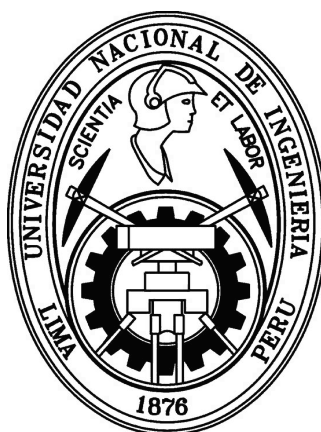


UNIVERSIDAD NACIONAL DE INGENIERÍA

FACULTAD DE INGENIERÍA INDUSTRIAL Y DE SISTEMAS

SECCIÓN DE POSGRADO



**“METODOLOGÍA BASADA EN MODELOS ECONÓMICOS
PARA PREDICCIÓN DE DEMANDA EN UNA INDUSTRIA
COSMÉTICA”**

TESIS

**PARA OPTAR EL GRADO ACADÉMICO DE
MAESTRO EN CIENCIAS CON MENCIÓN EN:
INGENIERÍA DE SISTEMAS**

LIC. CARLOS EDUARDO RODRÍGUEZ CALDERÓN

LIMA – PERÚ

2012

DEDICATORIA

*A las tres Marías:
a mi madre, a mi abuela y a mi tía,
las personas que dieron luz a mi vida
desde que llegué a este mundo,
el regalo más grande que
Dios me ha dado.*

*A Guissela, el amor de mi vida,
que conocí en esta prestigiosa
casa de estudios.*

*A Tato, quien supo que lo haría
pero no estuvo para verlo
al cual espero volver a ver
al final de este viaje.*

*Y a todo aquel,
que como yo,
tiene un sueño más
por cumplir.*

AGRADECIMIENTO

Agradezco a mis docentes universitarios, tanto de la UNI como de la UNMSM, que con sus enseñanzas, recomendaciones, consejo y aliento me condujeron a la realización de este trabajo, al colegio La Salle, en particular al Hno. Alberto Q.E.P.D. que decía “No dude nunca de Ud.” así como a todos aquellos (familiares, amigos y compañeros) que tuvieron esperanza, paciencia y fe en mí (a los que pasaron por este mundo antes que yo y los que aún me acompañan) y finalmente y no menos importante: a Dios, al gran arquitecto del universo, que nos trajo a este mundo a concretar nuestros sueños y ser felices, al amigo que nunca falla y que sin su bendición esto no sería una realidad.

ÍNDICE

DEDICATORIA	2
AGRADECIMIENTO	3
ÍNDICE.....	4
DESCRIPTORES TEMÁTICOS.....	7
RESUMEN.....	8
ABSTRACT.....	10
INTRODUCCIÓN.....	12
CAPÍTULO I PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN.....	15
1.1. DIAGNÓSTICO Y ENUNCIADO DEL PROBLEMA	15
1.2. PROBLEMAS ESPECÍFICOS	17
1.3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN	18
1.3.1. OBJETIVO GENERAL.....	18
1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS	18
1.4. JUSTIFICACIÓN Y DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN.....	19
1.4.1. IMPORTANCIA Y JUSTIFICACIÓN	19
1.4.2. DELIMITACIÓN	21
1.5. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN	23
1.5.1. DEFINICIÓN DE LA HIPÓTESIS	23
1.5.1.1. Hipótesis General.....	23
1.5.1.2. Hipótesis Secundarias.....	23

1.5.2.	DEFINICIÓN CONCEPTUAL DE LA VARIABLES	24
1.5.3.	DEFINICIÓN OPERACIONAL DE LAS VARIABLES	28
CAPÍTULO II MARCO DE REFERENCIA DE LA INVESTIGACIÓN		38
2.1.	ANTECEDENTES.....	38
2.1.1.	Sobre la metodología	38
2.1.2.	Sobre la empresa	39
2.1.3.	Tecnología.....	46
2.2.	MARCO TEÓRICO	48
2.2.1.	Modelo econométrico: el modelo lineal general.....	53
2.2.2.	Modelo econométrico: el modelo de regresión lineal múltiple	54
2.2.3.	Modelo econométrico: forma matricial del modelo	55
2.2.4.	Modelo econométrico: resolución del modelo por el método de mínimos cuadrados	55
2.2.5.	Modelos de regresión con variables dicótomas.....	60
2.2.5.1.	Observación sobre el método a usar para la predicción	61
CAPÍTULO III METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN.....		64
3.1.	TIPO DE INVESTIGACIÓN	64
3.2.	POBLACIÓN Y MUESTRA	64
3.3.	TÉCNICAS E INSTRUMENTOS.....	67
3.4.	ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DE LOS DATOS	68
CAPÍTULO IV METODOLOGÍA PROPUESTA.....		72
4.1.	EL PROCESO DE ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA	72
4.2.	PRESENTACIÓN DEL MODELO	76
4.2.1.	Ejecución del proceso de estimación	82
4.2.2.	Aplicación de la metodología sobre la muestra	92

CAPÍTULO V	OTRAS BONDADES DEL MODELO RESULTANTE	125
5.1.	DEL MODELO POR GRUPO AL MODELO POR PRODUCTO ...	125
5.2.	ELASTICIDAD DE LA DEMANDA (A PARTIR DEL MODELO RLM) 126	
5.3.	RECOMENDACIONES PARA LA SEPARACIÓN DEL PRONÓSTICO A UN NIVEL MÁS DETALLADO.....	132
CAPÍTULO VI	INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS.....	136
CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES		140
1.	CONCLUSIONES:	140
2.	RECOMENDACIONES:	143
REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....		149
ANEXOS.....		156
ANEXO 1: TABLA DE ILUSTRACIONES		156
ANEXO 2: TABLAS UTILIZADAS.....		159
ANEXO 3: EJECUCIÓN DE MODELOS CON RETROCESO DE TRES CAMPAÑAS RESPECTO A LA ÚLTIMA CERRADA.....		161
ANEXO 4: EJECUCIÓN DE MODELOS SIN RETROCESO DE TRES CAMPAÑAS RESPECTO A LA ÚLTIMA CERRADA (TOMANDO HISTORIA HASTA LA ÚLTIMA CAMPAÑA CERRADA)		169
ANEXO 5: CÓDIGO ABAP DESARROLLADO PARA INVOCAR AL MOTOR MLR.EXE.....		177
ANEXO 6: FUNCIÓN /SAPAPO/CDFT.....		182
ANEXO 7: PROTOTIPO INICIAL DEL MÓDULO DE REGRESIÓN LINEAL MULTIVARIANTE		185

DESCRIPTORES TEMÁTICOS

- Pronóstico de demanda
- Modelos econométricos
- Planeamiento de demanda
- Administración de la demanda
- Modelo de variables dicótomas
- Regresión lineal multivariante
- Industria Cosmética

RESUMEN

La estimación de demanda siempre ha sido una dificultad en toda empresa. Tal como lo menciona un famoso matemático de Intel¹: “es el problema matemático más difícil de ser resuelto”.

Toda empresa, grande o pequeña que fabrica y/o comercializa productos, requiere un adecuado plan de demanda para competir en el mercado. Errores de exactitud en el pronóstico de demanda puede traer problemas tanto por exceso de inventario así como demanda insatisfecha, luego es un problema importante que debe ser tratado con una base científica adecuada.

Otro detalle importante al momento de predecir la demanda, si se observa que esta se encuentra influenciada por determinados factores, para aplicar estos en la predicción, se deberá garantizar su existencia a futuro, de lo contrario no podrán ser utilizados para la predicción.

En este estudio, enfocado en una realidad particular, tan compleja como resulta una empresa de cosméticos de venta directa, con su principal medio y vitrina llamado catálogo luego de un análisis primario de datos y su correlación con variables brinda una posibilidad para el pronóstico de su demanda con un nivel de exactitud adecuado para garantizar un buen abastecimiento de la misma y así, una buena atención a sus clientes sin incurrir en costos de sobreabastecimiento para no dar pérdida.

La metodología sienta las bases que toda empresa debe fijar antes de aplicar una técnica estadística, el principio fundamental a seguir será que el modelo a desarrollar siempre debe ser una representación fidedigna de la

¹ Karl Kempf (Bloomberg Businessweek, 2012)

realidad y luego, una vez definido lo anterior, se podrá pensar en la técnica a utilizar que luego de ciertas adaptaciones, para nuestro caso particular, será la econometría.

Adicionalmente se consideran otros aspectos, que trascienden la estadística tales como la elasticidad de demanda, también importantes para la fijación de precios.

ABSTRACT

Demand forecasting has been always a very difficult issue in every company. As a famous Intel's mathematician² says: Forecasting is "the hardest problem in math,"

Any company, large or not, that manufactures and/or sell products, requires an adequate demand plan to compete in market. Accuracy errors in demand forecasting can cause problems both for inventory surplus or unsatisfied demand. Then it's an important problem that should be treated with adequate scientific tests.

Another important detail to be considered when forecasting (if it is determined by some factors) and to apply it with confidence, will be the availability of this data in future. Otherwise, these factors will not be able to be used for prediction.

In this study, focused on a particular scenario, as complex as it would be a direct selling cosmetic company with its main showroom called catalogue book; after a primary data analysis and the correlation between variables, offers a possibility for demand forecasting with an appropriate accuracy level to guarantee a correct supply. This will generate in consequence a good customer satisfaction without oversupply costs.

The proposed methodology lays the foundation that every company should set before applying a statistical technique: the basic principle that every model must be a faithful representation of reality and afterwards and with

² Karl Kempf (Bloomberg Businessweek, 2012)

confidence we can choose the technique to be used. In our case, after certain adaptations, the chosen one was: econometrics.

This work also considers other aspects beyond statistics such as elasticity of demand, also important for pricing.

INTRODUCCIÓN

El presente trabajo presenta una metodología para predicción de demanda en una empresa de venta directa de cosméticos basada en el aprovechamiento de variables que la empresa define a futuro y de las cuales se guarda relación histórica de estas versus la demanda histórica.

El diseño de la metodología se apoya en la teoría de modelos econométricos, el aporte del trabajo se enfoca en identificar las variables más significativas para la construcción de un modelo, las reglas propias del negocio que deben reflejarse en el modelo así como los parámetros de calidad que deberán ser considerados para garantizar tanto la calidad del modelo desarrollado así como la predicción que generará este modelo. En general, la metodología propuesta busca reducir la incertidumbre de usar el modelo propuesto resultante, particularmente el pronóstico de la demanda.

La aplicación de la metodología propuesta se realiza sobre una muestra significativa de los productos a comercializar en los próximos tres periodos comerciales en dos de los quince países que maneja la corporación cosmética que es materia de estudio. Dado que la demanda futura es desconocida, se ensaya predecir la demanda de los tres últimos periodos para la muestra ignorando esos puntos de historia.

Para desarrollar y explicar la metodología se consideraron los siguientes capítulos cuyo contenido se resume a continuación.

Capítulo I: que define el problema a investigar, de predicción de la demanda futura en una industria cosmética así como los problemas específicos que tiene la empresa sobre el particular, asimismo y conforme a lo desarrollado en la matriz de consistencia, los objetivos (general y específicos); la

importancia, justificación y delimitación de la investigación en relación a los casos que podrán ser atendidos por la metodología y finalmente las hipótesis del trabajo de investigación, tanto la general como las secundarias incluyendo adicionalmente la definición de las variables tanto en forma conceptual como operacional, las mismas que serán esenciales para el desarrollo del modelo.

Capítulo II: donde se establece el marco de referencia del estudio a realizar: los antecedentes, tanto de la necesidad que nos lleva a desarrollar esta metodología así como detalles de la empresa que es objeto de estudio y la tecnología disponible; y el marco teórico de modelos econométricos, particularmente de los modelos de regresión lineal multivariante así como una variante importante del mismo que es el modelo de variables dicótomas.

Capítulo III: que desarrolla los aspectos metodológicos de la investigación, estableciendo el tipo de investigación a realizar, la población que es objeto de estudio así como la muestra elegida y el criterio utilizado para definir la misma; las técnicas e instrumentos utilizados para el análisis y el tratamiento de los datos.

Capítulo IV: donde se desarrolla, en forma amplia y por extenso, la metodología que propone esta tesis, presenta el proceso de estimación de demanda propuesto así como el modelo, los criterios a utilizar propios de la metodología desarrollada así como los resultados producto de la aplicación de la misma sobre la muestra, se presentan los resultados para cada caso evaluado utilizando el prototipo desarrollado. Al finalizar se evalúa el comportamiento de los errores de pronóstico así como su tendencia y se comparan indicadores, tanto de exactitud del pronóstico como del nivel de variabilidad de los datos que es explicado por el modelo desarrollado en cada caso.

Capítulo V: aquí se presentan otras bondades de la metodología que complementan la inicial para propósitos específicos, tales como la separación del modelo agrupado a fin de brindar un modelo único por

producto, la manera en la cual se puede desarrollar un análisis de elasticidad de la demanda respecto a cambios en el precio (o la aplicación de descuentos) y finalmente algunas sugerencias para disgregar el pronóstico a niveles más detallados así como una propuesta de algoritmo para distribución sin pérdida.

Capítulo VI: que presenta una interpretación consolidada de los resultados obtenidos sobre la muestra y la inferencia del resultado final dado el nivel de confianza de la misma.

Luego se presentan las conclusiones de acuerdo a cada hipótesis secundaria así como la conclusión final que respalda favorablemente la hipótesis general y adicionalmente presenta las recomendaciones a las que se llega producto de esta investigación.

Y adicionalmente se presentan los recursos bibliográficos utilizados, libros, revistas, tesis, enlaces y artículos de investigación en revistas indexadas, todo esto presentado según el estilo APA, 5ª edición.

Finalmente se adjuntan anexos como apéndice a la tesis desarrollada.

CAPÍTULO I

PROBLEMA DE INVESTIGACIÓN

1.1. DIAGNÓSTICO Y ENUNCIADO DEL PROBLEMA

El manejo de modelos de predicción de demanda para la industria cosmética ha sido un desafío debido a la constante renovación de productos ofrecidos (Accenture, 2002). A lo largo del tiempo, las empresas han intentado predecir el futuro, en particular la demanda: sin embargo esta tarea ha resultado fallida y lo que funcionaba en el siglo pasado no resulta suficiente para la realidad actual (Cook, 2006). El sistema de venta directa incrementa la complejidad del pronóstico dado que un producto puede ser ofrecido con más de una oferta en uno o varios catálogos. El ingreso de nuevas empresas al mercado hace necesario que las empresas que comercializan productos cosméticos cuenten con métodos cada vez más eficientes y validados para un pronóstico de demanda acertado. Dentro del análisis de la cadena de abastecimiento se identifican costos que se presentan durante el manejo del sistema de inventarios (Mathur & Solow, 1996):

1. El costo de pedidos u organización.
2. El costo de compra (por unidad pedida).
3. El costo de conservación (por artículo en inventario).
4. El costo de déficit (por demanda insatisfecha).

Cabe indicar que la investigación se enfoca sobre el ciclo de Planeamiento de Demanda (SAP, 2011), lo cual implica que no

se abarcará el problema de inventarios propiamente dicho sino el de elaborar un adecuado plan de demanda para la posterior generación de órdenes de compra/producción del área de cadena de abastecimiento. En lo particular, para el caso de planeamiento de demanda nos enfocamos en dos costos que serían provocados por errores en el plan de demanda directamente:

- Inventario: en caso de producir/comprar más allá de lo que será demandado, el exceso de la producción no consumida redundará en un gasto innecesario de mantener dicho inventario, en material que dada la rotación posiblemente puede caer en obsolescencia y de ser así en pérdidas irrecuperables.
- Demanda no atendida: el cliente en una empresa de cosméticos de venta directa lo constituye la vendedora o mejor conocida como la consultora de belleza, quien realiza un pedido conforme a la solicitud de sus clientes finales y espera al cierre de cada período de venta que en su pedido se encuentren todos los productos solicitados. Si el planeamiento de la demanda cometió error por defecto respecto a la demanda real, una o más clientes se verán afectadas por el faltante, estas consultoras a su vez perderán los clientes y posiblemente, a la larga dichas consultoras decidirán cambiar de empresa de belleza buscando otra que no tenga el problema de faltante inesperado o no anunciado. Si bien esta pérdida se cuantifica básicamente como costos de oportunidad, adicionalmente se genera un factor de pérdida a largo plazo en caso la consultora decida no volver a trabajar con la empresa.

Tomando en cuenta ambas posibilidades, el plan de demanda debe ser lo más acertado posible para productos considerados con mayor participación en ventas dentro de la empresa, un acertado plan de demanda no solo reduce el inventario sino que es el punto de partida del buen servicio al cliente, sin faltantes respecto a lo solicitado.

Dado que el propósito de esta tesis será el de proponer una metodología basada en modelos econométricos (de regresión lineal multivariante) para predicción de demanda en una industria cosmética, tenemos como consecuencia que, el problema (general) a tratar es:

¿En qué medida la Metodología APORLM logra la predicción de la demanda en la industria cosmética?

1.2. PROBLEMAS ESPECÍFICOS

Las particularidades de elaborar un adecuado plan de demanda involucran a su vez resolver los siguientes problemas:

- ¿Es factible determinar los productos que exigen un pronóstico más acertado que otros, de acuerdo al monto de ventas y el precio de venta de cada producto?
- ¿Se puede determinar el conjunto de variables tanto endógenas como exógenas dentro de la empresa que determinan la venta de un producto así como las relaciones de dichas variables con el pronóstico de demanda?
- ¿Se puede, una vez definidas las variables, determinar el set de variables más importantes?
- Para aquellas vinculadas al precio del producto, ¿es factible establecer la elasticidad de la demanda respecto a un cambio en las mismas?

- Si se opta por la construcción de modelos basados en información histórica, ¿es posible determinar cuántos puntos de historia son requeridos para un pronóstico adecuado?
- En caso un producto se presente en varias presentaciones o con diferentes ofertas en un mismo periodo de tiempo, ¿es factible combinar dicha información?
- ¿Es posible determinar la política y esfuerzo para el mantenimiento de modelos de una empresa de cosméticos?

1.3. OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.3.1. OBJETIVO GENERAL

Ofrecer una metodología general, apoyada en tecnologías de la información, para la generación de modelos de predicción de demanda en la industria cosmética.

1.3.2. OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Determinar los productos que exigen un pronóstico más acertado que otros, de acuerdo al monto de ventas y el precio de venta de cada producto.
- Determinar las variables tanto endógenas como exógenas dentro de la empresa que determinan la venta de un producto así como las relaciones de dichas variables con el pronóstico de demanda.
- Una vez definidas las variables, determinar el set de variables más importantes.
- Para aquellas variables vinculadas al precio del producto, establecer la elasticidad de la demanda respecto a un cambio en estas.

- Si se opta por la construcción de modelos basados en información histórica, determinar cuántos puntos de historia son requeridos para un pronóstico adecuado.
- En caso un producto se presente en varias presentaciones o con diferentes ofertas en un mismo periodo de tiempo, determinar la estrategia para combinar dicha información y producir pronósticos aceptables para cada uno de los casos (cada oferta que se presente).
- Determinar la política y esfuerzo para el mantenimiento de modelos respecto a un modo de trabajo “tradicional” de una empresa de cosméticos, basado únicamente en la observación del medio de venta principal, llamado catálogo.

1.4. JUSTIFICACIÓN Y DELIMITACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

1.4.1. IMPORTANCIA Y JUSTIFICACIÓN

La importancia de contar con un correcto plan de demanda está determinada por el tiempo que involucra crear dicho plan de demanda y que tan oportuno resulta este para generar un correcto plan de producción (Crum & Palmatier, 2003).

Otras empresas peruanas previamente han mencionado el proceso de planeamiento de demanda y la importancia de reducir sus errores de pronóstico (Alicorp, 2009).

El plan de demanda de una industria cosmética tradicional, exige que el plan de demanda se realice con al menos medio año de anticipación considerando que los insumos de determinados productos deben ser solicitados a países del continente asiático cuya vía preferida para la distribución es la marítima.

Tomando en cuenta que una corporación cosmética cuenta con planes de demanda para diversas sociedades en uno o varios continentes, el plan de demanda consolidado generará las órdenes de fabricación de insumos para 6 o 12 meses en adelante, dicho plan si bien podrá ser ajustado y mejorado a medida que pase el tiempo, sus efectos pueden resultar nulos en caso el tiempo requerido para atender una orden de fabricación sea menor al disponible para el proveedor para fabricar o distribuir el producto hacia alguna de las plantas.

Luego la importancia de preparar un plan de demanda y de contar con una metodología específica para el tipo de empresa del estudio, adicionalmente implica el concepto de oportunidad de dicho plan, el mismo que debe ser preparado con la mayor asertividad posible y con la mayor antelación posible a la venta como tal.

El contar con un acertado plan de demanda incurre en una minimización de costos de inventario así como costos de oportunidad de perder clientes por demanda insatisfecha; en la industria cosmética, resulta riesgoso el lanzar un nuevo producto al mercado y sufrir de problemas de faltante en los periodos siguientes al lanzamiento, asimismo en caso se presente una oferta demasiado agresiva respecto a periodos anteriores y no se logre satisfacer correctamente la demanda de los clientes que solicitan dicho producto. Queda demostrado en estos casos, que el producto nuevo así como la oferta "súper especial" al no ser atendida correctamente pueden llevar a que en futuros periodos de venta (o campañas) no sean solicitados nuevamente y que el producto permanezca en stock por tiempo indefinido sin ser vendido, alterando completamente el plan de ventas establecido para dicho producto.

Otro punto importante que tendremos en consideración al momento de presentar esta tesis, es la necesidad constante de innovar la forma de trabajo en una empresa, ya que la aplicación de nuevas técnicas e ideas nos lleva a alcanzar tanto una cultura de innovación y excelencia así como el éxito empresarial (Chiavenato, 2008).

La innovación (sobre el problema de estimar la demanda en la empresa elegida) viene en la introducción de métodos analíticos a consecuencia de la modernidad que hace que ciertos conceptos, válidos en el pasado, sean insuficientes en un mundo tan globalizado y competitivo; la introducción de métodos analíticos en el proceso de planeamiento de demanda nos brindará la habilidad de tomar decisiones más inteligentes en forma más rápida así como alcanzar ventaja competitiva a largo plazo (Cokins, 2012).

Aun cuando el problema actualmente se refiere a la realidad particular de una empresa de cosméticos de venta directa, consideramos que esta tesis contribuye a cualquier otra empresa del sector que aún no cuente con una adecuada metodología para el planeamiento de su demanda; dado el crecimiento esperado para el año 2012, que es 14% para productos cosméticos y de belleza personal según la Cámara de Comercio de Lima (RPP Noticias, 2012) y particularmente para dos empresas líderes del mercado peruano, coincidentemente en 20% (RPP Noticias, 2012) y (Diario La República, 2012).

1.4.2. DELIMITACIÓN

El objeto de estudio de esta investigación es una corporación que vende principalmente cosméticos en más de once países

del continente americano incluyendo Norteamérica, Centro América y países del Caribe.

Aun cuando la corporación comercializa tanto productos cosméticos como no cosméticos, esta investigación se enfoca en el planeamiento de demanda de solo productos cosméticos basado en su comportamiento histórico, lo que implica que el producto a analizar deberá contar con un mínimo de puntos de historia (este valor será determinado como parte de la investigación).

Se analizarán las variables más relevantes que determinan una subida o una reducción en la demanda del producto, se entenderá como demanda a la venta registrada y entregada así como el faltante que no fue entregado al usuario, se evaluará la intención de compra como tal y esta será la variable que será pronosticada a futuro.

El estudio excluye casos que tienen un comportamiento esporádico o inusual en relación a su historia, casos en los que el componente estocástico resulta demasiado alto para ser tratado como parte del grupo y cuyo tratamiento necesariamente exige un modo particular de estimar el producto, basado en la observación y en el análisis particular de la oferta vinculada.

El análisis de la demanda respecto a las variables de mercadotecnia que influenciarían la misma determinará, una vez finalizado el estudio, las variables más relevantes para un pronóstico adecuado, en caso se agrupen casos de historia adicionalmente se considerará un método que permita desagregar este pronóstico para cada oferta, sin embargo no se analizará el cambio de la variables ni el impacto de estos cambios sobre el plan de demanda, los cuales también pueden

resultar contraproducentes en caso se produzcan cercanos a la venta.

1.5. HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN

1.5.1. DEFINICIÓN DE LA HIPÓTESIS

1.5.1.1. Hipótesis General

La metodología APORLM, propuesta en la presente investigación, apoyada por modelos econométricos, logrará la predicción de demanda en la industria cosmética en una medida determinada de calidad tanto del pronóstico como del modelo a proponer.

1.5.1.2. Hipótesis Secundarias

- La metodología APORLM brinda un marco conceptual para determinar los productos que exigen un pronóstico más acertado que otros, de acuerdo al monto de ventas y al precio de venta de cada producto.
- La metodología APORLM identifica las variables tanto endógenas como exógenas dentro de la empresa que determinan la venta de un producto así como las relaciones de dichas variables con el pronóstico de demanda.
- La metodología APORLM producto de su aplicación determina el set de variables más importantes para cada modelo, luego de su ejecución y validación.
- La metodología APORLM permite establecer la elasticidad de la demanda respecto a un cambio en las variables vinculadas al precio del producto.
- La metodología APORLM dispondrá de una regla para determinar cuántos puntos de historia son requeridos para un pronóstico adecuado.

- La metodología APORLM contará con una estrategia que combine la información de las variables en caso un producto se encuentre en diferentes ofertas en un mismo periodo de tiempo para producir pronósticos aceptables para cada uno de los casos (cada oferta que se presente)
- La metodología APORLM sentará las bases de la política y el esfuerzo para el mantenimiento de modelos respecto a un modo de trabajo “tradicional” de una empresa de cosméticos, basado únicamente en la observación del medio de venta principal, llamado catálogo.

1.5.2. DEFINICIÓN CONCEPTUAL DE LA VARIABLES

Se define como demanda de un producto al valor en unidades que fueron solicitadas de dicho producto antes de su facturación, es decir, las que registra la consultora de belleza en su hoja de pedido sea por medio físico o virtual. Cabe indicar que la demanda de un producto no es equivalente a la cantidad facturada del mismo debido a que por problemas de falta de inventario, este último puede resultar ser un valor menor. La demanda solo existe en el pasado, por lo que se considerará disponible, para efectos del estudio, solo como un dato histórico.

Se define como pronóstico de la demanda, al valor, también en unidades de lo que se planea vender (por producto y en un periodo futuro determinado). Esta información forma parte del plan de demanda y es una entrada para el proceso del planeamiento del requerimiento de materiales (MRP) para períodos futuros, el mismo que se debe disponer, para efectos

de un buen abastecimiento, con la debida antelación, tres campañas antes de su comercialización como mínimo.

Tanto la demanda como el pronóstico de la demanda se establecen como dependientes de otras variables que se definen a continuación (independientes ellas entre sí) así como del componente estocástico, siempre presente en predicciones (y no controlado) (Gujarati & Porter, 2008).

Otras variables importantes de ser definidas, las constituyen las estrategias de mercadotecnia, las cuales se definen por cada período de comercialización (campaña) y que se verifican dentro del catálogo que utiliza la consultora de belleza como los atributos que presentan cada oferta del producto, lo cual considera aspectos cuantitativos como el precio del producto, o el descuento que se aplica en esa campaña hasta otros cualitativos como la presencia o ausencia de determinado atributo. Por ejemplo: la presencia o ausencia de un modelo en el caso de maquillaje, la presencia o ausencia de una etiqueta engomada con fragancia impregnada o barniz aplicado sobre la página que presenta una fragancia.

Adicionalmente tenemos variables dependientes de tiempo, que determinan si la campaña en la cual se comercializó determinado producto coincidía con determinada fecha festiva que podría afectar en forma positiva o negativa la demanda de determinado producto: por ejemplo, el día de la madre, que podría incrementar las ventas de fragancias femeninas y maquillaje o el día del padre de igual manera con las fragancias masculinas, también consideramos el día de la amistad (o de los enamorados) que dependerá del país en el cual se comercialice el producto y finalmente navidad. En todos estos casos se considera que la característica está activa en la campaña inmediata anterior a la fecha festiva asociada, esto

debido a que se espera que los clientes anticipen el pedido (y la recepción del producto) a la festividad asociada.

Tanto las estrategias de mercadotecnia como las variables dependientes del tiempo se consideran como influencia sobre la demanda. La ventaja de estas variables es que se encuentran disponibles tanto en el pasado (historia) como el futuro.

Otro aspecto que es importante medir, será la asertividad del pronóstico, la cual se calculará con un indicador que se calculará una vez sucedida la demanda o que se podrá simular haciendo un corte en un punto determinado del pasado y reconstruyendo el mismo tomando como base la información histórica hasta ese punto y verificando la desviación entre el pronóstico (o simulación) y lo real (lo que efectivamente sucedió: la demanda real).

Debido a que la presente investigación establece trabajar con un modelo econométrico, también se define, en términos del mismo, dos tipos de variables que serán trabajadas en cada modelo:

La variable dependiente o variable a explicar: en este caso la demanda, tal cual fue definida.

Y las variables regresoras del modelo (independientes entre sí) que estarán constituidas tanto por las estrategias de mercadotecnia (que pueden ser cuantitativas o cualitativas) así como las que señalan fechas especiales (cualitativas) y finalmente auxiliares que permitirán incorporar factores de tendencia (variables con incremento discreto, campaña a campaña o tipo contador). Dentro del modelo no se hará uso de variables proxy (como el PBI por ejemplo).

Adicionalmente dentro del modelo a utilizar, se considerarán los parámetros estadísticos que devuelve una regresión (desarrollada con el método de mínimos cuadrados ordinarios):

- R^2 : definida entre 0 y 1 que nos permite evaluar la proporción o el porcentaje de la variación total en Y explicada por el modelo de regresión.
- R^2 Ajustado³: similar al anterior, mide el porcentaje de variación de la variable dependiente (explicada por el modelo) pero teniendo en cuenta el número de variables incluidas en el mismo. Dado que el modelo tiende a generar un “ R^2 mejor” a medida que se incorporan más regresoras a este (lo cual no es necesariamente correcto) este parámetro permite eliminar este defecto (Gujarati & Porter, 2008).
- El estadístico T: permite determinar la significancia de cada variable dentro del modelo, se asume estadísticamente que su comportamiento sigue una distribución T de Student de ahí su denominación y el método para determinar la relevancia de la variable dentro del modelo dependiendo el nivel de confianza establecido para la regresión.

Posteriormente se deberá considerar una medida de error para la predicción, lo cual apoyará en forma complementaria una vez definida la asertividad del modelo y que será de utilidad para las simulaciones.

La medida de error de una simulación o pronóstico, la consideraremos comparando el valor resultante, luego de aplicado el modelo (y generada la predicción) versus el valor

³ También conocido como coeficiente de determinación ajustado, determina la varianza de la variable dependiente que está explicada por el modelo estadístico utilizado pero teniendo en cuenta el número de variables incluidas en el modelo (Gujarati & Porter, 2008).

real observado. Este valor deberá ser presentado como una desviación porcentual sobre el dato real, de esta manera se podrá validar la efectividad del modelo independientemente si el valor real fue pequeño (menor a veinte unidades) o grande (más de mil unidades por ejemplo).

1.5.3. DEFINICIÓN OPERACIONAL DE LAS VARIABLES

La información histórica a considerar para cada producto contemplará únicamente casos que correspondan a una venta normal del producto. Se define como normal, a aquellos casos que se encuentran dentro del catálogo. No se considerarán casos de promociones focalizadas (a determinados grupos) o liquidaciones ya que estos casos no se presentan en el catálogo y dependen de un equipo exclusivo que hará este tipo de estimaciones. Dentro de la vida de un producto, solo un 10% de campañas se presenta este tipo de ofertas especiales. Tampoco se estimarán productos de terceros, aun cuando la empresa lo comercializará.

Dado lo anterior, las variables se definirían, de manera operativa, de la siguiente manera:

- La demanda de un producto: partiendo de nuestro sistema de información, como la totalización de lo vendido y lo reportado como faltante por el sistema comercial y cargado previamente en nuestro repositorio de datos corporativo (cubo de ventas). Esta variable se considera dependiente ya que producto de esta investigación será modelada con una función matemática.
- El logaritmo de la demanda que es una transformación de la variable anterior mediante la aplicación del logaritmo, su utilización se justifica por la observación de

la correlación exponencial entre los descuentos y la demanda, la misma que se manifiesta en forma exponencial. Adicionalmente otra ventaja adicional que brinda el trabajar con esta variable, es la transformación inversa en caso se genere un pronóstico, ya que siempre este será no negativo.

- Las variables de mercadotecnia: estas variables se consideran como independientes entre sí y no correlacionadas (salvo el descuento que es una función – no lineal – del precio de oferta y el precio normal del producto). A continuación se definen las variables que serán utilizadas:
 - Descuento catálogo: como el resultado del complemento a uno del cociente resultante de dividir el precio de oferta con el precio normal del producto en tipos de oferta que aplican únicamente para el catálogo final para clientes.
 - Descuento demo: con la misma fórmula que aplica para el descuento catálogo pero solo en tipos de oferta demo (disponibles en el catálogo exclusivo de consultora)
 - El factor demo catálogo: que es el producto de los descuentos demo y catálogo y cuya utilización dentro del modelo aplicará para reducir el impacto por la inclusión eventual de ambas variables en un modelo.
 - El porcentaje de exposición: es una variable continua que registra el porcentaje de página destinado a la exposición de determinado producto.
 - Número de campañas con descuento: es un valor consecutivo que se incrementa en uno cada

campaña nueva en la que se comercializa el producto y este tiene un descuento (descuento catálogo y descuento demo igual a cero), se registra en forma independiente para cada producto. Queda con el valor de cero (0) en los casos donde el producto no ha tenido descuento registrado. También se denomina como consecutivo sin resto de línea.

- Consecutivo con resto de línea: similar al caso anterior pero esta vez considera la aparición del producto independientemente si tenía descuento o no. El valor se incrementa en uno cada campaña en que aparece el producto.
- Discover: es una variable dicótoma⁴ que adopta el valor de uno en caso el producto exhiba en la campaña de referencia un adhesivo que puede ser abierto para experimentar la fragancia de determinado producto; el valor cero se coloca en caso contrario.
- Factor demo catálogo: se define como el producto de las variables: Descuento catálogo y descuento demo, solo toma valores significativos en caso ambas variables tengan valor registrado.
- Variable Dicótoma SET en otro TO: si el producto aparece como un set o pareja en otro tipo de oferta toma el valor uno. Cero en caso contrario
- Variable Dicótoma es SET: si el producto es set o es una oferta en pareja toma el valor uno. Cero en caso contrario.

⁴ Que solo toma valores uno (1) o cero (0)

- Foto Modelo (variable dicótoma): toma el valor de uno en caso el producto este exhibido en catálogo con la foto de una modelo usando el producto. Cero en caso contrario.
- Foto producto (variable dicótoma): toma el valor de uno en caso el producto este exhibido en catálogo con la foto del mismo. Cero en caso contrario.
- Impacto del apoyo (variable discreta): se colocará un valor entero en caso el producto cuente con otro producto (de terceros) que lo apoye, es un valor subjetivo que se coloca en el intervalo de uno a nueve.
- Número de pedidos: para campañas pasadas que registran venta en el sistema comercial, se considera como el número de pedidos facturados en ese período. Para campañas futuras, se colocará el estimado del número de pedidos que genera el área comercial.
- Oferta principal (variable dicótoma): toma el valor uno en caso el producto sea exhibido en catálogo como la oferta principal del mismo, existen cuatro tipos de oferta que lo señalan como tal.
- Precio de oferta: es el valor del precio al cual se oferta el producto luego de aplicados los descuentos, tal cual figura en el catálogo.
- Precio de posicionamiento: es el precio normal del producto que figura en catálogo, antes de aplicados los descuentos.
- Tonos expuestos: aplica solo para maquillaje y esta constituido por la cantidad de tonos de color

(variedades del mismo producto) exhibidos en el catálogo por campaña para ese producto.

Todas estas variables se digitan campaña a campaña respecto a lo ingresado en el catálogo y estarán disponibles en el repositorio de datos tanto para el pasado como el futuro de acuerdo a lo planeado. Dichas variables pueden sufrir cambios durante el planeamiento.

- Adicionalmente tenemos las variables de tipo estacional: que se relacionan a fechas festivas:
 - Día de la Amistad
 - Día de la Madre
 - Día del Padre
 - Navidad

Todas estas serán variables dicótomas y tomarán el valor de uno en la campaña inmediata anterior a la fecha festiva indicada (la cual varía de país a país) y el valor cero en caso contrario. Estas variables formarán parte del modelo, pero no requieren ser almacenadas, dado que hay reglas que las construyen en tiempo real.

- Así como las variables dicótomas que se utilizarán en el modelo, en caso se combine la información de diversos productos en un mismo modelo y que permitirán identificar si el registro corresponde a determinado producto o no: tomando el valor de uno en caso y colocándolo en la variable dicótoma “i” en caso el registro corresponda al producto “i”. En caso sean “n” productos, el número de variables a incluir será “n-1”.

La información de las variables de mercadotecnia se registran en un sistema por cada centro-campaña-producto en el sistema origen y tipo de oferta (presentación en catálogo) disponible.

Para ejemplificar este caso se presentan las reglas que se utilizarán para cada variable registrada:

Variable	Agrupación utilizada (agrupando los tipos de oferta del producto por campaña y país)
Descuento catálogo	Máximo de todos los valores
Descuento demo	Máximo de todos los valores
Variable dicótoma discover	Máximo de todos los valores
% de Exposición Total	Máximo de todos los valores
Precio de Posicionamiento	Mínimo de todos los valores
Precio de Oferta	Mínimo de todos los valores
Variable dicótoma ¿Es Set?	Máximo de todos los valores
Variable dicótoma ¿Es Set en otro Tipo de oferta?	Máximo de todos los valores
Número de Pedidos	Máximo de todos los valores
Variable dicótoma Oferta Principal	Máximo de todos los valores
Variable dicótoma Foto Modelo	Máximo de todos los valores

Variable	Agrupación utilizada (agrupando los tipos de oferta del producto por campaña y país)
Número de Tonos Expuestos	Máximo de todos los valores
Variable dicótoma Foto Producto	Máximo de todos los valores

Tabla 1: variables de mercadotecnia definidas para la empresa en estudio

Algunas variables serán calculadas en tiempo de ejecución, por ejemplo: el factor demo catálogo que tiene una fórmula definida, así como las fechas festivas, que se pueden deducir de acuerdo a la campaña y el país que se está trabajando.

Adicionalmente tenemos los parámetros de la regresión que se calculan en cada regresión que se ejecute, los cuales se resume a continuación y cuyo cálculo corresponderá al algoritmo estadístico que se aplique para regresión lineal multivariante:

- R^2 : coeficiente de determinación que establece la medida en la cual queda explicada la varianza de la variable dependiente por el modelo en si, adopta valores entre cero y uno siendo los valores cercanos a uno los más deseables.
- R^2 ajustado: es el coeficiente de determinación pero ajustado de manera que se elimine el efecto de un “falso incremento” por un exceso en la inclusión de variables dentro del modelo, también varía entre cero y uno.

- El parámetro beta: que determina el coeficiente que acompaña a la variable durante la regresión.
- Estadístico-t: es un valor asociado a cada parámetro beta, su valor se compara con los de la distribución T.Student para un contraste de hipótesis si la variable debe permanecer o si debe ser removida.
- P-Value (o nivel de significancia): determina la probabilidad de que se acepte la hipótesis nula de la prueba T (con el estadístico-T), es decir que se rechace la variable del modelo.

Y finalmente el parámetro que será utilizado para determinar la eficiencia de la predicción:

- El MAPE: que se define como el promedio de n observaciones con dos variables: el real y el estimado. Se compara el real y el estimado de la siguiente manera: tomando la diferencia en valor absoluto del valor real menos el estimado y dividiendo dicho valor entre el real. Se toman los resultados y se promedian entre el total de observaciones.

El uso del MAPE en forma operacional se dará en cada regresión, tomando tres campañas menos de historia y simulando el pronóstico de estas, luego se obtendrá para cada producto un MAPE que determine el grado (promedio) en el cual el estimado dista del real (casi siempre expresado como medida de porcentaje) el mismo que a nivel de empresa se considera que deberá estar siempre debajo del 40% de manera que el equipo de cadena de abastecimiento sea capaz de cubrir este excedente (como inventario sobrante) o faltante (que podría ser cubierto con el margen de cobertura establecido).

Para efectos de la investigación, tanto la demanda, el MAPE así como los parámetros del modelo resultarán ser variables dependientes respecto a lo modelado.

El MAPE es una herramienta universalmente utilizada en pronósticos de series de tiempo, y se representa como un valor porcentual absoluto de la desviación estándar del valor pronóstico versus el valor real. Su rango de valores posibles varía entre 0% y 100%. Cuan más bajo es el valor del MAPE, más acertado sería el pronóstico. Para minería de datos, se calculan frecuencias de acuerdo a intervalos de tres niveles: alto, medio y bajo. Y se suele ordenar por el MAPE, asignando el valor de alto al 30% superior, medio al 40% debajo y bajo al 30% inferior (Kook Park, Song, Yoo, Woong Rhee, Ryoung Park, & Chang, 2006).

