificación que se observa en la ecuación 9 como $(m_{ij} - m_i)^2$, que representa que el modelo que estamos construyendo es una simplificación de la realidad. En efecto, este error no desaparece a medida que aumentamos el número de observaciones.

Finalmente el modelo plantea la elección del enfoque dependiendo de la comparación de los errores asociados a los mismos, presentado en la ecuación 10.

$$\text{Error total desagregado (Ted)} < \text{Error total agregado (Tea)} \quad (10)$$

Donde:

En primer lugar *Ted*, se calcula en la ecuación 11. Es el error total para el enfoque detallado:

$$\text{ted}_i = \sum_{j=1}^J \text{seed}_{m_{ij}}^2 = \frac{CV^2}{I} J(1 + h^2)m_i^2 \quad (11)$$

Y en segundo lugar, *Tea*, se calcula en la ecuación 12, y es el error total del enfoque agregado:

$$\text{tea}_i = \sum_{j=1}^J \text{seea}_{m_{ij}}^2 = \frac{CV^2(1 + h^2)}{I} m_i^2 + J(h \cdot m_i)^2 \quad (12)$$

Finalmente, se selecciona el enfoque con el menor error total esperado. Es decir, si se cumple la ecuación 13 presentada a continuación el enfoque desagregado será seleccionado.

$$\frac{CV^2}{I} J(1 + h^2) < \frac{CV^2(1 + h^2)}{I} + Jh^2 \quad (13)$$

A la ecuación 13 la llamaremos la desigualdad de Zotteri- Kalchschmidt., y en conclusión la misma permite evaluar la compensación entre el error de especificación y muestral cuando se elige el nivel de agregación del proceso de pronóstico.

La mayor dificultad en este cálculo se concentra en encontrar CV y h mediante las ecuaciones 14 y 15 respectivamente.

$$\widehat{CV} = \frac{1}{J} \sum_1^J \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^I (x_{ij} - \widehat{m}_{ij})^2}{(I-1)}} \quad (14)$$

$$E \left(\sum_{j=1}^J (\widehat{m}_{ij} - \widehat{m}_i)^2 \right) = m_i^2 \left(\frac{(1+h^2)(J-1)CV^2}{I} + Jh^2 \right) \quad (15)$$

Según los autores, si la ecuación 13 es verdadera, además de sugerir un enfoque detallado se cumplen las ecuaciones 16 y 17 presentadas a continuación, las cuales permiten concluir acerca de la naturaleza de las series.

El autor afirma que existe una baja variabilidad cuando se verifica la ecuación 16:

$$CV < \sqrt{\frac{J}{J-1} \cdot \frac{h^2}{h^2+1} \cdot T} \quad (16)$$

De la misma manera las series presentan heterogeneidad si se comprueba la ecuación 17:

$$h > \sqrt{\frac{1}{1 - \frac{CV^2 J - 1}{T} \frac{1}{J}} - 1} \quad (17)$$

2.6 Proceso analítico jerárquico (PAJ)

A principio de los 70, Thomas Saaty desarrolló el Proceso Analítico de Jerarquías (PAJ). Una de las primeras aplicaciones se utilizó para predecir el resultado de un partido de ajedrez. Luego, en este mismo ámbito fue utilizado para predecir el comportamiento de los competidores. Originalmente se usó para resolver problemas de decisión multicriterio y generalmente no es conocido como un método de pronóstico. (Yuskel, 2007).

Esta metodología es suficientemente flexible para ser usada en combinación con otras herramientas de toma de decisiones. Las principales herramientas con las que se ha combinado incluyen programación matemática o análisis FODA. Sin embargo, existe una escasez significativa en la investigación y aplicación de PAJ en combinación con áreas de pronóstico. (Alvarado *et al.*, 2013).

La aplicación del PAJ a la salida del pronóstico permite incorporar a los datos históricos y variables cualitativas, los juicios subjetivos del gerente o de quien toma las decisiones en el proceso de la planificación de las operaciones. De esta forma se logra un pronóstico consensuado, logrando en consecuencia, una mejor recepción por parte de quienes lo deben aplicar. (Korpela *et al.*, 1996)

Cualquier actividad involucra, de una u otra manera, la evaluación de un conjunto de alternativas en términos de un conjunto de criterios de decisión, donde muy frecuentemente estos criterios pueden estar en conflicto unos con otros. (Herrera *et al.*, 2006).

El responsable de tomar una decisión se ve, a menudo, enfrentado a una situación compleja. Es claro que se encuentra influenciado por sus patrones o modelos mentales, por la influencia de quienes se encuentran en una posición jerárquica superior o inferior, incluyéndose también el estado de ánimo y sus relaciones familiares y sociales, lo cual determina incoherencias al momento de abordar el problema, y añaden desde luego, mayores elementos de complejidad.

El PAJ constituye una técnica de cuantificación que permite lidiar con información incuantificable e intangible y ha sido aplicada a numerosas áreas como la teoría de decisión y la resolución de conflictos. Es una estructura de resolución de problemas y un procedimiento sistemático para representar sus elementos. Difiere de las metodologías

de análisis de decisiones en que no se requiere que los tomadores de decisiones hagan adivinanzas numéricas puesto que un juicio subjetivo se incluye en el proceso y los juicios pueden ser íntegramente expresados en un modo verbal.

En resumen, el PAJ, además de incorporar aspectos cuantitativos, permite introducir aspectos cualitativos. Estos últimos, a menudo, suelen quedarse fuera de los análisis debido a su complejidad para ser medidos, pero pueden ser relevantes para algunos actores involucrados en la toma de decisión. (Korpela *et al.*, 1996)

Se proponen tres aplicaciones del PAJ en área de pronósticos. Por un lado, se han realizado predicciones, utilizando esta técnica, teniendo en cuenta la experiencia y la opinión de las personas directamente involucradas en el control de inventarios y en el planeamiento logístico. Por el otro, se ha empleado a efectos de mejorar los resultados obtenidos de aplicar algún método cuantitativo. De esta forma, se ha usado para seleccionar el mejor método, o para calcular los pesos y posteriormente realizar una suma ponderada de los distintos pronósticos. En su trabajo, S. Yuksel (2007), demuestra las ventajas de utilizar la metodología de esta forma, argumentando su dinamismo, apertura, flexibilidad y facilidad de aplicación.

El Proceso Analítico de Jerarquías se basa en 3 principios: descomposición, juicios comparativos, y síntesis de prioridades

La descomposición consiste en el desglose de un complejo problema multicriterio en una jerarquía en donde cada nivel consiste en un conjunto de elementos que se descomponen en otro set de elementos.

El segundo principio se basa en el uso de una metodología de medición para establecer prioridades entre los elementos de cada jerarquía. Esta metodología consiste en juicios comparativos a partir de la escala de Saaty, la misma se muestra en la tabla 1, que indica cuantas veces más preferible es un elemento sobre otro con respecto al criterio en el cual son comparados. Los mismos se vuelcan en matrices de comparaciones pareadas.

Planteamiento verbal de la preferencia	Calificación Numérica
Extremadamente preferible	9
Entre muy fuertemente a extremadamente preferible	8
Muy fuertemente preferible	7
Entre fuertemente y muy fuertemente preferible	6
Fuertemente preferible	5
Entre moderadamente y fuertemente preferible	4
Moderadamente preferible	3
Entre igualmente y moderadamente preferible	2
Igualmente preferible	1

Tabla 1: Escala Saaty
Fuente: Taha, 2004

Los juicios pueden manifestarse a través del consenso, voto, medio o promedio, o modelos separados o jugadores de expertos en el tema.

Por último, se sintetizan las prioridades de los elementos para establecer el total de las prioridades para la decisión de alternativas.

El PAJ aplicado en el caso de estudio resulta de la siguiente forma:

- 1) Identificar los niveles que componen la jerarquía
- 2) Asignar prioridades para obtener una jerarquía
- 3) Sintetizar las prioridades para obtener las probabilidades para cada alternativa y calcular posteriormente el factor de corrección del pronóstico.

2.6.1 Identificación de la estructura y sus factores

La estructura jerárquica a implementar es la que describen Korpela y Touiminen en su investigación, la cual se observa en la figura 7.

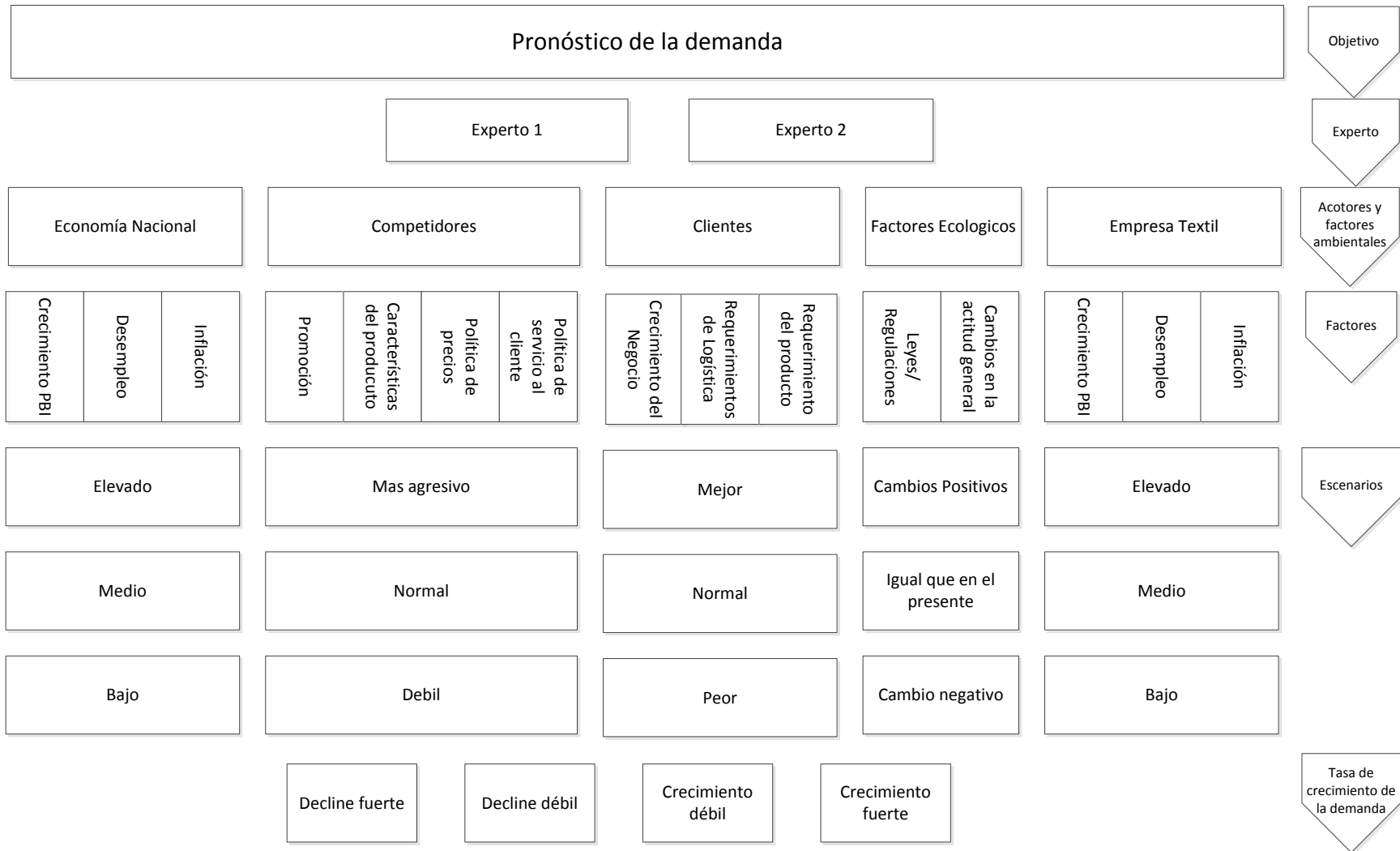


Figura 7. Estructura Jerárquica PAJ
Fuente: Korpela y Touminen, 1996

Como puede observarse, está compuesta por diferentes niveles o escalones que se detallan a continuación:

- a) La meta del proceso de pronóstico se localiza en el nivel superior: pronosticar la demanda.
- b) El nivel experto, puede ser uno o más.
- c) Los factores ambientales en el segundo nivel, los cuales son:
 - Desarrollo de la economía local de la área de mercado
 - Grandes competidores
 - Clientes presentes y potenciales
 - El desarrollo de factores ecológicos en la área de mercado
 - Corporación en si misma
- d) Los subfactores de los elementos del segundo nivel se localizar en el tercer nivel y se mencionan en la tabla 2.

Estado de economía local en el área de mercado	Tasa de inflación Tasa de desempleo, Pbi
Grandes competidores	Actividades de promoción de ventas Características del producto Política de fijación de precios Política de servicio al cliente
Clientes potenciales y presentes	Tasa de crecimiento del negocio Requerimientos de logística Características del producto
Factores socio-políticos	Cambio en la actitud general del gobierno Leyes/regulaciones
Empresa textil	Actividades de promoción de ventas Características del producto Política de fijación de precios Política de servicio al cliente

Tabla 2: Factores de tercer nivel de la jerarquía
Fuente: Korpela y Touiminen, 1996

- e) Los escenarios definiendo los posibles patrones de desarrollo de los elementos del tercer nivel están el cuarto nivel de jerarquía.

Los escenarios en el nivel cuatro son descripciones verbales acerca de posibles desarrollos de los patrones en los elementos del tercer nivel. Usando escenarios la incerteza acerca del actual desarrollo del nivel tres de elementos puede ser incluida en el proceso de pronóstico. Por ejemplo, los escenarios relacionados con la economía nacional son: alto, medio y bajo. Correspondientemente, las acciones de los competidores pueden ser más agresivas que lo normal, normales o más débiles que las normales. Los escenarios permiten a los tomadores de decisiones estimar las probabilidades de desarrollo futuro de cada factor, y estimar el crecimiento del nivel de la demanda bajo cada uno de los escenarios.

- f) Las decisiones alternativas definiendo la posible demanda se sitúan en el nivel más bajo.

Los elementos en el último nivel de la jerarquía definen los posibles cambios de velocidad en la demanda. Se han identificado cuatro posibles cambios: gran caída, caída débil, crecimiento débil y gran crecimiento.

2.6.2 Asignación de prioridades

El siguiente paso consiste en derivar las prioridades de los elementos en una jerarquía. Las prioridades se establecen comparando cada set de elementos por parejas (comparaciones pareadas) con respecto a esos elementos en un nivel superior mediante la escala de Saaty.

El establecimiento de prioridades empieza comparando los actores y la fuerzas ambientales en pares con respecto a todas metas del proceso de pronostico (cuál es la importancia de cada elemento en el segundo nivel de jerarquía respecto al grado de crecimiento de la demanda).

Luego, la importancia de los de los factores en el tercer nivel de la jerarquía se determina de acuerdo a los elementos de segundo nivel.

El tercer paso es hacer juicios acerca de la probabilidad de los escenarios para cada factor específico (por ejemplo, cual es la probabilidad de que un competidor siga un normal/más agresivo/ débil política de fijación de precios).

El último paso es asignar las prioridades a cada posible tasa de crecimiento respecto al escenario.

2.6.3 Síntesis y cálculo

Mediante la ayuda de un software o de cálculos matemáticos matriciales se obtienen las 4 probabilidades para los distintos tipos de crecimiento de demanda. A continuación, se multiplican por el porcentaje de acuerdo al nivel de crecimiento, que se observa en la tabla 3. Se hace el promedio de estos últimos y se obtiene un porcentaje que afectado al pronóstico mejoraría el error.

Tasa de crecimiento	Rango (%)	Crecimiento promedio (%)
Crecimiento fuerte	5 a 10	7,5
Crecimiento débil	0 a 5	2,5
Decline débil	-5 a 0	-2,5
Decline fuerte	-10 a -5	-7,5

Tabla 3. Cálculo de Coeficiente de PAJ (pronóstico compuesto)
Fuente: elaboración propia en base a Korpela y Touiminen, 1996

3 DESARROLLO

Para el desarrollo de este trabajo se utilizan los datos históricos de ventas de la empresa Gisol S.A. Los mismos corresponden a 9 años (2005-2013) y la unidad de tiempo utilizada es el mes. Se cuenta con 96 planillas en formato Excel de ventas mensuales de 25 ítems, clasificadas por tipo de prenda o artículo. La tabla 23, que se presenta en Anexo 2 contiene los mencionados listados.

La primera etapa del desarrollo consiste en seleccionar los artículos más importantes de la organización. Posteriormente se calcula el pronóstico de ventas para el último año y se evalúa el error del mismo. Con objeto de mejorarlo, se utilizan diversas estrategias, planteadas en el marco teórico. En todos los casos, la eficiencia de los distintos pronósticos se evalúa a través de la MAPE.

3.1 Obtención de los productos más importantes

Para obtener los productos más relevantes respecto de la producción de la empresa, se recurrió a la elaboración de un diagrama de Pareto, para la clasificación ABC de productos. Se ordenaron los 25 productos de forma decreciente según las ventas totales a lo largo de los 9 años, y se calculó la frecuencia relativa de cada uno en función del total. En Anexo 2, tabla 24 se presentan los cálculos realizados y en figura 8 se graficaron los valores de frecuencia relativa y acumulada correspondientes.

Se seleccionaron aquellos artículos clasificados como “A”, que representan el 80% de las ventas totales.

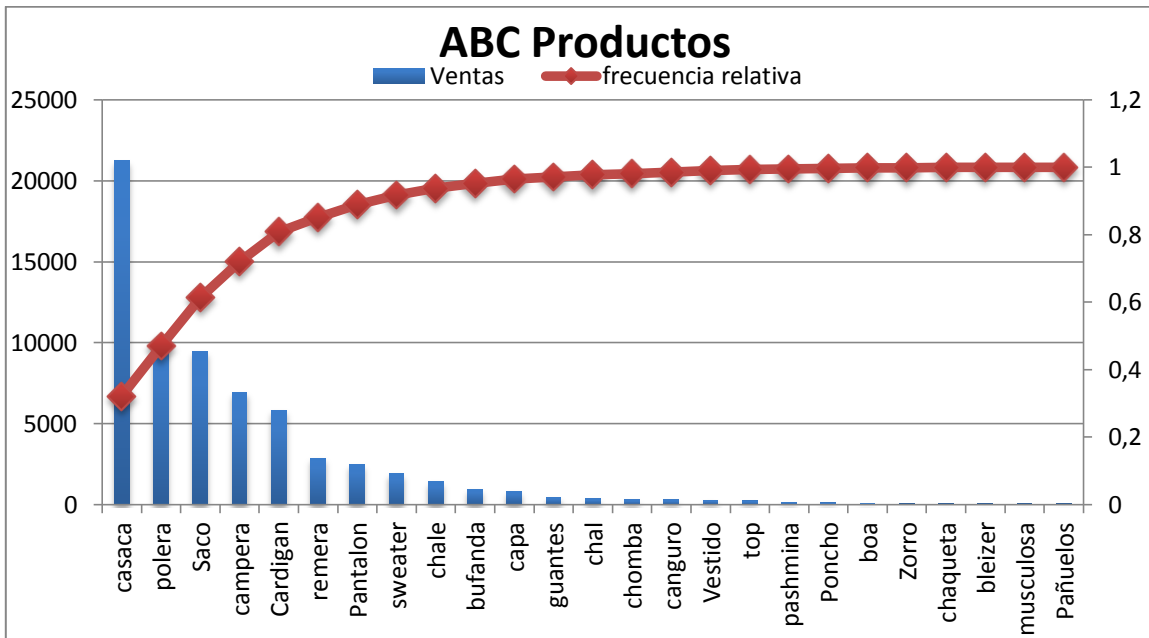


Figura 8: ABC de los 25 productos de GISOL
Fuente: Elaboración propia

El grupo conformado por 5 artículos que representan el 80% de las ventas totales, en adelante se denominará como figura en la tabla 4.

Artículos	Denominación
CARDIGAN	X1
SACO	X2
POLERA	X3
CASACA	X4
CAMPERA	X5

Tabla 4: Artículos más importantes
Fuente: Elaboración propia

3.2 Pronóstico Muestra Original

Para el cálculo del pronóstico se utilizan datos de los primeros 8 años (2005-2012) para realizar el pronóstico del último año (2013). Posteriormente se utilizan las ventas reales de éste para calcular el error del método utilizado.