El valor del MAPE promedio a nivel productos entre diferentes tipos de negocio (automóviles, tecnología de la información, productos de consumo, comida/bebida, cuidado de la salud, productos industriales, farmacéuticos, minoristas, telecomunicaciones,...) resulta 30% de acuerdo a un estudio del 2006. Por este motivo se considerará como una buena referencia un resultado que esté por debajo o a lo más este valor. Sin embargo cabe indicar que el MAPE no es una medida de desempeño promedio, tampoco se recomienda recurrir a encuestas o información previa para comparaciones de rendimiento (Kolassa, 2008).

Adicionalmente tenemos que la política de inventario de la empresa en estudio permite una reacción para tres campañas de hasta el 30% sobre lo demandado, será este valor el que tomaremos como referente para un máximo de error.

Dentro de cada ejecución se buscará que el R^2 ajustado sea máximo y el MAPE mínimo, lo cual brindará una alternativa fiable del uso del modelo a lo largo del tiempo.

El valor del R^2 está recomendado por encima del 90% (SAP, 2011) sin embargo para nuestro estudio, una aceptación del 80%⁵ será suficiente y aceptable.

⁵ 80% de la variación de la demanda explicada por una relación lineal (log-lineal) entre las variables que componga el modelo.

CAPÍTULO II

MARCO DE REFERENCIA DE LA INVESTIGACIÓN

2.1. ANTECEDENTES

2.1.1. Sobre la metodología

La metodología propuesta, basada en modelos econométricos tiene sus antecedentes en la necesidad de la empresa en estudio de contar con un sistema de predicción apoyado en técnicas estadísticas.

A la fecha la empresa utiliza promedios históricos e intuición para determinar la demanda, considerando la información histórica disponible en los repositorios de datos de la empresa. Por este motivo, nace la necesidad de apostar por algún método o modelo apoyado en la información histórica disponible.

Al indagar en el mercado sobre herramientas informáticas que permitan realizar la predicción de demanda, se encuentran varios proveedores que facilitan la realización de la misma mediante el uso de dos técnicas estadísticas: series de tiempo y modelos de regresión lineal.

Durante el estudio se descarta el uso de series de tiempo para la predicción, dado que la serie de tiempo consideraría hasta tres factores: la componente base (o nivel de estimación), la tendencia y estacionalidad según Holt-Winters (Cowpertwait & Metcalfe, 2009) insuficientes para la predicción de demanda la

misma que posteriormente se descubriría que estaba influenciada por factores, muchos de ellos determinados por la propia empresa (variables de mercadotecnia).

Por este motivo y considerando una transición apropiada para el equipo de administración de la demanda, básicamente para los planeadores de demanda, con ninguna formación estadística, se propone una metodología, con base en la teoría estadística, que pueda apoyarse en una herramienta informática que aproveche la información ya disponible en el repositorio de datos.

Considerando los indicios que reportarían que la demanda está influenciada por ciertos factores que la empresa maneja con la debida anticipación para un correcto abastecimiento; los modelos causales, particularmente los modelos econométricos, ofrecen una posibilidad también apoyada por herramientas informáticas disponibles en el medio, para realizar predicción de demanda a mediano plazo.

2.1.2. Sobre la empresa

A continuación se describen ciertos hechos y cifras de la empresa en estudio, considerando que no se obtuvo el permiso para hacer uso de su nombre real, la empresa de cosméticos en estudio será denominada como: CosmetiCorp⁶.

CosmetiCorp es una empresa con presencia en 15 países y que cuenta con más de 8500 colaboradores, con 40 años de experiencia y tres marcas reconocidas en el medio, las mismas que llegan a millones de mujeres de América Latina a través

⁶ Todos los resultados, tablas e información presentada, deberá ser considerada como ficticia aún cuando se basa en un caso real de una empresa líder de cosméticos en el mercado peruano. Cualquier parecido con la realidad actual de cualquier empresa del medio, será una mera coincidencia.

del modelo de la venta directa con una red de más de 800 000 consultoras de belleza.

La empresa señala un compromiso, el de acercar a la mujer a su ideal de belleza y realización personal, lo cual lo reflejan en su organización:

- En el interior de la compañía, donde el 74% de los puestos laborales y 80% de posiciones directivas la ocupan mujeres.
- Con el modelo de negocio se acercan a más de 800000 consultoras de belleza y millones de consumidoras a su ideal de belleza y realización personal.
- Con la inversión social a través de la Fundación CosmetiCorp, impulsan el “empoderamiento” de la mujer a través de la educación, con el fin de promover una mejora en la sociedad.

VISION DE LA EMPRESA

Ser la compañía que más contribuye a acercar a la mujer a su idea de belleza y realización personal.

MISION DE LA EMPRESA

Creemos en la mujer. Reconocemos su espíritu emprendedor y fortalecemos su capacidad para transformar su vida y entorno.

Creamos experiencias de marca memorables que inspiran y mejoran la vida de nuestros consumidores. Generamos oportunidades de crecimiento y desarrollo para nuestros colaboradores, consultoras y proveedores.

Creemos que todos aspiramos a nuestra realización y promovemos el liderazgo como un medio para alcanzarla. Buscamos nuevos desafíos para crecer, evolucionar y alcanzar nuestro máximo potencial.

Creemos en el trabajo en equipo, en la confianza y libertad de explorar, crear, aprender para lograr retos extraordinarios y contribuir al crecimiento sostenible de la sociedad.

VALORES DE LA EMPRESA

- **Liderazgo:** Es dirigir tu propia vida para lograr lo que te propones. Es inspirar e impulsar el cambio, movilizándolo a otros a desarrollarse y crear, para contribuir al logro de nuestra visión.
- **Pasión:** Es la energía y el entusiasmo que nace de disfrutar lo que hacemos y que nos impulsa a desarrollar nuestro máximo potencial.
- **Compromiso:** Es creer en CosmetiCorp y vivir su filosofía. Es asumir la responsabilidad de hacer que las cosas sucedan para contribuir al logro de nuestra visión y alcanzar nuestra realización personal.
- **Orgullo:** Es compartir una historia de éxito que nos respalda e inspira. Es ser parte de un equipo capaz de emprender y lograr retos extraordinarios. Es cuidar y contribuir al prestigio y éxito CosmetiCorp.

MODELO DE NEGOCIO

“Nuestro modelo de negocio adopta la venta directa como canal estratégico y representa para CosmetiCorp no sólo el éxito del negocio, sino una oportunidad para contribuir al desarrollo de la región (CosmetiCorp, 2009).”

CULTURA COSMETICORP

Nuestra cultura Organizacional se basa en el trabajo en equipo y en la construcción de relaciones de confianza, lo que permite desarrollarnos en un ambiente creativo y entusiasta que incentiva la innovación. La diversidad cultural con la que contamos nos enriquece como corporación multinacional.

El CosmetiCorp compartimos la pasión por ser los mejores y formamos líderes, personas comprometidas con su visión personal y con nuestra visión corporativa.

Esta visión nos lleva constantemente a asumir grandes retos, es así que, como parte de una estrategia de crecimiento enfocada a impulsar nuestra posición en la región, en el 2009 iniciamos una transformación organizacional con la que estamos fortaleciendo nuestra estructura, procesos y capacidades para alcanzar una cultura de alto desempeño.

ESTRUCTURA COSMETICORP

Contamos con cuatro unidades de negocio que funcionan como áreas autónomas dentro de la corporación, con responsabilidades financieras propias, lo que nos permite mayor velocidad en la toma de decisiones. Estas son: Marcas, Ventas, Operaciones y el Centro de Servicios Globales. Cada una es dirigida por un Vicepresidente.

Asimismo agrupamos nuestros países en “clusters”, lo que nos permite generar sinergias regionales, mayor descentralización y un mejor manejo gerencial. Cada “cluster” es dirigido por un vicepresidente que trabaja de la mano con el Director General del país, el máximo líder local.

Aparte contamos con las vicepresidencias de gestión humana y estrategia y finanzas que trabajan como socios estratégicos con las diferentes áreas para impulsar el logro de sus objetivos.

	VP Marcas	VP Ventas	VP Operaciones	VP Centro de Servicios Globales
Dirección Cluster A				
Dirección Cluster B				
Dirección Cluster C				
...				
	V.P. Gestión Humana / Estrategia / Finanzas			

Tabla 2: estructura organizacional

Finalmente, desde el 2009 contamos con la Dirección de Auditoría Interna, creada con el objetivo de fortalecer el sistema de control interno. Contar con este equipo nos permite identificar los riesgos del negocio y garantizar el funcionamiento del sistema de control en los países y las áreas de la corporación.

LOGROS DE COSMETICORP EN CIFRAS (CosmetiCorp, 2010):

- Puesto 3 en el Ranking de mayores empresas de cosmética en America Latina (Euromonitor 2010)
- Puesto 13 en el ranking de las 100 empresas top de venta directa del mundo (Direct Selling News 2009)
- Puesto 22 en el ranking de las 100 mayores empresas de cosmética en el mundo (WWDBeautybiz 2010)

LA VENTA DIRECTA

La consultora o consejera no tiene relación laboral con CosmetiCorp, ellas son vendedoras independientes de los productos. Sin embargo, son el pilar del negocio, en sus manos está la ventaja diferencial y éxito de la corporación, porque ellas y su catálogo representan el canal más estratégico, la venta directa.



Ilustración 1: Ciclo de Ventas CosmetiCorp

CICLO DE VENTAS

El año en CosmetiCorp está dividido en 18 campañas, es decir períodos de venta de tres semanas. Durante cada período las consultoras muestran los catálogos de la campaña, toman pedidos, cobran, pagan en el banco y reciben la información de la siguiente campaña de venta. A este circuito que se renueva cada tres semanas, se denomina ciclo de ventas.

DATOS SOBRE LOGISTICA y OPERACIONES

CosmetiCorp es una empresa con dos mil ítems entre sus tres marcas. Cuenta con 4 centros de producción principales, 20 almacenes y 300 proveedores externos. Maneja un canal de venta directa que involucra a más de 800000 mujeres, a las cuales reparte productos y catálogos cada tres semanas. Además utilizan más de cien mil metros cuadrados en sus centros de distribución, reparte mercadería en más de 2300 ciudades y realiza diez millones de transacciones al año.

PUNTOS CLAVE DEL NEGOCIO

El primer factor fundamental para el éxito del negocio es la estimación de la venta. CosmetiCorp trabaja en quince países y, tiene cerca de dos mil ítems de venta activos en sus catálogos. La venta directa depende mucho de la innovación. Teniendo campañas cada tres semanas, la actualización de los productos es una tarea permanente.

Para establecer una comparación, Unilever lanza cincuenta productos por año, mientras que CosmetiCorp lanza cerca de cinco veces más; es decir, un promedio de quince por campaña. La dinámica del equipo de cadena de abastecimiento en venta directa es mucho más amplia y hace que anticipar la venta sea más difícil. Cada campaña la empresa lanza ofertas y promociones nuevas. Aproximadamente 20% de los productos de un catálogo son nuevos o con una situación de precio o promoción distinta: si el producto varía de precio de una campaña a otra, su situación cambia. Esto hace que la predicción de la demanda sea mucho más inestable, lo que genera una mayor dificultad para abastecer a los países donde trabaja la corporación.

La característica de la venta directa es justamente esta, muy distinta a la que se da en establecimientos tradicionales. Si, por ejemplo, un consumidor quiere comprar una nueva marca de champú específica, va y lo busca en una tienda. Si no lo encuentra, tiene dos opciones: dar un paso a la derecha y escoger uno de otra marca o ir a otra tienda para seguir buscando. En la venta directa, la consultora hace el pedido. Dos semanas después recibe la caja. Si el producto no llega, pierde la venta y quedan insatisfechas ella y su clienta. En la venta directa la calidad del servicio es, entonces, mucho más determinante.

Otro aspecto que afecta la fluctuación de estimados es la ampliación del número de consultoras. En Colombia, por ejemplo, subió de 145 000 en el año 2009 a 200 000 en el 2010; y en Venezuela, durante el mismo período, aumentó en 30 000. Esto implica estar listos para afrontar crecimientos importantes en los nuevos puntos de venta.

El inventario se prepara también con acciones preventivas. Se hace una operación de demanda anticipada, una semana antes de arrancar la campaña, que es cada tres semanas. Pero este lapso no es suficiente para reaccionar; por ello, es fundamental poner el foco en la estimación de la demanda. (M.R.: Vicepresidente de la Unidad de Negocios y Operaciones).

El compromiso del área (de logística y operaciones) es tener el producto correcto con la calidad correcta, el precio adecuado y en el tiempo preciso. La cadena debe estar muy bien integrada, desde el estimado de ventas hasta la distribución interna, pasando por los proveedores externos y la manufactura.

LA META

El riesgo de fallar en la cadena no se traduce solo en la venta perdida sino también en el riesgo de perder a la consultora. En la venta directa se hipoteca el prestigio de la compañía a la credibilidad futura (Infante, 2011).

2.1.3. Tecnología

Una forma de hacer más eficiente una compañía es afinar sus procesos. Es necesario optimizarlos para no tener períodos de tiempo perdidos entre actividades. En CosmetiCorp el área encargada del éxito de estos procesos es la de Servicios Globales, que desde el 2008 combina soporte administrativo y tecnológico.

El rol de esta área es proporcionar a la compañía servicios y soluciones innovadoras en cuatro grandes rubros: tecnología, soluciones informáticas, administrativas y transaccionales. El rubro de tecnología se encarga de respaldar las comunicaciones nacionales e internacionales; es decir, del buen funcionamiento de la maquinaria y la infraestructura. El de soluciones informáticas, de innovar con herramientas más eficientes para velar por que las soluciones implantadas sean las mejores y traigan más beneficios. La parte administrativa se encarga del mantenimiento, la vigilancia y los servicios administrativos de las oficinas. El rubro transaccional se ocupa de los servicios financieros y contables: centraliza las operaciones contables, de pagos, nóminas y verificación de órdenes.

A finales de la década de 1990 CosmetiCorp emprendió una serie de evaluaciones con una asesoría auditora para implementar un sistema informático que englobara todas sus operaciones. Empezaron con el Perú, Colombia y Chile, y luego abrieron su servicio a otros países, con la idea de ganar eficiencia operativa sin replicar equipos de personas ni sistemas en cada país. Esto significaba más inversión en computadoras y en programas. Hoy, SAP es el sistema que atiende, desde el Perú, las operaciones de los quince países donde llegan las marcas de CosmetiCorp.

De acuerdo a lo observado en la empresa en los últimos 10 años, aun cuando se pretenden utilizar medios tecnológicos para automatizar la labor, el proceso de estimación de la demanda sigue apoyándose sobre técnicas tales como el cálculo de promedios, análisis de gráficos, muchas veces realizados con Microsoft® Excel, comparaciones anuales

superpuestas (proyección por índices) así como regresiones a nivel agregado.

La empresa hace esfuerzos periódicos, mediante la tercerización de los servicios de soporte e infraestructura, de contar con las herramientas más actualizadas tanto para cada colaborador que tiene la empresa como para las operaciones que se manejan en forma centralizada.

Sin embargo no se encuentra una metodología consistente y de utilización uniforme para la predicción de demanda aún de un solo producto, motivo que nos hace reflexionar en esta necesidad para cualquier empresa del sector.

2.2. MARCO TEÓRICO

Al analizar el modo de trabajo actual del planeador de demanda se observa que está enfocado al análisis de la demanda pasada y las estrategias tales como el precio y la presentación que se utilizaron en dicho periodo pasado, generando para cada producto un conjunto de combinaciones sobre la cual se puede partir para inferir el número de productos a vender en un futuro en caso se apliquen combinaciones similares o una estrategia combinada de mercadotecnia (mismo precio pero diferente exposición por ejemplo). También se ha detectado que las variables más importantes son las que se disponen y controlan dentro de la empresa. Por ejemplo tomando en consideración la recesión del 2008 / 2009, se ha observado que la industria de la belleza ha demostrado ser a prueba de recesión, en cierta medida, ya que la apariencia y el bienestar se quieren mantener (Rencher, 2010).

Dados los antecedentes en los que se pronostica la demanda de un producto en base a la información de venta pasada así como la estrategia que se utilizó en dicho momento, es factible

elaborar una matriz que permita observar para un producto particular las combinaciones de diversas variables de venta así como el número de unidades demandadas.

“Un efectivo planeamiento de demanda comienza por el entendimiento de patrones de demanda de sus productos así como los consumidores” (McKinsey&Company, 2008).

Al inicio de este estudio se hizo una revisión previa del comportamiento de la consultora (qué es la razón de ser de la empresa, más allá del consumidor final), así como ciertos patrones que permiten entender la demanda de los productos. Como parte de esta observación se encontraron relaciones tales como:

- La venta se incrementa o se reduce dependiendo el precio (de oferta) al cual se ofrece el producto en una campaña en particular, básicamente el descuento define esta relación.
- Ciertos productos son vendidos con mayor éxito en determinadas fechas especiales. P. Ej. se puede esperar una demanda considerable de fragancias masculinas en la campaña inmediatamente anterior al día del padre de cada país en que se ofrece el producto.
- Los productos no se ofrecen al mismo precio todas las campañas, algunos se ofrecen con ciertas campañas de descanso para dar espacio al ingreso de otros productos.
- O también se presenta el mismo producto en varias versiones u ofertas, con descuentos y precios diferenciados, algunos focalizados exclusivamente a la

consultora⁷. Pero al mismo tiempo se detecta que si bien el cliente final solicita a la consultora un determinado producto al precio de campaña, la consultora, actuando como un ente racional, evalúa la mejor oferta de todo el conjunto al cual tiene acceso y termina solicitando el producto en la oferta que más le favorece (la que le brinda mayor margen de ganancia). Esto implica que aún si hay varias ofertas o precios/descuentos, la consultora solicita la oferta más agresiva ignorando las anteriores.

Para demostrar la relación entre ciertas variables graficamos la relación entre las mismas:

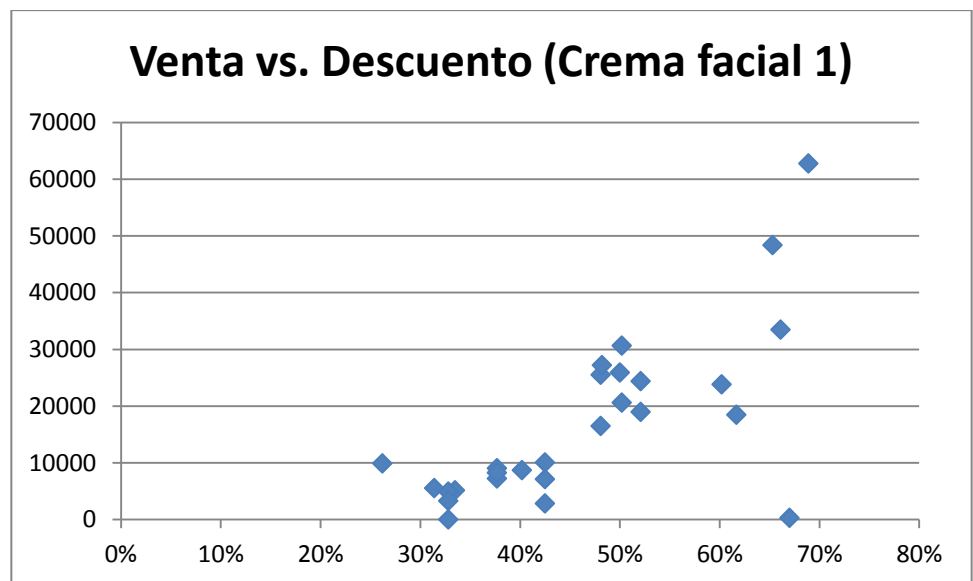


Ilustración 2: gráfico de dispersión (venta vs. descuento, producto 1)

⁷ El hecho de contar con diversas presentaciones del mismo producto, conlleva a agrupar la información y crear un pronóstico también agrupado o agregado, tal como recomiendan ciertos autores (Wallace & Stahl, 2008)

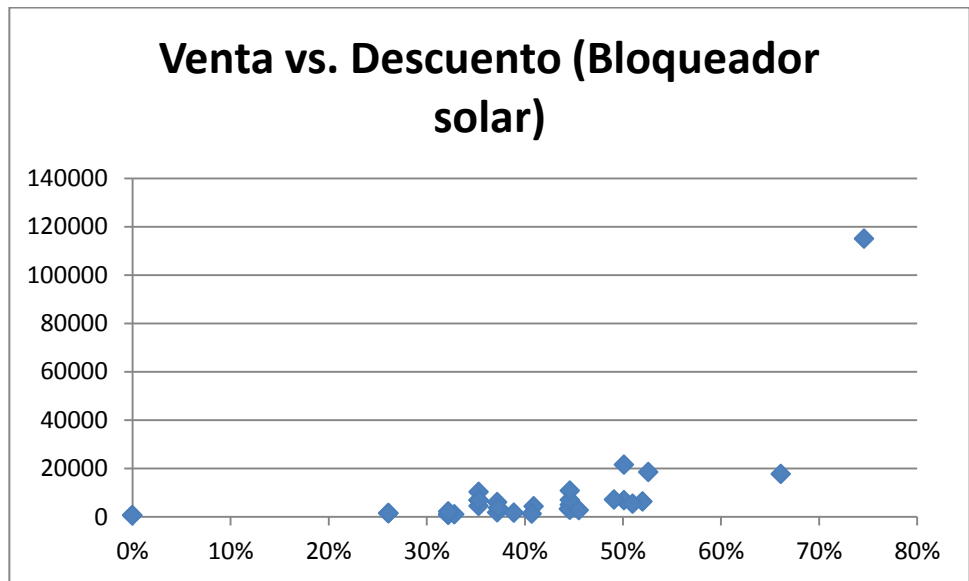


Ilustración 3: gráfico de dispersión (venta vs. descuento, producto 2)

De la observación de estas relaciones, podemos apreciar que un producto se consume más a medida que es ofrecido con un descuento mayor (considerando la estrategia más agresiva). Adicionalmente vemos que la relación entre estas dos variables (descuento y demanda) es directamente proporcional pero no es lineal, lo cual nos hace suponer que el modelo a trabajar podría ser del tipo no lineal, posiblemente exponencial. Esta relación se observa también en otros casos tales como el modelo que establece una relación entre los años de educación de una persona y los honorarios que percibe (Card, 1999). Esta misma relación que se denomina log-lineal o “log-linear” se ha verificado en otros estudios donde una variable crece indiscriminadamente y en forma no lineal a medida que otra si lo hace. Por ejemplo: el uso de anticonceptivos entre edades de 15 a 34 años sino de 30 a más (Rodríguez, 2007).

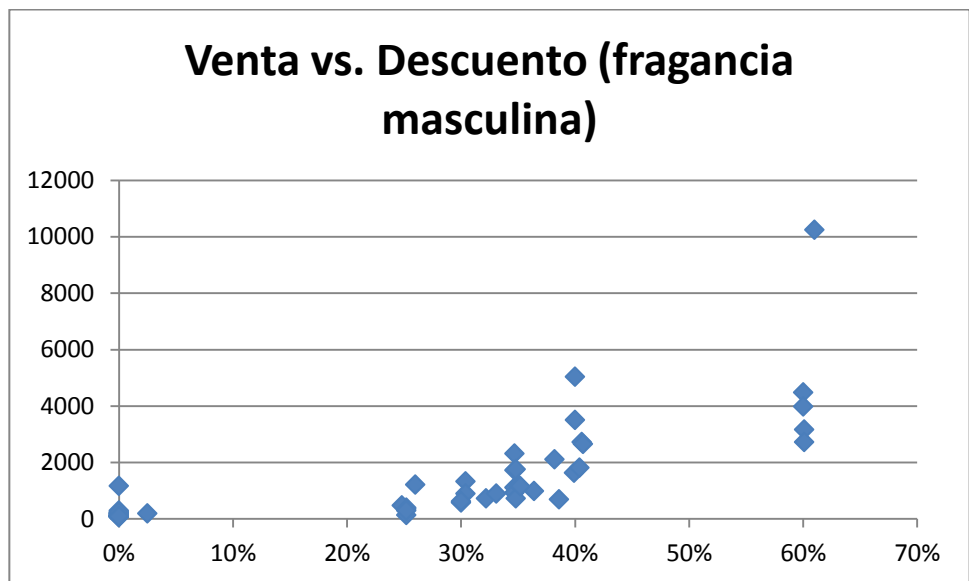


Ilustración 4: gráfico de dispersión (venta vs. descuento, producto 3)

A la fecha de la presente investigación, se revisaron trabajos previos referentes a la predicción de demanda, se encontraron algunas tesis que aplican conceptos más recientes como el de Redes Neuronales que mejoran la asertividad del pronóstico (Sandívar Rosas, 2008), sin embargo no descartan el uso de los mismos como una buena fuente y base de estimación. Otras investigaciones establecen que el modelo econométrico solo haría un buen ajuste con datos dentro de la muestra respecto al modelo de redes neuronales (Arrieta Bechara, Torres Cruz, & Velásquez Ceballos, 2009), queda por determinar si esto resulta o no correcto para el caso particular de la empresa en estudio.

No obstante, se debe tener en consideración que el problema de predicción de demanda no es un evento aislado sino que es parte de un proceso más largo y complejo denominado: Administración de la Demanda, que si bien no es objeto de estudio, deja en claro las particularidades del pronóstico así como la exactitud del pronóstico que, sea cual fuere el método elegido, este sufre inevitablemente (Crum & Palmatier, 2003).

2.2.1. Modelo econométrico: el modelo lineal general

Observadas las relaciones entre variables, se puede determinar que el estudio a realizar se incorpora al campo de la Econometría⁸, la cual se define como:

“La aplicación de estadística y métodos matemáticos al análisis de los datos económicos, con el propósito de brindar contenido empírico a teorías económicas así como verificarlas o refutarlas” (Maddala & Lahiri, 2009)

Luego la intención de este estudio es aplicar un modelo econométrico, en este caso el modelo lineal general que se define como:

Se dice que una sucesión de variables aleatorias $Y_1 \dots Y_n$ satisface un modelo lineal general si cada Y_i se puede expresar como:

$$Y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \beta_2 x_{i2} + \dots + \beta_p x_{ip} + \varepsilon_i$$

Donde:

- *i* varía entre 1...n
- Y_i : es una variable aleatoria
- x_i : es una variable no aleatoria (dado que las controla el investigador, o en su defecto, si lo fuera, no toma valores constantes)
- β_i : parámetro desconocido del modelo ($i = 0 \dots p$)
- ε_i : parte aleatoria o estadística del modelo, sobre la cual se supone
 - que su esperanza matemática siempre es cero
 - que tiene una varianza constante

⁸ Econometría significa: medición económica (Gujarati & Porter, 2008)

- *que si se toman al azar dos de ellos, su índice de correlación siempre dará cero.*

2.2.2. Modelo econométrico: el modelo de regresión lineal múltiple

Definido el modelo lineal general y bajo sus supuestos, se describe el propósito del modelo de regresión lineal múltiple como el de buscar expresar relaciones entre variables, esto es, una variable aleatoria Y_i (a la que denominaremos variable endógena o variable respuesta) en función a otras variables observables no aleatorias x_i (también llamadas regresoras o exógenas) donde:

$$Y = f(x_1, x_2, \dots, x_p)$$

Luego el modelo será lineal si se define una función lineal de los parámetros no conocidos β_i .

Para el estudio a realizar tenemos, en base a observaciones previas, que la relación entre la variable respuesta no sería lineal sino después de una transformación en la variable respuesta, luego el modelo a proponer será del tipo “intrínsecamente lineal” dado que lo será luego de la siguiente transformación.

$$\log Y = \beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n$$

Lo cual, en caso se tome el logaritmo decimal y aplicando la función inversa en cada miembro de la ecuación se traduciría en lo siguiente:

$$Y = 10^{(\beta_0 + \beta_1 x_1 + \beta_2 x_2 + \dots + \beta_n x_n)}$$

2.2.3. Modelo econométrico: forma matricial del modelo

Con la intención de presentar el método de resolución que utilizaremos para el modelo de regresión lineal múltiple presentamos la forma matricial del modelo:

$$Y_{n \times 1} = X_{n \times k} \beta_{k \times 1} + \varepsilon_{n \times 1}$$

Donde $k = p + 1$.

“p” es el número de variables regresoras o endógenas y así desarrollados cada uno de los componentes matriciales:

$$Y_{n \times 1} = \begin{bmatrix} Y_1 \\ Y_2 \\ \vdots \\ Y_n \end{bmatrix}$$

$$X_{n \times k} = \begin{bmatrix} 1 & x_{11} & x_{12} & \cdots & x_{1p} \\ 1 & x_{21} & x_{22} & \cdots & x_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 1 & x_{n1} & x_{n2} & \cdots & x_{np} \end{bmatrix}$$

$$\beta_{k \times 1} = \begin{bmatrix} \beta_1 \\ \beta_2 \\ \vdots \\ \beta_k \end{bmatrix}$$

$$\varepsilon_{n \times 1} = \begin{bmatrix} \varepsilon_1 \\ \varepsilon_2 \\ \vdots \\ \varepsilon_n \end{bmatrix}$$

2.2.4. Modelo econométrico: resolución del modelo por el método de mínimos cuadrados

Una vez definido el modelo sea en su forma general o matricial, el siguiente paso es buscar el método más apropiado para resolver el modelo. Se ha verificado que existen los siguientes métodos aplicables para resolver un modelo econométrico (Maddala & Lahiri, 2009):

- Método de mínimos cuadrados ordinarios (MMCO)

- Método de máxima verosimilitud
- Método de momentos
- Método Bayesiano
- Mejor estimados lineal insesgado (B.L.U.E.⁹)

Los métodos de estimación más utilizados son tanto el de mínimos cuadrados ordinarios, así como el de máxima verosimilitud, pero se recomienda el primero dado que resulta ser el más intuitivo y matemáticamente más simple que el otro (Gujarati & Porter, 2008). Motivo por el cual favorece la implementación en cualquier lenguaje de programación y se encuentra disponible en muchas herramientas estadísticas del mercado.

Luego para la resolución del modelo se optará el uso del método de mínimos cuadrados ordinarios (MMCO) el mismo que se atribuye a Carl Friederich Gauss, un matemático alemán.

El método parte por definir que existe una función lineal que pasa por los puntos indicados y que cada uno de los puntos mantiene una distancia a la recta que pasa por los mismos, la cual es mínima y se determina en su totalidad con la suma de cuadrado de residuos, la cual es mínima respecto a cualquier otra recta que exista.

Para graficar esta definición se presenta el siguiente ejemplo en el caso de regresión con una única variable, en el cual se presenta la recta SRF (función de regresión muestral¹⁰) así como el resultado de minimizar la suma del cuadrado de los residuos, obsérvese que cada residuo de los ahí señalados recibe el mismo peso en su suma ($\hat{u}_1 + \hat{u}_2 + \hat{u}_3 + \hat{u}_4$) sin

⁹ B.L.U.E. (Best Linear Unbiased Estimator)

¹⁰ SRF: por sus siglas en inglés (Sample Regression Function)

importar lo lejos o cerca que se encuentren de la curva de regresión:

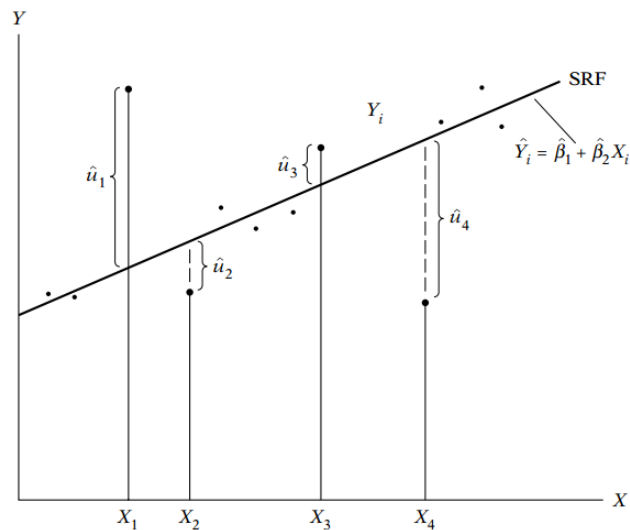


Ilustración 5: criterio de mínimos cuadrados (Gujarati & Porter, 2008)

Ahora procedemos a definir el método de regresión para el caso general obviando algunos pasos de la demostración que involucra conocimiento de álgebra de matrices y se encuentra disponible en el apéndice de ciertos textos de econometría (Gujarati & Porter, 2008).

Como resultado obtenemos los parámetros β que definen la regresión.

Tenemos como resultado de la derivación de la suma del cuadrado de residuos que:

$$-2X^T Y + 2X^T X \hat{\beta} = 0$$

Luego:

$$X^T Y = X^T X \hat{\beta}$$

Y despejando al mejor estimador para β :

$$\hat{\beta}_{k \times 1} = (X^T X)^{-1} X^T Y$$

Donde X^T es la matriz transpuesta de X y donde se entiende que $X^T X$ es invertible (o no singular¹¹). En la práctica la implementación del algoritmo en cualquier programa deberá ser apoyada por alguna función que realice la inversión de la matriz o en su defecto implementar algún método de inversión de matrices, por ejemplo: Gauss-Jordan.

Otros puntos a considerar y que posteriormente permitirán validar el modelo son los siguientes:

$$u \sim N(0, \sigma^2 I)$$

Es decir, se supone que cada residuo u_i sigue una distribución normal con media cero y una varianza constante σ^2 . I en este caso representa a la matriz identidad y 0 un vector nulo.

De igual manera se conoce que:

$$\hat{\beta} \sim N[\beta, \sigma^2 (X^T X)^{-1}]$$

Es decir, que cada elemento de $\hat{\beta}$ está normalmente distribuido con media igual al elemento correspondiente al verdadero β y la varianza está dada por σ^2 veces el elemento correspondiente de la diagonal de la matriz inversa $(X^T X)^{-1}$ al cual denominaremos c_{jj} .

Luego tenemos para cada parámetro estimado que:

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\sqrt{\sigma^2 c_{jj}}} \sim N(0,1)$$

Pero como σ^2 es desconocido, se adoptará el estimador del mismo:

$$\hat{\sigma}^2 = \frac{\text{Suma del cuadrado de residuos}}{n - k}$$

¹¹ Matriz singular: aquella cuyo determinante resulta cero

Entonces por el desplazamiento usual hacia la distribución t, se cumple lo siguiente:

$$\frac{\hat{\beta}_j - \beta_j}{\sqrt{\hat{\sigma}^2 c_{jj}}} \sim t_{n-k}$$

Esta relación permitirá posteriormente determinar la relevancia de cada uno de los parámetros que se obtendrá producto de la regresión: bastará con igualar $\beta_j = 0$ y encontrar que se cumple tal relación para aceptar que el parámetro debe ser ignorado.

Adicionalmente el mismo método establece la manera de hacer un análisis de la varianza en notación matricial, el mismo que se describe a continuación:

Fuente de Variación	Grados de libertad	Suma de Cuadrados	Error cuadrático medio
Regresión (SCR _m)	k - 1	$\hat{\beta}^T X^T y - n\bar{Y}^2$	$CMR_m = \frac{\hat{\beta}^T X^T y - n\bar{Y}^2}{k - 1}$
Residual (SCe)	n - k	$y^T y - \hat{\beta}^T X^T y$	$CMe = \frac{y^T y - \hat{\beta}^T X^T y}{n - k}$
Total (SCT _m = SCR + SCe)	n - 1	$y^T y - n\bar{Y}^2$	

Tabla 3: análisis de la varianza (ANOVA) para un modelo de regresión lineal múltiple

Parámetros que permiten determinar entre otras cosas la significancia del modelo.

Otro parámetro importante en el modelo lo brinda el coeficiente de determinación, el cual explica en qué nivel la variabilidad del modelo está explicada por la regresión en sí:

$$R^2 = \frac{SCR_m}{SCT_m}$$

Sin embargo este parámetro deberá ser ajustado posteriormente, dado que, a mayor cantidad de variables regresoras, R^2 tiene una tendencia a crecer (lo cual no implica que el modelo sea mejor que uno con menos variables regresoras).

2.2.5. Modelos de regresión con variables dicótomas

Gujarati (Gujarati & Porter, 2008) señala que durante el análisis de regresión, la variable dependiente (o regresada) está influida frecuentemente no sólo por variables de razón de escala (por ejemplo, descuento, precio) sino también por variables que son esencialmente cualitativas por naturaleza, o de escala nominal (por ejemplo sexo).

Puesto que estas variables usualmente indican la presencia o ausencia de una “cualidad” o atributo, son variables de escala nominal esencialmente y se podrían “cuantificar” mediante la elaboración de variables artificiales que tomarán los valores “0” y “1” donde “1” representará la presencia o posesión de ese atributo y “0” la ausencia del mismo. Las variables que adquieren valores 0 y 1 se denominan variables dicótomas. Tales variables son por lo tanto, esencialmente un recurso para clasificar datos en categorías mutuamente excluyentes, como masculino y femenino

Pero ¿qué sucede si la variable cualitativa tiene “m” categorías?

Si una variable cualitativa, tiene “m” categorías, solo hay que agregar (m-1) variables dicótomas. Si no se cumple esta regla, se provocará lo que se conoce como la trampa de la variable dicótoma; es decir se tendrá una situación de perfecta

colinealidad¹² o perfecta multicolinealidad, si hay más de una relación entre las variables.

Luego asumiendo que el modelo adoptado fue el log lineal y se quieren incorporar variables que determinen un conjunto de valores posibles cualitativos (“m” valores diferentes posibles). El modelo sería modificado de la siguiente manera:

$$\begin{aligned} \ln(y) &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \beta_{D1} D_1 + \beta_{D2} D_2 \\ &+ \dots + \beta_{D(m-1)} D_{(m-1)} + \varepsilon \end{aligned}$$

Donde:

m: es el número de categorías que será manejado con variables dicótomas

D_i: identifica a cada una de las variables dicótomas que serán incluidas en el modelo, cuyos valores serán 1 o 0 dependiendo si la observación analizada corresponde o no a determinada categoría

β_{D_i}: es el coeficiente asociado a cada regresor dicótomo.

2.2.5.1. Observación sobre el método a usar para la predicción

Se escoge el modelo econométrico considerando las observaciones del equipo de planeadores de la demanda en la que se detecta correlación entre las estrategias de mercadotecnia y las ventas generadas a cada producto, principalmente el descuento.

El uso de modelos econométricos se da principalmente por economistas, para la predicción de demanda de acuerdo a

¹² Colinealidad: cuando existe una dependencia o “cuasi” dependencia lineal entre dos regresores

información independiente y manejable la cual podemos disponer en forma anticipada a la realización de este.

La teoría anteriormente expuesta está respaldada por diversos libros de Econometría, para este caso particular se utilizará parte de la teoría de Modelos de Regresión con Variables Dicótomas (Gujarati & Porter, 2008). Existen estudios previos en los que se ha aplicado el modelo con variables dicótomas para categorizar diferencias sociales/raciales con resultados aceptables en estudios vinculados a las ciencias sociales (Hardy, 1993) como en otros casos más particulares como el efecto del día de semana en cual realiza labores el mercado de valores de cierta nación (Suliman Abdall, 2012). En este trabajo se hará el esfuerzo de aplicar este método a fin de agrupar la información de varios productos y prevenir el indiscriminado crecimiento de modelos, considerando que cada campaña se incorpora productos nuevos. Cabe indicar que a la fecha este tópico sigue siendo materia de estudio en algunas universidades (Centre for Financial & Management Studies, SOAS, University of London, 2012).

Sobre el uso de variables dicótomas, existe otra técnica de análisis estadístico para un conjunto de preferencias, comercialmente conocida “Conjoint Analysis” o “Conjoint Measurement Analysis” (Härdle & Simar, 2012) que también las aprovechan, dado que el uso de estas brindan una alternativa robusta a procedimientos ordinarios basados en datos (Green, Krieger, & Wind, 2001) . Aunque algunos autores establecen que en la práctica comercial los parámetros de esta técnica se estiman utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios (Raghavarao, Wiley, & Chitturi, 2011).

Estos fundamentos constituyen el marco teórico sobre el cual se inicia ésta investigación, adicionalmente interviene la

experiencia del planeador de demanda para identificar cada una de las variables más relevantes para el modelo y posteriormente la teoría computacional requerida para automatizar la resolución del mismo; cabe indicar que actualmente existen diversos proveedores de software para la resolución de modelos de regresión lineal con el Método de Mínimos Cuadrados Ordinarios, esta investigación se apoyará en el uso de los mismos.

CAPÍTULO III

METODOLOGÍA DE LA INVESTIGACIÓN

3.1. TIPO DE INVESTIGACIÓN

La investigación seguirá las pautas del método científico.

La investigación evalúa la adopción de modelos econométricos para predicción de demanda en industria cosmética así como la próxima automatización del mantenimiento de los mismos.

Respecto a la disciplina sobre la que se investiga, aun cuando el marco teórico es esencialmente estadístico, la investigación se enfoca en conceptos propios de la ingeniería de sistemas, en particular la teoría de sistemas que convierte entradas (en este caso la data histórica y la estrategia de ventas futura) en salidas (pronóstico de demanda).

La investigación, del tipo experimental (Hernández Sampieri, Fernández Collado, & Baptista Lucio, 2006), analizará la reacción de la demanda ante un cambio en estrategias de mercadeo sobre la base de un modelo que trabaja con información histórica previa, asimismo contemplará el posterior análisis de sensibilidad que se realizará sobre el cambio o alteración en variables vinculadas al precio del producto respecto la demanda.