Se pronostican las ventas de los 5 artículos para el año 2013 a partir de los datos de la muestra original, utilizando el software Crystal Ball. El mismo selecciona automáticamente el mejor método para cada una de las series, en función de aquel que exhibe menor MAPE. Los resultados se presentan en la tabla 5. El reporte del software en el cual se especifican las preferencias de ejecución de todos los pronósticos realizados se adjuntan en el Anexo 3.

Pronóstico	F_{X1}	F_{X2}	F_{X3}	F_{X4}	F_{X5}
Mejor método de pronóstico	SARIMA (2,0,2)(1,0,1)	Multiplicativo estacional	Multiplicativo estacional	SARIMA (1,0,0)(1,0,0)	Multiplicativo estacional
Ene-13	60	54	4	133	31
Feb-13	86	55	8	94	41
Mar-13	98	101	12	300	75
Abr-13	77	123	11	269	60
May-13	78	115	22	331	58
Jun-13	51	90	37	285	55
Jul-13	51	79	27	280	61
Ago-13	40	31	8	121	17
Sep-13	34	21	4	71	8
Oct-13	32	13	2	61	12
Nov-13	25	7	1	58	12
Dic-13	44	22	1	66	8

Tabla 5: Pronóstico de la muestra original
Fuente: Elaboración propia

Como se desprende de la Tabla 5, para las 5 series pronosticadas, los modelos SARIMA y Suavizado Exponencial Estacional multiplicativo son los que mejor ajustaron a la series. Cabe destacar que estos modelos consideran a la estacionalidad como un componente significativo dentro del patrón de predicción.

En figura 9 se presentan graficados la venta real y el pronóstico hallado del producto X2.

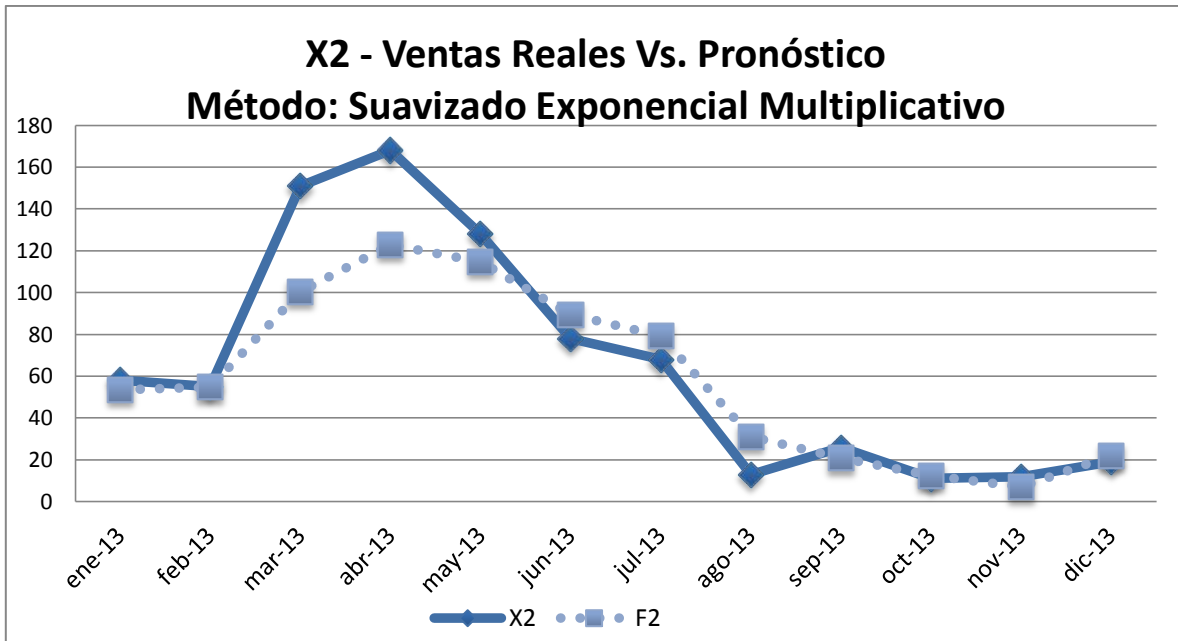


Figura 9: Ventas reales y pronóstico para X2
Fuente: Elaboración propia

Se observa que el pronóstico sigue en forma estrecha a la venta real. Esto demuestra que el modelo Suavizado Exponencial Estacional multiplicativo pronostica en forma ajustada.

En figura 10 se representan las ventas reales y el pronóstico para el producto X3. Para la obtención del pronóstico se aplicó -al igual que en el caso de X2-, el modelo Suavizado Exponencial Estacional multiplicativo dado que, de acuerdo a lo presentado en Tabla 5, es el método de menor MAPE

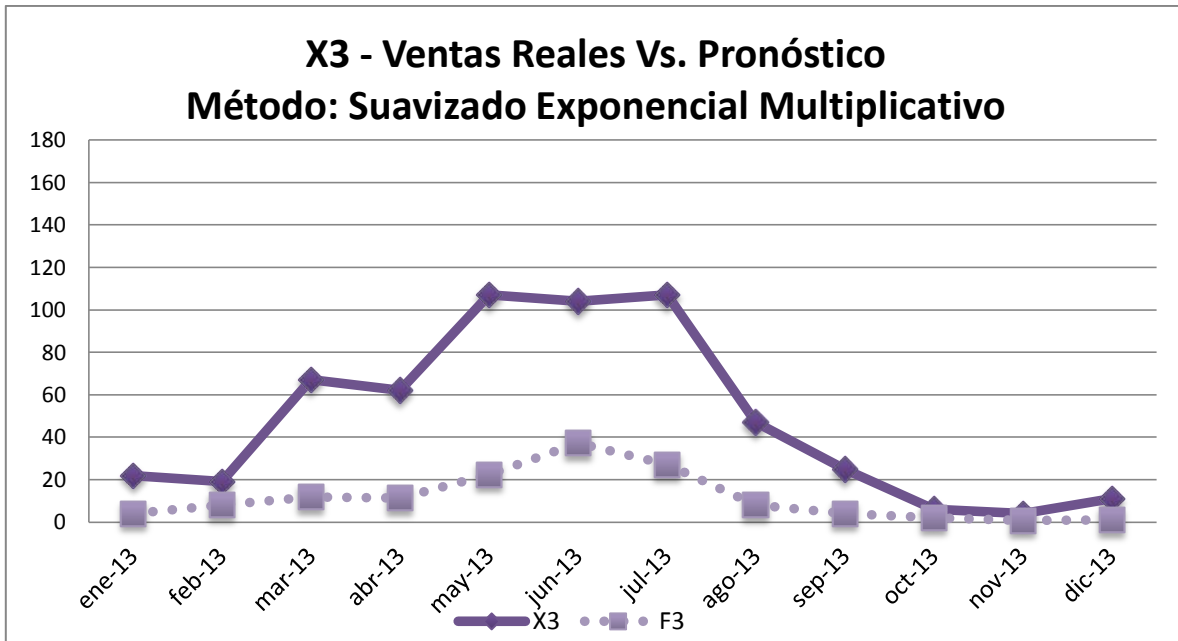


Figura 10: Ventas reales y pronóstico para X3
Fuente: Elaboración propia

Se desprende de la figura que si bien el modelo sigue la tendencia de las ventas reales, dicho seguimiento no es tan ajustado como se observó en el caso X2. De todas formas el método seleccionado por el software es siempre el “mejor método”. La falta de ajuste del mismo a las ventas reales se atribuye a una variabilidad importante en la serie de ventas históricas. Cabe destacar que el software Crystal Ball, utilizado para la obtención de los pronósticos, es un complemento de Excel, siendo su utilización sumamente sencilla, como así también la interpretación de los resultados que arroja.

3.2.1 Cálculo del error de pronóstico de la muestra original (MAPE MO)

La tabla 6 presenta el resultado de la MAPE para cada uno de los 5 artículos, en los 12 períodos. También se presenta MAPE Promedio de los 12 meses para cada uno de los artículos.

El valor denominado MAPE MO (MAPE Muestra Original) es el promedio de las MAPE promedio y se lo considera un indicador general del método.

Mes	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
Ene -13	1,006	0,078	0,820	1,046	0,194
Feb -13	1,448	0,003	0,576	0,152	0,803
Mar-13	0,122	0,334	0,824	0,434	0,264
Abr-13	0,014	0,269	0,819	0,133	0,224
May-13	0,175	0,104	0,790	0,044	0,259
Jun-13	0,124	0,149	0,643	0,150	0,374
Jul-13	0,142	0,165	0,747	0,048	0,133
Ago -13	1,354	1,384	0,829	0,120	0,399
Sept -13	0,126	0,199	0,842	0,439	0,673
Oct -13	0,189	0,137	0,674	1,425	0,199
Nov -13	1,520	0,405	0,797	3,872	1,918
Dic -13	1,770	0,158	0,899	0,988	0,497
Promedio	0,666	0,282	0,772	0,738	0,495
MAPE MO	0,590				

Tabla 6: MAPE MO
Fuente: Elaboración propia

De la tabla 6 se puede observar que, tal como se esperaba, el producto X2 es el que arroja el menor MAPE mientras que el que presenta mayor MAPE es el artículo X3. Este resultado es consistente con lo expuesto a partir de los resultados observados en las figuras 7 y 8.

3.3 Planteo de estrategias para mejorar el Pronóstico de la muestra original

En esta sección se implementarán las tres estrategias propuestas, a efectos de mejorar el pronóstico:

- Ampliar el tamaño de muestra
- Agregar en familias de productos
- Aplicar el Proceso Analítico de Jerarquías

Se representa en figura 11 el esquema explicativo del proceso a seguir

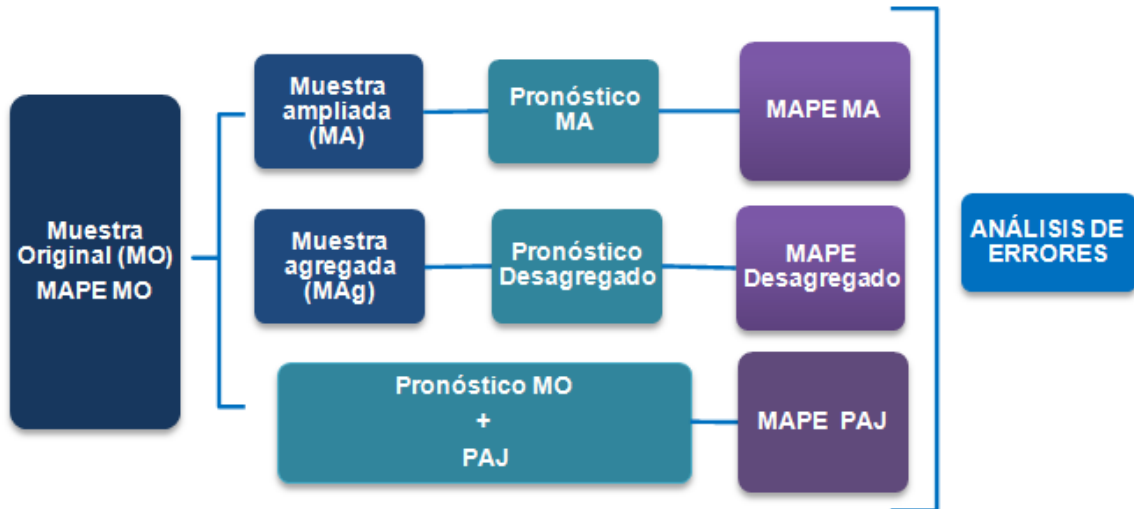


Figura 11: Estrategias para mejorar la precisión del pronóstico
Fuente: Elaboración propia

3.3.1 Mejora al pronóstico ampliando la muestra mediante Simulación

Se genera por simulación lo que se denomina la Muestra Ampliada (MA) la que contiene 10 años de datos, es decir que a partir de los 8 años originales de la serie, se simulan 2 años de datos.

Se aplica un modelo de simulación Monte Carlo, en el que se simulan las ventas mensuales para los años previos: 2003 y 2004. Se utiliza el software Crystal Ball para realizar esta simulación.

En primera instancia, se analizan en las series originales, las componentes de Tendencia y de Estacionalidad.

3.3.1.1 Análisis de tendencia

En la figura 12 se presentan los datos del cálculo de tendencia por regresión de la serie X1.

Resumen								
Estadísticas de la regresión								
Coefficiente de correlación múltiple	0,081							
Coefficiente de determinación R ²	0,007							
R ² ajustado	-0,004							
Error típico	55,933							
Observaciones	96,000							
ANÁLISIS DE VARIANZA								
	Grados de libertad	Suma de cuadrados	Promedio de los cuadrados	F	Valor crítico de F			
Regresión	1	1943,004	1943,004	0,621	0,433			
Residuos	94	294077,485	3128,484					
Total	95	296020,490						
	Coefficientes	Error típico	Estadístico t	Probabilidad d	Inferior 95%	Superior 95%	Inferior 95,0%	Superior 95,0%
Intercepción	-151,333	209,414	-0,562	0,575	-886,461	383,396	-886,461	383,396
Variable X 1	0,005	0,007	0,788	0,433	-3,008	0,019	-0,008	0,019

Figura 12: Tendencia de la serie X1
Fuente: Salida de Excell Solver

Se observa que no es posible ajustar dichos datos a una tendencia ya que no presenta un coeficiente de correlación significativo. Los 5 artículos muestran un comportamiento similar.

3.3.1.2 Análisis de estacionalidad

Como se dijo anteriormente las series de tiempo para esta industria presentan una marcada estacionalidad. A título de ejemplo, se presentan en tabla 7 los índices estacionales para X1. Sus respectivos cálculos se adjuntan en el Anexo 4 así como para los 4 artículos restantes.

Mes	Índice Estacional
Enero	1,646
Febrero	1,683
Marza	1,766
Abril	1,211
Mayo	1,163
Junio	0,774
Julio	0,707
Agosto	0,749
Septiembre	0,515
Octubre	0,816
Noviembre	0,292
Diciembre	0,679

Tabla 7: Índices estacionales para X1
Fuente: Elaboración propia a partir de ventas reales

Los índices de la tabla, indican que durante los meses de enero a mayo, las ventas se ubican por encima del promedio, mientras que en el resto de los meses, las ventas son menores al promedio.

3.3.1.3 Obtención de la distribución

Las series de datos originales se desestacionalizan mediante los índices estacionales. Luego se obtiene la distribución de probabilidad que mejor se ajusta a cada una a través del Crystall Ball. La salida del software se presenta en la tabla 8.

Serie de datos	Distribución	K-S	Parámetros
X1	Gamma	0,103	Ubicación=0.028, Escala=7.929, Forma=0.717
X2	Gamma	0,086	Ubicación=0.017, Escala=22.479, Forma=0.487
X3	Gamma	0,058	Ubicación=0.004, Escala=46.660, Forma=0.305
X4	Gamma	0,155	Ubicación=0.011, Escala=54.093, Forma=0.466
X5	Gamma	0,088	Ubicación=0.0820, Escala=14.893, Forma=0.527

Tabla 8: Ajuste a distribución de probabilidad
Fuente: Salida Cristal Ball

Las 5 series ajustan a una distribución Gamma. La columna indicada como K-S corresponde al índice de Kolmogorov-Smirnov y es utilizado para validar la bondad de ajuste.

3.3.1.4 Simulación de las series

Se simulan dos años para obtener en total 10 años de datos 2003-2012.. Los resultados se grafican en Figura 13 para X1

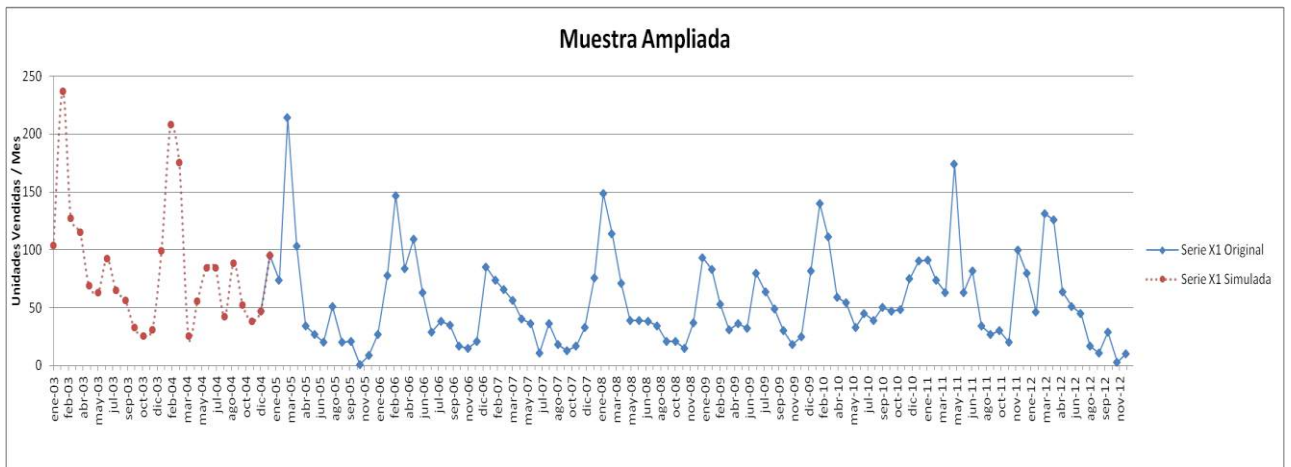


Figura 13: Muestra ampliada para X1
Fuente: Elaboración propia

Se puede apreciar que, tal como se espera luego del resultado del análisis de bondad del ajuste, los años simulados “siguen” los patrones reales. En Anexo 3 se presentan los resultados para el resto de las series.

La simulación se realizó también utilizando el Crystal Ball y la distribución inversa se programó en planilla Excel.

3.3.1.5 Pronóstico de la muestra ampliada

La tabla 9 presenta los valores pronosticados para los 5 artículos, con su correspondiente método.

Producto	F_{X1}	F_{X2}	F_{X3}	F_{X4}	F_{X5}
Mejor método de pronóstico	Aditivo estacional	Multiplicativo de Holt-Winters	SARIMA (1,1,0)(1,0,0)	Multiplicativo de Holt-Winters	Multiplicativo de Holt-Winters
ene-13	52	60	30	79	33
feb-13	117	57	13	107	50
mar-13	115	92	84	174	74
abr-13	81	131	93	148	58
may-13	62	98	107	162	56
jun-13	33	47	155	102	45
jul-13	44	40	177	71	34
ago-13	30	18	28	31	10
sep-13	25	13	9	20	5
oct-13	14	8	11	13	6
nov-13	1	5	2	9	6
dic-13	13	11	1	21	5

Tabla 9: Cálculo de pronóstico con muestra ampliada.
Fuente: Elaboración propia

Al igual que en el caso del pronóstico de la Muestra Original, los métodos que consideran al componente de estacionalidad como fundamental, son aquellos que mejor ajustan a la serie de ventas.

En la figura 14 se presentan los valores graficados de ventas reales y pronóstico correspondiente al producto X2, y nuevamente se observa que el modelo “sigue” a las ventas reales.

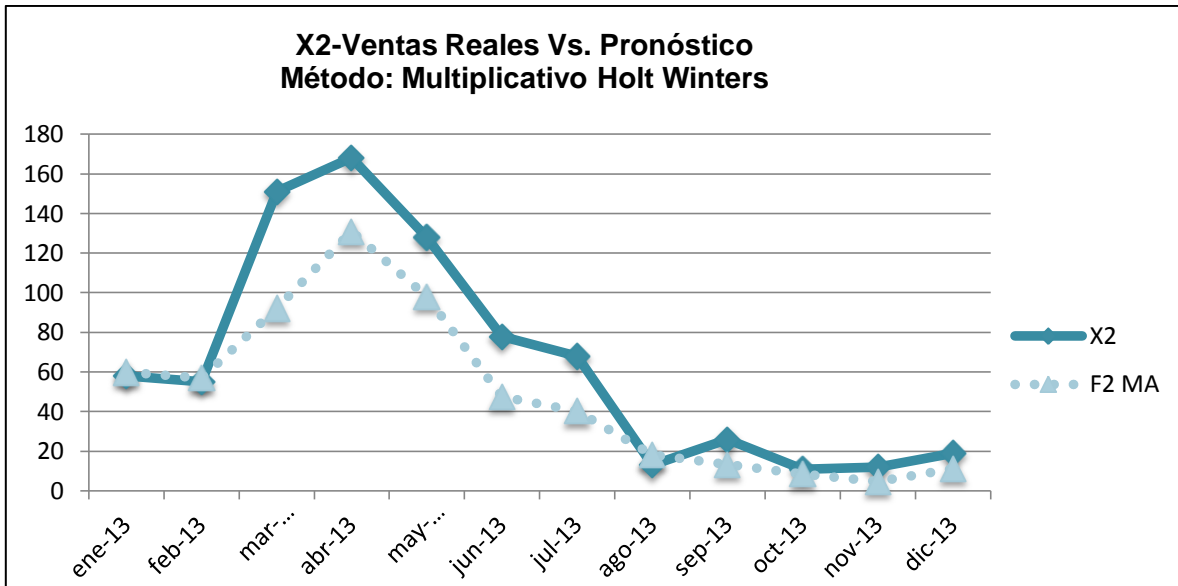


Figura 14: Ventas reales y pronóstico para X2. Muestra Ampliada
Fuente: Elaboración propia

3.3.1.6 Cálculo del error de pronóstico con la muestra ampliada.

La tabla 10 presenta el resultado de calcular la MAPE para cada uno de los 5 artículos, con 10 años de datos, el valor promedio para cada uno de ellos. Por último se presenta, al igual que en el caso anterior, el indicador global promedio, la MAPE Promedio Total de los 5 artículos. La misma ha sido identificada como MAPE MA, que indica que es la MAPE obtenida para la Muestra Ampliada

Mes	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Ene	0,748	0,031	0,342	0,215	0,119
Feb	2,332	0,037	0,308	0,305	1,177
Mar	0,327	0,390	0,247	0,168	0,248
Abr	0,035	0,220	0,508	0,523	0,244
May	0,063	0,234	0,004	0,532	0,209
Jun	0,424	0,392	0,487	0,696	0,493
Jul	0,259	0,407	0,651	0,759	0,510
Ago	0,761	0,389	0,403	0,713	0,642
Sept	0,360	0,490	0,645	0,592	0,778
Oct	0,646	0,228	0,837	0,480	0,576
Nov	0,900	0,613	0,378	0,250	0,429
Dic	0,192	0,414	0,903	0,364	0,671
Promedio	0,587	0,320	0,475	0,466	0,508
MAPE MA	0,472				

Tabla 10: MAPE muestra ampliada.
Fuente: Elaboración propia.

La MAPE promedio del artículo X2 sigue siendo la menor MAPE, lo cual estaría señalando que la serie X2 es la que menor variabilidad estaría presentando, respecto de los 5 productos restantes.

También se observa que el indicador general del método, calculado como el promedio de las MAPE de los 5 artículos, arroja un valor de alrededor de 80% de la MAPE obtenida para los pronósticos de las series originales. Esto significa que la ampliación de la muestra estaría mejorando las predicciones en el sentido que ha disminuido el error de las mismas.

3.3.2 Mejora al pronóstico analizando agregación de productos

Como ya se ha indicado, las series históricas de los 5 productos presentan una marcada estacionalidad, siendo para los meses de verano, es decir, en los períodos 1, 2 y 3 los meses de mayores ventas. Esta similitud del comportamiento en las ventas alienta la posibilidad de agruparlos en una única familia a efectos de aplicar el método inferencial presentado como desigualdad de Zotteri Kalchschmidt

3.3.2.1 Desigualdad de Zotteri-Kalchshmidt

Se detalla cómo se obtienen los distintos términos de la ecuación 13 a partir del análisis de datos del presente caso. Se parte con los siguientes supuestos:

- se trabaja en la dimensión producto y con cinco artículos diferentes por lo cual:
 $J = 5$
- se trata de una muestra de 8 años por lo cual $1 \leq i \leq 8$; con $i \in Z$.

3.3.2.1.1 Cálculo del coeficiente de variación (CV)

En la tabla 11 se muestran todos los cálculos realizados para obtener CV mediante la ecuación 14, para ello se siguieron los siguientes pasos:

1) En primer lugar se calcula \widehat{m}_{ij} que es el promedio de ventas anuales para cada uno de los ocho años correspondiente a cada uno de los cinco artículos.

2) Se obtiene \widehat{m}_i como un promedio de cada \widehat{m}_{ij}

3) Se calcula la desviación estándar muestral, \widehat{s}_{ij} de forma análoga a \widehat{m}_{ij} .

4) Se obtiene \widehat{cv} para cada año como la relación entre la desviación estándar y el promedio.

5) Una vez calculados dichos parámetros muestrales se utiliza la estimación puntual para obtener los parámetros poblacionales:

- CV, coeficiente de variación poblacional
- m_i , la demanda poblacional promedio a nivel agregado,
- m_{ij} , la demanda poblacional promedio para cada producto.

l	\widehat{m}_{ij}					\widehat{m}_i	\widehat{s}_{ij}					\widehat{cv}
	\widehat{m}_{i1}	\widehat{m}_{i2}	\widehat{m}_{i3}	\widehat{m}_{i4}	\widehat{m}_{i5}		\widehat{s}_{i1}	\widehat{s}_{i2}	\widehat{s}_{i3}	\widehat{s}_{i4}	\widehat{s}_{i5}	
1	55,75	33,58	116,08	153,00	44,33	80,55	59,86	30,69	90,54	122,81	43,30	0,8621
2	55,25	73,83	108,58	246,17	48,00	106,37	41,74	63,66	107,23	205,65	44,26	0,8697
3	40,42	108,58	122,17	220,33	93,33	116,97	24,82	84,20	111,23	146,90	58,94	0,7286
4	54,50	81,33	64,25	287,42	92,33	115,97	41,00	66,49	84,61	205,84	72,73	0,8117
5	49,50	134,25	80,67	211,92	91,83	113,63	25,17	63,60	89,04	127,43	37,72	0,6036
6	65,23	132,58	105,33	243,50	109,08	131,15	31,96	98,42	88,26	181,00	81,99	0,7345
7	70,70	137,25	107,00	211,83	60,17	117,39	42,71	107,42	109,42	140,28	36,38	0,7432
8	51,08	66,42	82,58	166,75	42,50	81,87	42,98	49,98	87,23	141,43	31,20	0,8620
$E(\widehat{m}_{ij}) = m_{ij}$	61,06	98,96	119,23	239,30	81,28							
$E(\widehat{cv}) = CV$	0,70											
$E(\widehat{m}_i) = m_i$	119,97											

Tabla 11: Cálculo de CV
Fuente: Elaboración propia

Finalmente el valor buscado de CV es de 0,7

3.3.2.1.2 Cálculo de coeficiente de heterogeneidad (h)

Para despejar h de la ecuación 15, se realiza un cambio de variables que se definirán en las ecuaciones 18, 19 y 20 como A, B y C respectivamente:

$$A = \sum_{j=1}^J (\widehat{m}_{ij} - \widehat{m}_i)^2 \quad (18)$$

$$B = m_i^2 \quad (19)$$

$$C = (1 - J)CV^2 \quad (20)$$

Entonces, es posible reescribir la ecuación 15 de acuerdo a la expresión 21:

$$h^2 = \frac{E(A) - BC}{BC + JI} \quad (21)$$

Por lo cual, debe calcularse E(A), B y C necesarios para encontrar h .

En primer lugar, se calcula E(A) en la tabla 12:

	$(m_{ij} - m_i)^2$					$A = \sum_{j=1}^5 (m_{ij} - m_i)^2$
1	235,89	152,13	045,72	3971,26	528,48	53933,48
2	903,69	460,52	07,44	7418,64	11,25	27301,54
3	15,04	205,87	262,62	249,00	311,65	10644,18
4	612,91	058,42	,91	9544,04	406,67	26626,95
5	859,90	0,28	7,04	0684,67	58,53	17200,43
6	778,15	199,47	674,61	9395,10	58,53	37605,87
7	113,08	25,05	086,80	659,61	75,24	15759,79
8	344,92	,07	66,29	2623,42	86,76	18123,46
E(A)=						23201,40

Tabla 12: Cálculo de E(A)

Fuente: Elaboración propia

El valor de E(A) es de 23201,4

Utilizando los datos ya obtenidos en la tabla 11 para CV y m_i , se calculan B y C.

$$B = m_i^2 = 14392,23$$

$$C = (J - 1) \cdot CV^2 = 1,97$$

Reemplazando en la ecuación 21 se calcula h de la siguiente forma:

$$h^2 = \frac{23201,4 - 14392,23 * 1,97}{14392,23 * 1,97 + 5 * 8}$$

$$h^2 = 8,79$$

$$h = 2,96$$

Conocidos h y CV , es posible formular la ecuación 13.

Reescribiendo la ecuación 13

$$\frac{CV^2}{I}J(1 + h^2) < \frac{CV^2(1 + h^2)}{I} + Jh^2$$

Y reemplazando por los valores calculados, se tiene que:

$$2.011 > 44.397$$

Este resultado indica que conviene utilizar los datos de forma desagregada, es decir, utilizar los datos agregados en familia no contribuirá a mejorar la salida del pronóstico.

Se puede inferir en la conveniencia de un pronóstico desagregado puesto que su error total esperado es menor que el agregado de manera muy amplia. Contar con una gran cantidad de datos históricos, sin tendencia, habla de una estabilidad en las ventas a lo largo de una gran cantidad de años, y esto produce que el error muestral se vea reducido llevando al error del enfoque de detalle cercano a cero.

Se analiza el resultado del CV mediante el cálculo de la ecuación 16:

$$CV < \sqrt{\left(\frac{5}{5-1}\right) * \frac{8,79}{8,79+1} * 8}$$

$$CV < 2,85$$

Entonces para que CV presente una baja variabilidad se debe cumplir que el valor sea menor a 2,85. En efecto el valor calculado es 0,70, por lo tanto se demuestra que la muestra presenta una baja variabilidad. Esto se puede deber a que se estudia una familia de sólo cinco artículos, y tal como prevén los autores coincide con la conveniencia de trabajar con un enfoque detallado.

Se analiza el resultado de h mediante el cálculo de la ecuación 17

$$h > \sqrt{\frac{1}{1 - \frac{0,70^2 * 5 * 5 - 1}{8 * 5}} - 1}$$

$$h > 0,25$$

Entonces para que el modelo presente heterogeneidad se debe cumplir que el valor sea mayor a 0,25. Finalmente el valor calculado es 2,85 por lo que se demuestra que se cuenta con un caso de series heterogéneas. Si h hubiese dado un valor pequeño, significaría que se trata de un caso de homogeneidad en las ventas históricas de los artículos y convendría estudiar el caso de manera agregada, dado que al presentar las series un comportamiento homogéneo el error de especificación disminuiría. Sin embargo, la heterogeneidad de las series es bastante grande dado que las ventas de los artículos son independientes, por lo que resulta nuevamente conveniente un enfoque detallado para poder analizar cada una de las series con sus respectivas particularidades.

3.3.2.2 Verificación de la desigualdad de Zotteri Kalchschmidt

En la figura 15 se observa, a modo de resumen, el proceso de cálculo seguido a efecto de verificar el resultado hallado en 3.3.2.1.

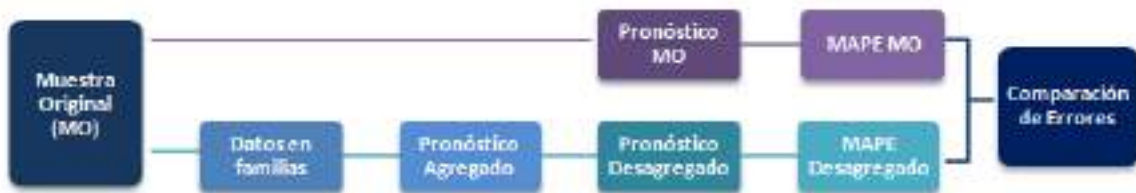


Figura 15: Pronóstico Agregado Vs Desagregado
Fuente: Elaboración propia

El proceso superior de la figura es el que se siguió en el apartado 3.2.

Para la ejecución del proceso inferior de la misma figura, a la Muestra Original se la agrega en familias, es decir, se las agrupa obteniendo una sola serie.

Posteriormente, se calcula el pronóstico de esta serie, pronóstico al que llamaremos “Pronostico Agregado”. A este pronóstico se lo debe desagregar para obtener el pronóstico de ventas de cada artículo.

Dicha desagregación se realiza aplicando al pronóstico de la familia el porcentaje de participación de cada artículo dentro de la familia. Se obtiene de esta forma el pronóstico de venta de cada artículo, resultado del pronóstico agregado y su correspondiente MAPE que, a efectos de simplificar la comunicación, denominamos “MAPE Desagregado”.

3.3.2.2.1 Cálculo del Pronóstico Agregado

Para realizar el cálculo del pronóstico agregado se agrupan las cinco series, sumando las ventas respectivas de cada una, obteniendo una única serie. Se pronostica con Crystal Ball y arroja los resultados de la tabla 13, donde se observa que el mejor método que pronostica la serie agregada es el ARIMA.

Las preferencias de ejecución se adjuntan en el anexo 3,

Pronóstico $F_{Agregado}$	
Mejor método de pronóstico	SARIMA (1,0,0)(1,0,0)
Ene-13	341
Feb-13	230
Mar-13	678
Abr-13	704
May-13	722
Jun-13	696
Jul-13	717
Ago-13	264
Sep-13	166
Oct-13	169
Nov-13	131
Dic-13	153

Tabla 13: Pronóstico Agregado
Fuente: Elaboración propia

3.3.2.2.2 Desagregación

Para poder llevar el pronóstico a nivel del detalle deseado, es decir, en unidades de artículos demandadas, es necesario desagregar dicho pronóstico. Para ello se tiene en cuenta una ponderación en función del porcentaje de unidades vendidas históricamente de cada producto de la muestra original. Simplemente se realiza la suma de ventas de cada artículo en un mismo mes a lo largo de los ocho años. Luego, se calcula la suma de ventas del total de los artículos en cada mes. Los resultados se presentan en la tabla 14.

	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5	Ventas totales del mes en 8 años
Enero	533	910	374	1555	665	4037
Febrero	661	1308	656	2717	846	6188
Marzo	696	1362	643	2654	934	6289
Abril	490	1307	838	2484	897	6016
Mayo	516	1139	1616	2940	855	7066
Junio	317	769	1910	2374	658	6028
Julio	330	746	1276	1902	537	4791
Agosto	262	412	321	908	311	2214
Septiembre	211	253	141	556	200	1361
Octubre	187	149	74	253	147	810
Noviembre	136	157	34	227	151	705
Diciembre	301	279	164	485	246	1475

Tabla 14: Cálculo de ventas mensuales a lo largo de 8 años.

Fuente: Elaboración propia.

Entonces el porcentaje de venta es la relación entre las unidades vendidas del artículo a lo largo de cada mes, sobre las unidades vendidas totales del mes de todos los artículos., como se muestra en la ecuación 22.

$$\%_{\text{mensual}} = \frac{\text{Unidades Vendidas Articulo } i \text{ mes}_j}{\text{Unidades Vendidas Totales mes}_j} \quad (22)$$

La tabla 15 presenta los valores hallados que representan la proporción histórica de las ventas de cada producto.

%	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Enero	13%	23%	9%	39%	17%
Febrero	11%	21%	11%	44%	14%
Marzo	11%	22%	10%	42%	15%
Abril	8%	22%	14%	41%	15%
Mayo	7%	16%	23%	42%	12%
Junio	5%	13%	32%	39%	11%
Julio	7%	16%	27%	40%	11%
Agosto	12%	19%	15%	41%	14%
Septiembre	16%	19%	10%	41%	15%
Octubre	23%	18%	9%	31%	18%
Noviembre	19%	22%	5%	32%	21%
Diciembre	20%	19%	11%	33%	17%

Tabla 15: Porcentaje de ventas de cada artículo por mes (8 años).
Fuente: Elaboración propia.

Finalmente se desagrega el pronóstico agregado, multiplicando el mismo por el porcentaje hallado en tabla 15, obteniendo el pronóstico desagregado de los 5 artículos, que se presenta en la tabla 16.

DESAGREGACIÓN	PRONÓSTICO AGREGADO	PRONÓSTICO DESAGREGADO				
		F_{X1}	F_{X2}	F_{X3}	F_{X4}	F_{X5}
Ene-13	341	45	77	32	131	56
Feb-13	230	25	49	24	101	31
Mar-13	678	75	147	69	286	101
Abr-13	704	57	153	98	291	105
May-13	722	53	116	165	300	87
Jun-13	696	37	89	221	274	76
Jul-13	717	49	112	191	285	80
Ago-13	264	31	49	38	108	37
Sep-13	166	26	31	17	68	24
Oct-13	169	39	31	15	53	31
Nov-13	131	25	29	6	42	28
Dic-13	153	31	29	17	50	25

Tabla 16: Desagregación del Pronóstico Agregado
Fuente: Elaboración propia

3.3.2.3 Cálculo del error del pronóstico desagregado

Se calcula el MAPE del pronóstico desagregado de manera análoga a los casos anteriores se define como “MAPE DESAGREGADO”, los resultados en la tabla 17.

Mes	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Ene-13	0,499	0,323	0,433	1,017	0,476
Feb-13	0,297	0,115	0,284	0,232	0,368
Mar-13	0,137	0,027	0,034	0,369	0,706
Abr-13	0,265	0,089	0,581	0,062	0,362
May-13	0,201	0,091	0,542	0,132	0,898
Jun-13	0,368	0,138	1,120	0,181	0,136
Jul-13	0,176	0,642	0,785	0,031	0,148
Ago-13	0,835	2,774	0,186	0,001	0,322
Sep-13	0,339	0,188	0,311	0,385	0,017
Oct-13	0,023	1,832	1,578	1,115	1,048
Nov-13	1,534	1,438	0,584	2,525	6,035
Dic-13	0,949	0,521	0,544	0,522	0,593
Promedio _i	0,469	0,681	0,582	0,548	0,926
MAPE Desagregado			0,641		

Tabla 17: Cálculo del error de pronóstico agregado.
Fuente: Elaboración propia.

Analizando el error hallado en 3.2.1 que es de 0.59, calculado en la tabla 6, el resultado arroja un menor error que en el caso del pronóstico desagregado.

Este resultado por un lado, confirma la validez de la desigualdad presentada por Zotteri- Kalchschmidt.

Por otro lado, el enfoque de agregar los datos en familias, aumenta el error en un 9% respecto de utilizarlos en forma directa. Por lo tanto se puede concluir de la no conveniencia, en este caso en particular, de agregar los datos en familias.

3.3.3 Mejora al pronóstico mediante el Proceso Analítico Jerárquico (PAJ)

La figura 5 muestra la estructura jerárquica completa del PAJ, donde se incluyen los distintos niveles completos.

A modo de simplificación se explica en la figura 15 solo el factor, subfactor y escenario correspondientes a una sola rama, para una mejor comprensión. El mismo razonamiento se aplica al resto de las columnas.