3.2. POBLACIÓN Y MUESTRA

La población estará definida por los productos que requieren un pronóstico para las campañas cuatro, cinco y seis del 2012 en

los dos países más antiguos de la corporación (Perú y Colombia)

Los productos que requieren un estimado en esos dos países se determina con el valor de 167 (fuente: observación directa).

La definición de la muestra se realizará aplicando técnicas de muestreo, asumiendo que existen dos posibilidades que serán:

1. Que el producto puede ser estimado con un modelo econométrico en forma satisfactoria
2. Que el producto (luego de intentos e iteraciones) no es factible de ser modelado con un modelo econométrico de regresión lineal.

Luego aplicaremos muestreo sin reposición para estimar una proporción actualmente desconocida (P) y dada esta situación consideraremos (el caso menos optimista) en el que tanto la probabilidad de ocurrencia¹³ de lo primero como lo segundo será $p = q = 1 - p = 0.5$ (estimado inicial pesimista)

Por lo tanto la varianza máxima que tendríamos en este caso sería: $(p)(q) = 0.25$

A continuación se reproducen las fórmulas que serán utilizadas para definir el tamaño de muestra dada una proporción “P” (Scheaffer, Mendenhall, Ott, & Gerow, 2012):

Si el investigador desea estimar P con un error (precisión) B (en porcentaje) y un nivel de confianza de $1-\alpha$ y considerando $z_{\alpha/2}$ el valor inverso de la distribución estándar para la probabilidad de $1-\alpha/2$...

$$Sea D = \frac{B^2}{z_{\alpha/2}^2}$$

¹³ Se utilizará P, Q para representar las probabilidades no conocidas a nivel poblacional y p, q para representar las probabilidades obtenidas en la muestra

$$y$$

$$n_0 = \frac{PQ}{D}$$

Tendremos un tamaño de muestra definido por “n” de:

$$n = \frac{n_0}{1 + \frac{n_0}{N}}$$

Donde N es el tamaño de la población.

Luego tomando en cuenta que:

- N = 167
- B = 15% (se decide el nivel indicado de error)
- $\alpha = 5\%$ (nivel de confianza exigido)
- $PQ = 0.5^2 = 0.25$

Se obtienen los siguientes resultados:

- D = 0.00585715
- $n_0 = 42.68287579$
- $n = 33.99438428$

Luego la muestra a considerar analizará 34 productos elegidos al azar y sin reposición entre los productos a estimar para Perú y Colombia para campañas cuatro, cinco y seis del 2012.

Cabe indicar que dado que se trata de un modelo por producto se podrá recurrir a historia de otros productos similares que hayan sido comercializados anteriormente a fin de complementar la historia del mismo (y únicamente con este propósito).

Debido a las restricciones para el uso de información real de la empresa, algunas descripciones de los productos tuvieron que ser manipuladas a fin de mantener la confidencialidad de los datos de la empresa.

Para efectos reales, que no se detallan dentro del estudio, se recomienda aplicar el principio 80/20 (mal atribuido a Pareto¹⁴) que determina que uno debería enfocar sus esfuerzos no en el íntegro de los productos planeados para la venta sino en el 20% (valor aproximado) que aporta el 80% de la ganancia. Estos valores son relativos, cada empresa puede determinarlo de acuerdo a la utilidad y precio de cada producto, así como su demanda promedio. En realidad el principio 80/20 establece que la mayoría de eventos problemáticos de una empresa se atribuye a solo un 20% de los problemas; esto también aplicaría a otras áreas como el control de inventario ABC, el cual establece que el 80% del dinero en inventario, proviene del 20% de los ítems en inventario (Wisner, Tan, & Leong, 2012).

3.3. TÉCNICAS E INSTRUMENTOS

Los instrumentos/técnicas (Mejía Mejía, 2005) que utilizaremos para la investigación serán:

- Utilización del inventario de datos previamente registrado en los sistemas de información de la empresa.
- Muestreo: para la determinación del tamaño de la muestra y validación del resultado obtenido.
- Pruebas estadísticas para la validación del modelo de Regresión Lineal: por ejemplo la prueba *t* de Student

La escalabilidad de la solución ofrecida dependerá del cliente en caso se adopte la metodolog a, la cual ser a independiente de una determinada plataforma o lenguaje de programaci n en caso se decida implementar.

¹⁴ Lo que Vilfredo Pareto (*Cours d'Economique Politique*, Universidad de Lausana, 1896-1897) descubri  (Koch, 2007) fue una relaci n constante entre los que ganaban m s y el porcentaje de ingresos de que disfrutaban, una relaci n que segu a una pauta logar tmica espec fica y que pod a expresarse de la misma manera independientemente al per odo o tiempo en que se estudiara.

La investigación se limita al uso de modelos de regresión lineal a fin de viabilizar su aceptación y uso en la empresa y la disponibilidad de herramientas de oficina (como Microsoft ® Excel) que facilitan el trabajo con la misma según teoría al respecto (Render, Stair, & Hanna, 2011). Sin embargo, se recomienda a futuro el uso de Redes Neuronales ya que podrían mejorar resultados, en particular para casos en los que el factor de determinación del modelo (el grado en el que el modelo explicará la variabilidad de la demanda) se encuentre por debajo al 50%, esto se ha recomendado en algunos trabajos de investigación (Samsudin, Saad, & Shabri, 2008).

El problema será tratado haciendo uso del enfoque de sistemas (o pensamiento sistémico) viéndolo como un todo y no por partes (Ahoy, 2010). Se ha observado que es necesario complementar los métodos actuales de pronóstico con aquellos derivados de un enfoque sistémico y de pronóstico (Orrell & McSharry, 2009).

Para la resolución del modelo de regresión lineal por el método de mínimos cuadrados ordinarios se propone el uso de un software propietario sino la implementación de un algoritmo basado en el método de Gauss-Jordan (Burden & Faires, 2010) para inversión de matrices que resuelva el programa lineal y que permita obtener los parámetros, en el Anexo 7 de este documento se presenta el prototipo inicial que inspiró este trabajo, desarrollado en Visual FoxPro¹⁵.

3.4. ANÁLISIS Y TRATAMIENTO DE LOS DATOS

Los datos históricos será almacenados en un almacén de datos (también llamado “datawarehouse”) corporativo, en cual se

¹⁵ Visual FoxPro es un lenguaje de programación procedural, orientado a objetos que posee un Sistema Gestor de Bases de datos (DBMS) y Sistema administrador de bases de datos relacionales, producido por Microsoft ®.

registrará datos de la estrategia de ventas tanto pasada como a futuro (información que define el área de mercadotecnia). Este almacén de datos normalmente acompaña a cualquier sistema de soporte a las decisiones ya que este último suele no tener data propia (Mehrwald & Morlock, 2009).

Se opta por trabajar con un sistema OLAP¹⁶ o también conocido como modelo multidimensional debido a que este permite un mejor entendimiento de los datos para el propósito de análisis y brinda un mejor desempeño al momento de ejecutar consultas analíticas complejas (Malinowski & Zimányi, 2008). Debemos considerar que parte del análisis consiste en la agrupación de datos para el modelo estadístico. Por este motivo consideraremos procesos de transferencia de datos que agrupen la información en caso se disponga de más de una oferta de producto por campaña.

Dado que la variable a analizar y pronosticar será la demanda del producto, dentro de este mismo repositorio almacenaremos los datos de ventas (incluyendo el faltante) de manera que podamos tener información suficiente para determinar las relaciones entre la estrategia de ventas y la venta en sí.

La herramienta que proponemos para almacenar los datos será una herramienta reconocida en el mercado: SAP Business Warehouse la cual también brinda la oportunidad para el investigador a proseguir con un análisis posterior de minería de datos (SAP, 2011), para lo cual se recomienda acompañar datos de la competencia, los cuales no se disponen al momento de la investigación.

Para el planeamiento de la demanda y posterior ejecución de los modelos de regresión lineal se propone el uso de otra

¹⁶ Con procesamiento analítico en línea. Online Analytical Processing (OLAP)

herramienta SAP¹⁷: APO-DP conforme a las buenas prácticas de uso de la herramienta según documentación del fabricante (O'Brien & Farley, 2006).

Los desarrollos adicionales que no brinde la funcionalidad estándar de la herramienta se realizarán mediante programación en código ABAP¹⁸

La información de estrategias será agrupada de manera que se consigne por país (centro), producto y campaña la información de la estrategia comercial más agresiva en cada caso. Esto será contemplado durante el diseño del proceso de extracción, transferencia y carga de datos (ETL) para el repositorio OLAP considerando que la agregación resulta conceptualmente simple pero compleja en la práctica (Adzic, Fiori, & Sisto, 2007). Esto implica definir una regla sólida que establezca para cada variable de mercadotecnia el tipo de agrupación que debe seguir. Dependiendo el caso se podrá considerar la suma, el promedio, el valor máximo o mínimo.

Adicionalmente se realizará una depuración de aquella información histórica que haya sido incorrectamente consignada ya que podría generar un modelo de predicción no válido.

Los pronósticos serán presentados en reportes, incluyendo gráficos. Se mostrará tanto el valor histórico real como el del pronóstico y se evaluará la eficiencia del modelo de las tres últimas campañas con venta registrada, de esta manera se observará el resultado de la simulación de haber utilizado dicho

¹⁷ SAP es una empresa líder del mercado y tecnología en programas, soluciones y servicios de administración de negocios para mejorar los procesos del mismo (SAP, 2012)

¹⁸ **ABAP** (Advanced Business Application Programming) es un lenguaje de cuarta generación, propietario de SAP, que se utiliza para programar dentro de R/3. Utiliza sentencias de Open SQL para conectarse con prácticamente cualquier base de datos (Kogent Learning Solutions Inc., 2011).

modelo en hasta tres puntos de historia en el pasado desde la campaña actual.

Los gráficos manifestarán el pronóstico versus la tendencia.

Adicionalmente para el programa que realice el cómputo estadístico se definen reportes propios que muestren los parámetros del modelo y dentro del sistema de soporte a decisiones, alertas que notifiquen en caso un modelo debe ser revisado, considerando tanto la eficiencia del modelo como la relevancia de cada una de sus variables.

La información de pronósticos generada también será incorporada al almacén de datos corporativo.

Finalmente el resultado de los reportes y el prototipo a desarrollar, será presentado a los usuarios del sistema, los mismos que darán conformidad de la metodología.

CAPÍTULO IV

METODOLOGÍA PROPUESTA

4.1. EL PROCESO DE ESTIMACIÓN DE LA DEMANDA

El proceso de estimación de la demanda se identifica como uno de los puntos de atención o subprocesos dentro del denominado proceso de administración de la demanda (Crum & Palmatier, 2003):



Ilustración 6: El proceso de Administración de la Demanda (Crum & Palmatier, 2003)

Cabe indicar ciertas consideraciones dentro del proceso de planeamiento de la demanda:

- No es solo pronósticos
- Es el que inicia el ciclo de planeamiento de la demanda

- No funciona por si solo sin la incorporación de los otros cuatro componentes que permiten tener una visión completa de la demanda.
- Los pronósticos se basan en la demanda, lo cual significa que se limita a analizar los mismos, no las entregas.

Por otro lado tenemos un acercamiento al ciclo de planeamiento de demanda y sus subprocesos, según una reconocida marca de sistemas ERPs (SAP, 2011):

1. Al inicio se crean o se ajustan los modelos de pronósticos.
2. Se crea el pronóstico de demanda.
3. Se añaden planes de introducción o salida del producto y promociones (si es aplicable).
4. Se afinan y reconcilian los planes de demanda.
5. Se envía la información del plan de demanda al equipo de logística para los pedidos de compras y suministros (en el caso de SAP lo establece mediante el uso del paquete SNP19 para la liberación del plan de demanda). Se recibe el plan de logística en el sistema que apoya el planeamiento de demanda. Se almacena el pronóstico (en algunos casos se toman “fotos” del pronóstico en diversos puntos de tiempo).
6. Se actualizan los datos históricos.
7. Se monitorea la exactitud del pronóstico.
8. Se almacena el pronóstico (en algunos casos se toman “fotos” del pronóstico en diversos puntos de tiempo).

¹⁹ SNP: Supply Network Planning (Planeamiento de la Red de Suministros) según SAP AG
®

9. Se almacena el pronóstico (en algunos casos se toman “fotos” del pronóstico en diversos puntos de tiempo)
10. Se actualizan los datos históricos
11. Se monitorea la exactitud del pronóstico
12. Se revisan los datos maestros (de los productos que serán planeados, sus agregaciones y desagregaciones)
13. Se revisan los modelos nuevamente (punto 1.)

Luego el trabajo se enfoca a proponer un plan de demanda apoyado en modelos econométricos para la predicción.

Sin embargo, otros autores (Crum & Palmatier, 2003) presentan dentro de la mejor práctica del proceso de planeamiento de demanda, la dependencia de múltiples entradas, de ventas, mercadotecnia, marcas y el equipo de diseño del producto así como el análisis estadístico.



Ilustración 8: el proceso de planeamiento de demanda (Crum & Palmatier, 2003)

Señalan que los métodos más utilizados para el análisis estadístico son las técnicas de series de tiempo, sin embargo,

también comentan lo siguiente respecto al uso del análisis de regresión como herramienta de pronóstico:

“El análisis de regresión también puede ser utilizado como una herramienta para predecir ingresos en ventas si cambian los factores del negocio. Este pronóstico puede ser más acertado cuando se encuentra disponible un indicador que lidere...

El uso del análisis de regresión (...) es un método efectivo para desarrollar escenarios, especialmente cuando existe incertidumbre significativa sobre el futuro” (Crum & Palmatier, 2003).

4.2. PRESENTACIÓN DEL MODELO

El modelo propuesto define los siguientes pasos de acuerdo a lo observado en la empresa:

1. Definir un nivel de agregación al cual se realizará el pronóstico: uno de los problemas al realizar pronósticos se da al momento de establecer el nivel de agregación que se debe realizar, si este debe hacerse de arriba abajo o viceversa²⁰. Existen estudios empíricos (Chatfield, 2000) que señalan que un pronóstico de abajo arriba tiende a ser más acertado. Sin embargo, en la empresa en estudio, para definir el nivel adecuado de agregación que trabajaremos consideraremos lo siguiente:

²⁰ De arriba abajo: se estima a un nivel agregado y luego se desagrega ese nivel a niveles inferiores hasta llegar al nivel material que es el necesario para generar las órdenes de compra (o producción)

- a. Un producto no se vende todas las campañas, el producto entra y sale del catálogo campaña a campaña, esto lo define mercadotecnia y permite un catálogo dinámico para el consumidor.
- b. Las ofertas de cada producto varían campaña a campaña, el descuento ofrecido puede variar de 0% a 50% o mantenerse de campaña a campaña.
- c. El consumidor define su intención de compra básicamente por el precio y el descuento, tal como dice el estudio “Consumer Insights”, elaborado por la firma de investigación de mercados Kantar Worldpanel, el consumidor tiende a ser susceptible ante la variable precio (El Comercio.pe, 2010).
- d. Por otro lado la consultora siempre escoge la oferta más agresiva por campaña y define el número de unidades a adquirir basada en el precio aún si los consumidores no han hecho un pedido reciente del producto (decide generar su propia reserva del producto para posteriormente venderlo a un precio mayor).

La empresa actualmente dispone de una clasificación de sus productos, la misma que empieza en el centro o país sobre el cual se requiere la estimación y termina en el material o SKU²¹ desagregado por cada tipo de oferta en el cual se comercializan cada campaña.

Dentro del repositorio de datos de la empresa toda esta información está disponible a nivel detalle, codificada en todos los casos.

²¹ SKU: stock-keeping unit o unidad de referencia, identificador de producto terminado

La clasificación de un producto no varía de campaña a campaña salvo al nivel más detallado, el de tipo de oferta, dado que esta clasificación depende de cuál haya sido la estrategia de mercadotecnia definida para un producto en una determinada campaña lo cual significa que el último nivel no es permanente sino variable a lo largo del tiempo.

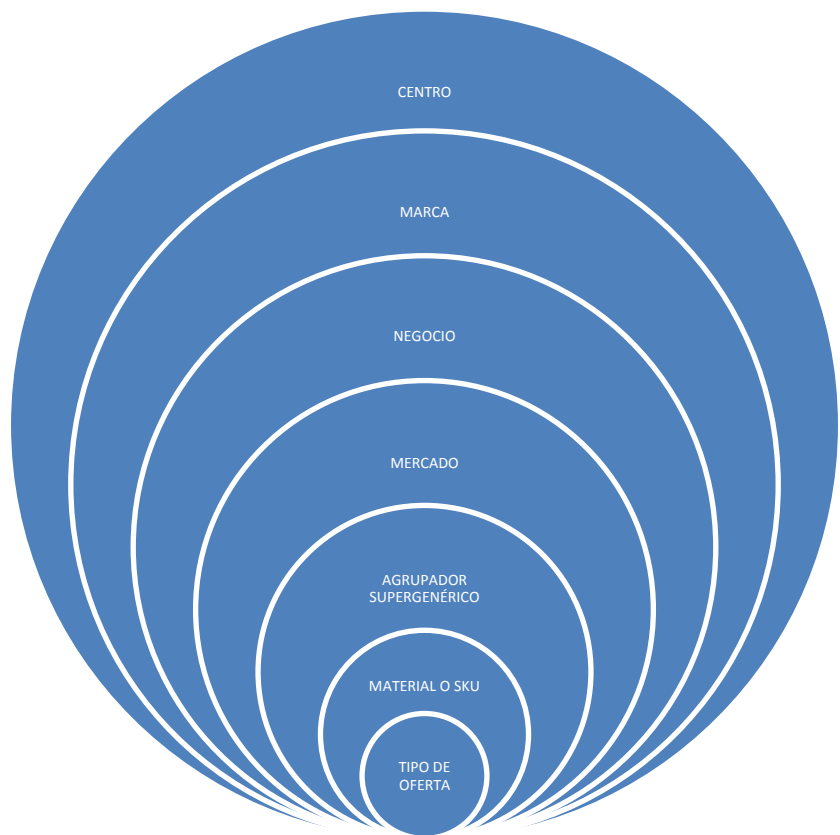


Ilustración 9: jerarquía y clasificación del producto en la empresa en estudio.
Fuente: elaboración propia

Presentamos un ejemplo ficticio para un producto identificado en el catálogo: “Labial X color rojo fuerte”

- Centro: Perú (donde se comercializa el producto)
- Marca: aquella del catálogo donde aparece el producto
- Negocio: maquillaje
- Mercado: lápices labiales
- Agrupador supergenérico: Labial X
- Material: Labial X en color rojo fuerte
- Tipo de oferta: especial (oferta para consultoras) y a precio normal y sin descuento (como figura en catálogo)

Luego el pronóstico podría realizarse a cualquiera de los niveles descritos, sin embargo cuán más detallado sea el nivel al cual se desee pronosticar, más complejo será la obtención del pronóstico debido principalmente a la demanda intermitente.

Revisando la jerarquía de producto se propone que el nivel de agrupación a trabajar sea el de “Agrupador Supergenérico” por lo siguiente:

- Si se encontrara como pronosticar a un nivel superior sería muy complejo definir una regla para repartir el producto a niveles inferiores
- El agrupador supergenérico solo difiere del material en casos de maquillaje, donde hay tonos de color implicados. Otros negocios como fragancias, tratamiento facial, corporal no se ven afectados
- Sería deseable pronosticar por tipo de oferta, sin embargo la relación costo/beneficio de tener este

resultado con un modelo sería ineficiente debido a:

- La fabricación del producto no se realiza por tipo de oferta (al final se agrega este pronóstico en caso exista)
- Si la demanda de un producto es esporádica, la de un producto en un tipo de oferta determinado lo es aún más ya que el producto no siempre se ofrece bajo las mismas condiciones en campañas consecutivas.

2. Definir las variables que impactan sobre la venta de un producto:

Se encuentran las siguientes variables que afectan el consumo de cada producto por catálogo (por campaña):

- El descuento que figura en el catálogo
- El descuento que percibe la consultora en forma exclusiva
- La edad del producto (en campañas que viene apareciendo)
- La edad del producto en oferta (similar al anterior pero considerando únicamente campañas en las que ha tenido un descuento asociado).
- ¿El producto cuenta con alguno otro que apoye su venta? ¿Sí? ¿en qué grado?
- ¿Está como oferta principal?
- Si es fragancia ¿cuenta con una cubierta removible o barniz que al frotar, permita experimentarla?
- El producto ¿cuenta con un(a) modelo que acompañe su presentación en catálogo?

- ¿En qué porcentaje del catálogo (en relación a una página) aparece exhibido el producto?
 - ¿Qué precio de oferta tiene?
 - ¿Qué precio normal tiene?
 - El producto ¿se está ofreciendo como un set de varios productos?
 - El producto ¿es parte de otro set de productos?
 - ¿Existe alguna fecha especial asociada a la campaña?
 - Día de la madre
 - Día del padre
 - Navidad
 - Día de la amistad
3. Identificar reglas del consumo: es importante definir que reglas definen el consumo de cosméticos, por ejemplo:
- a. Lo que define el consumo básicamente es el descuento aplicado al producto, a mayor descuento, mayor consumo. Esta relación tiende a ser exponencial.
4. Definir el tipo de modelo a utilizar: se escoge como modelo el log-lineal. Se aplicará el logaritmo a la variable dependiente, que es la demanda, a fin de:
- a. Linealizar las relación con la variable más importante, como lo es el precio
 - b. Reducir el impacto de pequeñas imperfecciones en la demanda al momento de ser observada
 - c. Dado que el modelo se utilizará en predicción: tener la garantía que el modelo nunca generará pronósticos negativos y por lo tanto errados en esos casos.

5. Proceso de estimación: que consiste en partir de la información disponible y finalmente llegar a un pronóstico de demanda.
6. Medición de resultados y validación del modelo: que se encargará de verificar mediante ciertos parámetros la exactitud del modelo, así como del pronóstico.

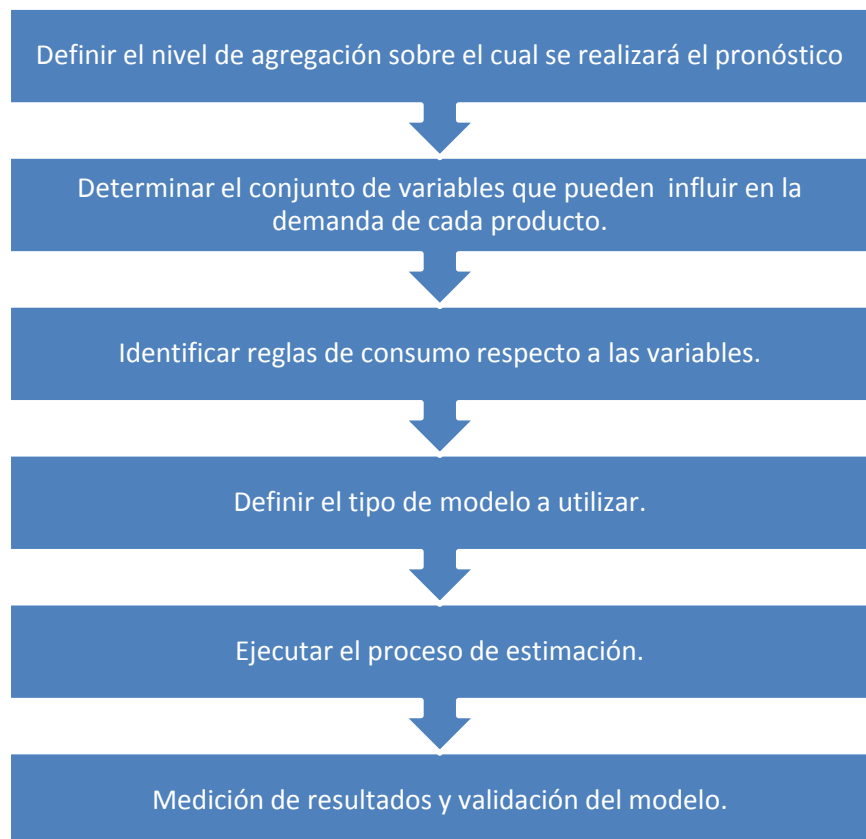


Ilustración 10: pasos iniciales del proceso de estimación (fuente propia)

Los pasos anteriormente descritos son la base para iniciar un proceso de estimación para una empresa cosmética. El detalle del proceso de estimación así como el de medición de resultados lo trataremos a continuación.

4.2.1. Ejecución del proceso de estimación

El proceso de estimación asume que los pasos iniciales ya han sido realizados correctamente y se dispone de la información de cada producto así como la demanda histórica y las variables

de mercadotecnia por campaña dentro del repositorio de datos de la empresa.

Dado que el análisis será realizado a nivel supergenérico inicialmente deberemos contar con la información de la venta de un producto, así como su demanda y hacer cualquier ajuste que se requiera en caso se encuentre un punto atípico, las posibles causas de encontrar un punto atípico se producen a razón de:

- Haberse ejecutado un reemplazo de un producto por otro, incrementando la demanda del último y reduciendo la del producto reemplazado. Por ejemplo, se observa un incremento anormal de la demanda de colonias de 500ml y una disminución del consumo de colonias de 1l.
- Estrategia mal registrada en el repositorio de datos: se confirma, con evidencia en el catálogo que la estrategia de ventas no fue registrada correctamente y se corrige. Por ejemplo, se consignó 5% de descuento en lugar de 50% de descuento.

A nivel del sistema de información que apoyará al proceso se deben ejecutar los siguientes pasos partiendo de la información que se disponga en el repositorio de datos:

1. Realizar el filtro y agregación de los datos: el repositorio de datos de la empresa consigna datos de la estrategia de venta por cada forma de venta y tipo de oferta del producto. Esto implica que la información de un mismo producto podría aparecer varias veces en el repositorio de datos dentro de una misma campaña, dado que nuestro objetivo es realizar la estimación de demanda por producto a nivel supergenérico y por campaña será necesario definir reglas de agregación para tal propósito.

Las agrupaciones deberán ser coherentes con el estudio, verificando que cada una de ellas prepare un registro de información que permita posteriormente su utilización en el pronóstico.

Para esto se propone condensar las estrategias tomando únicamente aquellas que se consideren más agresivas. Para observar esto en términos del sistema de información y el repositorio de datos, tendríamos por ejemplo:

- El descuento: tomar el valor mínimo en caso se encuentre en varios tipos de oferta dentro de una misma campaña
 - El % de exposición: tomar el valor máximo de la exposición si es que aparece el mismo producto en diferentes páginas del catálogo
 - Y de igual manera con los otros ratios, condensar la información en términos de máximos, mínimos sino sumas o promedios.
2. Una vez realizada la agregación se dispondrá de una estructura de datos resumida en la cual solo se tendrá el registro de un producto (A nivel supergenérico) por campaña. El siguiente paso es consultar dentro del mismo repositorio de datos al cubo de ventas, tomando la demanda y añadiéndola ya que esta es la variable independiente que deseamos estimar.

Con estos insumos podremos disponer de la información necesaria y suficiente para preparar los modelos, los mismos que se describirá a continuación, como deberán ser elaborados.

MAESTRO DE MODELOS FACTIBLES

Para reducir el ámbito de búsqueda para construir un modelo, se establecen unas reglas, basadas en reglas de negocio que permitirán construir un maestro de modelos factibles y viables y acordes con la realidad del negocio.

La construcción de este maestro no implica que todos los modelos sean válidos, solo es un paso inicial para posteriormente elegir el mejor modelo para cada producto. El concepto de “mejor modelo” se detallará posteriormente.

El resumen de reglas identificadas se presenta a continuación:

1. Incorporar la variable descuento catálogo obligatoriamente sino el precio de oferta.
2. Incorporar la variable descuento demo y el factor demo catálogo (opcional)
3. Incorporar el factor exposición (opcional) con alguna de las siguientes combinaciones
 - a. Agregar la variable dicótoma Foto Modelo y Foto Producto
 - b. Agregar la variable Exposición Total
4. Incorporar la variable Impacto del Apoyo (opcional)
5. Incorporar la variable Precio de Posicionamiento (opcional)
6. Incorporar la variable Número de Pedidos (opcional)
7. Incorporar una variable de tendencia (opcional), esto implica cualquiera de las dos siguientes variables
 - a. Consecutivo considerando el resto de línea (todas las veces que fue vendido el producto)
 - b. Consecutivo ignorando los casos donde se vendió sin resto de línea (alternando un valor creciente y

cero los casos donde la única exposición fue como resto de línea, es decir, sin descuento).

8. Otras variables dicótomas
 - a. ¿Es parte de un set?
 - b. ¿Aparece como set en otro Tipo de oferta?
 - c. Días festivos

ELABORACIÓN DEL MODELO POR PRODUCTO: CRITERIOS DE LA EMPRESA PARA ACEPTAR O QUITAR VARIABLES

Una vez disponible el maestro de modelos, así como la jerarquía en que se irán explorando las variables, deberá utilizarse la lógica de la empresa para decidir si una determinada combinación es válida (o no).

Para esto se identifican reglas iniciales que están vinculadas al signo del coeficiente β que retorne el modelo en cada iteración así como el grado en que la variable asociada contribuya significativamente al modelo (para este caso se recomienda hacer uso de la prueba de significancia T del modelo econométrico y que se obtiene como resultado de la regresión).

Se determina inicialmente que las siguientes variables deberán ser no negativas, debido a que su presencia en el modelo estará justificada si y solo si dicha variable contribuye significativamente al mismo:

- Descuento catálogo
- Descuento demo
- Exposición total
- Variable dicótoma foto modelo
- Variable dicótoma foto producto

Así como las siguientes estrictamente negativas:

- Variable factor demo catálogo que compensará la inclusión de dos descuentos en las campañas que aparezca
- Precio de oferta y Precio de posicionamiento: pues su presencia implica una relación natural de menor compra a mayor precio.

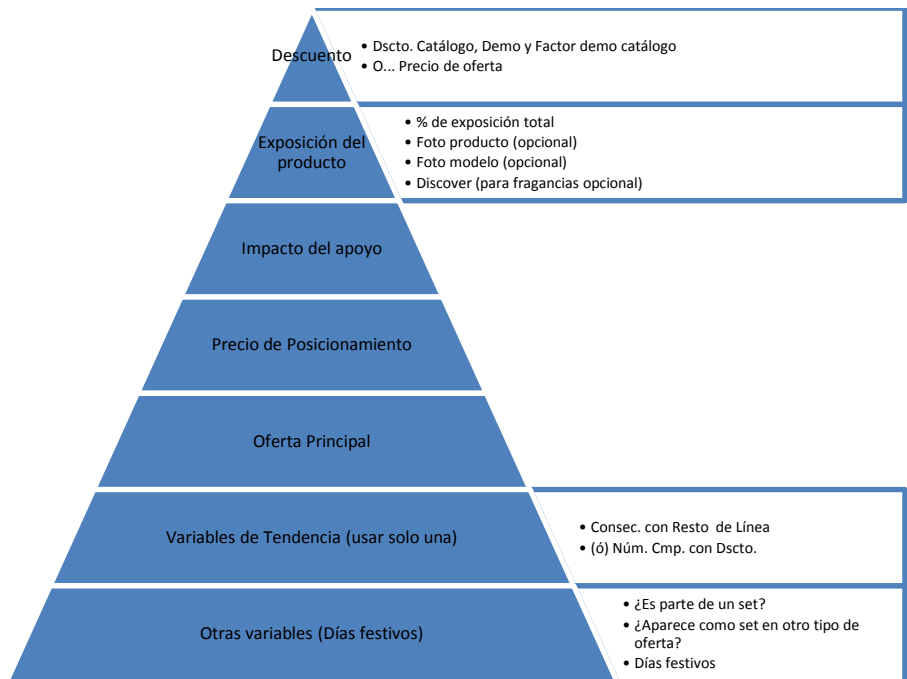


Ilustración 11: jerarquía de utilización de variables (metodología APORLM)

Otras variables tendrán signo libre, tal es el caso de los consecutivos que podrían manifestar que el producto tiene una tendencia natural a ser vendidos en mayor o menor cantidad, campaña a campaña. O el caso de la variable dicótoma que indica si el producto en esa campaña forma parte de un set, que podría en algunos casos ser favorable para el producto (o no).

VERIFICACIÓN DE LA CALIDAD DEL MODELO y DEL PRONÓSTICO

Dado que la variable en estudio es la demanda, queda por definir una manera adecuada de determinar si la calidad del resultado es la adecuada.

Para evaluar al modelo se propone hacer uso de los parámetros estadísticos propios de la regresión lineal, generados de acuerdo a la teoría de Econometría:

- R^2 y R^2 ajustado: para evaluar la asertividad del modelo
- Prueba T: para determinar el grado de significancia de las variables y si estas contribuyen significativamente dentro del modelo

Si bien lo anterior resultaría estadísticamente suficiente para determinar la validez del modelo, se debe recordar que lo más importante es evaluar la calidad del pronóstico, para esto se recortará la data histórica del modelo en tres campañas y se calculará con el modelo resultante el pronóstico de la demanda de esas mismas tres campañas verificando que el MAPE sea menor a 30% lo cual es una medida aceptable dentro de la empresa (dado que garantiza la cobertura adicional que podría manejar el equipo de cadena de abastecimiento en caso esta se eleve exista el riesgo de generar faltante).

La fórmula del MAPE se describe de la siguiente manera:

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{Pronóstico_i - Real_i}{Real_i} \right|$$

Es decir, considera un promedio de las desviaciones entre el real y el pronóstico y calcula un promedio en términos de valor absoluto de manera que se evalúe el grado de la desviación entre pronóstico y real ya sea por exceso o por defecto.

Este valor, expresado en porcentaje (multiplicado por 100) no deberá exceder a 30% para nuestro estudio, esto se justifica por la capacidad de reacción del equipo de cadena de abastecimiento que actualmente considera un valor de $\pm 30\%$ sobre el estimado, luego, si el error de pronóstico se da en este intervalo, será factible una oportuna respuesta ya sea que se trate de incremento no planificado del inventario por una demanda menor a la esperada o de una demanda mayor de la planificada para una campaña específica.

Otro afán que busca la metodología, será el de reducir la incertidumbre respecto a la medición y esto lo lograremos imponiendo una exigencia al R^2 ajustado que deberá ser como mínimo 80%. Dado que la incertidumbre trasciende al error²², cuantificando la naturaleza aleatoria de los valores atribuidos al *mensurando*²³ cuando se repite una medición o ensayo (ya que el resultado no será estrictamente idéntico) nuestro objetivo será concentrarnos en la desviación típica o varianza del modelo dado que mediante la desviación típica, amplía o reduce los posibles valores del resultado de medida o ensayo, afectando a su incertidumbre (Perruchet & Priel, 2000). Considerando reducir esta incertidumbre fijamos un valor mínimo exigido para el coeficiente de determinación (R^2) ajustado (a fin de no tener una falsa percepción debido al número de regresoras que podría tener el modelo).

La exigencia que el R^2 ajustado debe ser superior a 80%, implica que el 80% de la variabilidad de la demanda deberá ser explicada, como mínimo, por el modelo. Esto reducirá en gran

²² Error: diferencia entre el valor anunciado (el resultado de la medición o el ensayo= y el valor verdadero o convencionalmente verdadero.

²³ La propiedad sujeta a medida (JCGM, 2012)

parte la incertidumbre generada por el uso del mismo, específicamente, para la predicción.

MANTENIMIENTO DEL MODELO Y MEJORA DEL MISMO

Se estima que el modelo de cada producto debe ser actualizado (o verificado al menos) una vez, cada nueva campaña en que se vendió el mismo. Esto debido a que la incorporación de un punto nuevo de demanda aportará información nueva de cómo una nueva combinación de estrategias (lo cual se refleja a nivel de valores nuevos de variables) genera una nueva demanda.

Debido a que el número de productos a ser estimados en un país excede la centena, el manejo de modelos resultará una labor exhaustiva de un equipo humano aun cuando disponga de la herramienta informática estadística así como el repositorio de datos para cada iteración.

Por este motivo, la metodología propuesta APORLM incorpora un criterio adicional para la reducción de modelos a ser verificados cada campaña, tomando como parte la teoría de inclusión de variables dicotómicas para más de una categoría.

INCLUSIÓN DE VARIABLES DICOTÓMICAS PARA FUSIÓN DE MODELOS.

Una vez analizados los datos, el analista de modelos podrá verificar que ciertas relaciones se cumplen dependiendo el tipo de producto. Por ejemplo que las fragancias siempre están influenciadas por el número de pedidos aun cuando sus estrategias entre si, no son siempre las mismas.

Esto nos lleva a evaluar un nuevo modelo, basado en el criterio anterior, que permita manejar con un solo modelo un conjunto de productos vinculados por los siguientes criterios:

1. Que tienen características similares entre sí (que pertenecen a la misma familia por ejemplo: fragancias masculinas juveniles)
2. Que sus modelos individuales registran un patrón similar de variables por si solo
3. Que al agrupar la información de varios productos, se dispone de un conjunto de datos más robusto que permita explicar el comportamiento de dicha familia.

Luego, en base a lo anterior, si bien se establece un criterio para agrupar la información y aun se presenta la posibilidad de tratar ya no el pronóstico individual sino el de la familia o el grupo que se defina, no se debe olvidar que el propósito es generar un pronóstico individual (por producto).

Para esto se propone:

1. Generar un modelo único con su conjunto de variables propio para la familia o grupo de productos a asociar y...
2. Incorporar n-1 variables dicótomas (siendo n el número de productos que compone el grupo) de manera que estas permitan explicar la individualidad de cada producto.

Las variables serán llenadas con los valores 1 o 0 y por cada registro a lo más una de estas tendrá el valor 1 ya que siendo n-1 variables y n productos los que conforman el grupo, el llenado sería de la siguiente manera:

$$Xd_i = \begin{cases} 1 & \text{si el registro corresponde al producto } i \\ 0 & \text{caso contrario} \end{cases}$$

Luego los coeficientes que se obtengan para esas n-1 variables indicarán de que manera el mismo modelo, se personaliza para cada una de los productos ahí incluidos.

4.2.2. Aplicación de la metodología sobre la muestra

La muestra consideró producto de los países más antiguos en los que viene trabajando la corporación, en este caso: Perú y Colombia, la muestra consideró 34 productos que requerían estimado para tres campañas (campaña cuatro, cinco y seis del 2012). Al revisar la información de dichos productos se complementó con datos históricos de hasta cien productos cosméticos, 35 de Colombia y 65 de Perú, encontrando que aproximadamente más del 40% de los productos seleccionados serían del tipo maquillaje. Luego la muestra tuvo que ser ampliada a cien productos para pronosticar los 34 que recomendaba la muestra.

Como resultado se obtendrían modelos para cien productos sin embargo, solo 34 de ellos estarían comercializándose en la campaña de estudio.

Muchos de los productos cuentan con un tiempo de vida menor a un año, en algunos casos el producto adquiere algunos cambios de presentación, motivo por el cual no siempre todos los productos se comercializan en forma indefinida a lo largo de los años (fuente: observación directa).

Se consideraron las tres marcas que maneja la corporación (que se presentan con tres catálogos distintos cada campaña)

Centro	Otros	Maquillaje	Total general
Colombia	26	9	35
Perú	30	35	65
Total general	56	44	100

Tabla 4: distribución de la muestra por país y tipo de producto

Los productos fueron trabajados según la metodología propuesta llegando a agrupar en un caso hasta dieciséis (16) productos y quedando con tres casos que solo pudieron ser tratados en forma individual.

Todas las actividades fueron realizadas en base a un prototipo desarrollado en ABAP (SAP) aprovechando el motor de regresión lineal multivariante disponible del producto SAP-APO (MLR.EXE) el mismo que se limita a ejecutar la regresión utilizando el método de mínimos cuadrados ordinarios el mismo que de acuerdo a la documentación de SAP (SAP, 2011) mediante el uso del cuadrado del error crea el mejor estimado lineal insesgado (B.L.U.E.²⁴).

A continuación se presentará cada caso de modelo generado, la descripción de cómo el método fue aplicado así como los parámetros que se obtuvieron

En todos los casos se dispone de registros con la estrategia de mercadotecnia planeada hasta diciembre del 2012, sin embargo la información de la demanda solo estaba disponible hasta la campaña seis de este año.

Por este motivo y para validar la confiabilidad del estimado una vez aplicado el método, se decide retroceder tres campañas al pasado (y tomando historia solo hasta ese punto) y pronosticando y comparando las tres últimas campañas futuras.

Adicionalmente a las variables de mercadotecnia, se observará que se agregarán variables dicótomas (presentadas con la nomenclatura "Prod. ##") que solo serán utilizadas en caso dentro de un mismo modelo se incorpore información de más de un producto.

El objetivo de cada prueba es llegar al punto de encontrar un modelo siguiendo las pautas para la utilización de variables, buscando que el MAPE de las campañas a pronosticar se

²⁴ B.L.U.E.: Best Linear Unbiased Estimate

encuentre por debajo del 30% y que el R^2 se encuentre por encima del 80%.

Debido a que no existe una regla única para estos casos se aceptarán excepciones que permitan viabilizar el pronóstico a largo plazo aún si no se cumplen las reglas anteriores. En todo caso una siguiente iteración será aceptada si y solo si:

1. El MAPE de las campañas a pronosticar resulta menor que en el caso anterior
2. El R^2 ajustado mejora el resultado de la iteración anterior.

Debido a que ambos parámetros no están correlacionados, se aceptará el modelo si se encuentra a un nivel aceptable y dentro de los parámetros anteriormente mencionados.

Caso N°1: polvos de rostro combinando 10 productos diferentes

En este caso trabajamos en un mismo modelo diez productos diferentes, agrupándolos de acuerdo a características comunes entre los mismos, lo cual para efectos del modelo se representará como un valor compartido de la misma variable dicótoma adicional que los agrupe:

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0187102006	187102006 ULTRA MAQ COMP C/E-NF 5.5GR
1	P0210103000	210103000 ESIKA POLVO COMPACTO 6.5G
2	200042739	210048000 ESIKA POLVO SUELTO TERRACOTA
2	P0185091001	185091001 ULTRA COL POLV SUE TERRACOTA20
3	200042738	210047000 ESIKA POLVO SUELTO TRANSLUCIDO
3	P0185094001	185094001 ULTRA COL POLV SUE TRANSLUC 20
4	P0210116000	210116000 ESIKA POLVOS COMP DOUB USO 6 G
4	P0210116003	210116003 ESIKA POL COMPAC DOBLE USO 6 G
5	P0210117000	210117000 ESIKA POLV SUE 20 G
5	P0210117006	210117006 ESIKA POLV SUE 20 G

Tabla 5: productos que componen el caso N° 1

Dado el cambio de presentación en este tipo de productos se decide tomar información histórica solo desde el año 2006

Modelador: Ejecución CO03 02010201501 ROSTRO POLVOS

Ejecutar RLM

Variables	7	R2	79.59%
Registros Utilizados	214	R2 Ajustado	79.00%
Grados de Libertad	207	Chi Cuadrado	2.495E-02
		Error Típico	1.580E-01

Coeficientes y Prueba T

	Consta...	% Exposición	Pr. Oferta	Prod. 01	Prod. 02	Prod. 04	Prod. 05
Coeficientes	4.273	0.002	0.000	0.011	-0.144	0.187	0.127
Prueba T	74.283	4.592	-24.082	0.189	-4.381	5.562	3.631
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.850	0.000	0.000	0.000

Datos Utilizados (001.2006-003.2012)

Período	Posición P	Real	Real Logarit.	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesi)	% Exposición	Pr. Oferta	Prod. 01	Prod. 02	Prod. 04	Prod. 05
016.2011	5	2.113	3.325	2.290	3.360	8.4	25.000	19.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
017.2011	4	2.622	3.419	2.973	3.473	13.4	50.000	19.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
017.2011	5	1.619	3.209	1.635	3.213	1.0	33.300	22.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
018.2011	4	708	2.850	578	2.762	18.3	50.000	32.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
001.2012	4	1.510	3.179	2.045	3.311	35.5	25.000	21.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
001.2012	5	1.442	3.159	2.235	3.349	55.0	20.000	19.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
002.2012	5	4.970	3.696	5.487	3.739	10.4	75.000	14.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
003.2012	4	10...	4.029	10.390	4.017	2.8	100.000	11.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
003.2012	5	1.752	3.244	2.104	3.323	20.1	33.400	20.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
004.2012	4	2.795	3.446	2.973	3.473	6.4	50.000	19.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
005.2012	4	1.938	3.287	2.209	3.344	14.0	66.600	22.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
005.2012	5	2.624	3.419	2.588	3.413	1.4	50.000	19.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
006.2012	4	2.540	3.405	3.372	3.528	32.7	50.000	18.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
006.2012	5	494	2.694	648	2.811	31.1	50.000	30.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
007.2012	4	0	0.000	3.109	3.493	0.0	33.400	18.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
007.2012	5	0	0.000	2.104	3.323	0.0	33.400	20.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
008.2012	4	0	0.000	578	2.762	0.0	50.000	32.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
008.2012	5	0	0.000	3.152	3.496	0.0	37.500	17.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
009.2012	4	0	0.000	2.211	3.507	0.0	40.000	18.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
009.2012	5	0	0.000	2.104	3.323	0.0	33.400	20.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
010.2012	4	0	0.000	1.878	3.274	0.0	33.300	22.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
011.2012	4	0	0.000	2.831	3.452	0.0	40.000	19.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
011.2012	5	0	0.000	4.078	3.610	0.0	40.000	15.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
012.2012	4	0	0.000	1.803	3.256	0.0	25.000	22.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000
012.2012	5	0	0.000	2.598	3.415	0.0	25.000	18.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
013.2012	5	0	0.000	1.892	3.277	0.0	37.500	21.999.000	0.000	0.000	0.000	1.000
014.2012	4	0	0.000	2.741	3.438	0.0	33.400	19.999.000	0.000	0.000	1.000	0.000

Ilustración 12: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 1

Obsérvese que las variables escogidas fueron según la metodología definida:

1. Precio de oferta (aunque casi cero, negativo por la prueba T)
2. % de exposición

Caso N°2: dúo de sombras

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0265050000	265050000 EZENSI COLOR DUO SOM 3.4 G

Tabla 6: productos que componen el caso N° 2

En este caso se trata de un producto trabajado en forma individual, con historia disponible desde campaña 12 del 2009

Sistema Ayuda SAP

Modelador: Ejecución CO03 02010201802 SOMBRAS ind2

Ejecutar RLM

Variables	6	R2	86.43%	Ajustar a cmp. cierre	Variables
Registros Utilizados	33	R2 Ajustado	83.91%	Inicio Pasa	Fin Pasado
Grados de Libertad	27	Chi Cuadrado	3.378E-02	018.2002	003.2012 Activa
		Error Típico	1.833E-01		

Coefficientes y Prueba T

	Constan.	Impacto de Apoyo	Oferta Principal	% Exposición	Pr. Oferta	Cmp. c/dcto.
Coefficientes	4.061	0.000	0.057	0.006	-0.000	-0.006
Prueba T	13.016	0.561	0.561	5.417	-6.075	-1.182
P-Value	0.000	0.579	0.579	0.000	0.000	0.247

Datos Utilizados (018.2002-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Oferta Principal	% Exposición	Pr. Oferta	Cmp. c/dcto.
004.2011	1	429	2.632	615	2.789	43.5	0.000	0.000	33.400	8.999.000	19.000
005.2011	1	246	2.391	247	2.393	0.4	0.000	0.000	50.000	12.999.000	0.000
006.2011	1	4.493	3.653	2.632	3.420	41.4	0.000	0.000	66.600	5.999.000	20.000
008.2011	1	6.243	3.795	6.721	3.827	7.7	0.000	0.000	100.000	4.499.250	21.000
009.2011	1	744	2.872	733	2.865	1.5	0.000	0.000	50.000	8.999.000	22.000
010.2011	1	5.715	3.757	3.214	3.507	43.8	0.000	1.000	75.000	5.999.000	23.000
011.2011	1	2.741	3.438	3.525	3.547	28.6	0.000	0.000	66.600	4.999.000	24.000
012.2011	1	1.015	3.006	974	2.989	4.1	0.000	0.000	75.000	8.999.000	25.000
013.2011	1	1.105	3.043	862	2.935	22.0	0.000	0.000	66.600	8.999.000	26.000
014.2011	1	3.570	3.553	4.212	3.625	18.0	0.000	1.000	100.000	5.999.000	27.000
016.2011	1	576	2.760	546	2.737	5.2	0.000	0.000	33.400	8.999.000	28.000
018.2011	1	362	2.559	539	2.731	48.8	0.000	0.000	33.400	8.999.000	29.000
002.2012	1	2.838	3.453	1.632	3.213	42.5	0.000	0.000	40.000	5.999.000	30.000
003.2012	1	483	2.684	741	2.870	53.4	0.000	0.000	33.400	7.999.000	31.000
004.2012	1	154	2.188	199	2.299	29.3	0.000	0.000	33.400	12.999.000	0.000
005.2012	1	1.213	3.084	1.124	3.051	7.4	0.000	0.000	66.600	7.999.000	32.000
006.2012	1	825	2.916	785	2.895	4.8	0.000	0.000	66.600	8.999.000	33.000
009.2012	1	0	0.000	2.488	3.396	0.0	0.000	0.000	50.000	4.999.000	34.000
010.2012	1	0	0.000	701	2.846	0.0	0.000	0.000	33.300	7.999.000	35.000
011.2012	1	0	0.000	491	2.591	0.0	0.000	0.000	33.400	8.999.000	36.000
012.2012	1	0	0.000	684	2.835	0.0	0.000	0.000	33.400	7.999.000	37.000
013.2012	1	0	0.000	855	2.932	0.0	0.000	0.000	25.000	6.999.000	38.000
014.2012	1	0	0.000	666	2.823	0.0	0.000	0.000	33.400	7.999.000	39.000
015.2012	1	0	0.000	141	2.149	0.0	0.000	0.000	33.400	13.999.000	0.000
017.2012	1	0	0.000	4.389	3.642	0.0	0.000	0.000	100.000	4.999.000	40.000
018.2012	1	0	0.000	647	2.811	0.0	0.000	0.000	33.300	7.999.000	41.000

ZAPO033 PENTS71 INS

Ilustración 13: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N°2

En algunos casos, aun cuando la prueba de hipótesis para aceptar o rechazar una variable recomendaría removerla del modelo, el criterio del planeador de demanda será vital para considerarla y hacer excepciones justificadas, tal como en este caso, en el cual determina la permanencia de variables como impacto del apoyo y oferta principal a pesar de tener una probabilidad de rechazo por encima a 0.5.

Las variables principales en este caso son el % de exposición y el precio de oferta, este último con valor negativo lo cual satisface la condición para ser incluida (a mayor precio, menos venta)

Caso N°3: acondicionadores

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200040740	320220000 SPECIFIKAL ACOND LIZO 750ML
2	200040739	320220010 SPECIFIKAL ACOND COLOR 750ML
2	200041892	320220030 SPECIFIKAL CC ACON COLOR 750ML
3	200012922	320222100 SPECIFIKAL ACOND COLOR 400ML
3	200041878	320220040 SPECIFIKAL CC ACON COLOR 400ML
4	200037849	332225000 MINI CHICS DESENR 200 ML
4	200056743	332225002 MINI CHICS DESENR 200 ML
5	200043781	351220030 DOCILE AC TERMO DEF 400 ML
6	200043779	351220020 DOCILE AC LUMINA COLOR 400ML
6	200049806	351220060 DOCILE ACOND LUMINA CC 400 ML

Tabla 7: productos que componen el caso N° 3

Nuevamente en este caso primero se emparejan los productos con características similares sino aquellos en los que el cambio de códigos solo representa un ligero cambio de presentación del mismo.

Sistema Ayuda SAP

Modelador: Ejecución CO03 02010300202 ACONDICIONADOR_2

Ejecutar RLM

Variables	12	R2	83.99%	Ajustar a cmp. cierre	Variables
Registros Utilizados	254	R2 Ajustado	83.27%	Inicio Pasa...	Fin Pasado Versi...
Grados de Libertad	242	Chi Cuadrado	2.626E-02	001.2004	003.2012 Activa
		Error Típico	1.621E-01		

Coefficientes y Prueba T

	Constan.	Impacto de Apoyo	Discover	Es Set	% Exposición	Pr. Oferta	Estacionalidad	Prod. 01	Prod. 02	Prod. 03	Prod. 04	Prod. 06
Coefficientes	3.846	0.105	0.000	0.245	0.003	00.00	0.000	0.989	0.454	0.219	0.871	0.164
Prueba T	74.559	2.530	6.656	7.090	3.913	-21.262	-6.748	5.769	5.448	5.067	20.487	4.003
P-Value	0.000	0.012	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Datos Utilizados (001.2004-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit...	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Discover	Es Set	% Exposición	Pr. Oferta	Estacionalidad	Prod. 01	Prod.
008.2011	4	3.663	3.564	4.584	3.661	25.1	0.000	0.000	0.000	33.400	11.999.000	0.000	0.000	0.0
011.2011	4	9.678	3.986	13.066	4.116	35.0	0.000	0.000	0.000	25.000	6.999.000	0.000	0.000	0.0
012.2011	4	5.492	3.740	4.220	3.625	23.2	0.000	0.000	0.000	20.000	11.999.000	0.000	0.000	0.0
013.2011	4	8.968	3.953	8.417	3.925	6.1	0.000	0.000	0.000	25.000	8.999.000	0.000	0.000	0.0
014.2011	4	5.100	3.708	3.493	3.543	31.5	0.000	0.000	0.000	25.000	12.999.000	0.000	0.000	0.0
015.2011	4	18.662	4.271	17.133	4.234	8.2	0.000	0.000	0.000	33.300	5.999.000	0.000	0.000	0.0
016.2011	4	4.149	3.618	4.584	3.661	10.5	0.000	0.000	0.000	33.400	11.999.000	0.000	0.000	0.0
017.2011	4	8.873	3.948	8.865	3.948	0.1	0.000	0.000	0.000	33.400	8.999.000	0.000	0.000	0.0
018.2011	4	5.013	3.700	4.352	3.639	13.2	0.000	0.000	0.000	25.000	11.999.000	0.000	0.000	0.0
001.2012	4	4.670	3.669	4.135	3.617	11.5	0.000	0.000	0.000	16.700	11.999.000	0.000	0.000	0.0
002.2012	4	12.780	4.107	13.752	4.138	7.6	0.000	0.000	0.000	33.300	6.999.000	0.000	0.000	0.0
003.2012	4	4.789	3.680	5.711	3.757	19.2	0.000	0.000	0.000	33.400	10.999.000	0.000	0.000	0.0
004.2012	4	4.633	3.666	4.220	3.625	8.9	0.000	0.000	0.000	20.000	11.999.000	0.000	0.000	0.0
005.2012	4	6.015	3.779	5.948	3.774	1.1	0.000	0.000	0.000	40.000	10.999.000	0.000	0.000	0.0
006.2012	4	9.229	3.965	8.865	3.948	3.9	0.000	0.000	0.000	33.400	8.999.000	0.000	0.000	0.0
007.2012	4	0	0.000	7.115	3.852	0.0	0.000	0.000	0.000	33.400	9.999.000	0.000	0.000	0.0
008.2012	4	0	0.000	6.551	3.816	0.0	0.000	0.000	0.000	20.000	9.999.000	0.000	0.000	0.0
009.2012	4	0	0.000	13.366	4.126	0.0	0.000	0.000	0.000	100.000	8.999.000	0.000	0.000	0.0
010.2012	4	0	0.000	5.948	3.774	0.0	0.000	0.000	0.000	40.000	10.999.000	0.000	0.000	0.0
011.2012	4	0	0.000	8.865	3.948	0.0	0.000	0.000	0.000	33.400	8.999.000	0.000	0.000	0.0
012.2012	4	0	0.000	3.832	3.583	0.0	0.000	0.000	0.000	40.000	12.999.000	0.000	0.000	0.0
013.2012	4	0	0.000	5.423	3.734	0.0	0.000	0.000	0.000	25.000	10.999.000	0.000	0.000	0.0
015.2012	4	0	0.000	10.026	4.001	0.0	0.000	0.000	1.000	33.300	10.999.000	0.000	0.000	0.0
016.2012	4	0	0.000	5.707	3.756	0.0	0.000	0.000	0.000	33.300	10.999.000	0.000	0.000	0.0
017.2012	4	0	0.000	5.707	3.756	0.0	0.000	0.000	0.000	33.300	10.999.000	0.000	0.000	0.0

Datos grabados. ZAPO033 PENTST1 INS

Ilustración 14: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N°3

Nuevamente el precio de oferta aún con un coeficiente pequeño figura como variable aceptada y negativa (el signo lo define la prueba T). La jerarquía de variables se aplica ya que luego del precio y el % de exposición vienen las demás variables que se observan durante la regresión.

Caso 4: gel de cabello para niñas

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200046131	332035010 MINI CHICS GEL CAB GLIT 100ML

Tabla 8: productos que componen el caso N° 4

El producto indicado disponía de información desde el 2006.

Modelador: Ejecución CO03 02010301101 FIJADOR

Ejecutar RLM

Variables	6	R2	75.49%
Registros Utilizados	99	R2 Ajustado	74.17%
Grados de Libertad	93	Chi Cuadrado	2.29E-02
		Error Típico	1.51E-01

Coeficientes y Prueba T

	Constan	Impacto de Apoyo	Docto.Cat.	Docto.De.	FacDemoCat	Pr. Posic.
Coeficientes	4.743	0.128	1.392	-1.386	-2.033	-0.000
Prueba T	28.764	3.398	11.996	2.816	-1.624	-9.378
P-Value	0.000	0.001	0.000	0.006	0.108	0.000

Datos Utilizados (006.2006-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logaritm	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Docto.Cat.	Docto.De.	FacDemoCat	Pr. Posic.
007.2011	1	3.327	3.522	2.901	3.463	12.8	0.000	0.307	0.000	0.000	12.999.000
008.2011	1	6.138	3.788	6.084	3.784	0.9	0.000	0.538	0.000	0.000	12.999.000
009.2011	1	3.369	3.528	3.713	3.570	10.2	0.000	0.384	0.000	0.000	12.999.000
010.2011	1	3.813	3.581	3.713	3.570	2.6	0.000	0.384	0.000	0.000	12.999.000
011.2011	1	10.855	4.036	9.695	3.987	10.7	0.000	0.538	0.692	0.372	12.999.000
012.2011	1	4.247	3.628	2.901	3.463	31.7	0.000	0.307	0.000	0.000	12.999.000
013.2011	1	4.221	3.625	6.084	3.784	44.1	0.000	0.538	0.000	0.000	12.999.000
014.2011	1	3.698	3.568	2.901	3.463	21.6	0.000	0.307	0.000	0.000	12.999.000
015.2011	1	9.144	3.961	8.752	3.942	4.3	0.000	0.384	0.615	0.236	12.999.000
016.2011	1	2.865	3.457	4.753	3.677	65.9	0.000	0.461	0.000	0.000	12.999.000
017.2011	1	1.013	3.006	1.084	3.035	7.0	0.000	0.000	0.000	0.000	12.999.000
018.2011	1	4.194	3.623	2.901	3.463	30.8	0.000	0.307	0.000	0.000	12.999.000
001.2012	1	4.895	3.690	2.901	3.463	40.7	0.000	0.307	0.000	0.000	12.999.000
002.2012	1	8.773	3.943	8.644	3.937	1.5	0.000	0.346	0.615	0.213	12.999.000
003.2012	1	2.133	3.329	3.287	3.517	54.1	0.000	0.346	0.000	0.000	12.999.000
004.2012	1	2.475	3.394	2.901	3.463	17.2	0.000	0.307	0.000	0.000	12.999.000
005.2012	1	4.384	3.642	4.753	3.677	8.4	0.000	0.461	0.000	0.000	12.999.000
006.2012	1	4.888	3.689	6.084	3.784	24.5	0.000	0.538	0.000	0.000	12.999.000
007.2012	1	0	0.000	4.753	3.677	0.0	0.000	0.461	0.000	0.000	12.999.000
008.2012	1	0	0.000	4.753	3.677	0.0	0.000	0.461	0.000	0.000	12.999.000
009.2012	1	0	0.000	4.753	3.677	0.0	0.000	0.461	0.000	0.000	12.999.000
011.2012	1	0	0.000	3.980	3.600	0.0	0.000	0.500	0.000	0.000	13.999.000
012.2012	1	0	0.000	3.159	3.500	0.0	0.000	0.428	0.000	0.000	13.999.000
013.2012	1	0	0.000	3.159	3.500	0.0	0.000	0.428	0.000	0.000	13.999.000
016.2012	1	0	0.000	801	2.904	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	13.999.000
017.2012	1	0	0.000	3.159	3.500	0.0	0.000	0.428	0.000	0.000	13.999.000

Ilustración 15: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N°4

El R2 ajustado se encuentra por debajo de 80% sin embargo el MAPE de las campañas pronóstico resulta confiable. El factor demo catálogo sería una variable a rechazar de acuerdo al nivel de significancia, sin embargo se deja dentro del modelo a

fin de corregir el impacto en los casos que dispongan de ambos descuentos (reduce el impacto con su coeficiente negativo).

Caso 5: champú para niños

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200037851	332202000 MINI CHICS SHAMPOO 200 ML
1	200056742	332202002 MINI CHICS SHAMPOO 200 ML

Tabla 9: productos que componen el caso N° 5

En este caso se trata de un champú que cambia su presentación en el segundo trimestre del año 2009. Se dispone de información desde enero del 2004 sin embargo se considera solo del 2005 en adelante.

Modelador: Ejecución CO03 02010301803 SHAMPOO BEBES ind3

Variables

Registros Utilizados	7	R2	80.83%
Grados de Libertad	124	R2 Ajustado	79.85%
	117	Chi Cuadrado	2.017E-02
		Error Típico	1.420E-01

Coefficientes y Prueba T

	Constan.	Impacto de Apoyo	Docto. Cat.	Docto. De...	FacDemoCat	% Exposición	Consec. RL
Coefficientes	2.745	0.099	1.479	0.627	0.017	0.002	-0.003
Prueba T	38.154	3.244	16.906	0.927	0.009	1.493	-7.142
P-Value	0.000	0.002	0.000	0.356	0.993	0.138	0.000

Datos Utilizados (001.2005-003.2012)

Período	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Docto. Cat.	Docto. De...	FacDemoCat	% Exposición	Consec. RL
016.2010	1	802	2.904	817	2.912	1.9	0.000	0.333	0.000	0.000	20.000	120.000
017.2010	1	1.494	3.174	890	2.949	40.4	0.000	0.333	0.000	0.000	40.000	121.000
018.2010	1	263	2.420	259	2.414	1.5	0.000	0.000	0.000	0.000	20.000	122.000
002.2011	1	1.006	3.003	1.150	3.061	14.3	0.000	0.444	0.000	0.000	16.700	123.000
003.2011	1	493	2.693	782	2.893	58.7	0.000	0.333	0.000	0.000	16.700	124.000
004.2011	1	715	2.854	951	2.978	33.0	0.000	0.388	0.000	0.000	20.000	125.000
005.2011	1	762	2.882	1.217	3.085	59.7	0.000	0.444	0.000	0.000	33.400	126.000
006.2011	1	198	2.297	250	2.398	26.4	0.000	0.000	0.000	0.000	20.000	127.000
007.2011	1	1.021	3.009	822	2.915	19.5	0.000	0.333	0.000	0.000	33.300	128.000
008.2011	1	982	2.992	1.442	3.159	46.8	0.000	0.500	0.000	0.000	33.400	129.000
009.2011	1	3.127	3.495	1.095	3.039	65.0	0.000	0.444	0.000	0.000	16.700	130.000
010.2011	1	731	2.864	756	2.879	3.5	0.000	0.333	0.000	0.000	20.000	131.000
011.2011	1	1.439	3.158	2.259	3.354	57.0	0.000	0.388	0.611	0.237	25.000	132.000
012.2011	1	252	2.401	240	2.380	4.8	0.000	0.000	0.000	0.000	20.000	133.000
013.2011	1	1.320	3.121	1.339	3.127	1.4	0.000	0.500	0.000	0.000	25.000	134.000
014.2011	1	1.217	3.085	622	2.794	48.9	0.000	0.277	0.000	0.000	25.000	135.000
015.2011	1	3.630	3.560	2.998	3.477	17.4	0.000	0.444	0.666	0.296	33.300	136.000
016.2011	1	1.033	3.014	772	2.887	25.3	0.000	0.333	0.000	0.000	33.400	137.000
018.2011	1	1.210	3.083	889	2.949	26.5	0.000	0.388	0.000	0.000	25.000	138.000
001.2012	1	996	2.998	704	2.848	29.3	0.000	0.333	0.000	0.000	16.700	139.000
002.2012	1	2.546	3.406	2.024	3.306	20.5	0.000	0.361	0.611	0.221	33.300	140.000
003.2012	1	804	2.905	905	2.957	12.6	0.000	0.388	0.000	0.000	33.400	141.000
004.2012	1	891	2.950	844	2.927	5.2	0.000	0.388	0.000	0.000	20.000	142.000
005.2012	1	1.218	3.086	920	2.964	24.5	0.000	0.388	0.000	0.000	40.000	143.000
006.2012	1	1.859	3.269	1.298	3.113	30.2	0.000	0.500	0.000	0.000	33.400	144.000
007.2012	1	0	0.000	1.065	3.027	0.0	0.000	0.444	0.000	0.000	33.400	145.000

Ilustración 16: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 5

En este caso se opta por conservar tanto el descuento demo como el factor demo catálogo aún cuando su nivel de

significancia sería bajo, por la regla de tener los dos descuentos más el factor de corrección.

Caso 6: crema de manos

En este caso tenemos un producto con historia de más de diez años (desde el 2002), que combina diferentes presentaciones, precios y cantidad. Dada la última presentación del producto se determina utilizar la historia solo desde el 2006 en adelante.

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200037363	189276030 MAN UN PERF CR ANTIEDAD 60 GR
2	200013173	189276320 MANOS UNAS PERF CR X 180 G
2	200037347	189276010 MANOS UNAS PERF CR X 180 G CC
2	200056815	189276013 MANOS & UÑAS CR MULTIACT 180 G
3	200037362	189276020 MANOS UNAS PERF CR X 140 GR CC
4	200058959	452271031 ES TAC MANOS 140 G
4	200064581	452271041 ES TRIPLE ACC MANOS 140 G

Tabla 10: productos que componen el caso N° 6

The screenshot shows the SAP 'Modelador: Ejecución CO03 02010500601 MANOS' interface. It displays various statistical metrics and a detailed data table for the regression analysis.

Modelador: Ejecución CO03 02010500601 MANOS

Variables: 10, **Registros Utilizados**: 144, **Grados de Libertad**: 134

R2: 83.28%, **R2 Ajustado**: 82.16%, **Chi Cuadrado**: 2.876E-02, **Error Típico**: 1.696E-01

Coefficientes y Prueba T

	Constan...	Impacto de Apoyo	Oferta Principal	Set en otro T.O.	% Exposición	Pr. Oferta	Cmp. c/dcto.	Prod. 01	Prod. 02	Prod. 03
Coefficientes	4.220	0.121	0.082	-0.284	0.005	-0.000	0.001	-0.207	0.312	0.118
Prueba T	42.796	1.566	1.340	-2.814	8.385	-14.230	1.731	-3.104	5.302	2.414
P-Value	0.000	0.120	0.182	0.006	0.000	0.000	0.086	0.002	0.000	0.017

Datos Utilizados (001.2006-003.2012)

Período	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logant...	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Oferta Principal	Set en otro T.O.	% Exposición	Pr. Oferta	Cmp. c/dcto.	f
014.2011	2	9.386	3.972	6.893	3.838	26.6	0.000	0.000	0.000	100.000	11.999.000	102.000	
014.2011	4	9.498	3.978	4.247	3.628	55.3	0.000	0.000	0.000	50.000	7.999.000	32.000	
015.2011	2	14.883	4.173	11.260	4.052	24.3	0.000	0.000	0.000	75.000	8.999.500	103.000	
017.2011	2	5.624	3.750	8.697	3.939	54.6	0.000	0.000	0.000	50.000	8.999.000	104.000	
017.2011	4	6.263	3.797	4.367	3.640	30.3	0.000	0.000	0.000	100.000	9.999.000	33.000	
018.2011	2	3.790	3.579	4.125	3.615	8.8	0.000	0.000	0.000	50.000	11.999.000	105.000	
001.2012	2	2.866	3.457	4.661	3.668	62.6	0.000	0.000	0.000	37.500	10.999.000	106.000	
002.2012	4	24.878	4.396	5.489	3.740	77.9	0.000	0.000	0.000	50.000	7.000.000	34.000	
003.2012	4	2.769	3.442	2.284	3.359	17.5	0.000	0.000	0.000	37.500	9.999.000	35.000	
004.2012	2	3.241	3.511	4.153	3.618	28.1	0.000	0.000	0.000	50.000	11.999.000	107.000	
004.2012	4	11.575	4.064	9.112	3.960	21.3	0.000	0.000	0.000	50.000	4.999.000	36.000	
005.2012	2	4.913	3.691	6.367	3.804	29.6	0.000	0.000	0.000	66.600	10.999.000	108.000	
005.2012	4	4.207	3.624	3.407	3.532	19.0	0.000	0.000	0.000	75.000	9.999.000	37.000	
006.2012	4	2.304	3.362	2.599	3.415	12.8	0.000	0.000	0.000	25.000	8.999.000	38.000	
007.2012	2	0	0.000	12.708	4.104	0.0	0.000	1.000	0.000	66.600	8.999.000	109.000	
008.2012	2	0	0.000	7.984	3.897	0.0	0.000	0.000	0.000	62.500	9.999.000	110.000	
008.2012	4	0	0.000	4.351	3.639	0.0	0.000	0.000	0.000	50.000	7.999.000	39.000	
009.2012	2	0	0.000	15.044	4.177	0.0	0.000	0.000	0.000	100.000	8.999.000	111.000	
009.2012	4	0	0.000	3.401	3.532	0.0	0.000	0.000	0.000	50.000	8.999.000	40.000	
010.2012	2	0	0.000	13.004	4.114	0.0	0.000	0.000	0.000	50.000	7.499.000	112.000	
010.2012	4	0	0.000	2.234	3.349	0.0	0.000	0.000	0.000	33.400	9.999.000	41.000	
011.2012	2	0	0.000	18.284	4.262	0.0	0.000	1.000	0.000	100.000	8.999.000	113.000	
011.2012	4	0	0.000	8.961	3.952	0.0	0.000	1.000	0.000	100.000	7.999.000	42.000	
012.2012	2	0	0.000	6.928	3.841	0.0	0.000	0.000	0.000	25.000	8.999.000	114.000	
013.2012	2	0	0.000	5.081	3.706	0.0	0.000	0.000	0.000	66.600	11.999.000	115.000	
013.2012	4	0	0.000	2.677	3.428	0.0	0.000	0.000	0.000	50.000	9.999.000	43.000	

Ilustración 17: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 6

Obsérvese que en este caso se opta por utilizar el precio de oferta en lugar del descuento, se incorporan ciertas variables para mejora del pronóstico como impacto del apoyo y oferta principal

Caso 7: loción corporal para niñas

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200037853	332276000 MINI CHICS LOCION 120 ML
1	200056744	332276002 MINI CHICS LOCION 120 ML

Tabla 11: productos que componen el caso N° 7

El producto reporta historia desde fines del 2003, sin embargo solo se considera desde el 2005.

The screenshot shows the SAP RLM execution interface for 'Modelador: Ejecución CO3 02010500801 PIES/PIERNAS'. It displays various statistics and a detailed data table.

Variables: 6, Registros Utilizados: 120, Grados de Libertad: 114, R2: 73.09%, R2 Ajustado: 71.91%, Chi Cuadrado: 2.716E-02, Error Típico: 1.648E-01.

Coefficientes y Prueba T:

	Constan.	Impacto de Apoyo	Dcto.Cat.	Dcto.De.	FacDemoCat	Consec. RL
Coefficientes	3.530	0.127	1.674	1.274	-1.673	-0.003
Prueba T	70.435	4.470	14.298	2.824	-1.404	-7.032
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.006	0.163	0.000

Datos Utilizados (001.2005-003.2012):

Período	Posición P	Real	Real Logarítm	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Dcto.Cat.	Dcto.De.	FacDemoCat	Consec. RL
005.2011	1	4.197	3.623	5.997	3.778	42.9	0.000	0.384	0.000	0.000	124.000
006.2011	1	4.566	3.660	4.424	3.646	3.1	0.000	0.307	0.000	0.000	125.000
007.2011	1	6.274	3.798	5.909	3.772	5.8	0.000	0.384	0.000	0.000	126.000
008.2011	1	1.164	3.066	1.335	3.126	14.7	0.000	0.000	0.000	0.000	127.000
009.2011	1	7.666	3.885	5.823	3.765	24.0	0.000	0.384	0.000	0.000	128.000
010.2011	1	6.907	3.839	5.781	3.762	16.3	0.000	0.384	0.000	0.000	129.000
011.2011	1	20.061	4.302	18.859	4.276	6.0	0.000	0.538	0.692	0.372	130.000
012.2011	1	13.144	4.119	5.697	3.756	56.7	0.000	0.384	0.000	0.000	131.000
013.2011	1	7.859	3.895	10.238	4.010	30.3	0.000	0.538	0.000	0.000	132.000
015.2011	1	17.477	4.242	13.736	4.138	21.4	0.000	0.384	0.615	0.236	133.000
016.2011	1	3.292	3.517	4.142	3.617	25.8	0.000	0.307	0.000	0.000	134.000
018.2011	1	17.222	4.236	5.532	3.743	67.9	0.000	0.384	0.000	0.000	135.000
001.2012	1	8.886	3.949	4.082	3.611	54.1	0.000	0.307	0.000	0.000	136.000
002.2012	1	13.255	4.122	12.597	4.101	4.9	0.000	0.346	0.615	0.213	137.000
003.2012	1	3.425	3.535	4.675	3.670	36.5	0.000	0.346	0.000	0.000	138.000
004.2012	1	4.539	3.657	3.993	3.601	12.0	0.000	0.307	0.000	0.000	139.000
005.2012	1	6.105	3.785	5.333	3.727	12.6	0.000	0.384	0.000	0.000	140.000
006.2012	1	9.527	3.979	9.585	3.982	0.6	0.000	0.538	0.000	0.000	141.000
007.2012	1	0	0.000	3.906	3.592	0.0	0.000	0.307	0.000	0.000	142.000
008.2012	1	0	0.000	7.020	3.846	0.0	0.000	0.461	0.000	0.000	143.000
009.2012	1	0	0.000	3.849	3.585	0.0	0.000	0.307	0.000	0.000	144.000
011.2012	1	0	0.000	8.040	3.905	0.0	0.000	0.500	0.000	0.000	145.000
012.2012	1	0	0.000	6.047	3.782	0.0	0.000	0.428	0.000	0.000	146.000
013.2012	1	0	0.000	6.003	3.778	0.0	0.000	0.428	0.000	0.000	147.000
016.2012	1	0	0.000	1.145	3.059	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	148.000
017.2012	1	0	0.000	5.916	3.772	0.0	0.000	0.428	0.000	0.000	149.000

Ilustración 18: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 7

Se siguió la regla de inclusión de variables, sin embargo cualquier futuro cambio rebajaba el valor del R² ajustado por lo que se decidió quedar con este modelo.

Caso 8: loción corporal para niñas

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200050748	417276176 MULTICREM NUTRIENTS X 1000 ML
1	200063199	417276180 ES MUL CR NUTRIENTS 1 L

Tabla 12: productos que componen el caso N° 8

Se trata de un mismo producto en dos presentaciones distintas se dispone de historia desde el 2007 pero se considera solo desde campaña 04.2008 que tiene la presentación vigente.

Modelador: Ejecución CO03 02010501301 CUERPO HUM/NUT AREA

Variables

Variables	7	R2	93.24%
Registros Utilizados	50	R2 Ajustado	92.30%
Grados de Libertad	43	Chi Cuadrado	2.104E-02
		Error Típico	1.450E-01

Coefficientes y Prueba T

	Constan.	Impacto de Apoyo	Docto. Cat...	Docto. De...	FacDemoCat	Pr. Posic.	Consec. RL
Coefficientes	3.872	0.329	4.127	2.262	-2.945	00.00	-0.009
Prueba T	12.250	2.898	21.011	4.991	-2.779	-3.272	-6.038
P-Value	0.000	0.006	0.000	0.000	0.008	0.002	0.000

Datos Utilizados (004.2008-003.2012)

Período	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit...	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Docto. Cat...	Docto. De...	FacDemoCat	Pr. Posic.	Consec. RL
008.2011	1	58.201	4.765	95.825	4.981	64.6	0.000	0.459	0.648	0.297	36.999.000	45.000
009.2011	1	17.792	4.250	24.106	4.382	35.5	0.000	0.459	0.000	0.000	36.999.000	46.000
011.2011	1	7.621	3.882	6.543	3.816	14.1	0.000	0.324	0.000	0.000	36.999.000	47.000
012.2011	1	93.221	4.970	67.015	4.826	28.1	0.000	0.421	0.631	0.266	37.999.000	48.000
013.2011	1	8.756	3.942	11.489	4.060	31.2	0.000	0.394	0.000	0.000	37.999.000	49.000
014.2011	1	61.941	4.792	45.378	4.657	26.7	0.000	0.368	0.605	0.223	37.999.000	50.000
015.2011	1	16.209	4.210	14.232	4.153	12.2	0.000	0.421	0.000	0.000	37.999.000	51.000
016.2011	1	27.485	4.439	22.936	4.359	16.9	0.000	0.473	0.000	0.000	37.999.000	52.000
017.2011	1	5.447	3.736	6.439	3.809	18.2	0.000	0.342	0.000	0.000	37.999.000	53.000
018.2011	1	33.314	4.523	28.288	4.452	15.1	0.000	0.500	0.000	0.000	37.999.000	54.000
001.2012	1	3.428	3.535	6.171	3.790	80.0	0.000	0.342	0.000	0.000	37.999.000	55.000
002.2012	1	156.328	5.194	142.175	5.153	9.1	0.000	0.578	0.710	0.410	37.999.000	56.000
003.2012	1	5.942	3.774	5.914	3.772	0.5	0.000	0.342	0.000	0.000	37.999.000	57.000
004.2012	1	45.905	4.662	26.170	4.418	43.0	1.000	0.421	0.000	0.000	37.999.000	58.000
005.2012	1	7.159	3.855	5.668	3.753	20.8	0.000	0.342	0.000	0.000	37.999.000	59.000
006.2012	1	9.738	3.988	11.756	4.070	20.7	0.000	0.421	0.000	0.000	37.999.000	60.000
007.2012	1	0	0.000	33.656	4.527	0.0	0.000	0.342	0.631	0.216	37.999.000	61.000
008.2012	1	0	0.000	14.424	4.159	0.0	0.000	0.447	0.000	0.000	37.999.000	62.000
010.2012	1	0	0.000	12.893	4.110	0.0	0.000	0.450	0.000	0.000	39.999.000	63.000
011.2012	1	0	0.000	4.881	3.688	0.0	0.000	0.350	0.000	0.000	39.999.000	64.000
012.2012	1	0	0.000	117.529	5.070	0.0	0.000	0.600	0.725	0.435	39.999.000	65.000
013.2012	1	0	0.000	12.097	4.083	0.0	0.000	0.450	0.000	0.000	39.999.000	66.000
014.2012	1	0	0.000	48.155	4.683	0.0	0.000	0.450	0.650	0.293	39.999.000	67.000
015.2012	1	0	0.000	11.594	4.064	0.0	0.000	0.450	0.000	0.000	39.999.000	68.000
017.2012	1	0	0.000	11.351	4.055	0.0	0.000	0.450	0.000	0.000	39.999.000	69.000
018.2012	1	0	0.000	11.112	4.046	0.0	0.000	0.450	0.000	0.000	39.999.000	70.000

Ilustración 19: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 8

De igual forma se sigue la regla para inclusión de variables obteniendo un modelo con un R^2 por encima de 90%.

Caso 9: delineadores

En este caso se prueba combinar la información de dieciséis productos distintos agrupados en base a características

comunes y considerados como si se tratara del mismo en cada posición:

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0261059002	261059002 L'BEL RETRACTIL OJOS 0.28 GR
1	P0279069000	279069000 COU LUXE DEL RETRA OJOS 0.28GR
1	P0279075000	279075000 COU LUXE DEL RETRA OJOS 0.28GR
1	P0279075002	279075002 LB CLU DEL INALTERAB XP 0.28 G
2	P0260065000	260065000 EBEL ARTISTE DEL LIQ PINCEL 3M
2	P0260065002	260065002 EBEL DEL LIQ ARTISTÉ 3ML
2	P0260065003	260065003 EBEL ARTISTÉ DEL OJOS
2	P0260065004	260065004 LBEL ARTISTÉ DEL OJOS 3 ML
2	P0279059000	279059000 LB EFF COULEUR DEL ARTISTE 3ML
2	P0279088000	279088000 LB CLU DEL PINCEL ARTISTE 3 ML
3	P0260060000	260060000 EBEL FACILITÉ DEL LIQ PLUMO 3M
3	P0260060001	260060001 EBEL DEL LIQ FACILITÉ 3ML
3	P0260060002	260060002 EBEL FACILITÉ DEL LIQ OJOS
3	P0260060003	260060003 LBEL FACILITÉ DEL LIQ OJOS 3ML
3	P0279060000	279060000 LB EF COULEUR DEL FACILITÉ 3ML
3	P0279089000	279089000 LB CLU DEL FACILITE 3 ML

Tabla 13: productos que componen el caso N° 9

Se omite la consideración de datos para el modelo desde el 2004 hasta el 2007 por tratarse de presentación antigua.