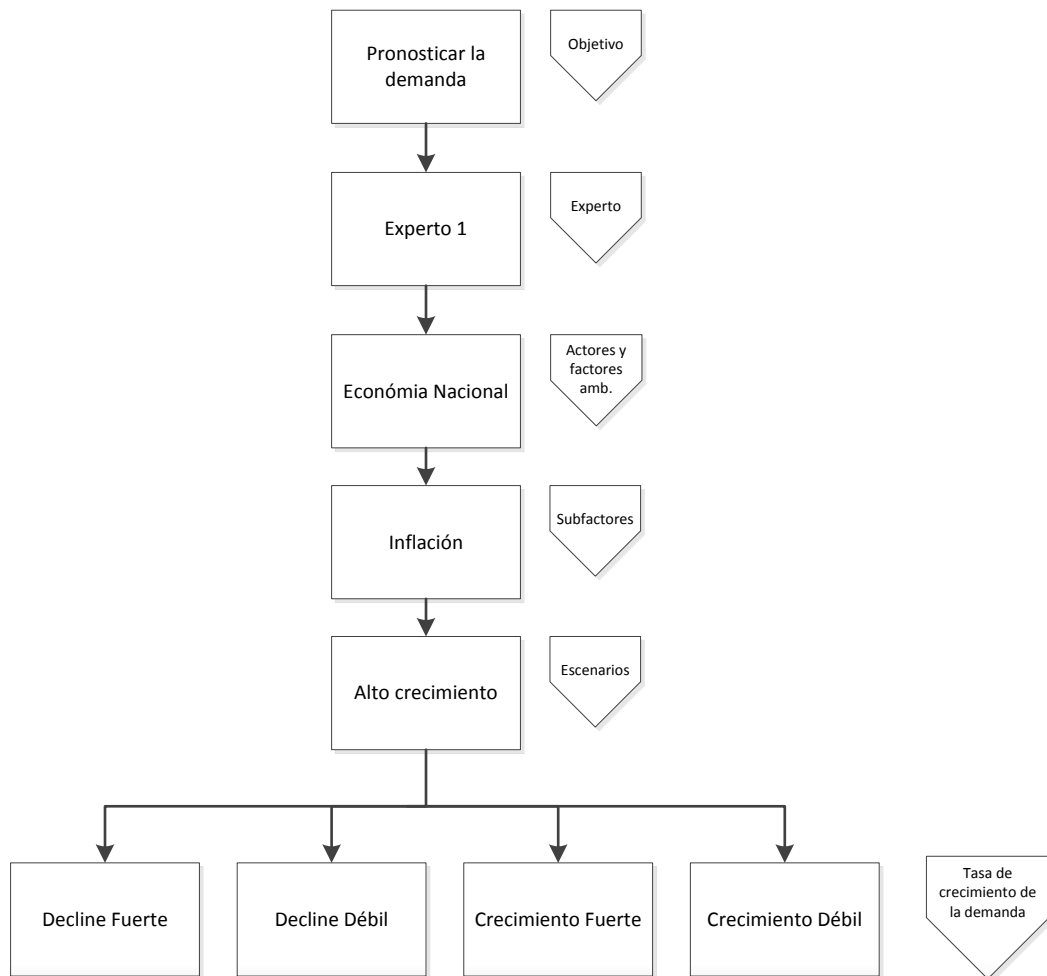


Figura 16: Rama Economía Nacional del Paj
Fuente: Elaboración propia

Como lo indica la figura 16, se desarrolla la rama “Economía Nacional” a modo representativo de la estructura general.

En cada nivel es necesario emitir juicios u opiniones entre dos opciones acerca de un escalón superior. En base a esto se confeccionó la encuesta y se realizó a dos expertos de la industria textil. Sus resultados se encuentran en el Anexo 5. Uno de los expertos que completó la encuesta es la directora de GISOL y el otro es el encargado de producción de una empresa textil de Mar del Plata.

Los datos obtenidos de las encuestas se procesan utilizando el software Expert Choice. Este programa permite ingresar la estructura jerárquica de la decisión junto a los juicios emitidos. Determina de forma rápida y sencilla la mejor solución. Tanto la simplicidad en el ingreso de datos como en la evaluación de los resultados del Expert Choice impulsan el agregado de niveles dentro de la estructura jerárquica que ampliarán el espectro de la decisión, sin dificultar en forma importante su manejo..

Para conciliar la opinión de ambos expertos se optó por usar la opción de promedio automático ofrecida por el software. La misma incorpora un nivel a la estructura del PAJ entre el objetivo y los factores ambientales y corresponde a la opinión de ambos expertos.

En este caso la rama corresponde a la opinión de la directora de Gisol S.A, el experto 1.

En primer lugar se compara a nivel factores ambientales. Es decir, la directora realiza los siguientes juicios en cuanto a su importancia relativa respecto al objetivo "Pronosticar la demanda" de los factores considerados:

- Economía Nacional vs Competidores
- Economía Nacional vs Clientes
- Economía Nacional vs Factores Socio Políticos
- Economía Nacional vs Empresa Textil
- Clientes vs Factores Socio Políticos
- Clientes vs Empresa Textil
- Factores Socio Políticos vs Empresa Textil

El programa automáticamente realiza los cálculos matriciales y se obtienen las distintas ponderaciones. Una vez que el software calcula las matrices se puede observar si los juicios han sido consistentes, en caso contrario pueden reverse las opiniones.

En la figura 17 se presenta las importancias relativas de los factores dentro del objetivo del modelo que es “Pronosticar la demanda de GISOL. S.A”.

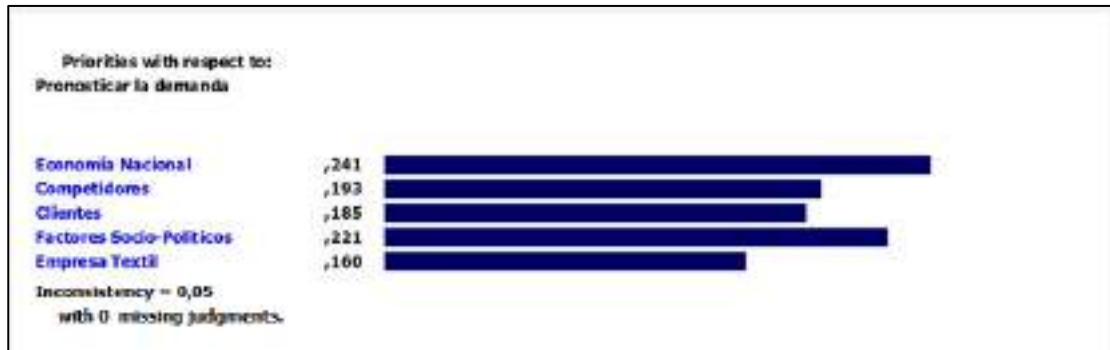


Figura 17: Rama Pronosticar la Demanda
Fuente: Expert Choice

Se observa que la Economía Nacional es el factor de mayor importancia con un 24,1%. El cálculo presenta una inconsistencia aceptable del 5%

Se analiza este factor comparando los siguientes subfactores:

- Crecimiento del PBI vs Desempleo
- Crecimiento del PBI vs inflación
- Inflación vs Desempleo

Los resultados se presentan en la figura 18.

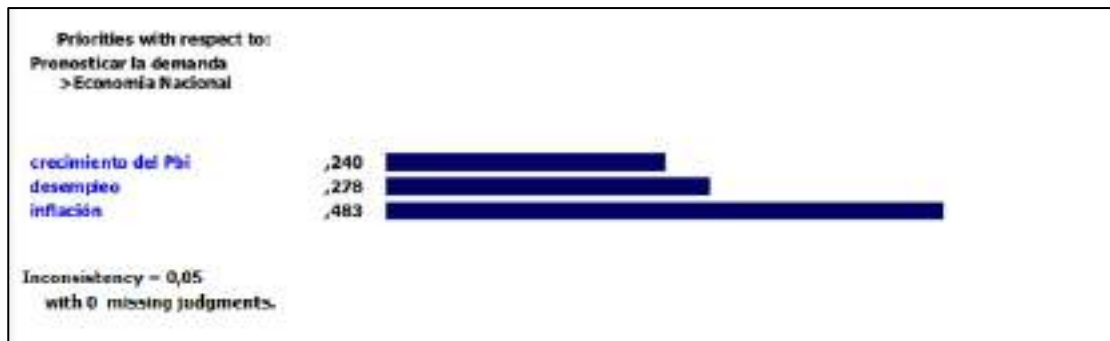


Figura 18: Rama Factores dentro de Economía Nacional
Fuente Elaboración propia

Se obtiene una importancia relativa del 48,3% en el subfactor Inflación, y luego en casi igual medida le siguen el Crecimiento del PBI y el nivel de Desempleo. El cálculo presenta una inconsistencia aceptable del 5%

A modo de ejemplo se sigue con la ponderación de la importancia relativa que adquieren los distintos escenarios dentro del subfactor Inflación. Se comparan los escenarios de la siguiente manera:

- Alto crecimiento vs medio crecimiento
- Alto crecimiento vs bajo crecimiento
- Medio crecimiento vs bajo crecimiento

Los resultados se presentan en la figura 19.

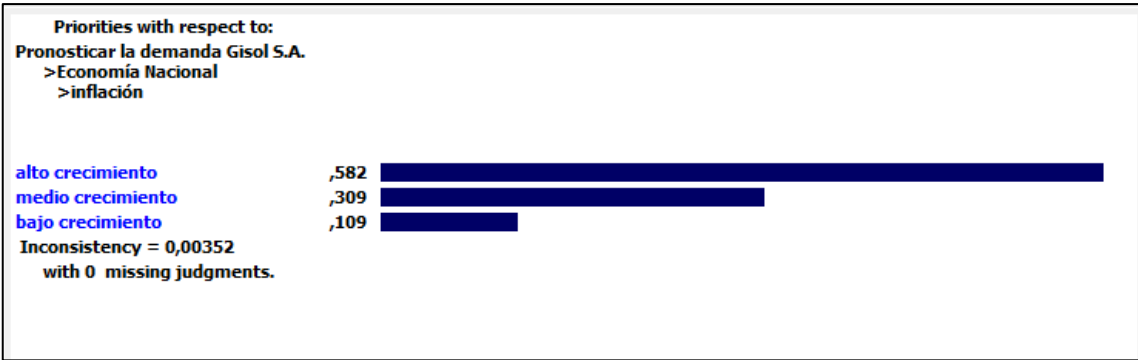


Figura 19: Rama Inflación dentro de Economía Nacional
Fuente: Expert Choice

Como puede observarse el factor de mayor importancia relativa es el alto crecimiento con un 58,2 %. El cálculo presenta una inconsistencia aceptable del 0,35%

3.3.3.1 Resultados del Proceso Analítico Jerárquico

En la figura 20, se observan las ponderaciones finales arrojadas por el programa Expert Choice para cada una de las opciones finales.

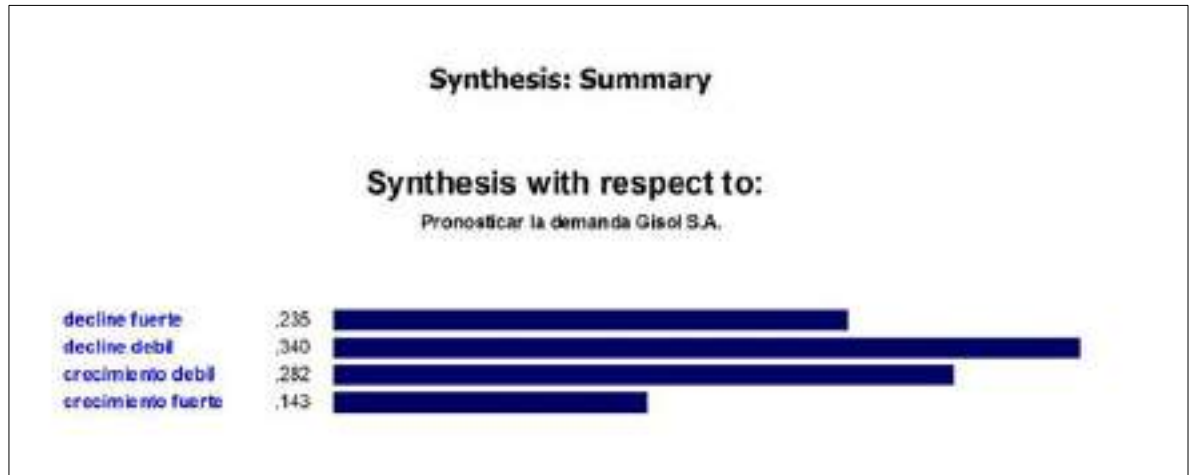


Figura 20: Salida Final Expert Chice
Fuente: Expert Choice

Se arrojan las probabilidades de suceso de los escenarios posibles del objetivo "Pronosticar la Demanda": decline fuerte, decline débil, crecimiento fuerte, crecimiento débil. "Decline débil" resultó ser la tasa de demanda la probabilidad de ocurrencia en base a la opinión de ambos expertos con un 34%.

Siguiendo el análisis propuesto, cada una de las probabilidades obtenidas se multiplica por el rango promedio, y dichos productos se promedian, como se muestra en la tabla 18.

Tasa de Crecimiento	Rango (%)	Rango Promedio (Rp)	Probabilidad (P)	Rp*P (%)
Decline Fuerte	(-10;-5)	-7,5	0,235	-1,7625
Decline Débil	(-5; 0)	-2,5	0,340	-0,85
Crecimiento Débil	(0;5)	2,5	0,282	0,705
Crecimiento Fuerte	(5;10)	7,5	0,143	1,0725
Total				-0,20875

Tabla 18: Cálculo del coeficiente PAJ
Fuente: Elaboración propia

El porcentaje final obtenido es del 20,875 % y de signo negativo, lo que indica que las ventas pueden disminuir.

3.3.3.2 Nuevo pronóstico mejorado por PAJ

El valor obtenido en la sección anterior -20,875 % se multiplica por los pronósticos de las series de la Muestra original y de esta forma se obtiene el pronóstico mejorado por PAJ, que se presenta en la tabla 19.

Mes	X ₁	X ₂	X ₃	X ₄	X ₅
Ene-13	48	42	3	105	24
Feb-13	68	43	6	75	33
Mar-13	77	80	9	237	59
Abr-13	61	97	9	213	47
May-13	61	91	18	262	46
Jun-13	40	71	29	225	44
Jul-13	41	63	21	221	48
Ago-13	32	25	6	96	13
Sep-13	27	16	3	56	6
Oct-13	26	10	2	48	10
Nov-13	20	6	1	46	9
Dic-13	35	17	1	52	6

Tabla 19: Pronóstico Original afectado por el coeficiente de PAJ
Fuente: Elaboración propia.

3.3.3.3 Cálculo del error de pronóstico mejorado con PAJ

Se calcula nuevamente el MAPE, en la tabla 20, para comparar el error y determinar si el proceso resulta con un mejor pronóstico, al cual lo llamaremos “MAPE PAJ”.

Mes	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Ene-13	0,587	0,270	0,857	0,618	0,362
Feb-13	0,936	0,210	0,664	0,088	0,426
Mar-13	0,112	0,473	0,860	0,135	0,001
Abr-13	0,219	0,421	0,856	0,313	0,386
May-13	0,070	0,290	0,833	0,243	0,003
Jun-13	0,306	0,091	0,717	0,327	0,504
Jul-13	0,321	0,078	0,799	0,247	0,314
Ago-13	0,862	0,886	0,865	0,114	0,524
Sep-13	0,308	0,366	0,875	0,138	0,741
Oct-13	0,358	0,100	0,741	0,919	0,366
Nov-13	0,993	0,529	0,839	2,854	1,309
Dic-13	1,191	0,083	0,920	0,573	0,602
Promedio _i	0,522	0,316	0,819	0,547	0,461
MAPE PAJ	0,533				

Tabla 20: MAPE PAJ
Fuente: Elaboración propia

Finalmente se comprueba que con el uso del PAJ se obtiene una disminución en el error con respecto al pronóstico original, de un 10%..

También se puede destacar que el Expert Choice, resultó ser un software sumamente accesible, respecto de su utilización como así también de la interpretación de resultados

3.4 Análisis de resultados

En este apartado se compara los resultados obtenidos de las diferentes estrategias, considerando aquella que tenga menor MAPE presenta una mayor precisión en la previsión. Los resultados se presentan en la figura 21.

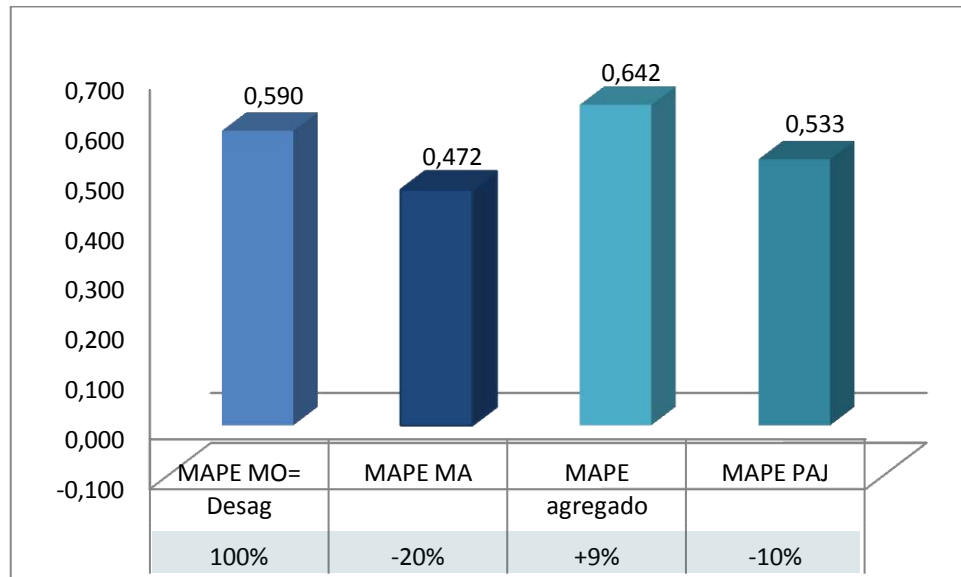


Figura 21: Comparación de errores
Fuente: Elaboración propia

En la figura se parte del error inicial del pronóstico de la Muestra Original, es decir, sin ninguna estrategia de mejora implementada, solamente el uso del mejor ajuste de pronóstico mediante el software. Se observa que el menor error lo presenta la estrategia de mejora mediante ampliación de la muestra por Simulación Monte Carlo. En cambio el método que arroja el mayor error es el de pronosticar las series de forma Agregado.

3.4.1 Combinación de estrategias de mejora

Se comprueba que de las tres mejoras planteadas, se logra una mejora en la precisión del pronóstico con dos de ellas: mediante la ampliación de la muestra mediante simulación y mediante el proceso analítico de jerarquías. Por lo tanto surge una hipótesis extra, considerando que la combinación de estas dos debería lograr una mejor precisión.

Para ello simplemente se afecta con el coeficiente PAJ al pronóstico obtenido de la muestra Ampliada resultando los cálculos en la tabla 21.

Mes	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
ene-13	41	47	23	63	26
feb-13	92	45	10	85	40
mar-13	91	73	66	138	58
abr-13	64	104	74	117	46
may-13	49	78	84	128	44
jun-13	26	38	122	81	35
jul-13	35	32	140	56	27
ago-13	24	14	22	25	8
sep-13	20	10	7	16	4
oct-13	11	7	9	10	5
nov-13	1	4	2	7	5
dic-13	10	9	1	17	4

Tabla 21: Pronóstico Muestra Ampliada + PAJ
Fuente: Elaboración propia

3.4.1.1 Cálculo del error de pronóstico con la combinación de dos métodos de mejora

Se calcula el error de la nueva estrategia de mejora para corroborar que la combinación de estas dos resulte en una mejora al pronóstico. Lo denominaremos “MAPE MA +PAJ” y se presenta en la Tabla 22.

Mes	X_1	X_2	X_3	X_4	X_5
Ene-13	0,382	0,184	0,061	0,038	0,302
Feb-13	1,636	0,179	0,452	0,032	0,722
Mar-13	0,049	0,517	0,013	0,341	0,012
Abr-13	0,180	0,383	0,193	0,622	0,401
May-13	0,258	0,394	0,211	0,629	0,043
Jun-13	0,544	0,518	0,176	0,759	0,598
Jul-13	0,413	0,530	0,306	0,808	0,612
Ago-13	0,393	0,099	0,527	0,772	0,716
Sep-13	0,493	0,596	0,718	0,677	0,824
Oct-13	0,719	0,389	0,453	0,588	0,664
Nov-13	0,920	0,693	0,507	0,406	0,131
Dic-13	0,360	0,536	0,923	0,496	0,739
Promedio_i	0,529	0,418	0,378	0,514	0,480
MAPE MA + PAJ				0,464	

Tabla 22: MAPE MA + PAJ

Fuente: Elaboración propia

Se logra una mejora del 21% con respecto al pronóstico de la muestra original.