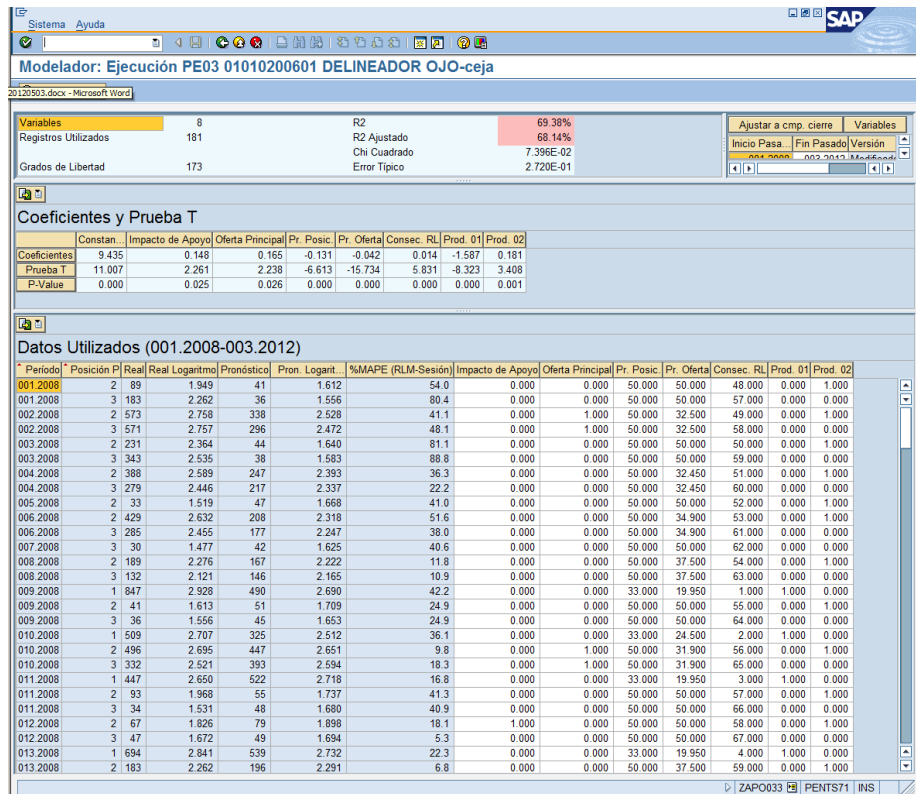


Ilustración 20: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 9

Como se puede apreciar, se separa el retráctil del modelo “Artisté” y finalmente del “Facilité”. Aquí se puede apreciar el riesgo de tratar más de 5 productos en un mismo modelo, sin embargo se verifica coherencia en los parámetros del modelo

Caso 10: Tratamiento capilar / abrillantadores

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200059970	254228000 LIGNE EXP NUT MASC 200 G LB
2	200060273	254228040 LIGNE EXP ANT LOC 100 ML LB

Tabla 14: productos que componen el caso N° 10

Se prepara un solo modelo para pronosticar tanto la demanda de la mascarilla de noche, así como la loción capilar. Estos productos estaban disponibles desde fines del 2009, sin embargo se trabaja con información del segundo semestre del 2010 en adelante, debido al cambio en presentación.

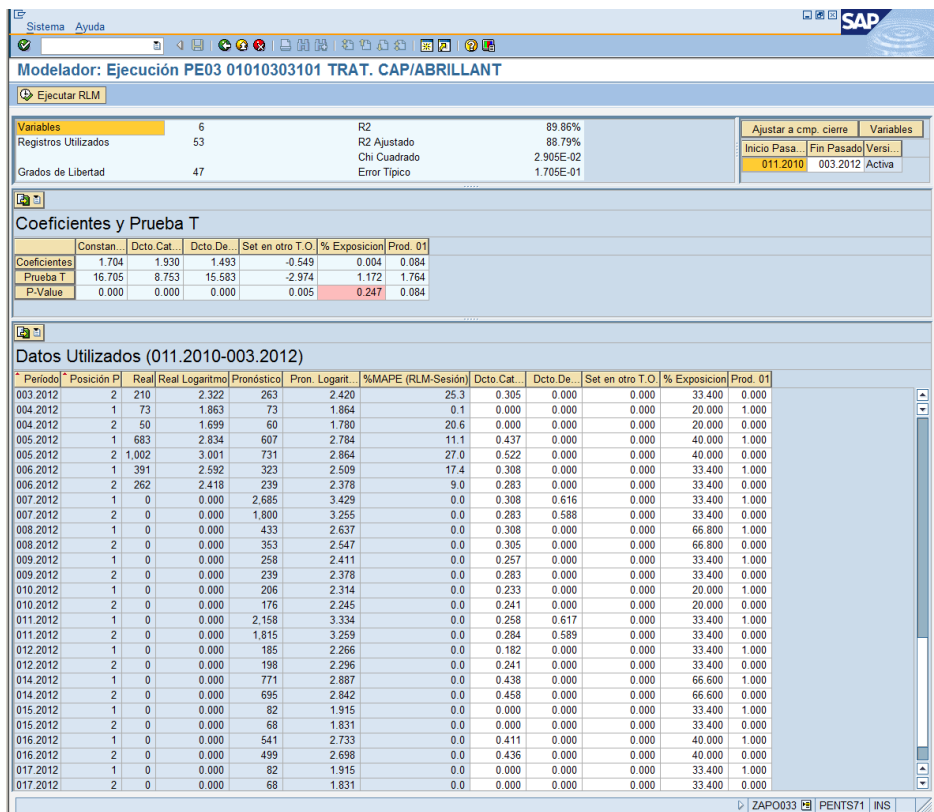


Ilustración 21: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 10

Se encuentra que la variable exposición podría ser retirada del modelo, sin embargo, dado que el producto es exhibido siempre en catálogo, se decide conservar esperando su aceptación se de a medida que aparezcan nuevos puntos de historia.

Caso 11: colonia para niños

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200046130	332027010 MINI CHICS COL KELLY 120 ML
1	200056741	332027011 MINI CHICS COL KELLY 120 ML
2	200037848	332027000 MINI CHICS COLONIA 120 ML
2	200056740	332027002 MINI CHICS COLONIA 120 ML

Tabla 15: productos que componen el caso N° 11

Se combinan los datos de dos productos que han cambiado de presentación. Su primera presentación fue en enero del 2004,

pero solo se consideran datos desde el 2009 dada la presentación actual de los mismos.

Modelador: Ejecución PE03 02010100701 COL NióOS - ólóAS

Variables

Registros Utilizados	7	R2	91.08%
Grados de Libertad	93	R2 Ajustado	90.46%
		Chi Cuadrado	1.808E-02
		Error Típico	1.345E-01

Coefficientes y Prueba T

	Constan	Impacto de Apoyo	Dcto Cat...	Dcto De...	FacDemoCat	Consec. RL	Prod. 01
Coefficientes	3.697	0.240	2.416	2.103	-3.473	-0.006	-0.375
Prueba T	32.743	10.151	21.158	13.285	-7.432	-5.431	-7.422
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Datos Utilizados (001.2009-003.2012)

* Período	Posición P	Real	Real Logaritm	Pronóstico	Pron. Logarit...	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Dcto.Cat...	Dcto.De...	FacDemoCat	Consec. RL	Prod. 01
003.2012	1	3.335	3.523	5.999	3.778	79.9	0.000	0.402	0.000	0.000	91.000	1.000
003.2012	2	5.093	3.707	8.457	3.927	66.1	0.000	0.402	0.000	0.000	131.000	0.000
004.2012	2	9.906	3.996	8.348	3.922	15.7	0.000	0.402	0.000	0.000	132.000	0.000
005.2012	2	5.763	3.761	6.596	3.819	14.5	0.000	0.362	0.000	0.000	133.000	0.000
006.2012	1	9.114	3.960	9.240	3.966	1.4	0.000	0.482	0.000	0.000	92.000	1.000
006.2012	2	16.305	4.212	12.692	4.104	22.2	0.000	0.482	0.000	0.000	134.000	0.000
007.2012	1	0	0.000	4.679	3.670	0.0	0.000	0.362	0.000	0.000	93.000	1.000
007.2012	2	0	0.000	6.427	3.808	0.0	0.000	0.362	0.000	0.000	135.000	0.000
008.2012	1	0	0.000	5.769	3.761	0.0	0.000	0.402	0.000	0.000	94.000	1.000
008.2012	2	0	0.000	7.924	3.899	0.0	0.000	0.402	0.000	0.000	136.000	0.000
009.2012	1	0	0.000	17.225	4.236	0.0	2.000	0.402	0.000	0.000	95.000	1.000
009.2012	2	0	0.000	18.939	4.277	0.0	2.000	0.362	0.000	0.000	137.000	0.000
010.2012	1	0	0.000	5.684	3.755	0.0	0.000	0.404	0.000	0.000	96.000	1.000
010.2012	2	0	0.000	7.807	3.892	0.0	0.000	0.404	0.000	0.000	138.000	0.000
011.2012	1	0	0.000	10.936	4.039	0.0	0.000	0.524	0.000	0.000	97.000	1.000
011.2012	2	0	0.000	15.021	4.177	0.0	0.000	0.524	0.000	0.000	139.000	0.000
012.2012	1	0	0.000	8.642	3.937	0.0	0.000	0.484	0.000	0.000	98.000	1.000
012.2012	2	0	0.000	11.869	4.074	0.0	0.000	0.484	0.000	0.000	140.000	0.000
013.2012	1	0	0.000	5.78	2.762	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	99.000	1.000
013.2012	2	0	0.000	7.93	2.900	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	141.000	0.000
015.2012	1	0	0.000	15.440	4.189	0.0	0.000	0.442	0.642	0.284	100.000	1.000
015.2012	2	0	0.000	21.206	4.326	0.0	0.000	0.442	0.642	0.284	142.000	0.000
016.2012	1	0	0.000	2.702	3.432	0.0	0.000	0.282	0.000	0.000	101.000	1.000
016.2012	2	0	0.000	3.711	3.569	0.0	0.000	0.282	0.000	0.000	143.000	0.000
017.2012	1	0	0.000	11.294	4.053	0.0	1.000	0.442	0.000	0.000	102.000	1.000
017.2012	2	0	0.000	15.512	4.191	0.0	1.000	0.442	0.000	0.000	144.000	0.000

Ilustración 22: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 11

Todas las variables son aceptadas por el modelo, en este caso inclusive la dicótoma para diferenciar los productos.

Caso 12: polvos compactos / rubor para el rostro

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200042739	210048000 ESIKA POLVO SUELTO TERRACOTA
2	200042738	210047000 ESIKA POLVO SUELTO TRANSLUCIDO
3	P0210094000	210094000 ESIKA NUEVO RUBOR RUB TONO 1
3	P0210117000	210117000 ESIKA POLV SUE 20 G
3	P0210117006	210117006 ESIKA POLV SUE 20 G
4	P0210116000	210116000 ESIKA POLVOS COMP DOUB USO 6 G
4	P0210116003	210116003 ESIKA POL COMPAC DOBLE USO 6 G
4	P0292065000	292065000 ES POLV EDICION LTDA 6 G

Tabla 16: productos que componen el caso N° 12

Se combinan ocho materiales diferentes tratados como cuatro productos distintos. Los datos estaban disponibles desde el 2002, pero solo se considera desde el 2009 en adelante por el ajuste en las presentaciones.

Modelador: Ejecución PE03 02010201401 ROSTRO BASE

Variables

Variables	11	R2	86.37%
Registros Utilizados	104	R2 Ajustado	84.91%
Grados de Libertad	93	Chi Cuadrado	3.961E-02
		Error Típico	1.990E-01

Coeficientes y Prueba T

	Constan...	Impacto de Apoyo	Docto. Cat...	Docto. De...	FacDemoCat	Oferta Principal	% Exposicion	Pr. Posic.	Prod. 01	Prod. 02	Prod. 03
Coefficientes	3.718	0.107	2.148	2.938	-4.596	0.202	0.001	-0.020	-1.099	-0.397	-0.423
Prueba T	11.769	2.247	15.106	0.788	-0.574	2.346	1.054	-3.532	-12.874	-4.718	-9.733
P-Value	0.000	0.027	0.000	0.433	0.567	0.021	0.295	0.001	0.000	0.000	0.000

Datos Utilizados (001.2009-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Docto. Cat...	Docto. De...	FacDemoCat	Oferta Principal	% Exposicion	Pr. Pc
003.2012	3	536	2.729	735	2.866	37.2	0.000	0.355	0.000	0.000	0.000	0.000	33.400
003.2012	4	14.332	4.156	14.332	4.156	0.0	0.000	0.436	0.678	0.296	0.000	100.000	62.0
004.2012	4	2.678	3.428	2.780	3.444	3.8	0.000	0.420	0.000	0.000	0.000	50.000	62.0
005.2012	3	1.169	3.058	969	2.987	17.1	0.000	0.404	0.000	0.000	0.000	50.000	62.0
005.2012	4	2.560	3.408	2.086	3.319	18.5	0.000	0.355	0.000	0.000	0.000	66.600	62.0
006.2012	3	126	2.100	131	2.119	4.3	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	50.000	62.0
006.2012	4	2.793	3.446	2.780	3.444	0.5	0.000	0.420	0.000	0.000	0.000	50.000	62.0
007.2012	3	0	0.000	735	2.866	0.0	0.000	0.355	0.000	0.000	0.000	33.400	62.0
007.2012	4	0	0.000	2.686	3.429	0.0	0.000	0.420	0.000	0.000	0.000	33.400	62.0
008.2012	3	0	0.000	945	2.975	0.0	0.000	0.404	0.000	0.000	0.000	37.500	62.0
008.2012	4	0	0.000	348	2.542	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	50.000	62.0
009.2012	3	0	0.000	735	2.866	0.0	0.000	0.355	0.000	0.000	0.000	33.400	62.0
009.2012	4	0	0.000	2.516	3.401	0.0	0.000	0.404	0.000	0.000	0.000	40.000	62.0
010.2012	4	0	0.000	2.507	3.399	0.0	1.000	0.356	0.000	0.000	0.000	33.300	62.0
011.2012	3	0	0.000	2.646	3.423	0.0	0.000	0.517	0.000	0.000	1.000	40.000	62.0
011.2012	4	0	0.000	7.011	3.846	0.0	0.000	0.517	0.000	0.000	1.000	40.000	62.0
012.2012	3	0	0.000	1.084	3.035	0.0	0.000	0.437	0.000	0.000	0.000	25.000	62.0
012.2012	4	0	0.000	4.266	3.630	0.0	0.000	0.517	0.000	0.000	0.000	25.000	62.0
013.2012	3	0	0.000	634	2.802	0.0	1.000	0.275	0.000	0.000	0.000	33.300	62.0
013.2012	4	0	0.000	5.274	3.722	0.0	1.000	0.446	0.000	0.000	0.000	200.000	63.0
014.2012	3	0	0.000	583	2.765	0.0	0.000	0.308	0.000	0.000	0.000	33.400	62.0
014.2012	4	0	0.000	2.922	3.466	0.0	0.000	0.437	0.000	0.000	0.000	33.400	62.0
015.2012	3	0	0.000	627	2.798	0.0	0.000	0.323	0.000	0.000	0.000	33.300	62.0
015.2012	4	0	0.000	2.281	3.358	0.0	0.000	0.387	0.000	0.000	0.000	33.300	62.0
016.2012	3	0	0.000	627	2.798	0.0	0.000	0.323	0.000	0.000	0.000	33.300	62.0
016.2012	4	0	0.000	1.799	3.255	0.0	0.000	0.339	0.000	0.000	0.000	33.300	62.0

Ilustración 23: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 12

En los productos de maquillaje se optará por incluir la exposición en el modelo, aún si su aceptación dentro del mismo es baja, otro detalle sucede con la combinación del descuento catálogo y demo que no siempre acepta todas las variables en forma conjunta.

Caso 13: Rubor

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0210113002	210113002 ESIKA RUBOR POWDER BLUSH 5GR
1	P0210113003	210113003 ESIKA RUBOR 5 G
1	P0292113001	292113001 ES RUB EF GEM Y MIN 5 G

Tabla 17: productos que componen el caso N° 13

Se trata la información de tres productos que tienen un mismo propósito y contenido, vendidos desde finales del 2002, solo se considera información desde el 2009 en adelante.

Modelador: Ejecución PE03 02010201701 RUBOR

Variables

Variables	6	R2	87.61%
Registros Utilizados	50	R2 Ajustado	86.20%
Grados de Libertad	44	Chi Cuadrado	2.868E-02
		Error Típico	1.694E-01

Coeficientes y Prueba T

	Constan...	Dcto. Cat...	Dcto. De...	FacDemoCat	% Exposición	Pr. Posic.
Coeficientes	4.330	2.138	2.395	-3.554	0.002	-0.033
Prueba T	9.083	12.224	8.215	-4.615	2.874	-3.378
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.006	0.002

Datos Utilizados (001.2009-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logarítm	Pronóstico	Pron. Logarít.	%MAPE (RLM-Sesión)	Dcto. Cat.	Dcto. De...	FacDemoCat	% Exposición	Pr. Posic.
007.2011	1	18.149	4.259	22.259	4.348	22.6	0.400	0.640	0.256	100.000	50.000
008.2011	1	3.857	3.586	4.058	3.808	5.2	0.400	0.000	0.000	33.400	50.000
009.2011	1	2.915	3.465	2.635	3.421	9.6	0.314	0.000	0.000	50.000	51.000
010.2011	1	2.630	3.420	2.464	3.382	6.3	0.314	0.000	0.000	33.400	51.000
011.2011	1	16.554	4.219	16.252	4.211	1.8	0.510	0.687	0.350	33.400	51.000
012.2011	1	2.668	3.426	2.802	3.447	5.0	0.352	0.000	0.000	75.000	54.000
014.2011	1	555	2.744	430	2.634	22.5	0.000	0.000	0.000	40.000	54.000
015.2011	1	14.641	4.166	6.968	3.843	52.4	0.537	0.000	0.000	75.000	54.000
016.2011	1	1.215	3.085	1.237	3.093	1.9	0.186	0.000	0.000	75.000	54.000
017.2011	1	1.634	3.213	1.611	3.207	1.4	0.260	0.000	0.000	50.000	54.000
018.2011	1	12.335	4.091	14.728	4.168	19.4	0.352	0.630	0.222	75.000	54.000
001.2012	1	4.284	3.632	4.006	3.603	6.5	0.445	0.000	0.000	50.000	54.000
002.2012	1	1.914	3.282	2.319	3.365	21.2	0.334	0.000	0.000	50.000	54.000
003.2012	1	9.495	3.977	5.807	3.764	38.8	0.500	0.000	0.000	75.000	54.000
004.2012	1	631	2.800	521	2.717	17.5	0.000	0.000	0.000	87.500	54.000
005.2012	1	3.303	3.519	3.339	3.524	1.1	0.408	0.000	0.000	50.000	54.000
006.2012	1	479	2.680	448	2.651	6.5	0.000	0.000	0.000	50.000	54.000
008.2012	1	0	0.000	17.081	4.233	0.0	0.445	0.667	0.297	100.000	54.000
009.2012	1	0	0.000	2.921	3.466	0.0	0.389	0.000	0.000	40.000	54.000
011.2012	1	0	0.000	5.070	3.705	0.0	0.501	0.000	0.000	40.000	54.000
012.2012	1	0	0.000	6.332	3.802	0.0	0.538	0.000	0.000	50.000	54.000
013.2012	1	0	0.000	7.742	3.889	0.0	0.538	0.000	0.000	100.000	54.000
014.2012	1	0	0.000	495	2.695	0.0	0.000	0.000	0.000	75.000	54.000
015.2012	1	0	0.000	18.204	4.260	0.0	0.630	0.000	0.000	200.000	54.000
017.2012	1	0	0.000	2.169	3.336	0.0	0.334	0.000	0.000	33.300	54.000
018.2012	1	0	0.000	18.929	4.277	0.0	0.389	0.612	0.238	150.000	54.000

Ilustración 24: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 13

Caso 14: Gel de cabello para hombre

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200063177	371035010 ES MEN GEL 110 G

Tabla 18: productos que componen el caso N° 14

Se trata de un producto que solo reporta ventas desde fines del 2010 (campana 15) y que tiene que ser modelado solo.

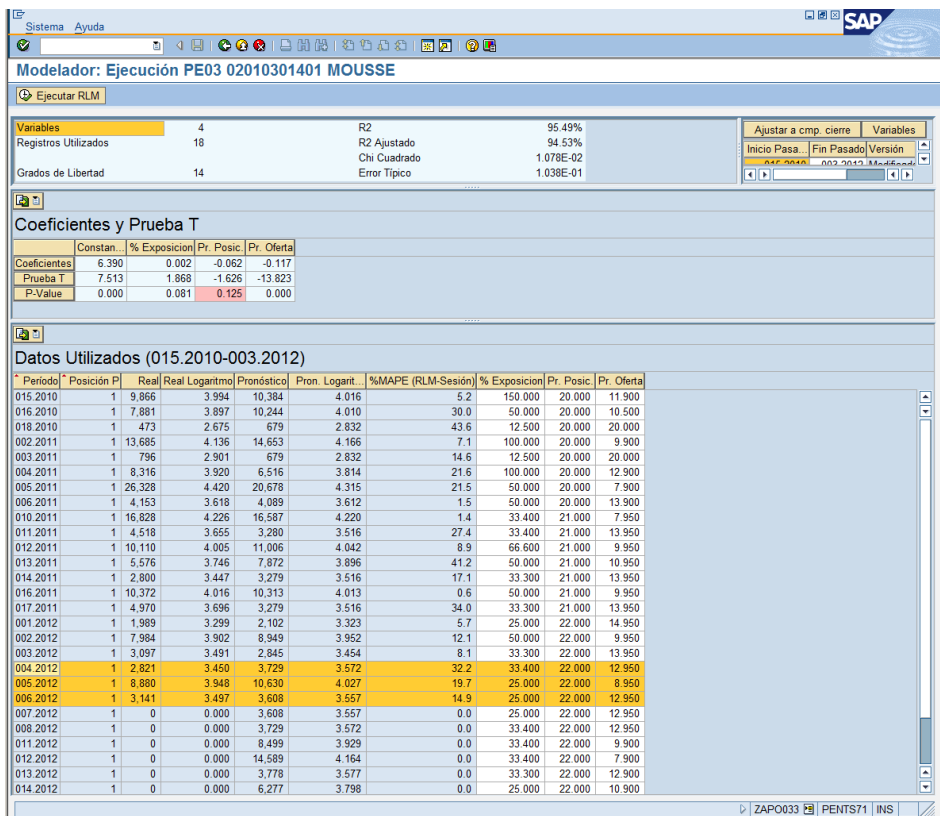


Ilustración 25: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 14

En este caso se tiene un modelo con tan solo los precios y la exposición, luego de descartarse el uso de los descuentos, no obstante el R^2 obtenido valida su uso.

Caso 15: Aclaradores faciales

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200055987	480270300 BIOTOTAL ACLAR 60 G
1	200064238	480270301 ES BIO CR ACLARADORA 60 G
1	200074754	044271001 ES NATCARE ACLA ROSM&CNAC 60 G

Tabla 19: productos que componen el caso N° 15

Se utilizan tres productos diferentes pero con propósito y contenido semejante a fin de desarrollar un único modelo que explique la venta de los tres en cualquier campaña.

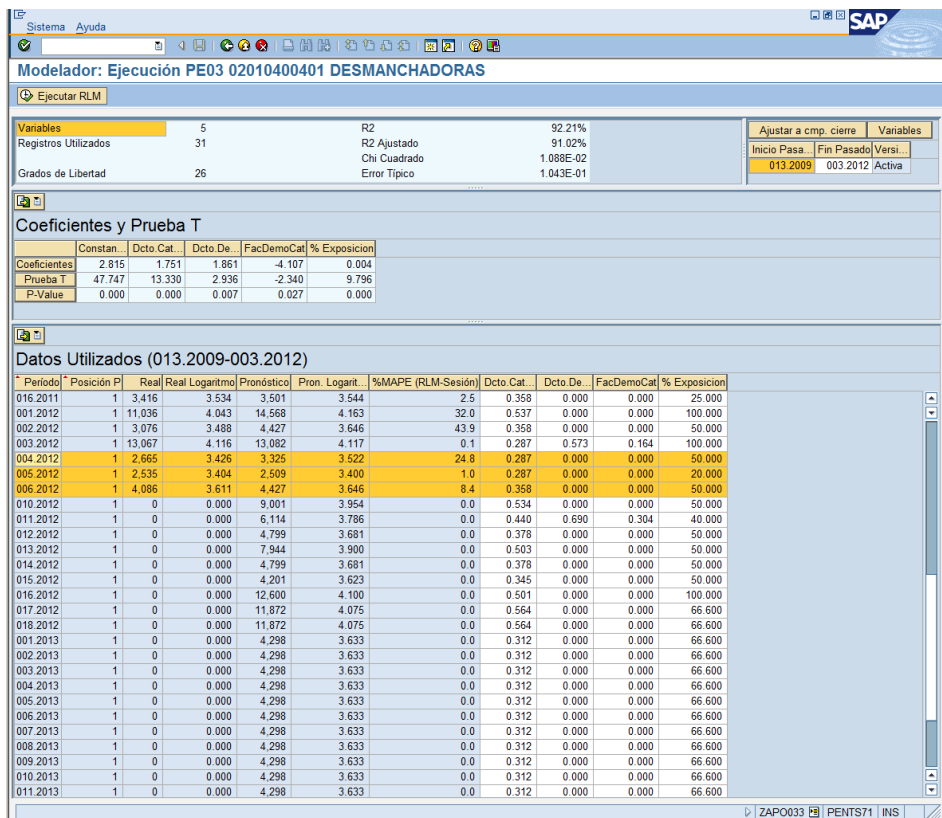


Ilustración 26: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 15

En este caso el uso de un modelo básico, de acuerdo a las reglas de incorporación de variables resulta en un R² aceptable.

Caso 16: colonias femeninas juveniles

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200006353	015015230 DANCING COL 100ML
1	200044012	334019010 DANCING EDT 100 ML
1	200069960	334019013 CZ DANCING EDT 100 ML
2	200041665	183019010 BLUE&BLUE FOR HER EDP 75 ML

Tabla 20: productos que componen el caso N° 16

En este caso se combina en un mismo modelo, datos de dos colonias diferentes: Dancing y Blue & Blue femenina. Si bien la información se encontraba disponible desde campaña 18.2004, se consideran solo los datos desde el 2008 en adelante

Sistema Ayuda SAP

Modelador: Ejecución PE03 03010100501 COLONIA FEMENINAS

Ejecutar RLM

Variables	10	R2	95.32%	Ajustar a cmp. cierre	Variables
Registros Utilizados	96	R2 Ajustado	94.83%	Inicio Pasa...	Fin Pasado Versi...
Grados de Libertad	86	Chi Cuadrado	2.326E-02	003.2008	003.2012 Activa
		Error Típico	1.525E-01		

Coeficientes y Prueba T

	Constan.	Impacto de Apoyo	Dcto Cat.	Dcto De.	FacDemoCat	Discover	Oferta Principal	% Exposición	Pr. Posic.	Prod. 01
Coeficientes	3.908	0.155	2.568	2.702	-3.973	0.180	0.305	0.001	-0.031	0.119
Prueba T	8.669	2.800	18.103	22.027	-10.533	2.685	4.214	1.583	-3.635	3.238
P-Value	0.000	0.006	0.000	0.000	0.000	0.009	0.000	0.117	0.000	0.002

Datos Utilizados (003.2008-003.2012)

* Período	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Dcto.Cat.	Dcto.De...	FacDemoCat	Discover	Oferta Principal	% Exposición
015.2011	1	856	2.932	1.086	3.036	26.8	0.000	0.255	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
016.2011	1	3.131	3.496	2.287	3.359	27.0	0.000	0.364	0.000	0.000	0.000	0.000	100.00
016.2011	2	11.047	4.043	12.607	4.101	14.1	0.000	0.510	0.000	0.000	1.000	1.000	100.00
017.2011	1	31.411	4.497	21.912	4.341	30.2	0.000	0.400	0.637	0.255	1.000	0.000	100.00
018.2011	2	9.227	3.965	16.806	4.225	82.1	0.000	0.364	0.641	0.233	1.000	0.000	100.00
001.2012	1	2.892	3.461	2.930	3.452	2.2	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	100.00
002.2012	2	818	2.913	1.271	3.104	55.4	0.000	0.328	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
003.2012	1	10.476	4.020	11.548	4.063	10.2	0.000	0.328	0.600	0.197	0.000	0.000	50.00
003.2012	2	7.560	3.879	10.304	4.013	36.3	0.000	0.364	0.650	0.237	0.000	0.000	50.00
004.2012	2	1.536	3.186	1.946	3.289	26.7	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
005.2012	1	3.386	3.530	2.646	3.423	21.9	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	66.66
006.2012	1	16.806	4.225	12.965	4.113	22.9	0.000	0.364	0.600	0.218	0.000	0.000	100.00
006.2012	2	1.294	3.112	1.573	3.197	21.6	0.000	0.364	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
007.2012	2	0	0.000	35.921	4.555	0.0	0.000	0.510	0.673	0.343	1.000	1.000	100.00
008.2012	1	0	0.000	1.672	3.223	0.0	0.000	0.328	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
009.2012	2	0	0.000	9.924	3.997	0.0	0.000	0.364	0.637	0.232	0.000	0.000	50.00
011.2012	1	0	0.000	2.559	3.408	0.0	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
012.2012	1	0	0.000	2.559	3.408	0.0	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	50.00
014.2012	2	0	0.000	10.334	4.014	0.0	0.000	0.364	0.651	0.237	0.000	0.000	50.00
015.2012	1	0	0.000	2.691	3.430	0.0	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	75.00
015.2012	2	0	0.000	2.047	3.311	0.0	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	0.000	75.00
016.2012	1	0	0.000	229	2.359	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	25.00
016.2012	2	0	0.000	12.607	4.101	0.0	0.000	0.510	0.000	0.000	1.000	1.000	100.00
018.2012	1	0	0.000	5.423	3.734	0.0	0.000	0.510	0.000	0.000	0.000	0.000	100.00
018.2012	2	0	0.000	12.745	4.105	0.0	0.000	0.400	0.655	0.262	0.000	0.000	150.00

ZAPO033 PENTST71 INS

Ilustración 27: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 16

Obsérvese la aparición de la variable discover por tratarse de una fragancia.

Caso 17: Colonia Dancing Night

La colonia Dancing en su nueva versión, se trabaja en un modelo como un mismo producto considerando todos los cambios de presentación que ha tenido.

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200031529	015015200 DANCING NIGHT COL 100ML
1	200033338	015015020 DANCING NIGHT COL 100ML
1	200035283	015015301 DANCING NIGHT CC2 COL 100ML
1	200044715	015015305 DANCING NIGHT EDT 100 ML
1	200069856	015019010 CZ DANIGHT EDT CC 100 ML

Tabla 21: productos que componen el caso N° 17

Si bien se registra información desde fines del 2002, el modelo solo trabajará con información desde el año 2009 en adelante, a consecuencia de los últimos cambios de presentación.

Modelador: Ejecución PE03 03010100503 COLONIA FEMENINAS EA

Variables 8 R2 93.05%
Registros Utilizados 40 R2 Ajustado 91.54%
Grados de Libertad 32 Chi Cuadrado 2.965E-02
 Error Típico 1.722E-01

Coefficientes y Prueba T

	Constan...	Impacto de Apoyo	Dcto. Cat...	Dcto. De...	FacDemoCat	Discover	% Exposicion	Pr. Posic.
Coefficientes	2.754	0.170	2.493	3.511	-5.904	0.217	0.002	-0.005
Prueba T	2.784	1.281	9.579	4.110	-2.388	1.963	2.090	-0.282
P-Value	0.009	0.209	0.000	0.000	0.023	0.058	0.044	0.780

Datos Utilizados (001.2009-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logarítm	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Dcto. Cat...	Dcto. De...	FacDemoCat	Discover	% Exposicion	Pr. Posic.	
006.2011	1	2.577	3.411	1.924	3.284	25.3	0.000	0.303	0.000	0.000	0.000	0.000	25.000	53.000
007.2011	1	38.590	4.586	53.062	4.725	37.5	0.000	0.339	0.589	0.200	1.000	150.000	53.000	53.000
008.2011	1	648	2.812	474	2.676	26.9	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	100.000	53.000	53.000
009.2011	1	15.489	4.190	9.931	3.997	35.9	0.000	0.445	0.000	0.000	1.000	100.000	54.000	54.000
011.2011	1	4.154	3.618	3.757	3.575	9.6	0.000	0.389	0.000	0.000	0.000	66.600	54.000	54.000
012.2011	1	13.211	4.121	14.711	4.168	11.4	0.000	0.437	0.000	0.000	1.000	200.000	55.000	55.000
014.2011	1	23.558	4.372	23.702	4.375	0.6	0.000	0.364	0.637	0.232	0.000	66.600	55.000	55.000
015.2011	1	3.067	3.487	2.427	3.385	20.9	0.000	0.328	0.000	0.000	0.000	50.000	55.000	55.000
017.2011	1	6.475	3.811	7.579	3.880	17.1	0.000	0.400	0.000	0.000	1.000	100.000	55.000	55.000
018.2011	1	14.038	4.147	16.312	4.213	16.2	0.000	0.455	0.000	0.000	1.000	200.000	55.000	55.000
001.2012	1	3.589	3.555	4.597	3.662	28.1	0.000	0.400	0.000	0.000	0.000	100.000	55.000	55.000
004.2012	1	17.992	4.255	21.647	4.335	20.3	0.000	0.364	0.596	0.217	0.000	75.000	55.000	55.000
005.2012	1	2.265	3.355	2.616	3.416	15.5	0.000	0.328	0.000	0.000	0.000	66.600	55.000	55.000
006.2012	1	2.832	3.452	2.616	3.416	7.6	0.000	0.328	0.000	0.000	0.000	66.600	55.000	55.000
010.2012	1	0	0.000	2.984	3.475	0.0	0.000	0.364	0.000	0.000	0.000	50.000	55.000	55.000
011.2012	1	0	0.000	40.577	4.608	0.0	0.000	0.364	0.601	0.219	1.000	100.000	55.000	55.000
012.2012	1	0	0.000	2.427	3.385	0.0	0.000	0.328	0.000	0.000	0.000	50.000	55.000	55.000
015.2012	1	0	0.000	46.773	4.670	0.0	0.000	0.491	0.601	0.295	1.000	200.000	55.000	55.000
016.2012	1	0	0.000	3.704	3.569	0.0	0.000	0.382	0.000	0.000	0.000	75.000	55.000	55.000
018.2012	1	0	0.000	7.751	3.889	0.0	0.000	0.491	0.000	0.000	0.000	100.000	55.000	55.000
001.2013	1	0	0.000	703	2.847	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	50.000	1.000	1.000
002.2013	1	0	0.000	703	2.847	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	50.000	1.000	1.000
005.2013	1	0	0.000	703	2.847	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	50.000	1.000	1.000
006.2013	1	0	0.000	1.382	3.141	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	200.000	1.000	1.000
007.2013	1	0	0.000	628	2.798	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	25.000	1.000	1.000
008.2013	1	0	0.000	1.382	3.141	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	200.000	1.000	1.000

Ilustración 28: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 17

Sobre los resultados, se encuentra un R2 por encima del 90% y aún con la baja aceptación del precio de posicionamiento se decide conservar dado el signo que posee. Obsérvese la aparición de la variable discover por tratarse de una fragancia.

Caso 18: Brillo labial juvenil

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0194052000	194052000 CY ZONE BRILL LAB 5 GR
1	P0197073000	197073000 CY BRILLO COCTEL KISS 6 ML

Tabla 22: productos que componen el caso N° 18

Los datos del producto se encuentran disponibles desde campaña 6 del 2003, sin embargo decidimos trabajar solo con información del año 2006 debido al último ajuste significativo en la presentación.

Modelador: Ejecución PE03 03010200103 BRILL LABIAL 5 IND

Variables

Variables	7	R2	86.29%
Registros Utilizados	72	R2 Ajustado	85.03%
Grados de Libertad	65	Chi Cuadrado	6.435E-02
		Error Típico	2.537E-01

Coefficientes y Prueba T

	Constan...	Impacto de Apoyo	Docto. Cat...	Docto. De...	FacDemoCat	% Exposición	Cmp. c/dcto.
Coefficientes	2.551	0.164	1.761	1.871	-2.611	0.005	0.000
Prueba T	36.375	2.283	6.473	8.152	-2.745	8.020	0.242
P-Value	0.000	0.026	0.000	0.000	0.008	0.000	0.809

Datos Utilizados (001.2006-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logarítm	Pronóstico	Pron. Logarít.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Docto. Cat...	Docto. De...	FacDemoCat	% Exposición	Cmp. c/dcto.
001.2011	1	9.798	3.991	6.157	3.789	37.2	0.000	0.385	0.000	0.000	100.000	76.000
002.2011	1	16.157	4.208	6.905	3.778	62.8	0.000	0.480	0.000	0.000	66.500	77.000
003.2011	1	4.951	3.895	4.533	3.656	8.4	0.000	0.385	0.000	0.000	75.000	78.000
005.2011	1	23.136	4.364	25.670	4.409	11.0	0.000	0.433	0.000	0.000	200.000	79.000
007.2011	1	2.671	3.427	1.839	3.265	31.1	0.000	0.238	0.000	0.000	50.000	80.000
008.2011	1	13.232	4.122	20.822	4.319	57.4	0.000	0.381	0.000	0.000	200.000	81.000
010.2011	1	5.16	2.713	4.345	3.638	742.0	0.000	0.500	0.000	0.000	33.400	82.000
011.2011	1	4.706	3.673	3.718	3.570	21.0	0.000	0.411	0.000	0.000	50.000	83.000
012.2011	1	1.454	3.163	1.576	3.197	8.4	0.000	0.275	0.000	0.000	25.000	84.000
014.2011	1	19.208	4.283	28.313	4.452	47.4	0.000	0.456	0.000	0.000	200.000	85.000
015.2011	1	7.933	3.899	5.722	3.758	27.9	0.000	0.365	0.000	0.000	100.000	86.000
017.2011	1	2.900	3.462	2.211	3.345	23.8	0.000	0.320	0.000	0.000	37.500	87.000
018.2011	1	8.561	3.933	9.769	3.990	14.1	0.000	0.275	0.570	0.157	50.000	88.000
001.2012	1	2.787	3.445	4.779	3.679	71.5	0.000	0.320	0.000	0.000	100.000	89.000
002.2012	1	14.865	4.172	13.807	4.140	7.1	0.000	0.320	0.638	0.204	62.500	90.000
003.2012	1	5.451	3.736	5.745	3.759	5.4	0.000	0.365	0.000	0.000	100.000	91.000
004.2012	1	2.654	3.424	2.589	3.413	2.5	0.000	0.320	0.000	0.000	50.000	92.000
005.2012	1	6.276	3.798	5.420	3.734	13.6	0.000	0.502	0.000	0.000	50.000	93.000
006.2012	1	3.582	3.554	4.798	3.681	33.9	0.000	0.320	0.000	0.000	100.000	94.000
007.2012	1	0	0.000	13.195	4.120	0.0	0.000	0.411	0.684	0.281	50.000	95.000
009.2012	1	0	0.000	3.756	3.575	0.0	0.000	0.411	0.000	0.000	50.000	96.000
010.2012	1	0	0.000	2.599	3.415	0.0	0.000	0.320	0.000	0.000	50.000	97.000
011.2012	1	0	0.000	5.441	3.736	0.0	0.000	0.502	0.000	0.000	50.000	98.000
013.2012	1	0	0.000	5.543	3.744	0.0	0.000	0.456	0.000	0.000	66.500	99.000
014.2012	1	0	0.000	2.605	3.415	0.0	0.000	0.320	0.000	0.000	50.000	100.000
015.2012	1	0	0.000	5.454	3.737	0.0	0.000	0.502	0.000	0.000	50.000	101.000

Ilustración 29: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 18

La variable menos relevante fue campañas con descuento.

Caso 19: Sombras juveniles

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0197050000	197050000 GLAM BY CYZONE SOM LAP JUMBO 2
1	P0197050001	197050001 CZ SOMB BIG-N-EACY 2.2 G

Tabla 23: productos que componen el caso N° 19

Con información disponible desde campaña 10 del 2004, pero se considera la información solo desde la última presentación modificada del producto (campaña 10 del 2010)

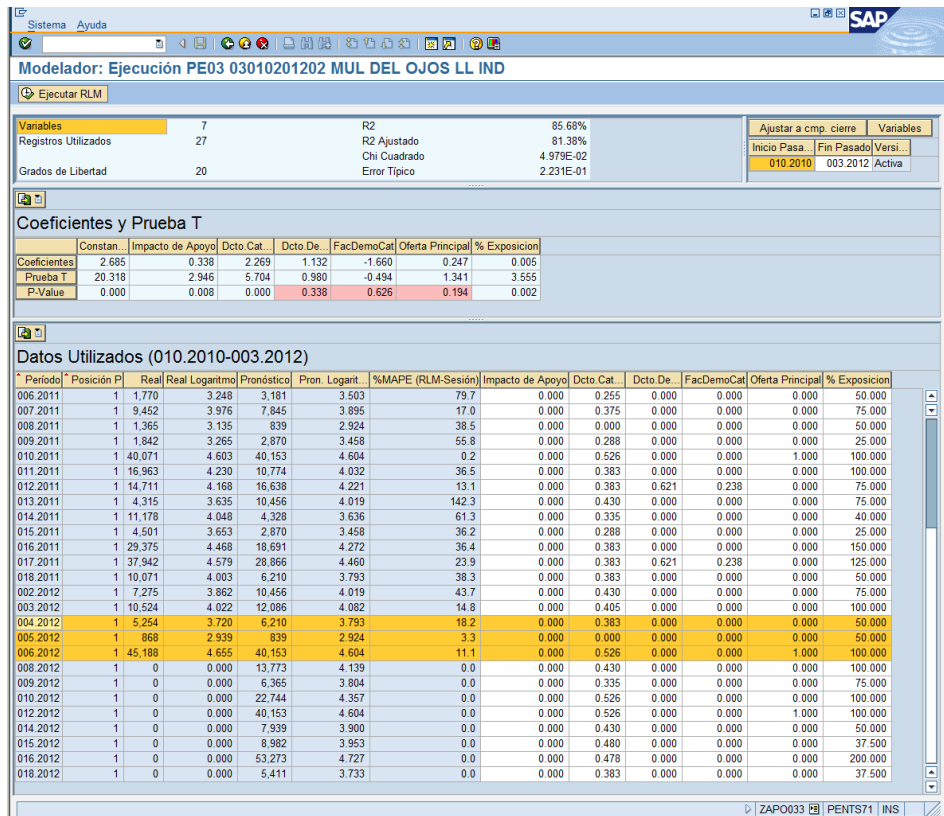


Ilustración 30: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 19

Caso 20: otro juego de sombras

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0194067000	194067000 CYZONE TWELVE OCLOCK 10.00 G
1	P0194067001	194067001 CYZONE 12OCLOCK 10 GR
1	P0194067002	194067002 CYZONE TWELVE OCLOCK 10.00 G
1	P0197063000	197063000 CY TWELVE O CLOCK SOMB 10 G

Tabla 24: productos que componen el caso N° 20

Los datos se encuentran desde la campaña 07 del 2007, sin embargo, el último cambio de presentación se dio en la campaña 14 del 2008, por este motivo se tomará la historia solo desde esta última.

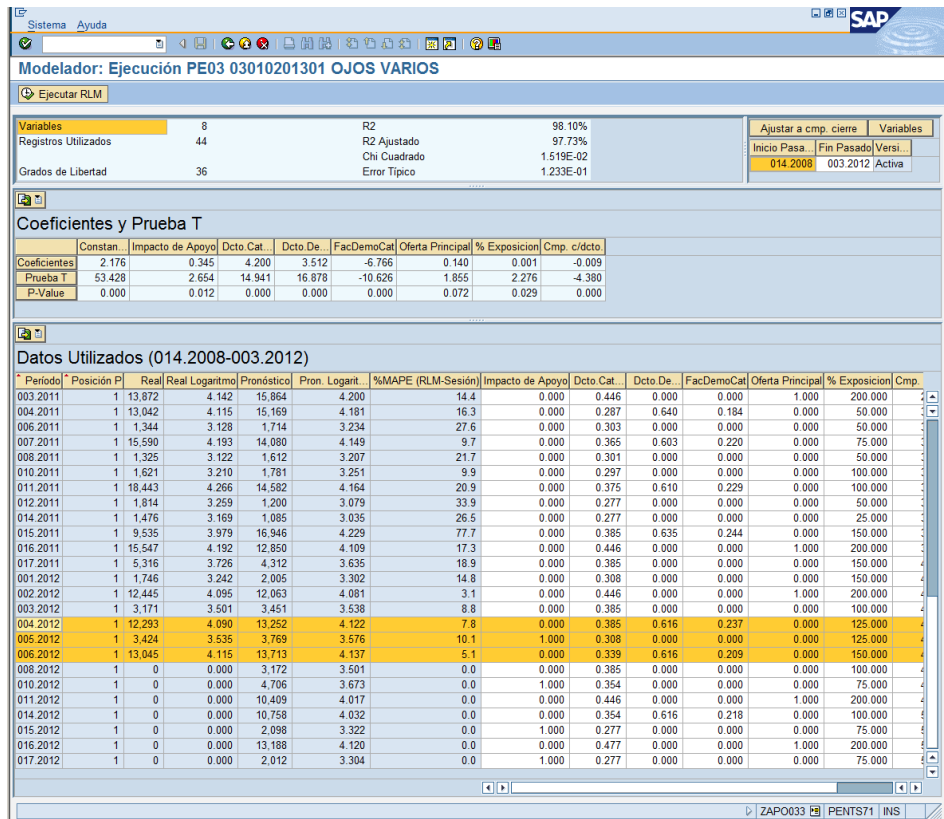


Ilustración 31: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 20

El R^2 obtenido se encuentra por encima del 97%.

Caso 21: rubor juvenil

Posición	Super Genérico	Descripción
1	P0194056000	194056000 CY ZONE RUB NATURAL 4.1GR
1	P0197152000	197152000 CZ RUB CHEEK-A-CHICK 4.8 G

Tabla 25: productos que componen el caso N° 21

Aún con datos disponibles desde campaña 11.2003, se determina trabajar con la información desde 01.2008 dado que el último cambio de presentación significativo se realizó en esa campaña.

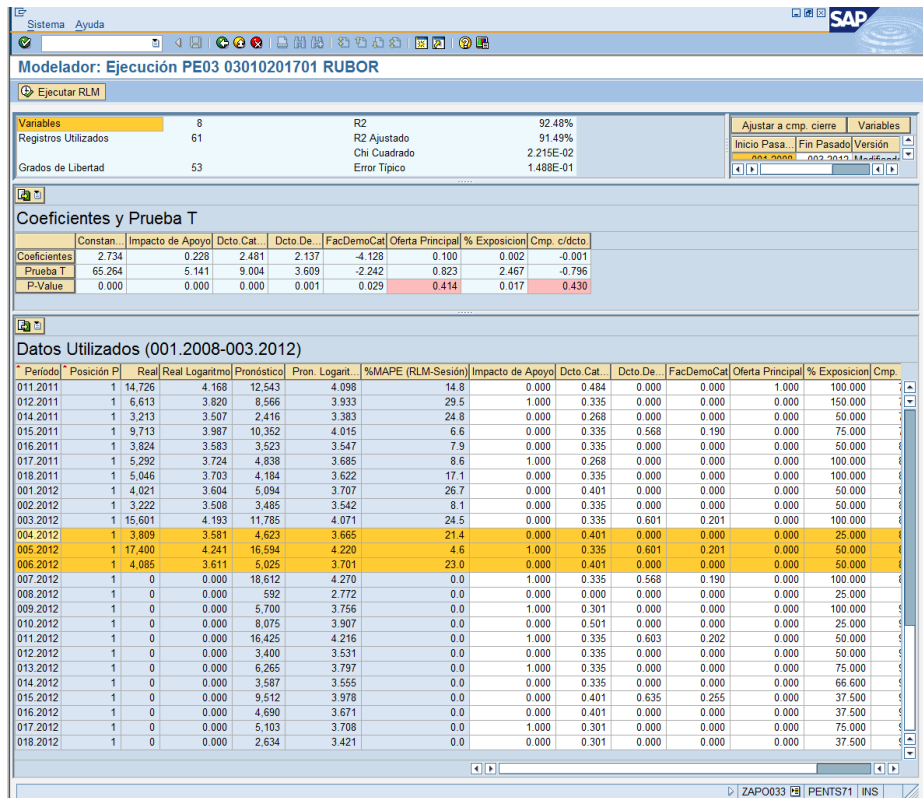


Ilustración 32: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 21

Caso 22: crema para peinar

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200051678	464250020 BE SEXY CR RIZO 200 ML
1	200056330	464250040 BE SEXY CR PEINAR RISO 200 ML
2	200051680	464250010 BE SEXY CR LISO 200 ML
2	200056331	464250030 BE SEXY CR PEINAR LISO 200 ML
3	200064945	166213001 CZ BERRYLIC CR PEINAR 200 ML
4	200064944	166213002 CZ BERRYLIC CR SEX PEIN 200 ML
5	200073438	464280001 CZ BE SEXY CREM REPAR 150 ML

Tabla 26: productos que componen el caso N° 22

El producto cuenta con información desde campaña 12.2007 y dado que no se han dado cambios relevantes en la presentación y/o diseño del producto se decide trabajar con el íntegro de la data.

Sistema Ayuda SAP

Modelador: Ejecución PE03 03010301502 FIJADOR ARMADOR

Ejecutar RLM

Variables	12	R2	92.17%	Ajustar a cmp. cierre	Variables
Registros Utilizados	118	R2 Ajustado	91.35%	Inicio Pasa...	Fin Pasado Versi...
Grados de Libertad	106	Chi Cuadrado	1.75E-02	012.2007	003.2012 Activa
		Error Típico	1.323E-01		

Coefficientes y Prueba T

	Constan...	Impacto de Apoyo	Docto.Cat...	Docto.De...	FacDemoCat	Oferta Principal	% Exposición	Pr. Posic.	Prod. 01	Prod. 02	Prod. 03	Prod. 04
Coefficientes	3.007	0.244	2.052	2.030	-3.392	0.134	0.003	-0.056	0.950	0.720	0.660	0.677
Prueba T	23.436	5.730	16.440	23.121	-11.386	2.628	3.698	-7.022	26.028	19.791	13.621	14.010
P-Value	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.013	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000	0.000

Datos Utilizados (012.2007-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logarítm	Pronóstico	Pron. Logarit	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Docto. Cat.	Docto. De.	FacDemoCat	Oferta Principal	% Exposición	Pr. Pc
001.2012	3	7.311	3.864	8.225	3.915	12.5	0.000	0.352	0.602	0.212	0.000	50.000	20.0
001.2012	4	7.904	3.898	8.552	3.932	8.2	0.000	0.352	0.602	0.212	0.000	50.000	20.0
002.2012	1	2.596	3.414	2.838	3.453	9.3	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	25.000	22.0
002.2012	2	1.424	3.154	1.670	3.223	17.3	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	25.000	22.0
003.2012	1	2.842	3.454	2.997	3.477	5.5	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	33.300	22.0
003.2012	2	1.487	3.172	1.764	3.247	18.6	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	33.300	22.0
003.2012	4	7.022	3.846	7.435	3.871	5.9	0.000	0.502	0.000	0.000	1.000	50.000	20.0
004.2012	3	3.751	3.574	2.930	3.467	21.9	0.000	0.402	0.000	0.000	0.000	33.300	20.0
005.2012	1	3.083	3.489	2.838	3.453	8.0	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	25.000	22.0
005.2012	2	1.694	3.229	1.670	3.223	1.4	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	25.000	22.0
005.2012	3	8.330	3.921	8.117	3.909	2.6	0.000	0.352	0.652	0.230	0.000	33.400	20.0
005.2012	4	9.806	3.991	8.439	3.926	13.9	0.000	0.352	0.652	0.230	0.000	33.400	20.0
005.2012	5	846	2.927	785	2.895	7.3	0.000	0.371	0.000	0.000	0.000	66.600	19.0
006.2012	1	10.204	4.009	9.320	3.989	8.7	0.000	0.320	0.547	0.175	0.000	25.000	22.0
006.2012	2	6.077	3.784	5.486	3.739	9.7	0.000	0.320	0.547	0.175	0.000	25.000	22.0
006.2012	5	683	2.834	630	2.799	7.8	0.000	0.371	0.000	0.000	0.000	33.300	19.0
007.2012	4	0	0.000	3.822	3.582	0.0	0.000	0.450	0.000	0.000	0.000	33.300	20.0
007.2012	5	0	0.000	630	2.800	0.0	0.000	0.371	0.000	0.000	0.000	33.400	19.0
008.2012	1	0	0.000	2.838	3.453	0.0	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	25.000	22.0
008.2012	2	0	0.000	1.670	3.223	0.0	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	25.000	22.0
008.2012	3	0	0.000	2.315	3.365	0.0	0.000	0.352	0.000	0.000	0.000	33.400	20.0
008.2012	4	0	0.000	2.277	3.357	0.0	0.000	0.352	0.000	0.000	0.000	25.000	20.0
009.2012	1	0	0.000	2.997	3.477	0.0	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	33.300	22.0
009.2012	2	0	0.000	1.764	3.247	0.0	0.000	0.320	0.000	0.000	0.000	33.300	22.0
009.2012	3	0	0.000	7.372	3.868	0.0	0.000	0.352	0.602	0.212	0.000	33.400	20.0
009.2012	4	0	0.000	7.665	3.885	0.0	0.000	0.352	0.602	0.212	0.000	33.400	20.0

ZAPO033 PENTS11 INS

Ilustración 33: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 22

Caso 23: limpiadora y gel anti acné

Posición	Super Genérico	Descripción
1	200046324	408272110 NON GRAS GEL INTENS PM 90GR
2	200058733	408280100 NON GRAS LIMPIADORA EXFOLIANTE

Tabla 27: productos que componen el caso N° 23

La historia de este producto se remonta a fines del 2002, sin embargo, dado el cambio en presentación y fórmula, se considerarán datos solo desde campaña dos del 2009 en adelante.

Sistema Ayuda SAP

Modelador: Ejecución PE03 03010401904 NON GRAS GELPM IND

Ejecutar RLM

Variables	9	R2	89.81%	Ajustar a cmp. ciene	Variables
Registros Utilizados	61	R2 Ajustado	88.24%	Inicio Pasa...	Fin Pasado
Grados de Libertad	52	Chi Cuadrado	1.279E-02	002 2009	003 2012 Activa
		Error Típico	1.131E-01		

Coefficientes y Prueba T

	Constan.	Impacto de Apoyo	Dicto. Cat.	Dicto. De.	FacDemoCat.	% Exposición	Pr. Pasic.	Cmp. c/dcto	Prod. 01
Coefficientes	3.878	0.116	1.413	0.986	-1.836	0.005	-0.040	-0.005	0.041
Prueba T	41.648	3.297	7.808	4.773	-3.062	7.843	-11.575	-3.229	0.673
P-Value	0.000	0.002	0.000	0.000	0.003	0.000	0.000	0.002	0.504

Datos Utilizados (002.2009-003.2012)

Periodo	Posición P	Real	Real Logaritmo	Pronóstico	Pron. Logarit.	%MAPE (RLM-Sesión)	Impacto de Apoyo	Dicto. Cat.	Dicto. De.	FacDemoCat.	% Exposición	Pr. Pasic.	Cmp. c/dcto
015.2011	2	2.208	3.344	2.477	3.354	12.2	0.000	0.383	0.000	0.000	25.000	21.000	23.000
016.2011	2	3.890	3.590	2.404	3.381	38.2	0.000	0.288	0.000	0.000	50.000	21.000	24.000
018.2011	1	961	2.983	1.049	3.021	9.2	0.000	0.288	0.000	0.000	12.500	21.000	71.000
018.2011	2	1.514	3.180	1.541	3.188	1.8	0.000	0.288	0.000	0.000	12.500	21.000	25.000
001.2012	1	1.810	3.449	2.616	3.418	6.9	0.000	0.383	0.573	0.219	33.400	21.000	72.000
001.2012	2	3.657	3.563	3.842	3.585	5.0	0.000	0.383	0.573	0.219	33.400	21.000	26.000
002.2012	1	626	2.797	1.027	3.012	64.1	0.000	0.288	0.000	0.000	12.500	21.000	73.000
002.2012	2	526	2.721	783	2.894	48.8	0.000	0.000	0.000	0.000	12.500	21.000	0.000
003.2012	1	796	2.901	1.175	3.070	47.6	0.000	0.288	0.000	0.000	25.000	21.000	74.000
003.2012	2	1.643	3.216	1.744	3.242	6.2	0.000	0.288	0.000	0.000	25.000	21.000	27.000
004.2012	1	2.786	3.445	2.883	3.468	3.5	0.000	0.478	0.000	0.000	50.000	21.000	75.000
004.2012	2	4.104	3.613	4.279	3.631	4.3	0.000	0.478	0.000	0.000	50.000	21.000	28.000
005.2012	1	1.220	3.086	1.568	3.195	28.5	0.000	0.383	0.000	0.000	25.000	21.000	76.000
005.2012	2	698	2.844	905	2.957	29.6	0.000	0.000	0.000	0.000	25.000	21.000	0.000
006.2012	1	3.313	3.520	2.253	3.353	32.0	0.000	0.383	0.573	0.219	25.000	21.000	77.000
006.2012	2	4.025	3.605	3.378	3.529	16.1	0.000	0.383	0.573	0.219	25.000	21.000	29.000
007.2012	2	0	0.000	2.173	3.337	0.0	0.000	0.383	0.000	0.000	20.000	21.000	30.000
008.2012	1	0	0.000	1.536	3.186	0.0	0.000	0.383	0.000	0.000	25.000	21.000	78.000
008.2012	2	0	0.000	2.279	3.358	0.0	0.000	0.383	0.000	0.000	25.000	21.000	31.000
009.2012	1	0	0.000	994	2.997	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	25.000	21.000	0.000
009.2012	2	0	0.000	905	2.957	0.0	0.000	0.000	0.000	0.000	25.000	21.000	0.000
010.2012	1	0	0.000	2.766	3.442	0.0	0.000	0.478	0.000	0.000	50.000	21.000	79.000
010.2012	2	0	0.000	4.105	3.613	0.0	0.000	0.478	0.000	0.000	50.000	21.000	32.000
011.2012	1	0	0.000	440	2.644	0.0	0.000	0.050	0.000	0.000	12.500	21.000	80.000
011.2012	2	0	0.000	1.418	3.152	0.0	0.000	0.288	0.000	0.000	12.500	21.000	33.000

ZAPO033 PENTST1 INS

Ilustración 34: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 23

Solo la variable dicótoma que diferencia los productos sufre de baja aceptación en el modelo, esto podría sugerir separar la información en dos modelos aparte, sin embargo también se demuestra que es factible estimar con un solo modelo ambos productos.

RESUMEN DE LOS RESULTADOS

Producto de las corridas se generaron pronósticos para 34 productos distintos para los centros de Colombia y Perú (dos de ellos se repitieron en ambas muestras) con información histórica hasta la campaña 03.2012

Para el caso de Colombia (10 productos) el error máximo observado en una campaña fue de 43% y el mínimo 0.6% (MAPE) entre el estimado y el total.

Centro CO03

Promedio de MAPE	Centro CO03			Promedio
	004.2012	005.2012	006.2012	
200046131	17.2%	8.4%	24.5%	16.7%
200056742	5.3%	24.5%	30.2%	20.0%
200056743	8.9%	1.1%	3.9%	4.7%
200056744	12.0%	12.6%	0.6%	8.4%
200056815	28.1%	29.6%		28.9%
200063199	43.0%	20.8%	20.7%	28.2%
200064581	21.3%	19.0%	12.8%	17.7%
P0210116003	6.4%	14.0%	32.8%	17.7%
P0210117000		1.4%	31.2%	16.3%
P0265050000	29.2%	7.3%	4.8%	13.8%
Promedio	19.0%	13.9%	17.9%	16.8%

Tabla 28: MAPE obtenido (por campaña pronosticada) para el centro CO03

Y para el caso de Perú (26 productos) se observó un MAPE máximo de 33.9% y uno mínimo de 0%

Centro PE03

Promedio de MAPE	Centro PE03			Promedio
	004.2012	005.2012	006.2012	
200041665	26.7%		21.6%	24.1%
200044012		21.9%	22.9%	22.4%
200044715	20.3%	15.5%	7.6%	14.5%
200046324	3.5%	28.5%	32.0%	21.3%
200056330		7.9%	8.7%	8.3%
200056331		1.4%	9.7%	5.6%
200056740	15.7%	14.5%	22.2%	17.4%
200056741			1.4%	1.4%
200058733	4.3%	29.7%	16.1%	16.7%
200059970	0.0%	11.1%	17.4%	9.5%
200060273	20.0%	27.0%	8.8%	18.6%
200063177	32.2%	19.7%	14.9%	22.3%
200064238	24.8%	1.0%	8.3%	11.4%
200064944		13.9%		13.9%
200064945	21.9%	2.6%		12.2%
200073438		7.2%	7.8%	7.5%
P0197050001	18.2%	3.3%	11.1%	10.9%
P0197063000	7.8%	10.1%	5.1%	7.7%
P0197073000	2.4%	13.6%	33.9%	16.7%
P0197152000	28.6%	2.9%	29.4%	20.3%
P0210113003	17.4%	1.1%	6.5%	8.3%
P0210116003	3.8%	18.5%	0.5%	7.6%
P0210117000		17.1%	4.0%	10.5%
P0279075002	0.0%			0.0%
P0279088000	23.2%	11.2%	7.0%	13.8%

Centro	PE03
--------	------

Promedio de MAPE	004.2012	005.2012	006.2012	Promedio
	P0279089000		20.9%	31.4%
Promedio	15.0%	13.1%	14.3%	14.1%

Tabla 29: MAPE obtenido (por campaña pronosticada) para el centro PE03

Creando un histograma de veinte intervalos para el error (MAPE) se generó lo siguiente (utilizando Stat::Fit):

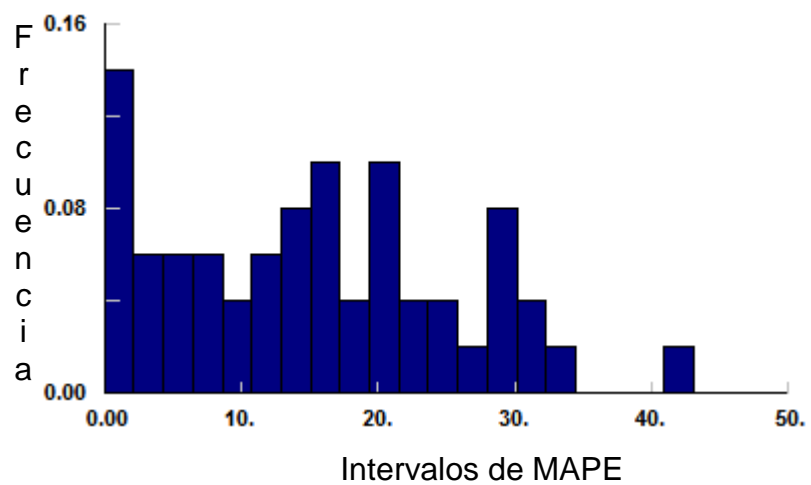


Ilustración 35: histograma de errores (MAPE) de la predicción de tres campañas a futuro

Y realizando un posterior análisis de la distribución de los errores tuvimos lo siguiente realizando un ajuste automático de distribuciones con Stat::Fit:

Distribución	Rango	Aceptación
Lognormal (0; 2,47, 0,999)	100	No rechazar
Exponencial (0; 15,2)	23,5	No rechazar
Uniforme (0 ; 43)	$8,75 \times 10^{-3}$	Rechazar

Tabla 30: ajuste sugerido por Stat::Fit para la distribución de errores de la muestra

Lo cual indica que los errores podrían ser ajustados por una distribución Lognormal o Exponencial

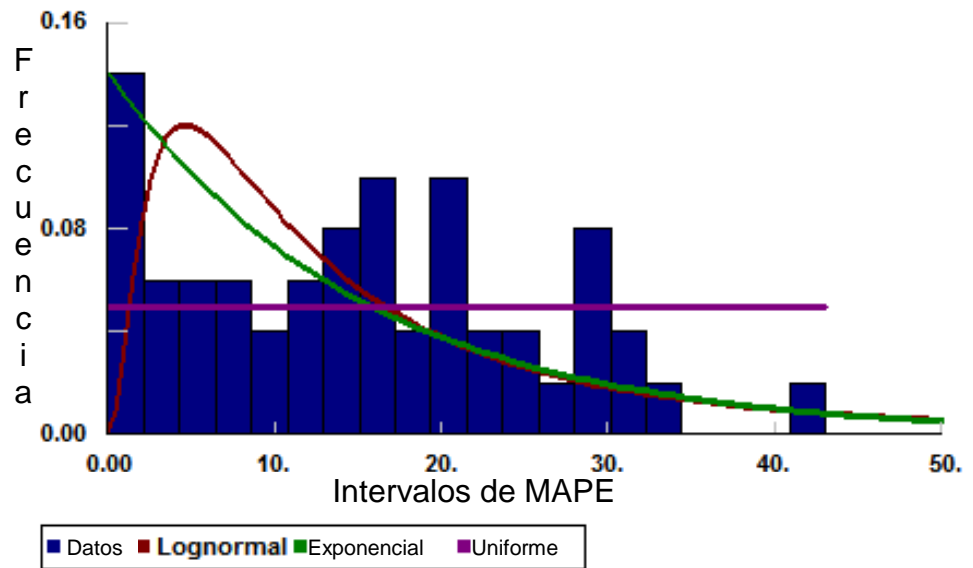


Ilustración 36: distribuciones sugeridas por Stat::Fit para la distribución de errores obtenida en la muestra

De ser así podríamos inducir que la medida de error tiende a la media definida en cero y una tendencia decreciente (la probabilidad de un error más alto a 30% decrece en relación a lo anterior).

En consecuencia se puede asumir que dicho resultado permitiría (aun cuando el MAPE no es de por sí una medida que defina el error a largo plazo) que los resultados brindan un estimado consistente al menos para tres campañas a futuro de acuerdo al método explicado. También encontraríamos una posibilidad de probabilidad cada vez menor de tener un error por encima del 30% (aun cuando se verifica en la muestra que es posible también este caso no deseado).

Revisando el coeficiente de determinación (R^2) para cada modelo desarrollado en conjunto con el Mape promedio de las predicciones realizadas en cada caso, se obtuvo lo siguiente:

Centro	Grupo	Variables Totales	Variables (sin dicótomas de producto ni constante)	Registros Utilizados	R ²	R ² Ajustado	Mape promedio con tres campañas de pronóstico
CO03	02010501301	7	6	50	93.24%	92.30%	28.2%
PE03	03010100501	10	8	96	95.32%	94.83%	23.2%
PE03	02010301401	4	3	18	95.49%	94.53%	22.3%
CO03	02010500601	10	6	144	83.28%	82.16%	22.2%
PE03	03010201701	8	7	61	92.48%	91.49%	20.3%
CO03	02010301803	7	6	124	80.83%	79.85%	20.0%
PE03	03010401904	9	7	61	89.81%	88.24%	19.0%
CO03	02010201501	7	2	214	79.59%	79.00%	17.1%
CO03	02010301101	6	5	99	75.49%	74.17%	16.7%
PE03	03010200103	7	6	72	86.29%	85.03%	16.7%
PE03	01010200601	8	5	181	69.38%	68.14%	15.6%
PE03	03010100503	8	7	40	93.05%	91.54%	14.5%
PE03	01010303101	6	4	53	89.86%	88.79%	14.1%
CO03	02010201802	6	5	33	86.43%	83.91%	13.8%
PE03	02010100701	7	5	93	91.08%	90.46%	13.4%
PE03	02010400401	5	4	31	92.21%	91.02%	11.4%
PE03	03010201202	7	6	27	85.68%	81.38%	10.9%
PE03	03010301502	12	7	118	92.17%	91.35%	9.0%
PE03	02010201401	11	7	104	86.37%	84.91%	8.8%

Centro	Grupo	Variables Totales	Variables (sin dicótomas de producto ni constante)	Registros Utilizados	R ²	R ² Ajustado	Mape promedio con tres campañas de pronóstico
CO03	02010500801	6	5	120	73.09%	71.91%	8.4%
PE03	02010201701	6	5	50	87.61%	86.20%	8.3%
PE03	03010201301	8	7	44	98.10%	97.73%	7.7%
CO03	02010300202	12	6	254	83.99%	83.27%	4.7%
Máximo		12	8	254	98.10%	97.73%	28.2%
Mínimo		4	2	18	69.38%	68.14%	4.7%
Promedio		8	6	91	86.99%	85.75%	15.1%
Desviación Estándar		2	1	62	7.42%	7.59%	6.0%

Tabla 31: resumen de parámetros del modelo (incluyendo la medida de error de la predicción)

y si bien no se evidencia correlación entre estos datos:

	Variables Totales	Variables (sin dicótomas de producto ni constante)	Registros Utilizados	R ²	R ² Ajustado
Variables Totales	100.00%				
Variables (sin dicótomas de producto ni constante)	74.07%	100.00%			
Registros Utilizados	64.07%	16.18%	100.00%		
R ²	28.55%	50.28%	-20.73%	100.00%	
R ² Ajustado	30.18%	49.53%	-16.41%	99.58%	100.00%
Mape promedio con tres campañas de pronóstico	10.43%	25.93%	13.85%	34.98%	36.24%

Tabla 32: Correlación entre parámetros (resultados) de los modelos ejecutados

Se puede apreciar que es factible, utilizando la metodología propuesta, construir un modelo (con un promedio de seis variables según muestra) que permita realizar la predicción de demanda con una esperanza de error (MAPE) por debajo del 30% (que sería lo recomendable para una oportuna reacción

del equipo de Cadena de Abastecimiento en caso el pronóstico no fuera el acertado).

VALIDACIÓN DEL MODELO

A fin de validar si el modelo mantiene la precisión en el tiempo se realizó una ejecución (en proceso de fondo²⁵) dentro del sistema prototipo, generándose una lista (spool) del aplicativo tanto ejecutando los modelos con tres campañas menos de historia como haciendo consideración de las mismas.

Al comparar los resultados no se aprecia un cambio significativo en el modelo, salvo pequeños reajustes en los coeficientes y pequeñas variaciones en el R^2

Para ver una lista detallada de las ejecuciones así como las fórmulas obtenidas se puede revisar los anexos 3 y 4 de la presente tesis (para ver los resultados con tres campañas menos de historia y con toda la historia respectivamente).

En conclusión el modelo es consistente a lo largo de las tres campañas primero recortadas, luego incluidas como parte de la historia.

²⁵ El proceso de fondo es una característica de los programas SAP que permiten ejecutar sin interfaz con el usuario un proceso en segundo plano. Se utiliza particularmente para procesos nocturnos y pueden ser programados para ser ejecutados en forma periódica. Una de las características de este proceso es la optimización del uso de recursos computacionales (SAP AG, 2011)

CAPÍTULO V

OTRAS BONDADES DEL MODELO RESULTANTE

5.1. DEL MODELO POR GRUPO AL MODELO POR PRODUCTO

Una de las características del modelo desarrollado para uno o varios productos será la capacidad de ser individualizado para efectos de predicción de un solo producto.

Del marco teórico, tenemos que el modelo aplicado es de la forma:

$$\begin{aligned} \ln(y) &= \beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n + \beta_{D1} D_1 \\ &+ \beta_{D2} D_2 + \dots + \beta_{D(m-1)} D_{(m-1)} \end{aligned}$$

Dónde las variables β_{Di} aplican solo si el producto tratado posee o se encuentra dentro de la categoría i .

Luego si aislamos al producto i a fin de proponer la ecuación de pronóstico de demanda tendremos lo siguiente:

$$y = 10^{(\beta_0^* + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}$$

Donde $\beta_0^* = \beta_0 + \beta_{Di} D_i = \beta_0 + \beta_{Di}$, dado que en todos los casos la variable D_i tendrá siempre el valor de 1 y $D_j = 0$ ($j \neq i$)

Luego por ejemplo si tenemos la siguiente ecuación:

$$\begin{aligned} \ln y = & 10^{**} (4.275E+00 + (2.133E-03 * ZSRPEXPT) + (-5.477E-05 * ZSRPRCOF) \\ & + (1.085E-02 * ZPROD01) + (-1.441E-01 * ZPROD02) + (1.845E-01 * ZPROD04) \\ & + (1.247E-01 * ZPROD05)) \end{aligned}$$

Si queremos aislar la fórmula que permite estimar todos los casos donde el producto en observación está representado por la variable dicótoma ZPROD02 tendremos:

$$Y = 10^{**} (4.1309E+00 + (2.133E-03 * ZSRPEXPT) + (-5.477E-05 * ZSRPCOF))$$

Donde el primer coeficiente es la suma del coeficiente de la ecuación de regresión original más el coeficiente de la variable dicótoma asociada.

Luego, esta información podrá ser transferida a cualquier otro sistema a fin de simular la demanda del producto para una combinación particular de precio de oferta y exposición.

Nótese que el modelo ejemplo intrínsecamente brinda otra información, también relevante: hay ciertos aspectos de la estrategia del producto que no influyen en la demanda cual fuere el valor que tomen, por ejemplo: cambios en el precio de posicionamiento o inclusión de una modelo exhibiendo el producto.

Otro detalle importante a analizar lo determina el cálculo de la elasticidad de acuerdo al modelo. Se ha observado que la variable predominante que establece esta metodología está vinculada al descuento sino al precio, luego será interesante analizar que tan elástica o inelástica resulta la demanda respecto a cambios significativos sobre el precio (de oferta en este caso).

5.2. ELASTICIDAD DE LA DEMANDA (A PARTIR DEL MODELO RLM)

Al momento de revisar la información al respecto, se encuentra muy poca información respecto a la manera de estimar la elasticidad de la demanda para un modelo econométrico en forma práctica, una vez realizado el mismo. Revisando bibliografía (Gujarati & Porter, 2008) y (Maddala & Lahiri, 2009) se tiene que dependiendo el modelo, la ecuación de elasticidad

resulta variable y no exacta cual sucedería en un modelo log lineal que algunos autores invitan a utilizar a pesar que la regresión podría tener un coeficiente de determinación (R^2) inferior a 0.5.

Model	Equation	Slope $\left(= \frac{dY}{dX} \right)$	Elasticity $\left(= \frac{dY}{dX} \frac{X}{Y} \right)$
Linear	$Y = \beta_1 + \beta_2 X$	β_2	$\beta_2 \left(\frac{X}{Y} \right)^*$
Log-linear	$\ln Y = \beta_1 + \beta_2 \ln X$	$\beta_2 \left(\frac{Y}{X} \right)$	β_2
Log-lin	$\ln Y = \beta_1 + \beta_2 X$	$\beta_2 (Y)$	$\beta_2 (X)^*$
Lin-log	$Y = \beta_1 + \beta_2 \ln X$	$\beta_2 \left(\frac{1}{X} \right)$	$\beta_2 \left(\frac{1}{Y} \right)^*$
Reciprocal	$Y = \beta_1 + \beta_2 \left(\frac{1}{X} \right)$	$-\beta_2 \left(\frac{1}{X^2} \right)$	$-\beta_2 \left(\frac{1}{XY} \right)^*$
Log reciprocal	$\ln Y = \beta_1 - \beta_2 \left(\frac{1}{X} \right)$	$\beta_2 \left(\frac{Y}{X^2} \right)$	$\beta_2 \left(\frac{1}{X} \right)^*$

Note: * indicates that the elasticity is variable, depending on the value taken by X or Y or both. When no X and Y values are specified, in practice, very often these elasticities are measured at the mean values of these variables, namely, \bar{X} and \bar{Y} .

Tabla 33: formulas para la pendiente (Slope) y elasticidad (Elasticity) para diferentes tipos de modelos univariantes según Damodar Gujarati

Tal como se puede apreciar en la tabla, el problema de trabajar con estos modelos se produce al momento de intentar definir un valor constante o tasa de cambio constante. Motivo por el cual introducimos un método adicional para el cálculo de la elasticidad basado en los resultados que se obtendrían para un modelo log-lineal multivariante.

La elasticidad precio de la demanda se define como una medida sin unidades, de la sensibilidad de la cantidad demandada de un bien ante un cambio en su precio, cuando todas las demás variables o factores que influyen sobre los planes de los compradores permanecen constantes (Parkin, Esquivel, & Ávalos, 2006).

En forma operativa tenemos que:

Elasticidad Precio de la Demanda

$$= \frac{\text{Cambio porcentual en la cantidad demandada}}{\text{Cambio porcentual en el precio}}$$

Dado que la definición señala que los demás factores deben permanecer como constantes, si tenemos el modelo siguiente:

$$y = 10^{(\beta_0 + \beta_1 X_1 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}$$

Si X_1 es la variable asociada al descuento (o al precio) podríamos aislar dicha variable para el análisis asumiendo que el valor para las demás es conocido.

$$y = 10^{(\beta_0 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)} \times 10^{\beta_1 X_1}$$

Luego:

$$y = k \cdot 10^{\beta x}$$

donde:

$$k = 10^{(\beta_0 + \beta_2 X_2 + \dots + \beta_n X_n)}$$

y β es el coeficiente asociado ya sea al precio de oferta o el descuento (representado como $\beta_1 X_1$).

Ejemplo:

Dado el caso de un modelo con coeficiente asociado al descuento catálogo de 0.6666, aislando los valores de la campaña en estudio se dispone de la siguiente fórmula para predicción de la demanda:

$$y = 562.0907326 \times 10^{0.666 \times \text{Descuento}}$$

De acuerdo a la metodología propuesta se pueden asignar valores tanto al descuento catálogo como el descuento demo en la fórmula de regresión/predicción, sin embargo y dependiendo el tipo de oferta el coeficiente estará asociado solo a un determinado tipo de descuento (sea catálogo o demo) y será este el que quedará como variable.

El siguiente paso consiste en definir combinaciones del descuento y la cantidad demandada, para el cálculo de la elasticidad normalmente se mide la relación precio y demanda, esto puede calcularse a partir del precio con el valor del precio de posicionamiento (precio normal del producto) en esa campaña.

El precio de oferta, partiendo del precio de posicionamiento y el descuento, se determina de la siguiente manera:

$$\text{Precio de Oferta} = \text{Precio Normal} \times (1 - \text{Descuento})$$

Luego dada la fórmula anterior así como la ecuación de regresión, calcularemos algunas combinaciones del precio y la demanda considerando un precio normal de 50um.

Descuento	Precio (P)	Demanda (Q)
0%	S/ . 50.00	562
5%	S/ . 47.50	607
10%	S/ . 45.00	655
15%	S/ . 42.50	708
20%	S/ . 40.00	764
25%	S/ . 37.50	825
30%	S/ . 35.00	891
35%	S/ . 32.50	962
40%	S/ . 30.00	1039
45%	S/ . 27.50	1121
50%	S/ . 25.00	1211

Tabla 34: cómputo de la demanda a partir de cambios en el descuento (en un modelo reducido mediante fijación de las demás variables)

Tal como se puede apreciar, la demanda aumenta a medida que el precio baja (que el descuento aumenta).

El siguiente paso consiste en determinar la elasticidad de la demanda respecto al precio, para lo cual calcularemos las relaciones entre cada cambio de precio y demanda así como los cambios porcentuales de tanto la demanda como el precio así como sus relaciones:

% Dscto.	Precio (P)	Demanda (Q)	Precio Promedio (Pprom)	Cantidad Promedio (Qprom)	Incremento en la demanda (ΔQ)	Incremento en el precio (ΔP)	Cambio porcentual en cantidad demandada $\Delta Q/Qprom$ ($\% \Delta Q$)	Cambio porcentual en precio $\Delta P/Pprom$ ($\% \Delta P$)	Elasticidad ($-\% \Delta Q / \% \Delta P$)	Tipo
0%	50.0	562								
5%	47.5	607	48.75	584.5	45	-2.5	7.70%	-5.13%	1.501283148	Elástica
10%	45.0	655	46.25	631	48	-2.5	7.61%	-5.41%	1.407290016	Elástica
15%	42.5	708	43.75	681.5	53	-2.5	7.78%	-5.71%	1.360968452	Elástica
20%	40.0	764	41.25	736	56	-2.5	7.61%	-6.06%	1.255434783	Elástica
25%	37.5	825	38.75	794.5	61	-2.5	7.68%	-6.45%	1.190056639	Elástica
30%	35.0	891	36.25	858	66	-2.5	7.69%	-6.90%	1.115384615	Elástica
35%	32.5	962	33.75	926.5	71	-2.5	7.66%	-7.41%	1.034538586	Elástica
40%	30.0	1039	31.25	1000.5	77	-2.5	7.70%	-8.00%	0.962018991	Inelástica
45%	27.5	1121	28.75	1080	82	-2.5	7.59%	-8.70%	0.873148148	Inelástica
50%	25.0	1211	26.25	1166	90	-2.5	7.72%	-9.52%	0.810463122	Inelástica

Tabla 35: cálculo de la elasticidad en forma tabular para un caso ejemplo partiendo de un modelo reducido

La tabla anterior señala que una rebaja en el precio de hasta 35% de descuento (desde 50.00um hasta 32.50um) determina una demanda elásticas, es decir que el cambio porcentual en la cantidad demandada será mayor a un cambio porcentual en el precio, nótese que la elasticidad es una medición sin unidades porque el cambio porcentual en cada componente es independiente de las unidades en las que se mide la variable (Parkin, Esquivel, & Ávalos, 2006). Luego esta razón es una cifra sin unidades.

También tenemos que cualquier incremento por encima del 35% de descuento estará acompañado de una demanda inelástica según modelo, es decir, el porcentaje de cambio en la cantidad demandada será menor que el porcentaje de cambio en el precio.

Para el investigador, en caso se desee aproximar el punto exacto de elasticidad unitaria utilizando el modelo, se mencionará que el incremento en la demanda (ΔQ) puede ser aproximado directamente con el cálculo de la derivada de la función pronóstico. En el ejemplo teníamos que la fórmula era:

$$y = 562.0907326 \times 10^{0.666 \times \text{Descuento}}$$

Derivando²⁶ tenemos:

$$y' = (0.666) \times \ln(10) \times 562.0907326 \times 10^{0.666 \times \text{Descuento}}$$

Considerando que la derivada es la pendiente de la recta tangente en un punto dado, podemos utilizarla para pronosticar cualquiera de los puntos dados tomando en cuenta el ancho del intervalo a evaluar y aplicando el valor promedio del intervalo (de la variable descuento en este caso).