La figura 22 presenta las MAPE de todas las estrategias utilizadas en este trabajo.

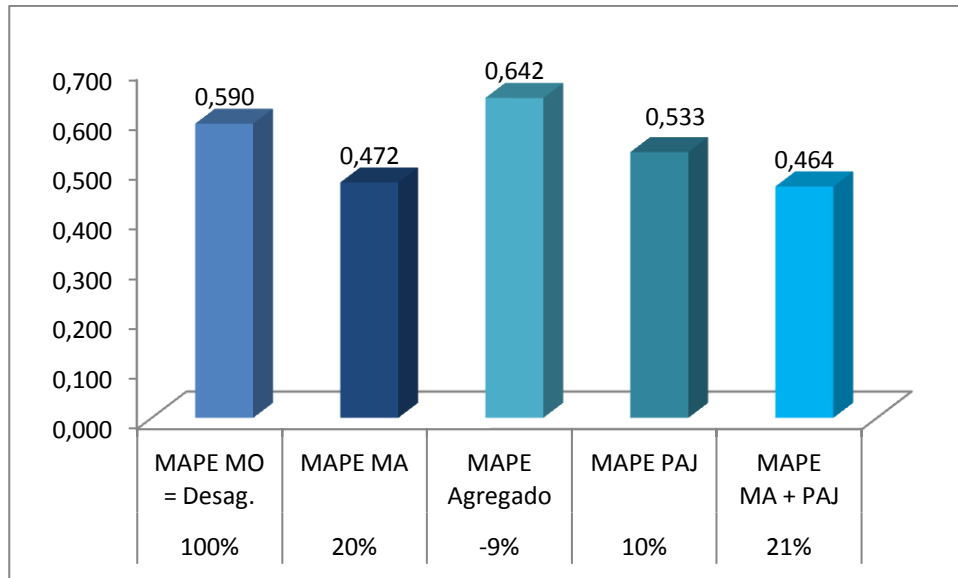


Figura 22: Comparación final de errores
Fuente: Elaboración propia

Se observa que si bien la MAPE MA+PAJ es la menor, implica una mejoría tan solo del 1% con respecto al pronóstico de la Muestra Ampliada.

No obstante dado que se ha considerado la opinión de los involucrados en el proceso, puede suponerse que su aplicación será más efectiva, por lo que es en especial recomendable.

4 RESUMEN y CONCLUSIONES

El trabajo realizado tuvo como objetivo desarrollar una serie de estrategias en la búsqueda de metodologías que sustenten la toma de decisiones relacionadas con el pronóstico de la demanda debido a la importancia que tiene la misma en la planificación de operaciones.

1- Se obtuvieron, en función del método ABC, los 5 artículos más importantes del total de productos fabricados y vendidos por la empresa.

2- Inicialmente se tomaron las series de datos históricos originales y se realizó el pronóstico correspondiente. Para los 5 artículos pronosticados, los modelos SARIMA y Suavizado Exponencial Estacional Multiplicativo son los que mejor ajustaron a la series, siendo los mismos, modelos que consideran a la estacionalidad como un componente significativo dentro del patrón de predicción. El software Crystal Ball, utilizado para la obtención de los pronósticos, es un complemento de Excel, siendo su utilización sumamente sencilla.

3- Se amplió la muestra original utilizando simulación de Monte Carlo. Al igual que en el caso del pronóstico de la Muestra Original, los métodos que consideran al componente de estacionalidad como fundamental, son aquellos que mejor ajustan a la serie de ventas. Se observa que el indicador general del error del método, calculado como el promedio de las MAPE de los 5 artículos, arroja un valor de alrededor de 80% del correspondiente al obtenido para los pronósticos de las series originales. Esto significa que la ampliación de la muestra estaría mejorando las predicciones en el sentido que ha disminuido el error de las mismas.

4- Respecto de los resultados de la aplicación de la estrategia de agregar los datos en familia, se arribó a dos conclusiones importantes:

Por un lado, en el caso particular de GISOL, no mejoró el enfoque de agregar los datos en familias. De hecho, aumentó el error en un 9% respecto de utilizarlos en forma desagregada. Por lo tanto, se pudo concluir de la no conveniencia de agregar los datos en familias.

Por el otro, se verificó la validez de la desigualdad de Zotteri- Kalschmidt, en lo que se refiere a la anticipación de los resultados respecto de la conveniencia o no de agregar los datos a efectos de mejorar los pronósticos

5- Como tercer estrategia considerada en los objetivos de este trabajo, se aplicó el Proceso Analítico de Jerarquías para mejorar los resultados originales.

Se utilizó el software Expert Choice, el cual resultó sumamente accesible, respecto de su utilización e interpretación de resultados.

Se comprobó que con el uso del PAJ se obtuvo una disminución en el error con respecto al pronóstico original, de un 10%.

6- Finalmente, se combinaron los resultados de las estrategias de Muestra Ampliada y la de superación a través de la aplicación de PAJ. El resultado implicó una reducción del 21% con respecto al pronóstico de la Muestra Original, sin embargo concedió un descenso tan solo del 2% con respecto al pronóstico de la Muestra Ampliada. No obstante, es necesario considerar la naturaleza de la mejora, que involucra a las personas vinculadas al proceso y en consecuencia se esperaría una mejor recepción.

Se pudo arribar entonces a las siguientes conclusiones:

- El aumento del tamaño de la muestra mejoró sensiblemente la salida;
- La estacionalidad presente en todas las series provoca que al combinarse las mismas, las curvas de ventas suman sus amplitudes generando un aumento del error. Esto significa que la agregación no mejora los resultados.
- La combinación de métodos cuantitativos con una técnicas multicriterio como el PAJ permitió, además de mejorar el error, incluir opiniones subjetivas, y tal como señala Yuskel,(2007) esto trae una beneficio adicional que es el involucramiento en la toma de las decisiones de los distintos actores del proceso-
- Las técnicas y herramientas utilizadas en este trabajo son técnicas sencillas, que para su aplicación no requieren de soporte informático demasiado sofisticado, sus resultados son fáciles de interpretar y en consecuencia, son de pronta implementación. Esto permite concluir que es posible colaborar con la tarea del gerente en forma eficiente generando resultados importantes que se traducirán en beneficios económicos en el corto y mediano plazo.

5 BIBLIOGRAFÍA

ALVARADO VALENCIA, J y GARCÍA BUITRAGO, J. Selección y utilización de niveles de desagregación adecuados en pronósticos de series temporales: caso de estudio en una empresa de suscripción utilizando el proceso analítico jerárquico, Revista de Métodos Cuantitativos para la Economía y la Empresa, Universidad Pablo de Olavide, Sevilla, España, 2013, Páginas 45-64.

AZARANG, M. y GARCIA DUNNA, E. (1996). Simulación y análisis de modelos estocásticos. México Ed. Mc Graw Hill.

BALLOU, R.H. (2004). Logística, administración de la cadena de suministro. México. Ed. Person Education.

BERARDI B., ZÁRATE C., ESTEBAN A., MORTARA V., CORRES G. 2012. Impacto en el Error de Pronóstico y en la Gestión de Inventarios del Aumento del Tamaño de Muestra por Simulación. V Congreso Argentino de Ingeniería Industrial (COINI 2012). Universidad Nacional de Lomas de Zamora.

BOWERSOK, D.J.; CLOSS, D.J y COOPER, M.B. (2007). Administración y logística en la cadena de suministro. México. Ed. Mc Graw Hill.

BERENSON, M; LEVINE, D y KREHBIELT, U. (2001). Estadística para la administración. México. Ed. Mc Graw Hill.

BERENSON, M. y LEVINE, D. (2004). Estadística para la administración y la economía. México. Ed. Mc Graw Hill.

CANIATO, F; KALCHSCHMIDT, M. y ZOTTERI, G. The impact of aggregation level on forecasting performance, International Journal of Production Economics, 2005, páginas 479-491.

CARDENAS, L; GARCÍA DUNNA, E y GARCÍA REYES, H. (2006). Simulación y análisis de sistemas con ProModel. México. Ed. Person Education.

CHAPMAN, S.N. (2006). Planificación y control de la producción. México. Ed. Person Education.

CHOPRA, S y MEINDL, P. (2008). Administración de la cadena de suministros. México. Ed. Person Education.

COULTER, R y ROBBINS, S. (2010). Administración. México. Ed. Person Education.

DOMINGUEZ MACHUCA, j. (1995) Dirección de operaciones. España. Ed. Mc Graw Hill

EPPEN, G; GOUD, F y MOORE, J y WATHERFORD, L. (2000). Investigación de operaciones de la ciencia administrativa. México. Ed Person Education.

GENNERO DE REARTE, A., GRAÑA, F., LISERAS N. y otros. 2007. Industria Manufacturera. Año 2006. Observatorio PyME Regional General Pueyrredón y zona de influencia de la Provincia de Buenos Aires. Universidad Nacional de Mar del Plata.

GENNERO DE REARTE, A., GRAÑA, F., LISERAS N. y otros. 2009. Industria Manufacturera: Evolución reciente, situación actual y expectativas de las PyME industriales. Año 2008. Observatorio PyME Regional General Pueyrredón y zona de influencia de la Provincia de Buenos Aires. Universidad Nacional de Mar del Plata.

GIAERDELLI, D. (2010). La Empresa Familiar: una mirada desde la Psicología del Trabajo. Apunte de Cátedra Psicología Laboral. Facultad de Psicología. Universidad Nacional de Mar del Plata.

HANNA, M; RENDER, B y STAIR, R. (2012). Métodos cuantitativos para los negocios. México. Ed Person Education.

HANKE, J.E y REITSCH, B.(2006).Pronóstico en los negocios. México. Ed. Pearson Education

HEIZER, J y RENDER, B. (2009) Principios de administración de operaciones. México. Ed. Pearson Education

HERRERA UMAÑA, MF y OSORIO GOMEZ, JC.2006. Modelo para la gestión de proveedores utilizando ahp difuso. Estudios Gerenciales, páginas 69-88

HIBON, M. y MAKRIDAKIS, S. The M3 Competition: results, conclusions and implications, International Journal of Production Economics, 2000, páginas 451-476.

KALCHSCMIDT; M.; SACCANI, N. y ZOTTERI, G.; Forecasting by Cross-Sectional Aggregation, Foresight: the international journal of applied forecasting, Issue 35, Fall 2014, páginas 35-41.

KERKKÄNEN, A.; KORPELA, J. y HUISKONEN, J. Demand forecasting errors in industrial context: Measurement and impacts, International Journal of Production Economics, 2009, páginas 43-48.

KORPELA, J. y TOUMINEN, M. Inventory forecasting with a multiple criteria, International Journal of Production Economics, 1996, páginas 159-168.

PIPLANI, R; VISWANATHAN, S y WIDIARTA, H. Forecasting aggregate demand: An analytical, evaluation of top-down versus bottom-up forecasting in a

production planning framework, International Journal of Production Economics, 2009, páginas 87-94.

SCHOEDER, R. (1992).Administración de operaciones .México. Ed. Mc Graw Hill.

TAHA, H (2004). Investigación de operaciones. México. Ed. Pearson Education.

THOMASSEY, S. Sales forecasts in clothing industry: The key success factor of the supply chain management, International Journal of Production Economics, 2010, páginas 470-483.

YUKSEL, S An integrated forecasting approach to hotel demand, International Journal of Production Economics,2007,Páginas 1063–1070

6 ANEXO

6.1 ANEXO 1

Se demuestran las ecuaciones 11 y 12, correspondientes al error total desagregado (ted) y error total agregado (tea). Como paso intermedio se explican las expresiones correspondientes al error estándar desagregado (seed) y error estándar agregado (seea).

Se parte de los siguientes supuestos:

$$m_i = \frac{\sum_{j=1}^J m_{ij}}{j}$$

$$\frac{\sum_{j=1}^J (m_{ij} - m_i)^2}{J} = h^2 m_i^2 \quad (\text{Ecuación 13})$$

$$\frac{\sum_{j=1}^J (m_{ij} - m_i)^2}{J} = \frac{\sum_{j=1}^J (m_{ij})^2 - \sum_{j=1}^J (m_i)^2}{J} = \frac{\sum_{j=1}^J (m_{ij})^2 - J(m_i)^2}{J} = h^2 m_i^2$$

$$\rightarrow \frac{\sum_{j=1}^J m_{ij}^2}{j} = J m_i^2 (1 + h^2)$$

Si se usa el pronóstico desagregado, la estimación de la demanda promedio del ítem j en el tiempo i es \hat{m}_{ij} :

$$\hat{m}_{ij} = \frac{\sum_{t=1}^T x_{ijt}}{I} \sim g\left(m_{ij}; \frac{\sigma_{ij}}{\sqrt{I}}\right) = g\left(m_{ij}; \frac{CV \cdot m_{ij}}{\sqrt{I}}\right)$$

Por lo tanto, el error estándar de estimación del proceso desagregado (seed) es:

$$seed_{m_{ij}} = \frac{CV \cdot m_{ij}}{\sqrt{I}}$$

Y el error total desagregado (ted) es:

$$\begin{aligned} ted_i &= \sum_{j=1}^J seed_{m_{ij}}^2 = \frac{CV^2 m_{ij}^2}{I} \\ &= \frac{CV^2}{I} \sum_{j=1}^J m_{ij}^2 = \frac{CV^2}{I} J(1+h^2)m_i^2 \end{aligned}$$

Si el proceso agregado es seguido la tasa de demanda es \hat{m}_{ij} :

$$\hat{m}_{ij} = \frac{\sum_{j=1}^J x_{ij} \sum_{i=1}^I x_{ij}}{I} \sim g\left(m_i; \frac{\sigma_{ij}}{\sqrt{J}\sqrt{I}}\right) = g\left(m_i; \frac{CV \cdot m_i \sqrt{1+h^2}}{\sqrt{J}\sqrt{I}}\right)$$

En este caso se puede mostrar que el error estándar de la estimación del proceso agregado (seea) es:

$$\begin{aligned} seea_{m_{ij}} &= E\left[(\tilde{m}_{ij} - m_{ij})^2\right] \\ &= E\left[\left((\tilde{m}_{ij} - m_i) + (m_i - m_{ij})\right)^2\right] \\ &= E\left[(\tilde{m}_{ij} - m_i)^2\right] + E\left[(m_i - m_{ij})^2\right] + 2E\left[(\tilde{m}_{ij} - m_i) + (m_i - m_{ij})\right] \\ &= \sqrt{\frac{CV^2 \cdot (1+h^2)m_i^2}{J \cdot T}} + (m_{ij} - m_i)^2 \end{aligned}$$

Con el error del agregado (tea):

$$tea_i = \sum_{j=1}^J seea_{m_{ij}}^2 = \frac{CV^2(1+h^2)}{T} m_i^2 + J(h \cdot m_i)^2$$

6.2 ANEXO 2

En este anexo se presenta la tabla 23 con las ventas históricas de GISOL S.A de todos los artículos desde el año 2005 al 2013. Seguida de la tabla 24 con el cálculo del análisis ABC.

Tabla 23: Ventas Históricas de GISOL 2005-2013
Fuente: Elaboración propia

	Chal	Bufranda	Musculosa	Pantalón	Cárdigan	Saco	Polera	Casaca	Campera	Remera	Sweater	Chomba	Top	Bléiser	Canguro	Boa	Capa	Vestido	Pashmina	Guantes	Poncho	Zorro	Chaqueta	Chale	Pañuelos	
ene-05	15	7		32	95	71	106	319	157	25		8	25	2	25	1	7			2		1		12	1	
feb-05	5	1		8	74	36	104	140	55	6		6	14	4	33	3	2						7		4	
mar-05	7	13		25	214	73	154	415	92	12		5	14	3	13	5	2			10			6		13	
abr-05	16	13		16	103	44	245	204	42	4		5	33	3	1	10				9			7		1	
may-05	9	10		49	34	28	219	179	46	7			55		3	11	1			9			2			
jun-05	5	14		40	63	97	379	455	67	84	2	14			1		19			6					3	
jul-05	9	13		20	20	18	99	114	33	1			28		2	3	1			6			2		1	
ago-05	2	11		14	38	28	90	137	28	19	2	2			2	2				7						
sep-05	1	1		2	20	11	30	47	5	7		1		1						2						
oct-05	1	1		2	21	7	10	36	8	4				1	1											
nov-05		1			1		2		4	1																
dic-05			1	2	9	14	8	29	19		1			1	4		2			1						
ene-06	5		2	15	27	40	32	86	19	1	1			3	1		3									
feb-06	27	3	1	40	78	92	114	359	46	24	54			2	1	1	11									
mar-06	14	2	1	49	147	203	81	796	156	80	53			1	1		25			1					9	
abr-06	12	4		22	84	151	69	487	90	54	21	15			1		15			4					15	
may-06	5	8		42	109	142	197	555	78	96	5	34			1		19			6		2			4	
jun-06	5	14		40	63	97	379	455	67	84	2	14			1		19			6					3	
jul-06	6	10		19	29	66	215	231	49	50	4	2				1	4			10					3	
ago-06	2	11		14	38	28	90	137	28	19	2	2			2	2				7						
sep-06	1	2		9	35	23	60	108	9	17	4	1													2	
oct-06	2	1		4	17	14	44	35	11	6										1					2	
nov-06	1	1		1	15	11	5	7	6	6																
dic-06	1			3	21	19	17	27	17	6	1						1								1	
ene-07		15		36	85	159	170	279	99	18	157	3			1		13			13					8	
feb-07		15		54	74	297	234	485	240	70	316		4				18			15		1			13	
mar-07	1	6		41	66	174	135	340	176	34	141	3					12			3			2	4		
abr-07		18		29	56	159	165	369	188	34	121		3		1		6			22			5	2		
may-07		10		69	40	138	298	328	157	15	53		2				9			15			2			
jun-07		20		37	36	102	279	298	78	5	42						10			6						
jul-07		7		23	11	89	137	166	55	9	29	4					8			18						
ago-07		12		10	36	32	18	102	51	7	13		2				4			15			1			
sep-07		4		5	18	35	8	87	50	12	17		2							1					8	
oct-07				9	13	20	1	46	34	1	7		1				1			1					2	
nov-07				10	17	38	5	53	33	5	8						4							3	4	1
dic-07	1		4	15	33	40	16	91	46	19	13	2	2										3	4		
ene-08	7		7	46	76	160	26	345	167	49	44	4	4				13			4	1		1			
feb-08	6	4	1	36	149	216	50	645	169	80	50	23	4		52		20			1	3				11	
mar-08	1	7		45	114	155	38	546	181	53	34	9	2		32		12						2	3		
abr-08	2	14		46	71	104	83	441	217	67	24	2			21		11			9	5				9	
may-08	7	34		50	39	97	241	444	103	91	18	2			14		11			16	28	6			24	
jun-08	4	38		39	39	61	231	334	79	79	17	8			5	1	15			11	25	4			11	
jul-08	2	9		22	38	48	67	266	55	33	19	14	1		17		6			8	2				15	
ago-08	1	4		10	34	27	29	179	45	23	9	4	2		5		1			2	2		1		6	
sep-08	1	5		7	21	27	2	82	31	3	10	2	7		6					5	1				5	
oct-08		1		7	21	9	1	35	16	5	3				2									2	1	
nov-08				12	15	10		38	17	6	3		2		1								1			
dic-08				10	37	62	2	94	28	12	2	1	2		4		4								4	
ene-09	1	4		15	93	149	23	197	82	30	22	4	3		16		10			2	1				5	
feb-09	3	1		20	83	238	60	355	93	43	81	6	2		5	1	13			1	6				54	
mar-09	6			5	53	168	40	318	105	27	22	7	1				15				4				30	
abr-09	13	11		32	31	199	117	327	149	29	46	9			2	11	15			8	7		1		18	
may-09	12	14		60	36	173	248	349	148	61	37	21	2		3	11	18			1	18	11			18	

	Chal	Bufanda	Musculosa	Pantalón	Cárdigan	Saco	Polera	Casaca	Campera	Remera	Sweater	Chomba	Top	Bléiser	Canguro	Boa	Capa	Vestido	Pashmina	Guantes	Poncho	Zorro	Chaqueta	Chale	Pañuelos
jun-09	10	20		47	32	101	235	318	104	43	32	18			3	3	9			13	5			13	
jul-09	9	18		23	80	165	164	283	126	27	36	17	1		4	4	17			11	2			17	
ago-09	1	8		7	64	177	41	154	90	23	18	12	0		3	0	20			1	1			11	
sep-09	0	1		3	49	85	19	68	53	16	0	5	0		0	1	13			0	0			2	
oct-09	1	0		14	30	53	2	32	39	11	1	0	0		0	0	2			1	1			4	
nov-09	0	0		7	18	45	6	38	36	6	1	0	0		0	0	3			0	1			4	
dic-09	1	0		8	25	58	13	104	77	9	3	0	0		0	0	4			0	0			2	
ene-10	11	2		19	82	131	42	300	197	46	12	0	0		0	4	10			2	2			45	
feb-10	5	3		34	140	397	118	556	240	168	45	0	0		0	1	18			0	7			78	
mar-10	9	3		38	111	289	112	375	130	112	53	0	0		0	6	22			4	8			36	
abr-10	1	0		35	59	219	138	285	83	89	33	0	0		0	0	12			0	3			19	
may-10	5	38		95	54	250	408	531	218	95	18	0	0		0	0	15			9	2			32	
jun-10	5	39		65	33	151	272	311	66	86	11	0	0		0	0	17			12	0			4	
jul-10	12	26		28	45	116	176	201	79	34	4	1	0		0	1	12			13	1			8	
ago-10	1	6		7	39	63	35	99	49	31	3	0	0		0	0	8			2	3			8	
sep-10	0	1		11	50	28	16	75	29	36	4	1	0		0	0	9			0	0			12	
oct-10	0	0		6	334	13	2	19	11	10	1	0	0		0	0	1			0	0			3	
nov-10	1	2		8	48	31	11	57	33	34	2	0	0		0	0	5			0	0			10	
dic-10	9	5		18	298	127	35	197	67	66	10	0	0		0	0	10			0	1			12	
ene-11	9	5		18	298	127	35	197	67	66	10	0	0		0	0	10			0	1			12	
feb-11	15	26		16	91	167	62	232	107	74	6	0	0		0	0	7			5	0			18	
mar-11	10	31		66	74	298	120	271	93	51	5	1	0		0	2	27			4	3			24	
abr-11	6	35		57	63	331	135	284	97	28	13	0	0		0	1	22			2	4			31	
may-11	2	32		87	174	212	255	367	82	23	2	0	0		0	0	22			2	2			46	
jun-11	1	54		65	63	157	297	353	77	40	9	0	0		0	0	12			15	0			47	
jul-11	0	55		91	82	171	269	458	95	33	2	0	0		0	0	14			17	1			44	
ago-11	4	23		27	34	54	69	144	28	29	0	0	0		0	0	3			6	0			16	
sep-11	1	6		10	27	34	24	108	21	6	3	0	0		0	0	2			0	0			7	
oct-11	0	3		7	30	29	9	71	24	5	1	0	0		0	0	0			1	0			5	
nov-11	1	1		4	20	20	3	22	11	6	1	0	1		0	0	2			1	0			2	
dic-11	0	0		5	100	26	1	35	20	3	3	0	0		0	0	2			0	0			4	
ene-12	0	4		7	80	123	41	151	34	4	5	0	0		0	0	7			1	0			15	
feb-12	0	1		5	46	50	18	85	38	4	1	0	0		0	0	1			0	0			9	
mar-12	3	15		30	131	260	117	337	93	0	1	1	0		0	0	25			1	1			114	
abr-12	0	11		58	126	144	131	291	73	0	0	0	0		0	0	16			3	0			98	
may-12	1	10		67	64	127	407	366	69	0	1	0	0		0	0	27			0	4			99	
jun-12	3	30		36	51	100	217	305	64	4	11	0	0		0	0	8			7	6			59	
jul-12	1	25		40	45	91	248	297	78	12	20	0	0		0	0	19			11	1			55	
ago-12	0	3		8	17	31	39	93	20	3	8	0	0		0	0	1			3	0			13	
sep-12	0	0		2	11	21	12	28	7	0	0	0	0		0	0	0			0	0			4	
oct-12	0	2		11	29	11	15	15	12	2	1	0	0		0	0	0			0	0			11	
nov-12	0	0		1	3	2	3	12	15	0	1	0	0		0	0	0			0	0			4	
dic-12	0	0		2	10	22	1	21	7	1	0	0	0		0	0	0			0	0			5	
ene-13	0	1		10	30	58	22	65	38	8	0	0	0		0	0	5			0	0			9	
feb-13	0	4		4	35	55	19	82	23	3	0	0	0		0	0	6			0	0			8	
mar-13	0	4		11	87	151	67	209	59	5	4	0	0		0	0	21			0	0			43	
abr-13	6	0		49	78	168	62	310	77	30	1	0	0		0	0	24			1	1			53	
may-13	2	0		24	66	128	107	346	46	23	30	1	0		0	1	15			0	1			39	
jun-13	5	5		69	58	78	104	335	88	11	72	2	0		0	26	18			3	4			48	
jul-13	3	3		26	60	68	107	294	70	5	12	4	0		0	7	16			4	2			51	
ago-13	1	3		20	17	13	47	108	28	2	1	1	0		0	1	4			4	1			19	
sep-13	1	1		3	39	26	25	49	24	4	6	4	0		0	0	3			2	0			18	
oct-13	0	0		3	40	11	6	25	15	2	3	1	0		0	0	0			0	0			6	
nov-13	0	0		1	10	12	4	12	4	1	1	0	0		0	0	0			0	0			8	
dic-13	0	3		2	16	19	11	33	16	2	2	1	0		0	0	1			0	0			5	

Tabla 24: Cálculo análisis ABC productos
Fuente: Elaboración propia

	Ventas	% del total	Frecuencia relativa
Casaca	21219	0,321291	0,321291
Polera	9877	0,149554	0,470845
Saco	9479	0,143528	0,614372
Campera	6943	0,105128	0,719501
Cárdigan	5831	0,088291	0,807792
Remera	2869	0,043441	0,851233
Pantalón	2461	0,037264	0,888497
Sweater	1901	0,028784	0,917281
Chale	1394	0,021107	0,938389
Bufanda	938	0,014203	0,952591
Capa	814	0,012325	0,964917
Guantes	448	0,006783	0,9717
Chal	357	0,005406	0,977106
Chomba	293	0,004437	0,981542
Canguro	290	0,004391	0,985933
Vestido	266	0,004028	0,989961
Top	219	0,003316	0,993277
Pashmina	149	0,002256	0,995533
Poncho	117	0,001772	0,997305
Boa	86	0,001302	0,998607
Zorro	28	0,000424	0,999031
Chaqueta	24	0,000363	0,999394
Bléiser	21	0,000318	0,999712
Musculosa	17	0,000257	0,99997
Pañuelos	2	3,03E-05	1
Total	66043	1	23,33578

6.3 ANEXO 3

En el presente Anexo se presenta la tabla 25, con los datos obtenidos por simulación Monte Carlo de los años 2003 y 2004. A continuación se adjunta la salida de los pronósticos del Crystal Ball en la tabla 26.

Tabla 25: Datos Simulados 2003 y 2004
Fuente: Elaboración propia

	SX1	SX2	SX3	SX4	SX5
ene-03	104	139	472	388	100
feb-03	237	134	142	683	148
mar-03	127	207	400	710	129
abr-03	115	218	451	731	185
may-03	69	129	303	455	47
jun-03	63	114	165	225	271
jul-03	92	70	38	302	68
ago-03	65	53	56	133	67
sep-03	56	36	139	156	50
oct-03	33	28	286	98	30
nov-03	25	21	65	126	87
dic-03	31	25	132	311	32
ene-04	99	210	482	206	64
feb-04	208	248	368	541	268
mar-04	175	305	415	692	289
abr-04	25	230	409	162	161
may-04	55	78	166	325	95
jun-04	85	53	63	288	124
jul-04	85	26	70	174	159
ago-04	42	34	200	164	43
sep-04	89	35	105	87	104
oct-04	53	32	20	211	33
nov-04	38	72	43	276	125
dic-04	47	40	483	20	96

Tabla 26: Informe de Crystal Ball Predictor
Fuente: Crystal Ball

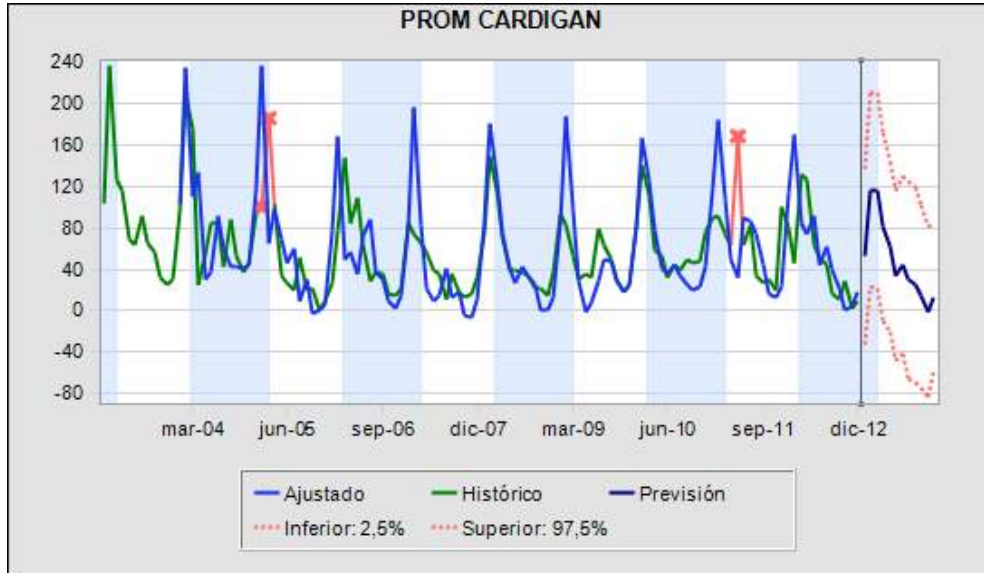
Atributos de datos:	
Número de serie	5
Los datos están en	meses
Prefs ejecución:	
Periodos en previsión	12
Introducir valores que faltan	Activado
Ajustar valores atípicos	Activado
Métodos utilizados	Métodos estacionales
	Métodos de ARIMA
Técnica de previsión	Previsión estándar
Medida de error	MAPE

Serie de Predictor

Serie: X1

Rango: \$B\$4:\$B\$123

Resumen:
 Mejor método Aditivo estacional
 Medida de error (MAPE) 58,24%



x - Valor atípico ajustado (diamante rojo)

Resultados de previsión:

Fecha	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
ene-13	-32	52	137
feb-13	23	117	210
mar-13	21	115	209
abr-13	-10	81	171
may-13	-21	62	145
jun-13	-49	33	116
jul-13	-41	44	130
ago-13	-65	30	125
sep-13	-69	25	119
oct-13	-73	14	102
nov-13	-84	1	81
dic-13	-59	13	85

Datos históricos:

Estadísticas	Datos históricos	
Valores de datos	120	
Mínimo	1	
Media	61	
Máximo	237	
Desviación estándar	45	
Ljung-Box	367,50	(Sin tendencia)
Estacionalidad	12	(Establecida manualmente)
Valores filtrados	3	

Precisión de previsión:

Método	Rango	MAPE
Aditivo estacional	Mejor	58,24%
Aditivo de Holt-Winters	2.º	58,30%
Multiplicativo de Holt-Winters	3.º	63,76%

Método	U de Theil	Durbin-Watson
Aditivo estacional	0,9211	2,11
Aditivo de Holt-Winters	0,9219	2,11
Multiplicativo de Holt-Winters	0,8932	1,42

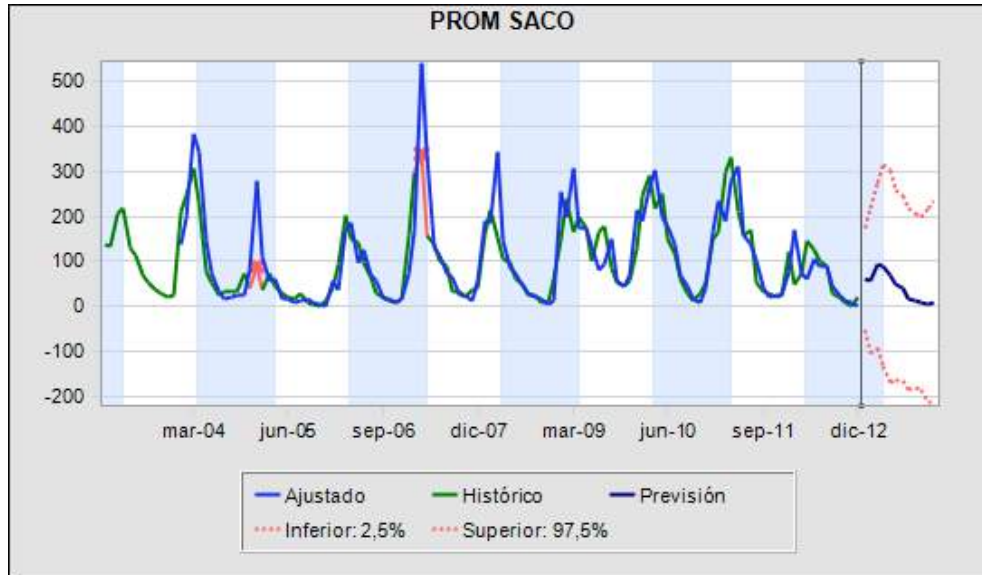
Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Aditivo estacional	Alfa	0,5292
	Gamma	0,2384
Aditivo de Holt-Winters	Alfa	0,5310
	Beta	0,0010
Multiplicativo de Holt-Winters	Gamma	0,2370
	Alfa	0,3546
	Beta	0,3293
	Gamma	0,2798

Serie: X2

Rango:
\$C\$4:\$C\$123

Resumen:
Mejor Multiplicativo
de Holt-Winters
Medida de error
(MAPE) 48,73%



x - Valor atípico ajustado (diamante rojo)

Resultados de
previsión:

Fecha	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
ene-13	-53	60	173
feb-13	-105	57	219
mar-13	-90	92	275
abr-13	-132	91	314
may-13	-167	69	304
jun-13	-163	47	258
jul-13	-165	40	246
ago-13	-183	18	220
sep-13	-181	13	207
oct-13	-183	8	200
nov-13	-210	5	220
dic-13	-211	11	233

Datos históricos:

Estadísticas	Datos históricos	
Valores de datos	120	
Mínimo	1	
Media	97	
Máximo	331	
Desviación estándar	81	
Ljung-Box	873,17	(Sin tendencia) (Establecida manualmente)
Estacionalidad	12	
Valores filtrados	2	

Precisión de previsión:

Método	Rango	MAPE
Multiplicativo de Holt-Winters	Mejor	48,73%
Multiplicativo estacional	2.º	49,51%
Aditivo estacional	3.º	51,33%

Método	U de Theil	Durbin-Watson
Multiplicativo de Holt-Winters	0,9145	1,92
Multiplicativo estacional	0,8510	2,02
Aditivo estacional	0,8186	2,34

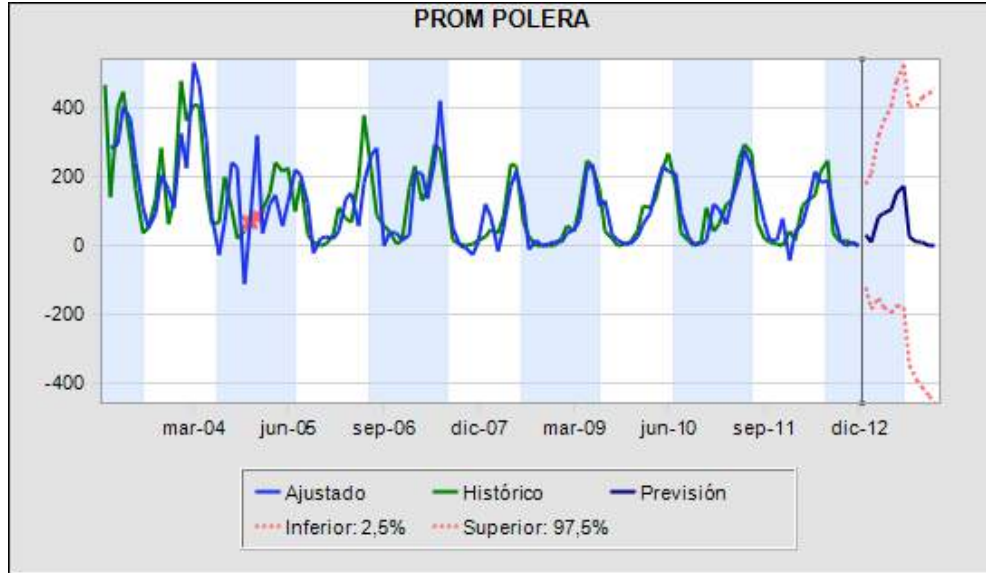
Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0,8381
	Beta	0,0775
	Gamma	0,9990
Multiplicativo estacional	Alfa	0,8827
	Gamma	0,9990
Aditivo estacional	Alfa	0,9630
	Gamma	0,7847

Serie: X3

Rango: \$D\$4:\$D\$123

Resumen:
Mejor método SARIMA(1,1,0)(1,0,0)
Medida de error (MAPE) 190,72%



x - Valor atípico ajustado (diamante rojo)

Resultados de previsión:

Fecha	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
ene-13	-119	30	178
feb-13	-184	13	210
mar-13	-154	84	321
abr-13	-178	93	365
may-13	-195	107	408
jun-13	-174	155	483
jul-13	-177	177	531
ago-13	-350	28	406
sep-13	-391	9	409
oct-13	-410	11	432
nov-13	-439	2	443
dic-13	-459	1	461

Estadísticas	Datos históricos	
Valores de datos	120	
Mínimo	1	
Media	124	
Máximo	483	
Desviación estándar	123	
Ljung-Box	449,40	(Sin tendencia) (Establecida manualmente)
Estacionalidad	12	
Valores filtrados	2	

Estadísticas de ARIMA:

ARIMA	Estadísticas
Transformación Lambda	1,00
BIC	8,74
AIC	8,69
AICc	8,69

Se utiliza para selección de modelo:
MAPE

Coefficientes de modelo de
ARIMA:

Variable	Coefficiente	Error estándar
AR(1)	-0,1320	0,0814
Estacional AR(1)	0,7110	0,0489

Precisión de previsión:

Método	Rango	MAPE
SARIMA(1,1,0)(1,0,0)	Mejor	190,72%
Multiplicativo estacional	2.º	191,56%
Multiplicativo de Holt-Winters	3.º	279,67%

Método	U de Theil		Durbin-Watson
SARIMA(1,1,0)(1,0,0)	2,10	*	1,94
Multiplicativo estacional	1,68	*	1,32
Multiplicativo de Holt-Winters	2,02	*	1,26

* - Advertencia: U
de Theil > 1,0

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
SARIMA(1,1,0)(1,0,0)	---	---
Multiplicativo estacional	Alfa	0,4033
	Gamma	0,9990
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0,5640
	Beta	0,5752
	Gamma	0,7060