Es decir la fórmula para predecir el incremento en la demanda desde el valor de descuento D_0 hasta D_1 donde $h = D_1 - D_0$ estará dado por:

$$\Delta Q = h \times (0.666) \times \ln(10) \times 562.0907326 \times 10^{(0.666 \times \frac{D_0 + D_1}{2})}$$
²⁷

Luego si deseo evaluar el incremento de la demanda asociado a un cambio en el descuento de 45% a 50% ($h=0.05$) tendremos lo siguiente:

$$\begin{aligned} \Delta Q_{(45\% \rightarrow 50\%)} &= 0.05 \times (0.666) \times \ln(10) \times 562.0907326 \\ &\times 10^{(0.666 \times 0.475)} \end{aligned}$$

Lo que nos da el valor de 89.431893776 que se aproxima al valor que obtendríamos luego de calcular la demanda sin redondeo con un descuento de 50% (1166.167909), luego de 45% (1121.440987) y finalmente la diferencia, que resulta: 89.4538428. Tal como se puede apreciar, el error absoluto entre ambos valores se encuentra por debajo de 0.02.

²⁶ De acuerdo a la teoría de cálculo diferencial integral tenemos que si $y = a^u \rightarrow y' = u' a^u \ln(a)$

²⁷ En forma empírica lo que hacemos (y forma parte de la metodología APORLM propuesta) es evaluar la derivada en el punto central (del intervalo en el cual cambia el descuento) y ampliar el valor obtenido por la amplitud del intervalo generado por el cambio en descuentos.

Para efectos del cómputo tabular, se evaluará tomando el redondeo en la fórmula de pronóstico (la demanda como un valor entero discreto). Esta regla dependerá del tipo de negocio sobre el cual se desee aplicar la metodología. En el caso de cosméticos solo es válido sobre cantidades discretas, no continuas.

5.3. RECOMENDACIONES PARA LA SEPARACIÓN DEL PRONÓSTICO A UN NIVEL MÁS DETALLADO

En la presentación del modelo (7.2) se comentó que se agrupaba la información a fin de generar pronósticos por producto, sin embargo, es probable que la empresa, tal como sucedió en la empresa en estudio, requiera hacer un análisis detallado de la demanda por cada tipo de oferta que decide aplicar en cada campaña.

Para disgregar el pronóstico obtenido se recomienda aplicar las siguientes recomendaciones:

1. Analizar el comportamiento de cada oferta y predefinir una repartición recurrente para determinadas combinaciones
2. Analizar el comportamiento histórico del producto en diversas combinaciones a lo largo de su historia y calcular las proporciones promedio para cada una de ellas.
3. Y si el producto no tiene historia, verificar dichas combinaciones y proporciones en la categoría o familia que los contiene.

En cualquier caso, estas ideas, no validadas en esta tesis se entregan como iniciativas para un investigador que quiera profundizar en el tema.

No obstante, como parte de la investigación se revisó cierta documentación que define que tanto un proceso de agregación como desagregación, deberá mantener consistencia en los valores

independientemente de cualquier regla de distribución que se aplique.

Para ejemplificar lo anterior imaginemos que el pronóstico obtenido define un valor de 3501 unidades de fragancias masculinas, valor que deberá ser distribuido entre dos fragancias que participan en esta campaña en proporción equitativa (50%) cada uno.

El problema anterior que se reduce a un tema de redondeo nos lleva a definir un algoritmo que garantice que se mantenga la consistencia en todos los niveles. De aplicar redondeo y dado que, en el ejemplo se trataba de repartir 3501 unidades equitativamente entre dos fragancias, esto equivaldría a 1250.5 unidades de cada fragancia, luego la pregunta es, dado que se trata de unidades enteras, ¿qué fragancia recibe una unidad más o menos que la otra?

Revisando la documentación de SAP para planeamiento de demanda (SAP, 2011) tenemos la siguiente propuesta para la distribución sin pérdida ni exceso sobre la cantidad a repartir:

Imaginemos que se deben repartir 70 unidades que fueron estimadas de manera agrupada entre cuatro productos y luego de cierto análisis se determinan las siguientes proporciones: 13, 45, 8 y 4.

Luego ¿cuál sería la manera de repartir 120 unidades de acuerdo a las proporciones anteriores siguiente la metodología propuesta por SAP?

Si calculamos los valores exactos tendremos lo siguiente:

Para el primer producto: $120 (13) / 70 = 22.28571429\dots$

Para el segundo: $120 (45) / 70 = 77.14285714\dots$

Para el tercero: $120 (8) / 70 = 13.71428571\dots$

Y para el cuarto: $120 (4) / 70 = 6.857142857\dots$

Luego, separando la parte entera y decimal, totalizando tendremos:

Parte entera	Parte Decimal
22	0.28571429
77	0.14285714
13	0.71428571
6	0.85714286
118	2

Tabla 36: separación de la parte entera y decimal de los valores a repartir

Ahora el problema se resume en definir a que valores se le asigna cada una de las dos unidades aún no asignadas.

La recomendación establece hacer una jerarquización de cada uno de los residuos (parte decimal) y asignar una unidad a cada valor, hasta que el total de la parte decimal se agote, luego tendríamos:

Valor exacto	Parte entera	Parte Decimal	Jerarquía	Unidad asignada	Valor Final
22.2857143	22	0.28571429	3	0	22
77.1428571	77	0.14285714	4	0	77
13.7142857	13	0.71428571	2	1	14
6.85714286	6	0.85714286	1	1	7
120	118	2		2	120

Tabla 37: asignación de residuos para repartición proporcional sin pérdida (ni exceso)

De esta manera, en cualquier caso, siempre tendremos una distribución sin pérdida al repartir un valor a niveles inferiores sin riesgo a que el valor se incremente o se reduzca respecto al valor a repartir.

La segunda opción que se propone, inspirada en lo anterior es transferir los decimales luego de un redondeo en cada punto, es decir, llevar la diferencia de redondeo en cada punto. Por ejemplo para el mismo caso anterior:

Valor Exacto	Valor Exacto más parte decimal del caso anterior	Valor Redondeado	Parte Decimal
22.2857143	22.2857143	22	0.28571429
77.1428571	77.4285714	77	0.42857143
13.7142857	14.1428571	14	0.14285714

6.85714286	7	7	0
120		120	

Tabla 38: segunda propuesta para repartición proporcional sin exceso ni pérdida

Esto brinda una segunda manera, basada en la primera de repartir un valor sin pérdida y así mantener consistencia en todos los niveles.

CAPÍTULO VI

INTERPRETACIÓN DE LOS RESULTADOS

Tal como se indicó anteriormente, la población a estudiar consistía de 167 productos a ser comercializados entre las campañas cuatro, cinco y seis del 2012 en los países de Perú y Colombia.

El tamaño de la muestra fue de 34 productos (nivel de confianza 95% con un error permitido de $\pm 15\%$ sobre la proporción obtenida) que fueron estimados aplicando la metodología APORLM, para complementar la información se recurrió a datos de cien productos de características similares que permitieron elaborar 23 modelos diferentes.

Luego, dado que la muestra fue elegida bajo el criterio de suponer el nivel de varianza extrema (que la probabilidad de desarrollar un modelo, o no, para un producto era 50%) tenemos la pregunta ¿fue factible desarrollar un modelo para cada uno de los 34 productos seleccionados de la muestra?

Revisando los resultados obtenidos se obtuvo que, de los 23 modelos desarrollados para los 34 productos, fue factible generar un pronóstico simulado (para todos ellos) de tres campañas con un MAPE inferior a 30%.

Sin embargo yendo al otro criterio que establece esta metodología que más del 80% de la variabilidad de la demanda deberá estar explicada por el modelo, se obtuvo que cinco modelos (de los 23) tuvieron un R^2 ajustado por debajo del valor esperado, aún luego de varios intentos para la construcción de dicho modelo, cabe indicar que el valor mínimo en un solo caso fue de 68.14%

Si observamos estos modelos que no pudieron ser mejorados hasta el valor aceptable de 80%, así como la cantidad de productos de la muestra implicados en cada modelo, tenemos los siguientes resultados

Centro	Grupo de modelamiento	R ² Ajustado	Productos de la muestra implicados
CO03	2010301803	79.85%	1
CO03	2010201501	79.00%	2
CO03	2010301101	74.17%	1
CO03	2010500801	71.91%	1
PE03	1010200601	68.14%	3

Ilustración 37: casos que obtuvieron un coeficiente de determinación ajustado por debajo del 80%

Luego tendríamos 8 productos que no habrían podidos de ser modelados (aun cuando el MAPE se encontraba dentro del valor esperado). Luego si aplicamos el sentido estricto que ambas condiciones debían aplicar para cada uno de los productos de la muestra se consideraran como válidos para la metodología:

1. Que el R2 ajustado siempre sea mayor o igual a 80%.
2. Que el MAPE pronóstico de al menos tres campañas resulte siempre a lo más 30%.

Tendríamos que 76.47% de la muestra tuvo una aplicación exitosa de la metodología, lo cual aplicando el error permitido de $\pm 15\%$ nos da un intervalo de confianza de esta proporción: [61.5%, 91.5%].

Esto implica que a un nivel de confianza de 95% existe una probabilidad que varía entre 61.5% y 91.5% de aplicar la metodología satisfaciendo los dos criterios de calidad anteriormente mencionados.

Sin embargo cabe indicar que en todos los casos fue factible generar pronósticos con un MAPE promedio por debajo de 30%, lo cual para la empresa sería más relevante que el valor de la variabilidad explicada por el modelo.

Sin embargo el MAPE no constituye por sí sola una medida de error que garantice que este se repita en el futuro (Kolassa, 2008), por lo que se deja

de tarea para una investigación posterior verificar si es factible reforzar este indicador con otros tales como la suma de cuadrado de residuos, la desviación media absoluta o el error porcentual medio.

No obstante se puede concluir, que es viable con más de un 60% de probabilidad de construir un modelo aplicando la metodología y brindando resultados consistentes hasta en tres campañas del futuro.

Una de las características de esta metodología y que trasciende a la teoría de econometría se encuentra en que el modelo debe ser una representación válida de la realidad, las variables como tales aun cuando combinadas pueden brindar modelos con un R^2 ajustado por encima al 90%, deben cumplir supuestos tales como la relevancia del % de descuento (o del precio de oferta) por encima de otros factores. Que el signo que acompaña a cada coeficiente revele el tipo de relación que debe existir entre las variables (estrategias de mercadotecnia) y la demanda.

Si relajamos un poco el parámetro de exigencia para el R^2 ajustado a 70% como mínimo y mantenemos la exigencia del 30% de MAPE en las tres campañas de pronóstico como resultado, la viabilidad de obtener un modelo con estas características se hace mayor, ya que solo tres productos no habrían podido cumplir con ambos requisitos.

Luego con este segundo nivel de parámetros tendríamos una proporción de 91.11% de casos “válidos” y un intervalo de probabilidad de éxito entre 76.17% y 100% de posibilidad (con un 95% de confianza) de construir un modelo bajo estos nuevos parámetros.

Cabe indicar que la metodología establece que es factible asociar productos similares para complementar historia y reducir el número de modelos por producto sin embargo, podrían darse casos, inclusive dentro de esta misma muestra, que requieran ser modelados en forma individual o necesiten mayor historia para recién ser modelados.

Finalmente se concluye que es viable aplicar la metodología para una muestra y la probabilidad de éxito siempre estará por encima del 50%.

Otra ventaja adicional que se obtiene, aun cuando el modelo no es estrictamente lineal sino más bien del tipo log-lineal, es que se puede determinar la elasticidad de la demanda para cada producto utilizando su modelo, inclusive identificando el punto en el cual la demanda pasa de ser elástica a inelástica.

La metodología forma el punto de partida para un posterior sistema experto, actualmente el usuario de dicha metodología deberá tener un conocimiento profundo sobre el producto y su demanda así como la teoría estadística de modelos econométricos, ya que en algunos casos aun cuando los parámetros generados devuelven valores de significancia para cada una de las variables, será la experiencia del “modelador” la que definirá si una variable debe permanecer sino ser retirada, aún si esto sacrifica el R^2 ajustado en algunos casos, tal como sucedió en los casos siete y nueve de la muestra.

Los resultados validan consistentemente la hipótesis inicial que la demanda de cosméticos está relacionada al precio de oferta (básicamente al descuento que se aplica) en forma exponencial, los modelos desarrollados determinan esta relación en más del 60% de casos.

Otro detalle que nos muestran los modelos desarrollados se presenta en la factibilidad de modelar la demanda en términos de variables que maneja la empresa. Se asume que la información de la competencia enriquecería el modelo, sin embargo esta información no puede ser obtenida con facilidad, cada empresa (de la competencia) guarda con bastante celo esta información y en algunos casos, como el de la empresa en estudio, su uso está restringido a solo cierto personal y sujeto a acuerdos de confidencialidad²⁸ con los trabajadores.

²⁸ Acuerdos de confidencialidad: son acuerdos por los que un empleado se compromete a no revelar información confidencial que le será revelada al abandonar la organización (Bernardez, 2008).

CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

1. CONCLUSIONES:

Tomando en consideración las hipótesis secundarias propuestas, se determinan las siguientes conclusiones:

Hipótesis secundaria	Conclusión
La metodología APORLM brinda un marco conceptual para determinar los productos que exigen un pronóstico más acertado que otros, de acuerdo al monto de ventas y al precio de venta de cada producto.	1. La metodología APORLM recomienda el uso del criterio de 80/20, enfocándose en los productos que generan la mayor ganancia, y cuya pérdida impactaría en la utilidad o ganancia esperada por periodo en la empresa en estudio.
La metodología APORLM identifica las variables tanto endógenas como exógenas dentro de la empresa que determinan la venta de un producto así como las relaciones de dichas variables con el pronóstico de demanda.	2. En la definición operacional de las variables de la presente tesis, se presentan aquellas que influyen significativamente en la demanda de un producto cosmético, algunas de aquellas exógenas, como las temporales, es decir, todas aquellas que forman parte del conjunto de variables disponibles para la aplicación de la metodología

Hipótesis secundaria	Conclusión
	APORLM.
La metodología APORLM producto de su aplicación determina el set de variables más importantes para cada modelo, luego de su ejecución y validación.	3. La metodología APORLM establece el criterio para definir el set de variables válido para cada modelo luego de su aplicación. Cada producto o conjunto de productos con características similares dependerá de un subconjunto de variables distinto
La metodología APORLM permite establecer la elasticidad de la demanda respecto a un cambio en las variables vinculadas al precio del producto.	4. Una vez aplicada la metodología, la tesis presenta una de las bondades del modelo, que aun siendo del tipo log/lineal, permite calcular la elasticidad de la demanda en base a la fórmula de predicción obtenida y la tabulación de diversas combinaciones de demanda/precio (descuento)
La metodología APORLM dispondrá de una regla para determinar cuántos puntos de historia son requeridos para un pronóstico adecuado.	5. La metodología APORLM señala que el criterio para determinar los puntos de historia necesarios estará dado por el criterio del analista estadístico que realice la labor de modelado. De las pruebas realizadas se concluye que no siempre se debe utilizar

Hipótesis secundaria	Conclusión
	<p>toda la historia sino aquella que represente la demanda del producto desde su último cambio de presentación</p>
<p>La metodología APORLM contará con una estrategia que combine la información de las variables en caso un producto se encuentre en diferentes ofertas en un mismo periodo de tiempo para producir pronósticos aceptables para cada uno de los casos (cada oferta que se presente)</p>	<p>6. La Metodología APORLM brinda un marco conceptual inicial para realizar un estimado partiendo de información agrupada que resume los diferentes tipos de oferta de un producto en un determinado momento del tiempo (campana), por este motivo, no se desarrolla una estrategia detallada de cómo realizar una labor; sin embargo, se presentan recomendaciones para la distribución de este pronóstico a niveles inferiores mediante la implementación de un algoritmo propuesto para la desagregación del pronóstico sin pérdida o exceso por redondeo.</p>
<p>La metodología APORLM sentará las bases de la política y el esfuerzo para el mantenimiento de modelos respecto a un modo de trabajo "tradicional" de una empresa de</p>	<p>7. La metodología APORLM establece las bases tanto para la creación como el mantenimiento del modelo basado en la observación de las variables disponibles del catálogo de</p>

Hipótesis secundaria	Conclusión
cosméticos, basado únicamente en la observación del medio de venta principal, llamado catálogo.	productos, campaña por campaña.

Finalmente, dada la hipótesis general:

“La metodología APORLM, propuesta en la presente investigación, apoyada por modelos econométricos, logrará la predicción de demanda en la industria cosmética en una medida determinada de calidad tanto del pronóstico como del modelo a proponer.”

Tenemos como conclusión final, de este trabajo de tesis, que:

8. La metodología APORLM, propuesta en la presente investigación, apoyada por modelos econométricos, logrará la predicción de demanda en la industria cosmética bajo dos medidas de calidad: un coeficiente de determinación de 80% y un MAPE esperado para las tres campañas futuras siguientes por debajo del 30% y con una esperanza matemática de éxito²⁹ del $76.47\% \pm 15\%$ en los casos donde se aplique.”

2. RECOMENDACIONES:

1. Para el investigador, motivado en proseguir con la investigación de modelos de predicción de demanda (sea en una industria cosmética o no) se recomienda complementar un análisis basado en modelos econométricos con técnicas más recientes como redes neuronales o algoritmos genéticos.
2. Otro detalle que no se cubre en esta investigación y que resulta importante considerar en caso se desee profundizar sobre el tema de pronósticos a través del uso de modelos econométricos,

²⁹ Con un nivel de confianza del 95%

será el intervalo de confianza para la predicción (de nuevas observaciones), disponible en libros de Econometría (Gujarati & Porter, 2008). El uso de un intervalo de confianza para la predicción permitiría evaluar el margen porcentual de error y reacción que deberá tener el equipo de cadena por tipo de producto.

3. Una recomendación adicional es que se utilicen otras técnicas estadísticas como el análisis de series de tiempo para una demanda agrupada / agregada a niveles superiores al que se trabajó en esta investigación. Esto ayudará a revisar si el pronóstico acumulado a un nivel de categoría, por ejemplo: fragancias masculinas (o solo fragancias, sino marca), tiene algún patrón de tendencia o estacionalidad que permite mejorar la apreciación de la demanda, ya no a un nivel de producto, sino a un nivel superior.
4. Aun cuando el aspecto técnico y la herramienta a elegir deberá ser la adecuada en términos de calidad y oportunidad de la información a generar, es importante considerar el aspecto humano. El equipo que realice la labor deberá estar motivado y comprometido; de la misma manera deberá contar con la preparación adecuada en términos del método de predicción a utilizar así como un conocimiento profundo del producto así como los factores que determinan la demanda del mismo. Se recomienda que la persona que lidere al grupo tenga en cuenta las indicaciones anteriores.
5. Otros aspectos importantes que permiten conocer mejor la demanda, también recomendados, se enfocarán en un mejor conocimiento del consumidor, la adecuada aplicación del análisis conjunto (conjoint analysis) así como minería de datos (data mining) como otros conceptos del modelo de gestión basado en el cliente (CRM: customer relationship management) permitirán conocer como la demanda se reparte por sectores y como la

inclusión de nuevos clientes (o consultoras) dependiendo la procedencia, edad, así como costumbres y preferencias personales puede influir en menor o mayor grado sobre la demanda de determinados productos.

6. Independientemente a la metodología que se considere como apropiada para el pronóstico de demanda (aquí se presenta al modelo econométrico como una alternativa para una realidad particular) será importante que esta sea capaz de incluir el factor de simulación y el análisis “qué pasará si” hacemos un cambio significativo en alguna de las variables que condicionan la demanda. El análisis de sensibilidad, es indispensable.
7. Con el efecto de la globalización, así como la mejora tecnológica en el aspecto computacional, se espera (Gartner, 2011) para los próximos años competidores en el mercado mejor preparados ante cualquier adversidad, el advenimiento de metodología analítica (Analítica o Analytics) exige que las empresas sean más competitivas con la inclusión de metodologías actuales que permitan simular y predecir el futuro, lo cual complementará a cualquier sistema de información que actualmente disponga la empresa. Se recomienda la inclusión de conceptos y técnicas analíticas en los diversos procesos de la empresa, en particular, la predicción de demanda, independientemente a la herramienta o programa que apoye la metodología a aplicar. Gary Cokins (Cokins, 2012) señala que las estrategias generales para cualquier empresa, tal cual las definió Michael Porter (liderazgo en costos, diferenciación y enfoque) resultarán insuficientes en los próximos años (en gran parte gracias a la globalización como las mejoras en las telecomunicaciones) ya que cualquier empresa podrá intentar reducir sus costos, imitar las prácticas de otra empresa (copiarla) sino invadir el nicho de mercado de la que se creía líder. El consumidor, cada vez más informado es más difícil de ser retenido en un mundo cada vez más creciente,

donde la información se consigue en tiempo real y donde las tendencias cambian con mayor velocidad que en el siglo pasado. La mejor defensa de una empresa contra la competencia será la habilidad de tomar decisiones en forma más rápida, lo cual se logra mediante el uso apropiado de analítica.

8. En relación a la herramienta que debe ser utilizada, se recomienda que sea seleccionada posteriormente a la metodología a utilizar y no en forma inversa. Es un error común de muchas empresas el adquirir determinado programa o paquete sin conocer bien sus capacidades y si éstas podrán ser aprovechadas.
9. En general, antes de intentar abordar cualquier problema con tecnología, se aconseja una adecuada investigación del problema en sí, de las causas así como factores que influyen sobre este, un conocimiento sistémico adecuado del problema y las interacciones de los actores involucrados, solo así se podrá escoger como paso siguiente la metodología a aplicar y finalmente la tecnología requerida que apoye dicha metodología.
10. Se recomienda también, tal cual se procedió en este trabajo, la formación de un equipo interdisciplinario (estadísticos, ingenieros, economistas, investigadores operativos) que permita recoger diferentes enfoques del mismo problema, solo así se comprenderá, con diferentes perspectivas, el problema como un todo, con todas sus aristas y caras.
11. Se aconseja que el proyecto de implementación o desarrollo sea dirigido por un profesional certificado en administración de proyectos (deseable PMI³⁰) o con experiencia en las buenas prácticas de esta disciplina. La motivación y enfoque (visión compartida) del equipo desde el inicio hasta el fin así como la comunicación eficiente y permanente entre sus integrantes será

³⁰ Project Management Institute

de igual o mayor relevancia que el conocimiento individual que puedan aportar.

12. Otra recomendación que se hace respecto al trabajo realizado, será la documentación de todas las pruebas y definiciones que surjan desde la fase de análisis del problema, esto permitirá que el equipo, en caso sea modificado, no redunde en esfuerzos (ya realizados) y pueda partir desde el punto en el cual lo dejó el equipo anterior.
13. Para el caso de modelos de pronósticos, se aconseja no fiarse de los resultados a corto plazo, en empresas como la que se eligió para el desarrollo de la tesis, las reglas del negocio evolucionan constantemente, por lo tanto no se debe desatender el modelo aún si a corto plazo brinda buenos resultados, es decir, el investigador deberá indagar siempre sobre nuevas oportunidades, en forma de variables o información que permita explicar mejor sus resultados, así como nuevas metodologías, cada vez más flexibles que permitan obtener mejores resultados y que sean más adaptativas conforme la empresa también cambia (o el entorno que lo rodea).
14. Otro detalle que deberá considerarse es el siguiente refrán “lo perfecto es enemigo de lo bueno”. Es una reacción natural desear encontrar el punto óptimo que soluciona un problema pero muchas veces es más rápido y menos costoso encontrar una “buena” solución factible. Será importante encontrar un equilibrio de costo (tiempo) y beneficio, no será aconsejable bajo ninguna circunstancia una explotación de recursos por encima del valor esperado de ganancia a obtener. En casos como predicción de demanda, el factor tiempo es indispensable para disponer de un adecuado plan de demanda antes que dicho plan sea perfecto pero imposible de ser implementado dado el tiempo en el cual se requería. Muchas veces una buena solución aproximada resulta más que suficiente (y es eficaz y eficiente).

15. También se recomienda que en caso se defina la implementación de esta u otra metodología, el equipo de implementación deberá apoyarse con uno de manejo del cambio. La mejor forma de vender una solución nueva y que el equipo usuario la adopte será identificando mejoras tangibles en su modo de trabajo, que efectivamente demuestren una mejora no solo para la empresa sino también para el equipo como individuos.
16. Finalmente al investigador o estudiante interesado, se recomienda analizar los algoritmos y programas entregados en los anexos, los cuales pueden ser aprovechados independientemente de la plataforma elegida para una solución similar.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Accenture. (2002). Auto-ID on Demand: The Value of Auto-ID Technology in Consumer Packaged Goods Demand Planning. *Auto-ID Center research papers* , 4.
- Adzic, J., Fiori, V., & Sisto, L. (2007). Extraction, Transformation and Loading Process. En R. Wrembel, & C. Koncilia, *DATAWAREHOUSES AND OLAP Concepts, Architectures and Solutions* (págs. 88-110). Hershey (PA): IRM Press.
- Ahoy, C. K. (2010). *Administración de operaciones con enfoque en el cliente*. México D.F.: McGraw-Hill Educación.
- Alicorp. (2009). *2009 / Memoria Anual / Annual Report*. Lima: Alicorp.
- Arrieta Bechara, J. E., Torres Cruz, J. C., & Velásquez Ceballos, H. (2009). Predicciones de Modelos Económicos y Redes Neuronales: El caso de la acción de Suraminv. *Semestre Económico - Universidad de Medellín* , 95-109.
- Bernardez, M. L. (2008). *Capital Intelectual*. Bloomington (IN): AuthorHouse.
- Bloomberg Businessweek. (31 de mayo de 2012). *Bloomberg Businessweek Technology*. Recuperado el 11 de junio de 2012, de sitio web de Bloomberg Businessweek: <http://www.businessweek.com/articles/2012-05-31/karl-kempf-intels-money-saving-mathematician>
- Burden, R. L., & Faires, J. D. (2010). *Numerical Analysis*. Boston (MA): Brooks/Cole Cengage Learning.

- Card, D. (1999). The Causal Effect of Education Earnings. En O. Ashenfelter, & D. Card, *Handbook of Labor Economics, Volume 3* (págs. 1802-1863). Berkeley: Elsevier Science B.V.
- Centre for Financial & Management Studies, SOAS, University of London. (2012). *Econometric Analysis & Applications*. London: University of London.
- Chatfield, C. (2000). *Time-Series Forecasting*. Boca Raton (FL): Chapman & Hall/CRC.
- Chiavenato, I. (2008). *INNOVACIONES DE LA ADMINISTRACIÓN Tendencias y estrategias Los nuevos paradigmas*. México D.F.: McGraw-Hill Educación.
- Cokins, G. (2012). Obstacle course for analytics. *ORMS Today (Feb 2012)* , 18-19,22.
- Cook, A. G. (2006). *Forecasting for the Pharmaceutical Industry: Models for New Product And In-market Forecasting And How to Use Them*. Burlington: Gower Publishing Company.
- CosmetiCorp. (2010). *Memoria de Sostenibilidad*. Lima: CosmetiCorp.
- CosmetiCorp. (01 de Enero de 2009). *Nuestro Modelo de Negocio*. Recuperado el 24 de marzo de 2012, de Belcorp: <http://www.belcorp.biz/somosbelcorp/modelodenegocio.html>
- Cowpertwait, P. S., & Metcalfe, A. V. (2009). *Introductory Time Series with R*. New York: Springer Science+Business Media.
- Crum, C., & Palmatier, G. E. (2003). *Demand Management Best Practices: Process, Principles and Collaboration*. Boca Ratón (FL): J. Ross Publishing, Inc.
- Diario La República. (05 de mayo de 2012). *Unique estima vender 20% más en su gama de cosméticos y joyería este año (La República - Economía)*. Recuperado el 06 de mayo de 2012, de sitio web del

- diario La República: <http://www.larepublica.pe/05-05-2012/unique-estima-vender-20-mas-en-su-gama-de-cosmeticos-y-joyeria-este-ano>
- El Comercio.pe. (09 de septiembre de 2010). *Economía*. Recuperado el 01 de abril de 2012, de Diario El Comercio: <http://elcomercio.pe/economia/636388/noticia-consumidor-peruano-se-vuelve-mas-especializado-compra-marcas-mas-caras-prefiere-salir-comer-que-cocinar>
- Gartner. (18 de octubre de 2011). *Gartner Identifies the Top 10 Strategic Technologies for 2012*. Recuperado el 20 de mayo de 2012, de Gartner Newsroom: <http://www.gartner.com/it/page.jsp?id=1826214>
- Green, P. E., Krieger, A. M., & Wind, Y. (2001). Thirty Years of Conjoint Analysis: Reflections and Prospects. *Interfaces* , S56-S73.
- Gujarati, D., & Porter, D. (2008). *Basic Econometrics*. New York: McGraw-Hill/Irwin.
- Härdle, W. K., & Simar, L. (2012). *Applied Multivariate Statistical Analysis*. Berlin, Heidelberg: Springer.
- Hardy, M. A. (1993). Regression With Dummy Variables. *Sage University Paper series on Quantitative Applications in the Social Sciences* , 7-84.
- Hernández Sampieri, R., Fernández Collado, C., & Baptista Lucio, P. (2006). *Metodología de la Investigación*. México D.F.: McGraw-Hill Interamericana.
- Infante, J. (2011). *BELCORP L'BEL, 'ESIKA Y CYZONE: BELLEZA QUE TRASCIENDE (Triunfadores Peruanos)*. Lima: Empresa Editora El Comercio.
- JCGM. (2012). *International vocabulary of metrology - Basic and general concepts and associated terms (VIM)*. Sèvres Cedex: BIPM (Bureau International des Poids et Mesures).

- Koch, R. (2007). *The 80/20 Principle. The secret of Achieving More with Less*. London: Nicholas Brealey Publishing.
- Kogent Learning Solutions Inc. (2011). *SAP ABAP Handbook (The Jones and Bartlett Publishers Sap Book Series)*. Sudbury, MA: Jones & Bartlett Publishers, Inc.
- Kolassa, S. (2008). CAN WE OBTAIN VALID BENCHMARKS FROM PUBLISHED SURVEYS OF FORECAST ACCURACY? *Foresight (Fall 2008 - Issue 11)*, 6-14.
- Kook Park, H., Song, B., Yoo, H.-J., Woong Rhee, D., Ryoung Park, K., & Chang, J. (2006). A Data Mining Approach to Analyze the Effect of Cognitive Style and Subjective Emotion on the Accuracy of Time-Series Forecasting. En G. Williams, & S. Simoff, *Data Mining: Theory, Methodology, Techniques, And Applications* (págs. 218-228). Berlin: Springer-Verlag.
- Maddala, G. S., & Lahiri, K. (2009). *Introduction to Econometrics*. West Sussex (UK): John Wiley & Sons Ltd.
- Malinowski, E., & Zimányi, E. (2008). *Advanced Data Warehouse Design From Conventional to Spatial and Temporal Applications*. Berlin Heidelberg: Springer.
- Mathur, K., & Solow, D. (1996). *INVESTIGACIÓN DE OPERACIONES, El arte de la toma de decisiones*. México D.F.: Prentice Hall College Div.
- McKinsey&Company. (2008). The Race for Supply Chain Advantage: Six practices that drive supply chain performance. *McKinsey's Supply Chain Operations Practice*, 21.
- Mehrwald, C., & Morlock, S. (2009). *Data Warehousing with SAP Bw7 Bi in SAP Netweaver 2004s: Architecture, Concepts, and Implementation*. Sebastopol, CA: Rocky Nook.

- Mejía Mejía, E. (2005). *Técnicas e Instrumentos de Investigación*. Lima: Centro de Producción Editorial e Imprenta de la Universidad Nacional Mayor de San Marcos.
- O'Brien, B., & Farley, B. (2006). *A PRACTICAL GUIDE TO MLR FORECASTING IN APO DP (Business Process Expert Community Contribution)*. SAP AG: SAP Developer Network.
- Orrell, D., & McSharry, P. (2009). A Systems Approach to Forecasting. *Foresight: The International Journal of Applied Forecasting* , 25-30.
- Parkin, M., Esquivel, G., & Ávalos, M. (2006). *Microeconomía (Versión para America Latina)*. México: Pearson Educación.
- Perruchet, C., & Priel, M. (2000). *Estimación de la incertidumbre. Medidas y ensayos*. Madrid: AENOR (Asociación Española de Normalización y Certificación).
- Raghavarao, D., Wiley, J. B., & Chitturi, P. (2011). *Choice-Based Conjoint Analysis Models and Designs*. Boca Raton, FL: CRC Press (Taylor and Francis Group).
- Rencher, S. (2010). Ensayo: En la búsqueda de la belleza a menor costo. *Cosméticos y Tecnología Latinoamérica* , 32.
- Render, B., Stair, R. M., & Hanna, M. E. (2011). *Quantitative Analysis for Management (11th Edition)*. New Jersey: Prentice Hall.
- Rodríguez, G. (2007). *Lecture Notes on Generalized Linear Models*. Princeton (NJ): Princeton University.
- RPP Noticias. (10 de abril de 2012). *Compañía de cosméticos Belcorp espera crecer 20% en 2012 (RPP Economía)*. Recuperado el 06 de mayo de 2012, de RPP Noticias: http://www.rpp.com.pe/2012-04-10-compania-de-cosmeticos-belcorp-espera-crecer-20-en-2012-noticia_470462.html
- RPP Noticias. (13 de abril de 2012). *Ventas de productos cosméticos y de higiene personal crecerán 14% este año (RPP Economía)*.

Recuperado el 06 de mayo de 2012, de sitio web de RPP Noticias:
http://www.rpp.com.pe/2012-04-12-ventas-de-productos-cosmeticos-y-de-higiene-personal-creceran-14-este-ano-noticia_471250.html

Samsudin, R., Saad, P., & Shabri, A. (2008). A Comparison of Neural Network, Arima Model and Multiple Regression Analysis in Modeling Rice Yields. *INTERNATIONAL JOURNAL OF SOFT COMPUTING APPLICATIONS (IJSCA)* , 113-127.

Sandívar Rosas, J. (2008). *Pronóstico de la demanda de postulantes de un centro superior universitario, basado en redes neuronales*. Lima: Universidad Nacional de Ingeniería.

SAP. (06 de Marzo de 2012). *About SAP AG*. Recuperado el 19 de Marzo de 2012, de SAP Web Site: <http://www.sap.com/corporate-en/our-company/index.epx>

SAP AG. (01 de Enero de 2011). *SAP NetWeaver 7.0 Help*. Recuperado el 11 de mayo de 2012, de SAP Help: http://help.sap.com/saphelp_nw70/helpdata/en/c4/3a7ed1505211d189550000e829fbbd/frameset.htm

SAP. (01 de Enero de 2011). *Business Intelligence > Business Intelligence: Overview> Data Analysis and Planning > Data Mining* . Recuperado el 19 de Marzo de 2012, de SAP NetWeaver 7.0 Help Portal: http://help.sap.com/saphelp_nw04s/helpdata/en/e3/e60138fede083de10000009b38f8cf/frameset.htm

SAP. (30 de Noviembre de 2011). *SAP Library - Demand Planning*. Recuperado el 18 de Marzo de 2012, de SAP Documentation - Demand Planning Process: http://help.sap.com/saphelp_SCM700_ehp01/helpdata/en/99/809d9be771456d83b8e24f9ef140e8/frameset.htm

Scheaffer, R. L., Mendenhall, W. I., Ott, R. L., & Gerow, K. G. (2012). *Elementary Survey Sampling*. Boston (MA): BROOKS/COLE CENGAGE Learning.

- Shah, J. (2009). *Supply Chain Management: Text and Cases*. New Delhi: Pearson Education.
- Suliman Abdall, S. Z. (2012). Day-of-the-Week Effect on Returns and Conditional Volatility: Empirical Evidence from Sudanese Stock Market. *Middle Eastern Finance and Economics - Issue 16* , 167-180.
- Wallace, T. F., & Stahl, R. A. (2008). *Sales and Operations Planning: The How-to Handbook*. Columbia Township (OH): T. F. Wallace & Company.
- Wisner, J. D., Tan, K.-C., & Leong, G. K. (2012). *Principles of Supply Chain Management*. Mason (OH): SOUTH-WESTERN CENGAGE Learning.

ANEXOS

ANEXO 1: TABLA DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1: Ciclo de Ventas CosmetiCorp.....	44
Ilustración 2: gráfico de dispersión (venta vs. descuento, producto 1).....	50
Ilustración 3: gráfico de dispersión (venta vs. descuento, producto 2).....	51
Ilustración 4: gráfico de dispersión (venta vs. descuento, producto 3).....	52
Ilustración 5: criterio de mínimos cuadrados (Gujarati & Porter, 2008).....	57
Ilustración 6: El proceso de Administración de la Demanda (Crum & Palmatier, 2003).....	72
Ilustración 7: el ciclo de planeamiento de la demanda para APO-DP (SAP, 2011).....	74
Ilustración 8: el proceso de planeamiento de demanda (Crum & Palmatier, 2003).....	75
Ilustración 9: jerarquía y clasificación del producto en la empresa en estudio. Fuente: elaboración propia	78
Ilustración 10: pasos iniciales del proceso de estimación (fuente propia)....	82
Ilustración 11: jerarquía de utilización de variables (metodología APORLM)87	
Ilustración 12: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 1	95
Ilustración 13: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N°2	96

Ilustración 14: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N°3	97
Ilustración 15: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N°4	98
Ilustración 16: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 5	99
Ilustración 17: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 6	100
Ilustración 18: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 7	101
Ilustración 19: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 8	102
Ilustración 20: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 9	104
Ilustración 21: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 10	105
Ilustración 22: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 11	106
Ilustración 23: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 12	107
Ilustración 24: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 13	108
Ilustración 25: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 14	109
Ilustración 26: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 15	110
Ilustración 27: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 16	111

Ilustración 28: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 17	112
Ilustración 29: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 18	113
Ilustración 30: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 19	114
Ilustración 31: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 20	115
Ilustración 32: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 21	116
Ilustración 33: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 22	117
Ilustración 34: regresión realizada en el prototipo desarrollado (SAP) para el caso N° 23	118
Ilustración 35: histograma de errores (MAPE) de la predicción de tres campañas a futuro	120
Ilustración 36: distribuciones sugeridas por Stat::Fit para la distribución de errores obtenida en la muestra	121
Ilustración 37: casos que obtuvieron un coeficiente de determinación ajustado por debajo del 80%	137

ANEXO 2: TABLAS UTILIZADAS

Tabla 1: variables de mercadotecnia definidas para la empresa en estudio	34
Tabla 2: estructura organizacional	43
Tabla 3: análisis de la varianza (ANOVA) para un modelo de regresión lineal múltiple	59
Tabla 4: distribución de la muestra por país y tipo de producto	92
Tabla 5: productos que componen el caso N° 1	94
Tabla 6: productos que componen el caso N° 2	95
Tabla 7: productos que componen el caso N° 3	97
Tabla 8: productos que componen el caso N° 4	98
Tabla 9: productos que componen el caso N° 5	99
Tabla 10: productos que componen el caso N° 6	100
Tabla 11: productos que componen el caso N° 7	101
Tabla 12: productos que componen el caso N° 8	102
Tabla 13: productos que componen el caso N° 9	103
Tabla 14: productos que componen el caso N° 10	104
Tabla 15: productos que componen el caso N° 11	105
Tabla 16: productos que componen el caso N° 12	106
Tabla 17: productos que componen el caso N° 13	108
Tabla 18: productos que componen el caso N° 14	108
Tabla 19: productos que componen el caso N° 15	109
Tabla 20: productos que componen el caso N° 16	110
Tabla 21: productos que componen el caso N° 17	111
Tabla 22: productos que componen el caso N° 18	112
Tabla 23: productos que componen el caso N° 19	113

Tabla 24: productos que componen el caso N° 20	114
Tabla 25: productos que componen el caso N° 21	115
Tabla 26: productos que componen el caso N° 22	116
Tabla 27: productos que componen el caso N° 23	117
Tabla 28: MAPE obtenido (por campaña pronosticada) para el centro CO03	119
Tabla 29: MAPE obtenido (por campaña pronosticada) para el centro PE03	120
Tabla 30: ajuste sugerido por Stat::Fit para la distribución de errores de la muestra.....	120
Tabla 31: resumen de parámetros del modelo (incluyendo la medida de error de la predicción).....	123
Tabla 32: Correlación entre parámetros (resultados) de los modelos ejecutados	123
Tabla 33: formulas para la pendiente (Slope) y elasticidad (Elasticity) para diferentes tipos de modelos univariantes según Damodar Gujarati	127
Tabla 34: cómputo de la demanda a partir de cambios en el descuento (en un modelo reducido mediante fijación de las demás variables).....	129
Tabla 35: cálculo de la elasticidad en forma tabular para un caso ejemplo partiendo de un modelo reducido.....	130
Tabla 36: separación de la parte entera y decimal de los valores a repartir	134
Tabla 37: asignación de residuos para repartición proporcional sin pérdida (ni exceso)	134
Tabla 38: segunda propuesta para repartición proporcional sin exceso ni pérdida.....	135

ANEXO 3: EJECUCIÓN DE MODELOS CON RETROCESO DE TRES CAMPAÑAS RESPECTO A LA ÚLTIMA CERRADA

COLOMBIA

09.05.2012

Proceso masivo de modelos RLM

1

Procesando paso 1 / 8 09.05.2012
20:20:12

Centro CO03
Grupo Modelamiento 02010201501

Actualización de campaña de cierre para centro CO03 a 003.2012

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2006 - 003.2012
Variables	7
Registros	214
R2	79.59
R2 Ajustado	79.00
Chi Cuadrado	2.496E-02
Error Típico	1.580E-01

$$Y = 10 ** (4.273E+00 + (2.119E-03 * ZESRPEXPT) + (-5.469E-05 * ZESRPRCOF) + (1.089E-02 * ZPROD01) + (-1.442E-01 * ZPROD02) + (1.874E-01 * ZPROD04) + (1.272E-01 * ZPROD05))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZPROD01	8.502E-01
---------	-----------

Pronosticos generados para 26 registros.