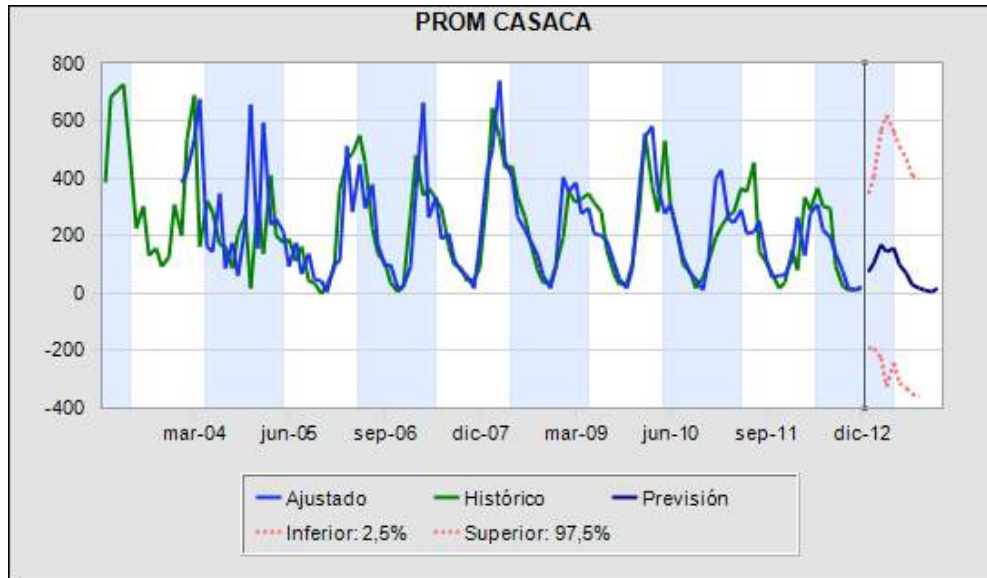
Serie: X4

Rango:
\$E\$4:\$E\$123

Resumen:

Mejor método Multiplicativo estacional Mejor método reemplazado

Medida de error (MAPE) 121,62%



Resultados de previsión:

Fecha	Inferior: r: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
ene-13	-192	79	350
feb-13	-192	107	405
mar-13	-223	174	571
abr-13	-324	148	620
may-13	-242	162	565
jun-13	-312	102	516
jul-13	-329	71	470
ago-13	-351	31	413
sep-13	-361	20	401
oct-13	---	13	---
nov-13	---	9	---
dic-13	---	21	---

Datos históricos:

Estadísticas	Datos históricos	
Valores de datos	120	
Mínimo	1	
Media	236	
Máximo	731	
Desviación estándar	176	
Ljung-Box	1.095,35	(Sin tendencia)
Estacionalidad	12	(Establecida manualmente)
Valores filtrados	0	

Precisión de previsión:

Método	Rango	MAPE	
Multiplicativo estacional	Mejor	121,62%	*
Aditivo de Holt-Winters	1.º	85,16%	
Aditivo estacional	2.º	93,60%	

Método	U de Theil		Durbin-Watson
Multiplicativo estacional	0,7462		2,52
Aditivo de Holt-Winters	2,89	*	1,29
Aditivo estacional	3,52	*	1,24

* - Advertencia: U de Theil > 1,0

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo estacional	Alfa	0,8029
	Gamma	0,8233
Aditivo de Holt-Winters	Alfa	0,1371
	Beta	0,0116
	Gamma	0,1452
Aditivo estacional	Alfa	0,1347
	Gamma	0,1024

Serie: X5

Rango: \$F\$4:\$F\$123

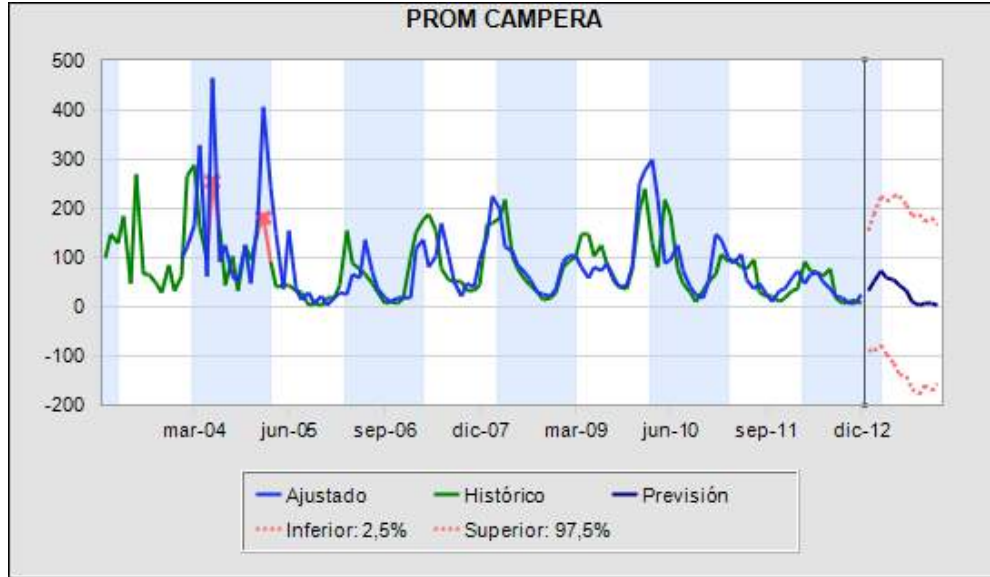
Resumen:

Mejor método

Multiplicativo de Holt-Winters

Medida de error (MAPE)

62,81%



x - Valor atípico ajustado (diamante rojo)

Resultados de previsión:

Fecha	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
ene-13	-89	33	156
feb-13	-88	50	188
mar-13	-78	74	225
abr-13	-97	58	213
may-13	-115	56	226
jun-13	-137	45	226
jul-13	-139	34	208
ago-13	-166	10	186
sep-13	-179	5	189
oct-13	-160	6	173
nov-13	-171	6	183
dic-13	-154	5	165

Datos históricos:

Estadísticas	Datos históricos	
Valores de datos	120	
Mínimo	4	
Media	81	
Máximo	289	
Desviación estándar	64	
Ljung-Box	532,76	(Sin tendencia)
Estacionalidad	12	(Establecida manualmente)
Valores filtrados	2	

Precisión de previsión:

Método	Rango	MAPE
Multiplicativo de Holt-Winters	Mejor	62,81%
Multiplicativo estacional	2.º	62,85%
SARIMA(2,0,2)(1,0,1)	3.º	79,93%

Método	U de Theil	Durbin-Watson
Multiplicativo de Holt-Winters	0,9706	1,70
Multiplicativo estacional	0,9453	1,90
SARIMA(2,0,2)(1,0,1)	1,09	2,04

* - Advertencia: U de Theil > 1,0

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0,4739
	Beta	0,0458
	Gamma	0,7687
Multiplicativo estacional	Alfa	0,5294
	Gamma	0,7548
SARIMA(2,0,2)(1,0,1)	---	---

Serie: AGREGADO

Rango:
\$G\$4:\$G\$123

Resumen:

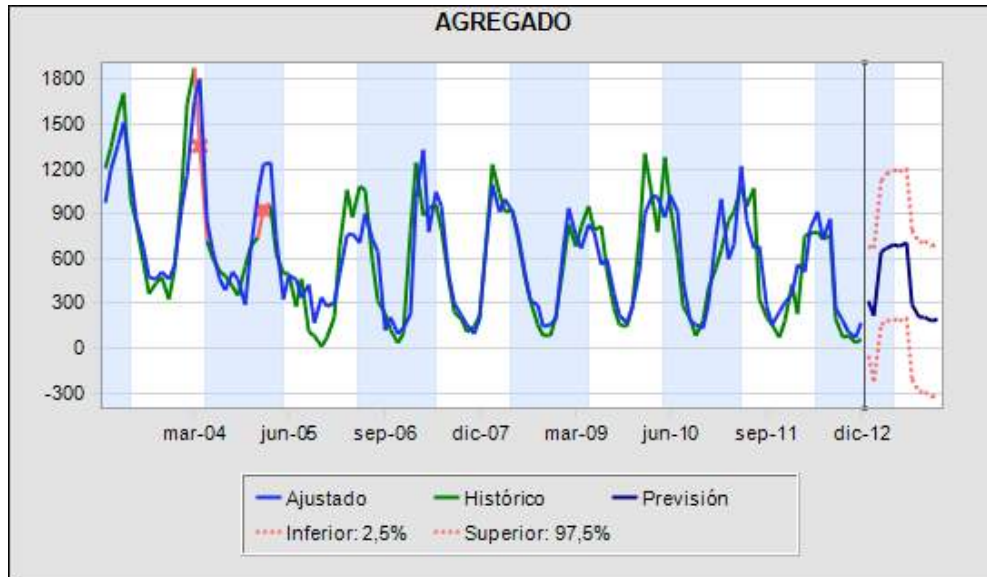
Mejor método

SARIMA(1,0,0)(1,0,0)

Mejor método reemplazado

Medida de error (MAPE)

67,90%



x - Valor atípico ajustado (diamante rojo)

Resultados de previsión:

Fecha	Inferior: 2,5%	Previsión	Superior: 97,5%
ene-13	-50	317	684
feb-13	-220	225	669
mar-13	166	642	1118
abr-13	183	674	1165
may-13	201	698	1195
jun-13	180	680	1180
jul-13	202	704	1205
ago-13	-208	294	796
sep-13	-294	208	710
oct-13	-290	212	715
nov-13	-323	179	682
dic-13	-303	200	702

Datos históricos:

Estadísticas	Datos históricos	
Valores de datos	120	
Mínimo	9	
Media	600	
Máximo	1877	
Desviación estándar	407	
Ljung-Box	1.268,11	(Sin tendencia)
Estacionalidad		
ad	12	(Establecida manualmente)
Valores filtrados	2	

Estadísticas de ARIMA:

ARIMA	Estadísticas
Transformación	
Lambda	1,00
BIC	10,58
AIC	10,52
AICc	10,52

Se utiliza para selección de modelo: MAPE

Coefficientes de modelo de ARIMA:

Variable	Coefficiente	Error estándar
AR(1)	0,6833	0,0650
Estacional		
AR(1)	0,7420	0,0558
Constante	49,66	

Precisión de previsión:

Método	Rango	MAPE	
SARIMA(1,0,0)(1,0,0)	Mejor	67,90%	*
Multiplicativo de Holt-Winters	1.º	46,82%	
Multiplicativo estacional	2.º	47,23%	
Método	U de Theil		Durbin-Watson
SARIMA(1,0,0)(1,0,0)	1,94	*	1,75
Multiplicativo de Holt-Winters	1,02	*	1,99
Multiplicativo estacional	0,8080		2,03

* - Advertencia: U de Theil > 1,0

Parámetros de método:

Método	Parámetro	Valor
SARIMA(1,0,0)(1,0,0)	---	---
Multiplicativo de Holt-Winters	Alfa	0,8749
	Beta	0,0758
	Gamma	0,9990
Multiplicativo estacional	Alfa	0,8910
	Gamma	0,9990

6.4 ANEXO 4

En este anexo se adjuntan las tablas 27, 28, 29, 30 y 31, correspondientes a los cálculos de los índices estacionales de los artículos X1, X2, X3, X4 y X5.

X1	1	2	3	4	5	6	7	8	INDICE	x12	IND AJ
ENERO		0,511	2,028	1,449	2,167	1,353	2,787	1,243	1,648	19,776	1,646
FEBRERO		1,480	1,801	2,785	1,808	2,409	0,771	0,740	1,685	20,219	1,683
MARZO		2,785	1,638	2,129	1,097	1,943	0,634	2,156	1,769	21,225	1,766
ABRIL		1,577	1,421	1,315	0,622	0,845	0,611	2,099	1,213	14,552	1,211
MAYO		2,031	1,017	0,719	0,715	0,645	1,948	1,079	1,165	13,977	1,163
JUNIO		1,151	0,902	0,718	0,640	0,379	0,706	0,930	0,775	9,301	0,774
JULIO	0,378	0,503	0,275	0,688	1,631	0,453	1,024		0,708	8,491	0,707
AGOSTO	1,015	0,634	0,841	0,639	1,256	0,363	0,500		0,750	8,999	0,749
SEPTIEMBRE	0,420	0,621	0,376	0,439	0,879	0,482	0,394		0,516	6,189	0,515
OCTUBRE	0,477	0,328	0,257	0,481	0,506	3,261	0,408		0,817	9,803	0,816
NOVIEMBRE	0,022	0,314	0,333	0,358	0,294	0,446	0,280		0,292	3,507	0,292
DICIEMBRE	0,176	0,480	0,644	0,892	0,403	0,659	1,506		0,680	8,161	0,679
									12,017		12

Tabla 27: Cálculo índices estacionales X1
Fuente: Elaboración propia

X2	1	2	3	4	5	6	7	8	INDICE	x12	IND AJ
ENERO		0,578	1,588	1,870	1,408	0,788	1,081	1,344	1,237	14,841	1,236
FEBRERO		1,293	2,933	2,583	2,036	2,489	1,203	0,573	1,873	22,475	1,872
MARZO		2,839	1,707	1,866	1,338	1,897	2,148	3,034	2,118	25,419	2,118
ABRIL		2,089	1,549	1,264	1,533	1,476	2,370	1,706	1,712	20,548	1,712
MAYO		1,945	1,326	1,202	1,300	1,711	1,516	1,532	1,505	18,055	1,504
JUNIO		1,317	0,962	0,759	0,751	1,040	1,135	1,220	1,026	12,314	1,026
JULIO	0,636	0,838	0,832	0,594	1,236	0,796	1,255		0,884	10,606	0,884
AGOSTO	1,057	0,303	0,309	0,332	1,270	0,460	0,414		0,592	7,107	0,592
SEPTIEMBRE	0,297	0,231	0,352	0,326	0,563	0,219	0,275		0,323	3,878	0,323
OCTUBRE	0,149	0,142	0,208	0,103	0,338	0,098	0,253		0,184	2,212	0,184
NOVIEMBRE	0,018	0,111	0,411	0,106	0,280	0,228	0,194		0,193	2,311	0,193
DICIEMBRE	0,218	0,192	0,450	0,625	0,349	0,387	0,267		0,355	4,265	0,355
									12,003		12

Tabla 28: Cálculo índices estacionales X2
Fuente: Elaboración propia

X3	1	2	3	4	5	6	7	8	INDICE	x12	IND AJ
ENERO		0,303	1,219	0,381	0,316	0,376	0,367	0,380	0,477	5,728	0,480
FEBRERO		1,072	1,757	0,760	0,776	1,054	0,542	0,170	0,876	10,509	0,880
MARZO		0,783	1,055	0,576	0,509	1,003	1,033	1,124	0,869	10,428	0,874
ABRIL		0,650	1,330	1,262	1,476	1,238	1,156	1,262	1,196	14,354	1,202
MAYO		1,829	2,438	3,675	3,118	3,652	2,184	3,910	2,972	35,668	2,988
JUNIO		3,503	2,283	3,563	2,930	2,342	2,659	2,085	2,766	33,196	2,781
JULIO	0,876	1,880	1,179	1,045	2,013	1,464	2,513		1,567	18,807	1,575
AGOSTO	1,713	0,720	0,176	0,450	0,484	0,297	0,656		0,642	7,706	0,646
SEPTIEMBRE	0,279	0,453	0,088	0,031	0,211	0,138	0,232		0,205	2,455	0,206
OCTUBRE	0,103	0,317	0,012	0,015	0,021	0,017	0,087		0,082	0,983	0,082
NOVIEMBRE	0,022	0,034	0,064	0,015	0,059	0,100	0,027		0,046	0,553	0,046
DICIEMBRE	0,085	0,116	0,219	0,029	0,118	1,094	0,009		0,239	2,862	0,240
									11,937		12,000

Tabla 29: Cálculo índices estacionales X3
Fuente: Elaboración propia

X4	1	2	3	4	5	6	7	8	INDICE	x12	IND AJ
ENERO		0,324	1,282	1,236	0,921	1,202	0,986	0,790	0,963	11,556	0,964
FEBRERO		1,333	2,272	2,251	1,662	2,279	1,093	0,466	1,622	19,469	1,624
MARZO		2,940	1,610	1,886	1,501	1,550	1,257	1,907	1,807	21,686	1,809
ABRIL		1,782	1,751	1,527	1,548	1,179	1,296	1,701	1,541	18,488	1,542
MAYO		2,029	1,539	1,543	1,653	2,195	1,670	2,174	1,829	21,949	1,831
JUNIO		1,663	1,369	1,163	1,504	1,279	1,641	1,823	1,492	17,899	1,493
JULIO	0,796	0,820	0,744	0,946	1,309	0,840	2,182		1,091	13,092	1,092
AGOSTO	1,149	0,465	0,439	0,681	0,673	0,447	0,713		0,652	7,828	0,653
SEPTIEMBRE	0,280	0,384	0,351	0,340	0,284	0,368	0,544		0,364	4,374	0,365
OCTUBRE	0,184	0,136	0,177	0,154	0,133	0,095	0,352		0,176	2,113	0,176
NOVIEMBRE	0,004	0,029	0,198	0,174	0,154	0,296	0,109		0,138	1,655	0,138
DICIEMBRE	0,116	0,119	0,333	0,440	0,410	0,603	0,175		0,314	3,766	0,314
									11,989		12

Tabla 30: Cálculo índices estacionales X4
Fuente: Elaboración propia

X5	1	2	3	4	5	6	7	8	INDICE	x12	IND AJ
ENERO		0,406	1,120	1,691	1,083	1,775	1,027	0,727	1,118	13,422	1,131
FEBRERO		0,970	2,678	1,716	1,155	2,237	1,645	0,831	1,604	19,253	1,622
MARZO		3,278	1,907	1,857	1,260	1,243	1,457	2,074	1,868	22,418	1,889
ABRIL		1,880	1,980	2,262	1,749	0,810	1,515	1,669	1,695	20,339	1,713
MAYO		1,622	1,618	1,090	1,702	2,156	1,288	1,589	1,581	18,968	1,598
JUNIO		1,393	0,785	0,849	1,158	0,661	1,253	1,487	1,084	13,004	1,095
JULIO	0,855	0,955	0,532	0,619	1,304	0,846	1,616		0,961	11,531	0,971
AGOSTO	0,863	0,446	0,494	0,548	0,837	0,594	0,513		0,614	7,363	0,620
SEPTIEMBRE	0,144	0,126	0,497	0,409	0,462	0,385	0,406		0,347	4,164	0,351
OCTUBRE	0,203	0,144	0,333	0,229	0,345	0,148	0,474		0,268	3,216	0,271
NOVIEMBRE	0,094	0,071	0,327	0,247	0,318	0,476	0,224		0,251	3,012	0,254
DICIEMBRE	0,421	0,194	0,466	0,390	0,672	0,795	0,416		0,479	5,753	0,485
									11,870		12

Tabla 31: Cálculo índices estacionales X5
Fuente: Elaboración propia

COMPETIDORES		Incremento Débil	Mayor Débil	Débil	Muchísimo Débil	Agil	Modesto	Leve	Mayor Fuerte	Incremento Fuerte
A la hora de analizar la competencia, analice la importancia relativa de la Política de Precios del competidor:										
con respecto a la política de servicio al cliente del competidor es:										
con respecto a las características del producto del competidor es:										
con respecto a las promociones del competidor es:										
A la hora de analizar la competencia, compare la importancia relativa de la Política de Servicio al Cliente del competidor										
con respecto a las características del producto del competidor es:										
con respecto a las promociones del competidor es:										
A la hora de analizar la competencia, compare la importancia relativa de las Características del producto del competidor con respecto a las promociones del competidor es:										

POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR		no probable	poco probable	probablemente probable	probable	may probable
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		AGRESIVA			X	
		NORMAL				X
		DEBIL		X	X	
Las ventas pueden presentar un:						
Si, ante las posibles estrategias de precios del competidor, se presenta:	POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR: AGRESIVA	DECLINE FUERTE		X		
		DECLINE DEBIL			X	
		CRECIMIENTO DEBIL			X	
	POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR: NORMAL	DECLINE FUERTE		X		
		DECLINE DEBIL			X	
		CRECIMIENTO DEBIL			X	
	POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR: DEBIL	DECLINE FUERTE		X		
		DECLINE DEBIL			X	
		CRECIMIENTO DEBIL				X
		CRECIMIENTO FUERTE			X	

POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE DEL COMPETIDOR		no probable	poco probable	probablemente probable	probable	may probable
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		AGRESIVA		X		
		NORMAL				X
		DEBIL			X	
Las ventas pueden presentar un:						
Si, ante las posibles políticas de Nivel de Servicio del competidor, se presenta:	POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE DEL COMPETIDOR: AGRESIVA	DECLINE FUERTE		X		
		DECLINE DEBIL			X	
		CRECIMIENTO DEBIL		X		
	POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE DEL COMPETIDOR: NORMAL	DECLINE FUERTE	X			
		DECLINE DEBIL		X		
		CRECIMIENTO DEBIL			X	
	POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE DEL COMPETIDOR: DEBIL	DECLINE FUERTE	X			
		DECLINE DEBIL		X		
		CRECIMIENTO DEBIL				X
		CRECIMIENTO FUERTE			X	

CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO DEL COMPETIDOR

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	SUPERIOR	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	mucho probable
	NORMAL			<input checked="" type="checkbox"/>		
	INFERIOR			<input checked="" type="checkbox"/>		
						<input checked="" type="checkbox"/>

Si, ante las posibles estrategias de características del producto del competidor, se presenta:	CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO: SUPERIOR	Las ventas del competidor pueden presentar un:	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	mucho probable
		DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>			
		DECLINE DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO	<input checked="" type="checkbox"/>				
	CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO: NORMAL	DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>			
		DECLINE DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>			
		CRECIMIENTO DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO			<input checked="" type="checkbox"/>		
	CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO: INFERIOR	DECLINE FUERTE	<input checked="" type="checkbox"/>				
DECLINE DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>				
CRECIMIENTO DEBIL					<input checked="" type="checkbox"/>		
CRECIMIENTO				<input checked="" type="checkbox"/>			

ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	AGRESIVA	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	mucho probable
	NORMAL				<input checked="" type="checkbox"/>	
	DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
						<input checked="" type="checkbox"/>

Si, ante las posibles estrategias de promoción del competidor, se presenta:	ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR: AGRESIVA	Las ventas del competidor pueden presentar un:	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	mucho probable
		DECLINE FUERTE			<input checked="" type="checkbox"/>		
		DECLINE DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO	<input checked="" type="checkbox"/>				
	ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR: NORMAL	DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>			
		DECLINE DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>			
		CRECIMIENTO DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>		
		CRECIMIENTO			<input checked="" type="checkbox"/>		
	ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR: DEBIL	DECLINE FUERTE	<input checked="" type="checkbox"/>				
DECLINE DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>				
CRECIMIENTO DEBIL					<input checked="" type="checkbox"/>		
CRECIMIENTO				<input checked="" type="checkbox"/>			

CLIENTES

Analice la importancia de los siguientes factores, en función del impacto en la demanda de productos

Información 0000	May 0000	0000	Marzo 0000 0000	Agosto	Noviembre	Febrero	Mayo 0000	Información 0000
------------------	----------	------	-----------------	--------	-----------	---------	-----------	------------------

A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa de los requerimientos del producto del Cliente ,
con respecto a los requerimientos de logística es:

REQUERIMIENTOS DEL PRODUCTO							
		REQUERIMIENTOS	no probable	para probable	moderadamente probable	probable	may probable
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		MAYORES					X
		NORMALES			X		
		MENORES	X				
Si se presenta que los clientes:		Las ventas pueden presentar un:	no probable	para probable	moderadamente probable	probable	may probable
Si se presenta que los clientes:	DEMANDEN MAYORES REQUERIMIENTOS DEL PRODUCTO	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL					
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO FUERTE	X				
	DEMANDEN NORMALES REQUERIMIENTOS DEL PRODUCTO	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL					
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO FUERTE	X				
	DEMANDEN MENORES REQUERIMIENTOS DEL PRODUCTO	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL					
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO FUERTE	X				
REQUERIMIENTOS DE LOGISTICA							
		REQUERIMIENTOS	no probable	para probable	moderadamente probable	probable	may probable
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		MAYORES					X
		NORMALES			X		
		MENORES	X				
Si se presenta que los clientes:		Las ventas pueden presentar un:	no probable	para probable	moderadamente probable	probable	may probable
Si se presenta que los clientes:	DEMANDEN MAYORES REQUERIMIENTOS DE LOGISTICA	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL					
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO FUERTE	X				
	DEMANDEN NORMALES REQUERIMIENTOS DE LOGISTICA	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL					
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO FUERTE	X				
	DEMANDEN MENORES REQUERIMIENTOS DE LOGISTICA	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL					
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO FUERTE	X				

SU EMPRESA

	Enormemente Débil	Muy Débil	Débil	Indiferente	Modestamente Fuerte	Fuerte	Muy Fuerte	Enormemente Fuerte
Analice la importancia relativa de la Política de Precios de su empresa:								
con respecto a la política de servicio al cliente es:						<input checked="" type="checkbox"/>		
con respecto a las características del producto es:							<input checked="" type="checkbox"/>	
con respecto a las promociones es:								<input checked="" type="checkbox"/>
Compare la importancia relativa de la Política de Servicio al Cliente								
con respecto a las características del producto:					<input checked="" type="checkbox"/>			
con respecto a las promociones es:								<input checked="" type="checkbox"/>
Compare la importancia relativa de las Características del producto con respecto a las promociones es:								<input checked="" type="checkbox"/>

POLITICA DE PRECIOS			no probable	algo probable	moderadamente probable	probable	muy probable	
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		AGRESIVA		<input checked="" type="checkbox"/>				
		NORMAL			<input checked="" type="checkbox"/>			
		DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>		
Si, ante las posibles estrategias de precios de su empresa, se presenta:	POLITICA DE PRECIOS: AGRESIVA	Las ventas pueden presentar un:		no probable	algo probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>				
		DECLINE DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>			
	POLITICA DE PRECIOS: NORMAL	CRECIMIENTO DEBIL					<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO				<input checked="" type="checkbox"/>		
		DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>				
	POLITICA DE PRECIOS: DEBIL	DECLINE DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>				
		CRECIMIENTO DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>			
		CRECIMIENTO	<input checked="" type="checkbox"/>					

ESTRATEGIA DE PROMOCION

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	AGRESIVA	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	may probable
	NORMAL		X			
	DEBIL			X		

Si, ante las posibles estrategias de promoción de su empresa, se presenta:	ESTRATEGIA DE PROMOCION: AGRESIVA	Las ventas pueden presentar un:	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	may probable
		DECLINE FUERTE	X				
		DECLINE DEBIL		X			
		CRECIMIENTO DEBIL					X
	ESTRATEGIA DE PROMOCION: NORMAL	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL			X		
		CRECIMIENTO DEBIL				X	
		CRECIMIENTO		X			
	ESTRATEGIA DE PROMOCION: DEBIL	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL			X		
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO	X				

FECHA: 17/6/2015

NOMBRE: GUILLERMO

MARQUE CON UNA X SEGUN CORRESPONDA

A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa de la Economía Nacional

	Desarrollo del PIB	May PIB	Estilo	Desarrollo del PIB	IPM	Multinacional	Export	May PIB	Desarrollo del PIB
con respecto a los Competidores es:									X
con respecto a los Clientes es:									X
con respecto a las Normativas Vigentes es:								X	
con respecto a la experiencia de la Empresa es:								X	
A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa de los Competidores									
con respecto a los Clientes es:									
con respecto a la Normativa Vigente es:			X			X			
con respecto a la experiencia de la Empresa es:			X						
A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa de los Clientes									
con respecto a la Normativa Vigente es:					X				
con respecto a la experiencia de la Empresa es:						X			
A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa de las Normativas Vigentes									
con respecto a la experiencia de la Empresa es:								X	

ECONOMIA NACIONAL

Analice la importancia de los siguientes factores, en función del impacto en la demanda de productos

A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa del crecimiento del PIB:

	Desarrollo del PIB	May PIB	Estilo	Desarrollo del PIB	IPM	Multinacional	Export	May PIB	Desarrollo del PIB
con respecto al desempleo:							X		
con respecto a la inflación:								X	
A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa del crecimiento del desempleo									
con respecto a la inflación es:						X			

		PIB					
		no produce	para produce	reconstrucción produce	produce	may produce	
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	ALTO CRECIMIENTO		X				
	MEDIO			X			
	BAJO CRECIMIENTO					X	
Si se presenta un:	ALTO CRECIMIENTO DEL PIB	Las ventas pueden presentar un:	no produce	para produce	reconstrucción produce	produce	may produce
		DECLINE FUERTE	X				X
		DECLINE DEBIL		X		X	
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
	CRECIMIENTO					X	
	MEDIO CRECIMIENTO DEL PIB	DECLINE FUERTE		X			
		DECLINE DEBIL			X		
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
		CRECIMIENTO			X		
	BAJO CRECIMIENTO DEL PIB	DECLINE FUERTE				X	
		DECLINE DEBIL			X		
		CRECIMIENTO DEBIL	X				
CRECIMIENTO			X				

DESEMPLEO

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	ALTO CRECIMIENTO	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
	MEDIO				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
	BAJO CRECIMIENTO	<input checked="" type="checkbox"/>				

Si se presenta un:	ALTO CRECIMIENTO DEL DESEMPLEO	Las ventas pueden presentar un:		no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE						<input checked="" type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL						
		CRECIMIENTO DEBIL	<input checked="" type="checkbox"/>					
	MEDIO CRECIMIENTO DEL DESEMPLEO	DECLINE FUERTE						<input checked="" type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL						<input checked="" type="checkbox"/>
		CRECIMIENTO DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>			
	BAJO CRECIMIENTO DEL DESEMPLEO	DECLINE FUERTE	<input checked="" type="checkbox"/>					
		DECLINE DEBIL	<input checked="" type="checkbox"/>					
CRECIMIENTO DEBIL							<input checked="" type="checkbox"/>	
CRECIMIENTO				<input checked="" type="checkbox"/>				

INFLACION

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	ALTO CRECIMIENTO	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
	MEDIO				<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>
	BAJO CRECIMIENTO	<input checked="" type="checkbox"/>				

Si se presenta un:	ALTO CRECIMIENTO DE LA INFLACIÓN	Las ventas pueden presentar un:		no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE					<input checked="" type="checkbox"/>	
		DECLINE DEBIL					<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO DEBIL	<input checked="" type="checkbox"/>					
	MEDIO CRECIMIENTO DE LA INFLACIÓN	DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>				
		DECLINE DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>			
		CRECIMIENTO DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>		
	BAJO CRECIMIENTO DE LA INFLACIÓN	DECLINE FUERTE						<input checked="" type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL						<input checked="" type="checkbox"/>
CRECIMIENTO DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>						
CRECIMIENTO			<input checked="" type="checkbox"/>					

COMPETIDORES		1er trimestre 2018	2do 2018	3do 2018	4to trimestre 2018	igual	Menor	Mayor	My Facts	Utilización Facts
A la hora de analizar la competencia, analice la importancia relativa de la Política de Precios del competidor:										
con respecto a la política de servicio al cliente del competidor es:										
con respecto a las características del producto del competidor es:										
con respecto a las promociones del competidor es:										
A la hora de analizar la competencia, compare la importancia relativa de la Política de Servicio al Cliente del competidor										
con respecto a las características del producto del competidor es:										
con respecto a las promociones del competidor es:										
A la hora de analizar la competencia, compare la importancia relativa de las Características del producto del competidor con respecto a las promociones del competidor es:										

POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR											
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		AGRESIVA	no producto	poco producto	moderadamente producto	producto	may producto				
		NORMAL									
		DEBIL									
Las ventas del competidor pueden presentar un:			no producto	poco producto	moderadamente producto	producto	may producto				
Si, ante las posibles estrategias de precios del competidor, se presenta:	POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR: AGRESIVA	DECLINE FUERTE									
		DECLINE DEBIL									
		CRECIMIENTO DEBIL									
	POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR: NORMAL	DECLINE FUERTE									
		DECLINE DEBIL									
		CRECIMIENTO DEBIL									
	POLITICA DE PRECIOS DEL COMPETIDOR: DEBIL	DECLINE FUERTE									
		DECLINE DEBIL									
		CRECIMIENTO DEBIL									

POLITICA DE SERVICIO AL CUENTE DEL COMPETIDOR											
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		AGRESIVA	no producto	poco producto	moderadamente producto	producto	may producto				
		NORMAL									
		DEBIL									
Las ventas del competidor pueden presentar un:			no producto	poco producto	moderadamente producto	producto	may producto				
Si, ante las posibles políticas de Nivel de Servicio del competidor, se presenta:	POLITICA DE SERVICIO AL CUENTE DEL COMPETIDOR: AGRESIVA	DECLINE FUERTE									
		DECLINE DEBIL									
		CRECIMIENTO DEBIL									
	POLITICA DE SERVICIO AL CUENTE DEL COMPETIDOR: NORMAL	DECLINE FUERTE									
		DECLINE DEBIL									
		CRECIMIENTO DEBIL									
	POLITICA DE SERVICIO AL CUENTE DEL COMPETIDOR: DEBIL	DECLINE FUERTE									
		DECLINE DEBIL									
		CRECIMIENTO DEBIL									

CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO DEL COMPETIDOR

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	SUPERIOR	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
	NORMAL			<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
	INFERIOR		<input checked="" type="checkbox"/>			

Si, ante las posibles estrategias de características del producto del competidor, se presenta:	CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO: SUPERIOR	Las ventas del competidor pueden presentar un:	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE				<input checked="" type="checkbox"/>	
		DECLINE DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
	CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO: NORMAL	DECLINE FUERTE				<input checked="" type="checkbox"/>	
		DECLINE DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>			
	CARACTERÍSTICAS DEL PRODUCTO: INFERIOR	DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>			
		DECLINE DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>		
		CRECIMIENTO DEBIL					<input checked="" type="checkbox"/>
		CRECIMIENTO			<input checked="" type="checkbox"/>		

ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	AGRESIVA	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
	NORMAL		<input checked="" type="checkbox"/>		<input checked="" type="checkbox"/>	
	DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>		

Si, ante las posibles estrategias de promoción del competidor, se presenta:	ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR: AGRESIVA	Las ventas del competidor pueden presentar un:	no probable	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>			<input checked="" type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	
	ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR: NORMAL	DECLINE FUERTE				<input checked="" type="checkbox"/>	
		DECLINE DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
		CRECIMIENTO DEBIL				<input checked="" type="checkbox"/>	
	ESTRATEGIA DE PROMOCION DEL COMPETIDOR: DEBIL	DECLINE FUERTE		<input checked="" type="checkbox"/>			
		DECLINE DEBIL		<input checked="" type="checkbox"/>			
		CRECIMIENTO DEBIL			<input checked="" type="checkbox"/>		
		CRECIMIENTO			<input checked="" type="checkbox"/>		

FACTORES ECOLOGICOS

Analice la importancia de los siguientes factores, en función del impacto en la demanda de productos

Administración (Gdy)	Muy Débil	Débil	Modestamente Débil	Equil	Modestamente Débil	Fuerte	Muy Fuerte	Extremadamente Fuerte
----------------------	-----------	-------	--------------------	-------	--------------------	--------	------------	-----------------------

A la hora de pronosticar la demanda, la importancia relativa de la actitud general del Gobierno, con respecto a la regulación de las leyes:

								X
--	--	--	--	--	--	--	--	---

CAMBIO EN LA ACTITUD GENERAL DEL GOBIERNO

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	CAMBIO POSITIVO	no probable	para probable	moderadamente probable	probable	muy probable
	SIN CAMBIO		X			X
	CAMBIO NEGATIVO			X		

Si se presenta, en la actitud general del gobierno, un:	CAMBIO POSITIVO	Las ventas pueden presentar un:		no probable	para probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE		X				
		DECLINE DEBIL			X			
	SIN CAMBIO	CRECIMIENTO DEBIL					X	
		CRECIMIENTO				X		
		DECLINE FUERTE			X			
	CAMBIO NEGATIVO	DECLINE DEBIL			X			
		CRECIMIENTO DEBIL			X			
		CRECIMIENTO			X			

REGULACION DE LEYES

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	CAMBIO POSITIVO	no probable	para probable	moderadamente probable	probable	muy probable
	SIN CAMBIO		X			X
	CAMBIO NEGATIVO				X	

Si se presenta, en lo asociado a regulación de leyes, un:	CAMBIO POSITIVO	Las ventas pueden presentar un:		no probable	para probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE					X	
		DECLINE DEBIL				X		
	SIN CAMBIO	CRECIMIENTO DEBIL					X	
		CRECIMIENTO				X		
		DECLINE FUERTE		X				
	CAMBIO NEGATIVO	DECLINE DEBIL		X				
		CRECIMIENTO DEBIL			X			
		CRECIMIENTO		X				

SU EMPRESA

	Extremadamente débil	Muy débil	Débil	Indiferente	Neutral	Modestamente fuerte	Fuerte	Muy fuerte	Extremadamente fuerte
Analice la importancia relativa de la Política de Precios de su empresa:									
con respecto a la política de servicio al cliente es:									
con respecto a las características del producto es:									
con respecto a las promociones es:									
Compare la importancia relativa de la Política de Servicio al Cliente									
con respecto a las características del producto:									
con respecto a las promociones es:									
Compare la importancia relativa de las Características del producto, con respecto a las promociones es:									

POLITICA DE PRECIOS				en absoluto	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:		AGRESIVA						
		NORMAL						
		DEBIL						
Si, ante las posibles estrategias de precios de su empresa, se presenta:	POLITICA DE PRECIOS: AGRESIVA	Las ventas pueden presentar un:		en absoluto	poco probable	moderadamente probable	probable	muy probable
		DECLINE FUERTE						
		DECLINE DEBIL						
		CRECIMIENTO						
	POLITICA DE PRECIOS: NORMAL	DECLINE FUERTE						
		DECLINE DEBIL						
		CRECIMIENTO DEBIL						
		CRECIMIENTO						
	POLITICA DE PRECIOS: DEBIL	DECLINE FUERTE						
		DECLINE DEBIL						
		CRECIMIENTO DEBIL						
		CRECIMIENTO						

POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	AGRESIVA	no probable	para probable	totalmente probable	probable	no probable
	NORMAL		X			
	DEBIL			X		
					X	

Si, ante las posibles políticas de Nivel de Servicio de su empresa, se presenta:	POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE: AGRESIVA	Las ventas pueden presentar un:					
		DECLINE FUERTE	no probable	para probable	totalmente probable	probable	no probable
		DECLINE DEBIL		X			
	CRECIMIENTO DEBIL			X			
	CRECIMIENTO				X		
	POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE: NORMAL	DECLINE FUERTE				X	
		DECLINE DEBIL			X		
		CRECIMIENTO DEBIL				X	
	CRECIMIENTO					X	
POLITICA DE SERVICIO AL CLIENTE: DEBIL	DECLINE FUERTE			X			
	DECLINE DEBIL				X		
	CRECIMIENTO DEBIL	X					
CRECIMIENTO	X						

CARACTERISTICAS DEL PRODUCTO

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	SUPERIOR	no probable	para probable	totalmente probable	probable	no probable
	NORMAL		X			
	INFERIOR	X				
						X

Si, ante las posibles estrategias de características del producto de su empresa, se presenta:	CARACTERISTICA DEL PRODUCTO: SUPERIOR	Las ventas pueden presentar un:					
		DECLINE FUERTE	no probable	para probable	totalmente probable	probable	no probable
		DECLINE DEBIL		X			
	CRECIMIENTO DEBIL				X		
	CRECIMIENTO					X	
	CARACTERISTICA DEL PRODUCTO: NORMAL	DECLINE FUERTE				X	
		DECLINE DEBIL			X		
		CRECIMIENTO DEBIL			X		
	CRECIMIENTO				X		
CARACTERISTICA DEL PRODUCTO: INFERIOR	DECLINE FUERTE				X		
	DECLINE DEBIL				X		
	CRECIMIENTO DEBIL	X					
CRECIMIENTO	X						

ESTRATEGIA DE PROMOCION

Indique la probabilidad de los siguientes escenarios:	AGRESIVA	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	NORMAL	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	DEBIL	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>

Si, ante las posibles estrategias de promoción de su empresa, se presenta:	ESTRATEGIA DE PROMOCION: AGRESIVA	Las ventas pueden presentar un:				
		DECLINE FUERTE	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		CRECIMIENTO DEBIL	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	CRECIMIENTO	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	
	ESTRATEGIA DE PROMOCION: NORMAL	DECLINE FUERTE	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		CRECIMIENTO DEBIL	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		CRECIMIENTO	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
	ESTRATEGIA DE PROMOCION: DEBIL	DECLINE FUERTE	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		DECLINE DEBIL	<input type="checkbox"/>	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
		CRECIMIENTO DEBIL	<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>
CRECIMIENTO		<input checked="" type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	<input type="checkbox"/>	