Procesando paso 2 / 8 09.05.2012
20:20:14

Centro CO03
Grupo Modelamiento 02010201802

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	018.2002 - 003.2012
Variables	6
Registros	33
R2	86.43
R2 Ajustado	83.91
Chi Cuadrado	3.378E-02
Error Típico	1.838E-01

$$Y = 10 ** (4.061E+00 + (4.511E-14 * ZESRFAPOY) + (5.686E-02 * ZESRFOFPR) + (5.627E-03 * ZESRPEXPT) + (-1.500E-04 * ZESRPRCOF) + (-5.796E-03 * ZESRNCDC))$$

3 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFAPOY	5.795E-01
ZESRFOFPR	5.791E-01
ZESRNCDC	2.471E-01

Pronosticos generados para 12 registros.

Procesando paso 3 / 8 09.05.2012
20:20:23

Centro CO03
Grupo Modelamiento 02010300202

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2004 - 003.2012
Variables	12
Registros	254
R2	83.99
R2 Ajustado	83.27
Chi Cuadrado	2.626E-02

Error Típico 1.621E-01

$$Y = 10^{**} (3.846E+00 + (1.063E-01 * ZESRFAPOY) + (5.477E-13 * ZESRFDISC) + (2.447E-01 * ZESRSET1) + (2.677E-03 * ZESRPEXPT) + (-9.548E-05 * ZESRPRCOF) + (-7.528E-15 * ZESRDFAC) + (9.891E-01 * ZPROD01) + (4.540E-01 * ZPROD02) + (2.192E-01 * ZPROD03) + (8.712E-01 * ZPROD04) + (1.643E-01 * ZPROD06))$$

Pronosticos generados para 13 registros.

Procesando paso 4 / 8 09.05.2012
20:20:23

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010301101

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 006.2006 - 003.2012
Variables 6
Registros 99
R2 75.49
R2 Ajustado 74.17
Chi Cuadrado 2.296E-02
Error Típico 1.515E-01

$$Y = 10^{**} (4.743E+00 + (1.276E-01 * ZESRFAPOY) + (1.392E+00 * ZESRPDSCC) + (1.386E+00 * ZESRPDSCD) + (-2.033E+00 * ZESRFACDM) + (-1.314E-04 * ZESRPRCPO))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFACDM 1.078E-01

Pronosticos generados para 11 registros.

Procesando paso 5 / 8 09.05.2012
20:20:24

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010301803

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 001.2005 - 003.2012
Variables 7
Registros 124
R2 80.83
R2 Ajustado 79.85
Chi Cuadrado 2.017E-02
Error Típico 1.420E-01

$$Y = 10^{**} (2.745E+00 + (9.867E-02 * ZESRFAPOY) + (1.479E+00 * ZESRPDSCC) + (6.268E-01 * ZESRPDSCD) + (1.657E-02 * ZESRFACDM) + (2.019E-03 * ZESRPEXPT) + (-3.045E-03 * ZESRCRLIN))$$

3 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRPDSCD 3.557E-01
ZESRFACDM 9.925E-01
ZESRPEXPT 1.381E-01

Pronosticos generados para 4 registros.

Procesando paso 6 / 8 09.05.2012
20:20:24

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010500601

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 001.2006 - 003.2012
Variables 10
Registros 144
R2 83.28

R2 Ajustado	82.16
Chi Cuadrado	2.876E-02
Error Típico	1.696E-01

$$Y = 10 ** (4.220E+00 + (1.213E-01 * ZESRFAPOY) + (8.171E-02 * ZESRFOFPR) + (-2.837E-01 * ZESRSET2) + (4.550E-03 * ZESRPEXPT) + (-1.085E-04 * ZESRPRCOF) + (1.499E-03 * ZESRNCDS) + (-2.070E-01 * ZPROD01) + (3.118E-01 * ZPROD02) + (1.177E-01 * ZPROD03))$$

2 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFAPOY	1.197E-01
ZESRFOFPR	1.824E-01

Pronosticos generados para 20 registros.

Procesando paso 7 / 8 09.05.2012
20:20:25

Centro	CO03
Grupo Modelamiento	02010500801

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2005 - 003.2012
Variables	6
Registros	120
R2	73.09
R2 Ajustado	71.91
Chi Cuadrado	2.716E-02
Error Típico	1.648E-01

$$Y = 10 ** (3.530E+00 + (1.274E-01 * ZESRFAPOY) + (1.674E+00 * ZESRPDSCC) + (1.274E+00 * ZESRPDSCD) + (-1.673E+00 * ZESRFACDM) + (-3.181E-03 * ZESRCRLIN))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFACDM	1.629E-01
-----------	-----------

Pronosticos generados para 11 registros.

Procesando paso 8 / 8 09.05.2012
20:20:25

Centro	CO03
Grupo Modelamiento	02010501301

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	004.2008 - 003.2012
Variables	7
Registros	50
R2	93.24
R2 Ajustado	92.30
Chi Cuadrado	2.104E-02
Error Típico	1.450E-01

$$Y = 10 ** (3.872E+00 + (3.291E-01 * ZESRFAPOY) + (4.127E+00 * ZESRPDSCC) + (2.262E+00 * ZESRPDSCD) + (-2.945E+00 * ZESRFACDM) + (-2.595E-05 * ZESRPRCPO) + (-9.223E-03 * ZESRCRLIN))$$

Pronosticos generados para 13 registros.

PERÚ

09.05.2012

Proceso masivo de modelos RLM

1

Procesando paso 1 / 15 09.05.2012
20:30:06

Centro PE03
Grupo Modelamiento 01010200601

Actualización de campaña de cierre para centro PE03 a 003.2012

Ejecución de modelo.
Periodos pasado 001.2008 - 003.2012
Variables 10
Registros 181
R2 70.23
R2 Ajustado 68.67
Chi Cuadrado 7.274E-02
Error Típico 2.697E-01

$$Y = 10 ** (9.271E+00 + (1.090E-01 * ZESRFAPOY) + (1.831E+00 * ZESRPDSCC) + (1.314E+00 * ZESRPDSCD) + (1.858E-01 * ZESRFOFPR) + (4.741E-02 * ZESRNTOE) + (-1.734E-01 * ZESRPRCPO) + (1.490E-02 * ZESRCRLIN) + (-1.768E+00 * ZPROD01) + (1.782E-01 * ZPROD02))$$

Pronosticos generados para 28 registros.

Procesando paso 2 / 15 09.05.2012
20:30:07

Centro PE03
Grupo Modelamiento 01010303101

Ejecución de modelo.
Periodos pasado 011.2010 - 003.2012
Variables 6
Registros 53
R2 89.86
R2 Ajustado 88.79
Chi Cuadrado 2.905E-02
Error Típico 1.705E-01

$$Y = 10 ** (1.704E+00 + (1.930E+00 * ZESRPDSCC) + (1.493E+00 * ZESRPDSCD) + (-5.489E-01 * ZESRSET2) + (3.811E-03 * ZESRPEXPT) + (8.362E-02 * ZPROD01))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
ZESRPEXPT 2.468E-01

Pronosticos generados para 28 registros.

Procesando paso 3 / 15 09.05.2012
20:30:15

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010100701

Ejecución de modelo.
Periodos pasado 001.2009 - 003.2012
Variables 7
Registros 93
R2 91.08
R2 Ajustado 90.46
Chi Cuadrado 1.808E-02
Error Típico 1.345E-01

$$Y = 10 ** (3.697E+00 + (2.403E-01 * ZESRFAPOY) + (2.416E+00 * ZESRPDSCC) + (2.103E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.473E+00 * ZESRFACDM) + (-5.656E-03 * ZESRCRLIN) + (-3.754E-01 * ZPROD01))$$

Pronosticos generados para 24 registros.

Procesando paso 4 / 15 09.05.2012
20:30:16

Centro PE03

Grupo Modelamiento 02010201401

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2009 - 003.2012
Variables	11
Registros	104
R2	86.37
R2 Ajustado	84.91
Chi Cuadrado	3.961E-02
Error Típico	1.990E-01

$Y = 10 ** (3.718E+00 + (1.075E-01 * ZESRFAPOY) + (2.148E+00 * ZESRPDSCC) + (2.938E+00 * ZESRPDSCD) + (-4.596E+00 * ZESRFACDM) + (2.023E-01 * ZESRFOFPR) + (8.967E-04 * ZESRPEXPT) + (-1.970E-02 * ZESRPRCPO) + (-1.099E+00 * ZPROD01) + (-3.973E-01 * ZPROD02) + (-4.232E-01 * ZPROD03))$

3 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRPDSCD	4.329E-01
ZESRFACDM	5.674E-01
ZESRPEXPT	2.946E-01

Pronosticos generados para 26 registros.

Procesando paso 5 / 15 20:30:17 09.05.2012

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010201701

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2009 - 003.2012
Variables	6
Registros	50
R2	87.61
R2 Ajustado	86.20
Chi Cuadrado	2.868E-02
Error Típico	1.694E-01

$Y = 10 ** (4.330E+00 + (2.138E+00 * ZESRPDSCC) + (2.395E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.554E+00 * ZESRFACDM) + (1.746E-03 * ZESRPEXPT) + (-3.271E-02 * ZESRPRCPO))$

Pronosticos generados para 12 registros.

Procesando paso 6 / 15 20:30:17 09.05.2012

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010301401

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	015.2010 - 003.2012
Variables	4
Registros	18
R2	95.49
R2 Ajustado	94.53
Chi Cuadrado	1.078E-02
Error Típico	1.038E-01

$Y = 10 ** (6.390E+00 + (1.701E-03 * ZESRPEXPT) + (-6.162E-02 * ZESRPRCPO) + (-1.173E-01 * ZESRPRCOF))$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRPRCPO	1.247E-01
-----------	-----------

Pronosticos generados para 12 registros.

Procesando paso 7 / 15 20:30:17 09.05.2012

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010400401

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	013.2009 - 003.2012
Variables	5
Registros	31
R2	92.21
R2 Ajustado	91.02
Chi Cuadrado	1.088E-02
Error Típico	1.043E-01

$$Y = 10 ** (2.815E+00 + (1.751E+00 * ZESRPDSCC) + (1.861E+00 * ZESRPDSCD) + (-4.107E+00 * ZESRFACDM) + (4.076E-03 * ZESRPEXPT))$$

Pronosticos generados para 30 registros.

Procesando paso 8 / 15 09.05.2012

20:30:18

Centro	PE03
Grupo Modelamiento	03010100501

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	003.2008 - 003.2012
Variables	10
Registros	96
R2	95.32
R2 Ajustado	94.83
Chi Cuadrado	2.326E-02
Error Típico	1.525E-01

$$Y = 10 ** (3.908E+00 + (1.555E-01 * ZESRFAPOY) + (2.568E+00 * ZESRPDSCC) + (2.702E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.973E+00 * ZESRFACDM) + (1.801E-01 * ZESRFDISC) + (3.052E-01 * ZESRFOFPR) + (8.729E-04 * ZESRPEXPT) + (-3.072E-02 * ZESRPRCPO) + (1.189E-01 * ZPROD01))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRPEXPT	1.171E-01
-----------	-----------

Pronosticos generados para 16 registros.

Procesando paso 9 / 15 09.05.2012

20:30:19

Centro	PE03
Grupo Modelamiento	03010100503

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2009 - 003.2012
Variables	8
Registros	40
R2	93.05
R2 Ajustado	91.54
Chi Cuadrado	2.965E-02
Error Típico	1.722E-01

$$Y = 10 ** (2.754E+00 + (1.701E-01 * ZESRFAPOY) + (2.493E+00 * ZESRPDSCC) + (3.511E+00 * ZESRPDSCD) + (-5.904E+00 * ZESRFACDM) + (2.171E-01 * ZESRFDISC) + (1.958E-03 * ZESRPEXPT) + (-5.177E-03 * ZESRPRCPO))$$

2 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFAPOY	2.090E-01
ZESRPRCPO	7.798E-01

Pronosticos generados para 15 registros.

Procesando paso 10 / 15 09.05.2012

20:30:19

Centro	PE03
Grupo Modelamiento	03010200103

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 001.2006 - 003.2012
 Variables 7
 Registros 72
 R2 86.29
 R2 Ajustado 85.03
 Chi Cuadrado 6.435E-02
 Error Típico 2.537E-01

$$Y = 10 ** (2.551E+00 + (1.644E-01 * ZESRFAPOY) + (1.761E+00 * ZESRPDSCC) + (1.871E+00 * ZESRPDSCD) + (-2.611E+00 * ZESRFACDM) + (5.345E-03 * ZESRPEXPT) + (3.425E-04 * ZESRNCDS))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZESRNCDS 8.093E-01

Pronosticos generados para 10 registros.

Procesando paso 11 / 15 09.05.2012
 20:30:20

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010201202

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 010.2010 - 003.2012
 Variables 7
 Registros 27
 R2 85.68
 R2 Ajustado 81.38
 Chi Cuadrado 4.979E-02
 Error Típico 2.231E-01

$$Y = 10 ** (2.685E+00 + (3.377E-01 * ZESRFAPOY) + (2.269E+00 * ZESRPDSCC) + (1.132E+00 * ZESRPDSCD) + (-1.660E+00 * ZESRFACDM) + (2.468E-01 * ZESRFOFPR) + (4.786E-03 * ZESRPEXPT))$$

3 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZESRPDSCD 3.384E-01
 ZESRFACDM 6.264E-01
 ZESRFOFPR 1.943E-01

Pronosticos generados para 11 registros.

Procesando paso 12 / 15 09.05.2012
 20:30:20

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010201301

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 014.2008 - 003.2012
 Variables 8
 Registros 44
 R2 98.10
 R2 Ajustado 97.73
 Chi Cuadrado 1.519E-02
 Error Típico 1.233E-01

$$Y = 10 ** (2.176E+00 + (3.453E-01 * ZESRFAPOY) + (4.200E+00 * ZESRPDSCC) + (3.512E+00 * ZESRPDSCD) + (-6.766E+00 * ZESRFACDM) + (1.395E-01 * ZESRFOFPR) + (1.386E-03 * ZESRPEXPT) + (-9.150E-03 * ZESRNCDS))$$

Pronosticos generados para 10 registros.

Procesando paso 13 / 15 09.05.2012
 20:30:20

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010201701

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 001.2008 - 003.2012
 Variables 7
 Registros 61
 R2 92.39
 R2 Ajustado 91.54
 Chi Cuadrado 2.200E-02
 Error Típico 1.483E-01

$$Y = 10 ** (2.734E+00 + (2.286E-01 * ZESRFAPOY) + (2.300E+00 * ZESRPDSCC) + (2.058E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.893E+00 * ZESRFACDM) + (1.253E-01 * ZESRFOFPR) + (1.333E-03 * ZESRPEXPT))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZESRFOFPR 2.885E-01

Pronosticos generados para 15 registros.

Procesando paso 14 / 15 09.05.2012

20:30:21
 Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010301502

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 012.2007 - 003.2012
 Variables 12
 Registros 118
 R2 92.17
 R2 Ajustado 91.35
 Chi Cuadrado 1.751E-02
 Error Típico 1.323E-01

$$Y = 10 ** (3.007E+00 + (2.436E-01 * ZESRFAPOY) + (2.052E+00 * ZESRPDSCC) + (2.030E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.392E+00 * ZESRFACDM) + (1.344E-01 * ZESRFOFPR) + (2.864E-03 * ZESRPEXPT) + (-5.604E-02 * ZESRPRCPO) + (9.503E-01 * ZPROD01) + (7.200E-01 * ZPROD02) + (6.600E-01 * ZPROD03) + (6.769E-01 * ZPROD04))$$

Pronosticos generados para 48 registros.

Procesando paso 15 / 15 09.05.2012

20:30:21
 Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010401904

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 002.2009 - 003.2012
 Variables 9
 Registros 61
 R2 89.81
 R2 Ajustado 88.24
 Chi Cuadrado 1.279E-02
 Error Típico 1.131E-01

$$Y = 10 ** (3.678E+00 + (1.159E-01 * ZESRFAPOY) + (1.413E+00 * ZESRPDSCC) + (9.857E-01 * ZESRPDSCD) + (-1.836E+00 * ZESRFACDM) + (5.030E-03 * ZESRPEXPT) + (-4.034E-02 * ZESRPRCPO) + (-4.518E-03 * ZESRNCDC) + (4.088E-02 * ZPROD01))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZPROD01 5.036E-01

Pronosticos generados para 15 registros.

ANEXO 4: EJECUCIÓN DE MODELOS SIN RETROCESO DE TRES CAMPAÑAS RESPECTO A LA ÚLTIMA CERRADA (TOMANDO HISTORIA HASTA LA ÚLTIMA CAMPAÑA CERRADA)

COLOMBIA

09.05.2012

Proceso masivo de modelos RLM

1

Procesando paso 1 / 8 09.05.2012

20:28:46

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010201501

Actualización de campaña de cierre para centro C003 a 006.2012

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2006 - 006.2012
Variables	7
Registros	219
R2	79.79
R2 Ajustado	79.22
Chi Cuadrado	2.453E-02
Error Típico	1.566E-01

$$Y = 10 ** (4.275E+00 + (2.133E-03 * ZESRPEXPT) + (-5.477E-05 * ZESRPRCOF) + (1.085E-02 * ZPROD01) + (-1.441E-01 * ZPROD02) + (1.845E-01 * ZPROD04) + (1.247E-01 * ZPROD05))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZPROD01 8.493E-01

Pronosticos generados para 21 registros.

Procesando paso 2 / 8 09.05.2012

20:28:47

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010201802

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	018.2002 - 006.2012
Variables	6
Registros	36
R2	87.99
R2 Ajustado	85.99
Chi Cuadrado	3.076E-02
Error Típico	1.754E-01

$$Y = 10 ** (4.055E+00 + (-4.917E-16 * ZESRFAPOY) + (5.185E-02 * ZESRFOFPR) + (5.745E-03 * ZESRPEXPT) + (-1.516E-04 * ZESRPRCOF) + (-5.092E-03 * ZESRNCDS))$$

3 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFAPOY 5.802E-01
ZESRFOFPR 5.937E-01
ZESRNCDS 2.050E-01

Pronosticos generados para 9 registros.

Procesando paso 3 / 8 09.05.2012

20:28:49

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010300202

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2004 - 006.2012
Variables	12
Registros	257
R2	84.07

R2 Ajustado	83.35
Chi Cuadrado	2.595E-02
Error Típico	1.611E-01

$$Y = 10 ** (3.846E+00 + (1.059E-01 * ZESRFAPOY) + (-2.464E-12 * ZESRFDISC) + (2.446E-01 * ZESRSET1) + (2.669E-03 * ZESRPEXPT) + (-9.548E-05 * ZESRPRCOF) + (2.390E-15 * ZESRDFAC) + (9.890E-01 * ZPROD01) + (4.539E-01 * ZPROD02) + (2.192E-01 * ZPROD03) + (8.718E-01 * ZPROD04) + (1.643E-01 * ZPROD06))$$

Pronosticos generados para 10 registros.

Procesando paso 4 / 8 09.05.2012 20:28:50

Centro C03
Grupo Modelamiento 02010301101

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	006.2006 - 006.2012
Variables	6
Registros	102
R2	75.58
R2 Ajustado	74.30
Chi Cuadrado	2.238E-02
Error Típico	1.496E-01

$$Y = 10 ** (4.769E+00 + (1.302E-01 * ZESRFAPOY) + (1.378E+00 * ZESRPDSCC) + (1.380E+00 * ZESRPDSCD) + (-1.997E+00 * ZESRFACDM) + (-1.334E-04 * ZESRPRCPO))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFACDM 1.091E-01

Pronosticos generados para 8 registros.

Procesando paso 5 / 8 09.05.2012 20:28:50

Centro C03
Grupo Modelamiento 02010301803

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2005 - 006.2012
Variables	7
Registros	127
R2	80.63
R2 Ajustado	79.67
Chi Cuadrado	1.995E-02
Error Típico	1.412E-01

$$Y = 10 ** (2.718E+00 + (9.826E-02 * ZESRFAPOY) + (1.494E+00 * ZESRPDSCC) + (6.140E-01 * ZESRPDSCD) + (4.398E-03 * ZESRFACDM) + (2.395E-03 * ZESRPEXPT) + (-2.874E-03 * ZESRCRLIN))$$

2 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRPDSCD 3.629E-01
ZESRFACDM 9.980E-01

Pronosticos generados para 1 registros.

Procesando paso 6 / 8 09.05.2012 20:28:51

Centro C03
Grupo Modelamiento 02010500601

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2006 - 006.2012
Variables	10
Registros	149

R2	83.30
R2 Ajustado	82.22
Chi Cuadrado	2.803E-02
Error Típico	1.674E-01

$$Y = 10 ** (4.246E+00 + (1.219E-01 * ZESRFAPOY) + (7.658E-02 * ZESRFOFPR) + (-2.803E-01 * ZESRSET2) + (4.563E-03 * ZESRPEXPT) + (-1.104E-04 * ZESRPRCOF) + (1.313E-03 * ZESRNCDS) + (-2.094E-01 * ZPROD01) + (3.150E-01 * ZPROD02) + (1.176E-01 * ZPROD03))$$

3 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFAPOY	1.130E-01
ZESRFOFPR	2.029E-01
ZESRNCDS	1.081E-01

Pronosticos generados para 15 registros.

Procesando paso 7 / 8 20:28:51 09.05.2012

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010500801

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2005 - 006.2012
Variables	6
Registros	123
R2	73.17
R2 Ajustado	72.02
Chi Cuadrado	2.652E-02
Error Típico	1.628E-01

$$Y = 10 ** (3.527E+00 + (1.264E-01 * ZESRFAPOY) + (1.675E+00 * ZESRPDSC) + (1.276E+00 * ZESRPDSCD) + (-1.689E+00 * ZESRFACDM) + (-3.133E-03 * ZESRCRLIN))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRFACDM	1.535E-01
-----------	-----------

Pronosticos generados para 8 registros.

Procesando paso 8 / 8 20:28:51 09.05.2012

Centro C003
Grupo Modelamiento 02010501301

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	004.2008 - 006.2012
Variables	7
Registros	53
R2	93.06
R2 Ajustado	92.15
Chi Cuadrado	2.081E-02
Error Típico	1.443E-01

$$Y = 10 ** (3.885E+00 + (4.147E-01 * ZESRFAPOY) + (4.164E+00 * ZESRPDSC) + (2.312E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.079E+00 * ZESRFACDM) + (-2.701E-05 * ZESRPRCPO) + (-8.816E-03 * ZESRCRLIN))$$

Pronosticos generados para 10 registros.

PERU

09.05.2012

Proceso masivo de modelos RLM

1

Procesando paso 1 / 15 09.05.2012
20:33:56

Centro PE03
Grupo Modelamiento 01010200601

Actualización de campaña de cierre para centro PE03 a 006.2012

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 001.2008 - 006.2012
Variables 10
Registros 187
R2 71.31
R2 Ajustado 69.85
Chi Cuadrado 7.054E-02
Error Típico 2.656E-01

$$Y = 10 ** (9.390E+00 + (1.080E-01 * ZESRFAPOY) + (1.826E+00 * ZESRPDSCC) + (1.326E+00 * ZESRPDSCD) + (1.867E-01 * ZESRFOFPR) + (4.821E-02 * ZESRNTOE) + (-1.765E-01 * ZESRPRCPO) + (1.542E-02 * ZESRCRLIN) + (-1.787E+00 * ZPROD01) + (1.820E-01 * ZPROD02))$$

Pronosticos generados para 22 registros.

Procesando paso 2 / 15 09.05.2012
20:33:56

Centro PE03
Grupo Modelamiento 01010303101

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 011.2010 - 006.2012
Variables 6
Registros 59
R2 90.65
R2 Ajustado 89.76
Chi Cuadrado 2.630E-02
Error Típico 1.622E-01

$$Y = 10 ** (1.691E+00 + (2.013E+00 * ZESRPDSCC) + (1.479E+00 * ZESRPDSCD) + (-5.502E-01 * ZESRSET2) + (3.788E-03 * ZESRPEXPT) + (8.589E-02 * ZPROD01))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
ZESRPEXPT 2.189E-01

Pronosticos generados para 22 registros.

Procesando paso 3 / 15 09.05.2012
20:33:57

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010100701

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 001.2009 - 006.2012
Variables 7
Registros 97
R2 91.02
R2 Ajustado 90.43
Chi Cuadrado 1.750E-02
Error Típico 1.323E-01

$$Y = 10 ** (3.685E+00 + (2.387E-01 * ZESRFAPOY) + (2.426E+00 * ZESRPDSCC) + (2.107E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.495E+00 * ZESRFACDM) + (-5.540E-03 * ZESRCRLIN) + (-3.734E-01 * ZPROD01))$$

Pronosticos generados para 20 registros.

Procesando paso 4 / 15 09.05.2012

20:33:57

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010201401

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 001.2009 - 006.2012
Variables 11
Registros 109
R2 86.96
R2 Ajustado 85.63
Chi Cuadrado 3.774E-02
Error Típico 1.943E-01

$Y = 10 ** (3.688E+00 + (1.084E-01 * ZESRFAPOY) + (2.155E+00 * ZESRPDSCC)$
 $+ (2.892E+00 * ZESRPDSCD) + (-4.516E+00 * ZESRFACDM) + (1.987E-01 *$
ZESRFOFPR)
 $+ (9.124E-04 * ZESRPEXPT) + (-1.917E-02 * ZESRPRCPO) + (-1.098E+00 *$
ZPROD01)
 $+ (-3.961E-01 * ZPROD02) + (-4.240E-01 * ZPROD03))$

3 variables con P-Value mayor a 0.100

ZESRPDSCD 4.280E-01
ZESRFACDM 5.642E-01
ZESRPEXPT 2.733E-01

Pronosticos generados para 21 registros.

Procesando paso 5 / 15

09.05.2012

20:33:58

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010201701

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 001.2009 - 006.2012
Variables 6
Registros 53
R2 88.95
R2 Ajustado 87.78
Chi Cuadrado 2.697E-02
Error Típico 1.642E-01

$Y = 10 ** (4.270E+00 + (2.107E+00 * ZESRPDSCC) + (2.376E+00 * ZESRPDSCD)$
 $+ (-3.509E+00 * ZESRFACDM) + (1.792E-03 * ZESRPEXPT) + (-3.135E-02 *$
ZESRPRCPO))

Pronosticos generados para 9 registros.

Procesando paso 6 / 15

09.05.2012

20:33:58

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010301401

Ejecución de modelo.

Periodos pasado 015.2010 - 006.2012
Variables 4
Registros 21
R2 95.28
R2 Ajustado 94.45
Chi Cuadrado 9.784E-03
Error Típico 9.892E-02

$Y = 10 ** (6.798E+00 + (1.718E-03 * ZESRPEXPT) + (-8.184E-02 * ZESRPRCPO)$
 $+ (-1.172E-01 * ZESRPRCOF))$

Pronosticos generados para 9 registros.

Procesando paso 7 / 15

09.05.2012

20:33:58

Centro PE03
Grupo Modelamiento 02010400401

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	013.2009 - 006.2012
Variables	5
Registros	34
R2	92.51
R2 Ajustado	91.47
Chi Cuadrado	1.009E-02
Error Típico	1.004E-01

$$Y = 10 ** (2.806E+00 + (1.760E+00 * ZESRPDSCC) + (1.877E+00 * ZESRPDSCD) + (-4.134E+00 * ZESRFACDM) + (4.110E-03 * ZESRPEXPT))$$

Pronosticos generados para 27 registros.

Procesando paso 8 / 15 09.05.2012
20:33:59

Centro PE03
Grupo Modelamiento 03010100501

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	003.2008 - 006.2012
Variables	10
Registros	100
R2	95.31
R2 Ajustado	94.84
Chi Cuadrado	2.266E-02
Error Típico	1.505E-01

$$Y = 10 ** (3.905E+00 + (1.520E-01 * ZESRFAPOY) + (2.565E+00 * ZESRPDSCC) + (2.702E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.938E+00 * ZESRFACDM) + (1.802E-01 * ZESRFDISC) + (3.102E-01 * ZESRFOFPR) + (8.550E-04 * ZESRPEXPT) + (-3.076E-02 * ZESRPRCPO) + (1.283E-01 * ZPROD01))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
ZESRPEXPT 1.190E-01

Pronosticos generados para 12 registros.

Procesando paso 9 / 15 09.05.2012
20:33:59

Centro PE03
Grupo Modelamiento 03010100503

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2009 - 006.2012
Variables	8
Registros	43
R2	93.23
R2 Ajustado	91.87
Chi Cuadrado	2.742E-02
Error Típico	1.656E-01

$$Y = 10 ** (2.785E+00 + (1.729E-01 * ZESRFAPOY) + (2.490E+00 * ZESRPDSCC) + (3.545E+00 * ZESRPDSCD) + (-6.031E+00 * ZESRFACDM) + (2.200E-01 * ZESRFDISC) + (1.957E-03 * ZESRPEXPT) + (-5.752E-03 * ZESRPRCPO))$$

2 variables con P-Value mayor a 0.100
ZESRFAPOY 1.807E-01
ZESRPRCPO 7.436E-01

Pronosticos generados para 12 registros.

Procesando paso 10 / 15 09.05.2012
20:33:59

Centro PE03
Grupo Modelamiento 03010200103

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 001.2006 - 006.2012
 Variables 7
 Registros 75
 R2 86.27
 R2 Ajustado 85.06
 Chi Cuadrado 6.180E-02
 Error Típico 2.486E-01

$$Y = 10 ** (2.552E+00 + (1.646E-01 * ZESRFAPOY) + (1.787E+00 * ZESRPDSCC) + (1.879E+00 * ZESRPDSCD) + (-2.626E+00 * ZESRFACDM) + (5.295E-03 * ZESRPEXPT) + (2.372E-04 * ZESRNCDS))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZESRNCDS 8.567E-01

Pronosticos generados para 7 registros.

Procesando paso 11 / 15 09.05.2012
 20:34:00

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010201202

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 010.2010 - 006.2012
 Variables 7
 Registros 30
 R2 88.16
 R2 Ajustado 85.07
 Chi Cuadrado 4.359E-02
 Error Típico 2.088E-01

$$Y = 10 ** (2.685E+00 + (3.387E-01 * ZESRFAPOY) + (2.238E+00 * ZESRPDSCC) + (1.132E+00 * ZESRPDSCD) + (-1.647E+00 * ZESRFACDM) + (2.717E-01 * ZESRFOFPR) + (4.869E-03 * ZESRPEXPT))$$

2 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZESRPDSCD 3.044E-01
 ZESRFACDM 6.042E-01

Pronosticos generados para 8 registros.

Procesando paso 12 / 15 09.05.2012
 20:34:00

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010201301

Ejecución de modelo.
 Periodos pasado 014.2008 - 006.2012
 Variables 8
 Registros 47
 R2 98.14
 R2 Ajustado 97.80
 Chi Cuadrado 1.406E-02
 Error Típico 1.186E-01

$$Y = 10 ** (2.177E+00 + (3.262E-01 * ZESRFAPOY) + (4.237E+00 * ZESRPDSCC) + (3.526E+00 * ZESRPDSCD) + (-6.827E+00 * ZESRFACDM) + (1.398E-01 * ZESRFOFPR) + (1.337E-03 * ZESRPEXPT) + (-9.481E-03 * ZESRNCDS))$$

Pronosticos generados para 7 registros.

Procesando paso 13 / 15 09.05.2012
 20:34:00

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010201701

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	001.2008 - 006.2012
Variables	7
Registros	64
R2	92.46
R2 Ajustado	91.67
Chi Cuadrado	2.123E-02
Error Típico	1.457E-01

$$Y = 10 ** (2.735E+00 + (2.341E-01 * ZESRFAPOY) + (2.260E+00 * ZESRPDSCC) + (2.047E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.839E+00 * ZESRFACDM) + (1.382E-01 * ZESRFOFPR) + (1.389E-03 * ZESRPEXPT))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZESRFOFPR 2.303E-01

Pronosticos generados para 12 registros.

Procesando paso 14 / 15 20:34:01 09.05.2012

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010301502

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	012.2007 - 006.2012
Variables	12
Registros	127
R2	92.61
R2 Ajustado	91.90
Chi Cuadrado	1.629E-02
Error Típico	1.276E-01

$$Y = 10 ** (3.025E+00 + (2.407E-01 * ZESRFAPOY) + (2.068E+00 * ZESRPDSCC) + (2.034E+00 * ZESRPDSCD) + (-3.399E+00 * ZESRFACDM) + (1.300E-01 * ZESRFOFPR) + (2.770E-03 * ZESRPEXPT) + (-5.524E-02 * ZESRPRCPO) + (9.177E-01 * ZPROD01) + (6.871E-01 * ZPROD02) + (6.352E-01 * ZPROD03) + (6.482E-01 * ZPROD04))$$

Pronosticos generados para 39 registros.

Procesando paso 15 / 15 20:34:01 09.05.2012

Centro PE03
 Grupo Modelamiento 03010401904

Ejecución de modelo.

Periodos pasado	002.2009 - 006.2012
Variables	9
Registros	67
R2	89.87
R2 Ajustado	88.47
Chi Cuadrado	1.232E-02
Error Típico	1.110E-01

$$Y = 10 ** (3.657E+00 + (1.159E-01 * ZESRFAPOY) + (1.449E+00 * ZESRPDSCC) + (1.000E+00 * ZESRPDSCD) + (-1.710E+00 * ZESRFACDM) + (4.985E-03 * ZESRPEXPT) + (-3.999E-02 * ZESRPRCPO) + (-4.694E-03 * ZESRNCDC) + (5.043E-02 * ZPROD01))$$

1 variables con P-Value mayor a 0.100
 ZPROD01 3.868E-01

Pronosticos generados para 9 registros.

ANEXO 5: CÓDIGO ABAP DESARROLLADO PARA INVOCAR AL MOTOR MLR.EXE³¹

```

FUNCTION ZEJECUTA MOTOR MLR EXE.
*-----
*""Interfase local
*  IMPORTING
*    REFERENCE(I VARIABLES) TYPE I
*    REFERENCE(I_REGISTROS) TYPE I
*  EXPORTING
*    REFERENCE(E_R2) TYPE /SAPAPO/FLTP
*    REFERENCE(E_R2ADJ) TYPE /SAPAPO/FLTP
*    REFERENCE(E_X2) TYPE /SAPAPO/FLTP
*    REFERENCE(E_ET) TYPE /SAPAPO/FLTP
*    REFERENCE(E_COEFICIENTES) TYPE /SAPAPO/KOMLR
*    REFERENCE(E_PRUEBA_T) TYPE /SAPAPO/KOMLR
*    REFERENCE(E_P_VALUE) TYPE /SAPAPO/KOMLR
*  TABLES
*    T_ALERT_TAB STRUCTURE /SAPAPO/PM_STRUKT OPTIONAL
*  CHANGING
*    REFERENCE(CT_MULIRE) TYPE ZTT_MULIRE
*  EXCEPTIONS
*    ERROR
*-----

TYPES:
  BEGIN OF ty_calculo,
    y TYPE /sapapo/y,
    forecast_y TYPE /sapapo/y,
    fcy_avy_2 TYPE /sapapo/y,
    y_avy_2 TYPE /sapapo/y,
  END OF ty_calculo.

DATA:
  v_field TYPE char10,

  v_n TYPE i,
  v_x TYPE /sapapo/x0,
  v_a TYPE /sapapo/koeff,
  v_cov TYPE /sapapo/kovar,

  v_suma_fcy_avy_2 TYPE /sapapo/y,
  v_suma_y_avy_2 TYPE /sapapo/y,

  v_average_y TYPE /sapapo/y,

  v_arg TYPE /sapapo/mxsop-v,
  v_arg2 TYPE /sapapo/mxsop-v,
  v_calc TYPE char1,

  d_variables TYPE /sapapo/sint,
  d_registros TYPE /sapapo/sint,
  d_covarianzas TYPE /sapapo/kovarianz,

  w_calculo TYPE ty_calculo,

  t_mulire
    TYPE STANDARD TABLE
    OF /sapapo/mulire
    WITH DEFAULT KEY,

  t_calculo
    TYPE STANDARD TABLE
    OF ty_calculo
    WITH DEFAULT KEY.

```

³¹ Para más información sobre el motor MLR.EXE de SAP AG consulte la Nota 301569 de SAP (<http://service.sap.com/notes>)

```

FIELD-SYMBOLS:
  <fs_mulire> TYPE /sapapo/mulire,
  <fs_calculo> TYPE ty_calculo,
  <fs_a> TYPE /sapapo/koeff,
  <fs_t> TYPE /sapapo/koeff,
  <fs_cov> TYPE /sapapo/kovar.

* Mover las filas que deben procesarse en la funcion,
* el resto es para proyeccion unicamente.
LOOP AT ct_mulire
  ASSIGNING <fs_mulire>
  FROM 1
  TO i_registros.

  APPEND <fs_mulire>
  TO t_mulire.

ENDLOOP.

d_variables-sintl = i_variables.
d_registros-sintl = i_registros.

* Llamada a la funcion de MLR (programa MLR.EXE)
CALL FUNCTION '/SAPAPO/MULTI_LIN_REGRESSION'
  DESTINATION 'CALL_MLR'
  EXPORTING
    nvariables          = d_variables
    nvalues             = d_registros
  IMPORTING
    chiquadrat         = e_x2
    coefficients        = e_coeficientes
    covariance          = d_covarianzas
  TABLES
    tabinput           = t_mulire
  EXCEPTIONS
    rownumber ne nvalues = 1
*   Error RLM 1: Cantidad de filas de tabla diferentes de valor predefinido
    nvariables_gt_25    = 2
*   Error RLM 2: Cantidad de variables es mayor que 25
    insufficient dgf    = 3
*   Error RLM 3: Cantidad insuficiente de grados de libertad
    no convergence     = 4
*   Error RLM 4: El procedimiento no converge
    no memory          = 5
*   Error RLM 5: Falta memoria
    no positive error  = 6
*   Error RLM 6: No se ha indicado ningún error de medición positivo
    OTHERS             = 7.
*   Error RLM 7: mlr.exe no existe o el destino es erróneo
IF sy-subrc NE 0.
  ADD 2
  TO sy-subrc.

  CALL FUNCTION '/SAPAPO/FCST_EXCEPTIONS'
    EXPORTING
      i_subrc          = sy-subrc
      i_flg_mlr        = 'X'
    TABLES
      i_alert_tab      = t_alert_tab.

  RAISE error.
*   MESSAGE e398(00)
*   WITH
*   'Error en la funcion MLR, código de retorno'
*   sy-subrc
*   RAISING error.
*
ENDIF.

* Realizar proyecciones y crear tabla de calculo
LOOP AT ct_mulire
  ASSIGNING <fs_mulire>.

```

```

<fs_mulire>-merror = e_coeficientes-a0.

DO d_variaciones-sint1 TIMES
  VARYING v_a
    FROM e_coeficientes-a1
    NEXT e_coeficientes-a2
  VARYING v_x
    FROM <fs_mulire>-x1
    NEXT <fs_mulire>-x2.

<fs_mulire>-merror
  = <fs_mulire>-merror
  + ( v_a * v_x ).

ENDDO.

CHECK sy-tabix LE d_registros-sint1.

ADD <fs_mulire>-y
  TO v_average_y.

w_calculo-y          = <fs_mulire>-y.
w_calculo-forecast_y = <fs_mulire>-merror.

APPEND w_calculo
  TO t_calculo.

ENDLOOP.

* Calculo del promedio de Y
DIVIDE v_average_y
  BY d_registros-sint1.

* Completar tabla de calculo
CLEAR:
  v_suma_fcy_avy_2,
  v_suma_y_avy_2.

LOOP AT t_calculo
  ASSIGNING <fs_calculo>.

<fs_calculo>-fcy_avy_2
  = ( <fs_calculo>-forecast_y
    - v_average_y )
  ** 2.

ADD <fs_calculo>-fcy_avy_2
  TO v_suma_fcy_avy_2.

<fs_calculo>-y_avy_2
  = ( <fs_calculo>-y
    - v_average_y )
  ** 2.

ADD <fs_calculo>-y_avy_2
  TO v_suma_y_avy_2.

ENDLOOP.

IF v_suma_y_avy_2 IS NOT INITIAL.
* Calculo de R2
  e_r2
    = v_suma_fcy_avy_2
    / v_suma_y_avy_2.
ELSE.
  t_alert_tab = 'Imposible calcular parámetro: R² (DIVIDE BY ZERO)'.
  APPEND t_alert_tab.
  t_alert_tab = 'X'.
  APPEND t_alert_tab.

IF sy-batch IS INITIAL.

```

```

        MESSAGE i043(zapodpmlr).
        RAISE error.
    ELSE.
        MESSAGE i043(zapodpmlr).
        RAISE error.
    ENDIF.
ENDIF.

* Calculo de R2 ajustado
e_r2adj
= 1
- ( 1 - e_r2 )
* ( d_registros-sint1 - 1 )
/ ( d_registros-sint1 - ( d_variables-sint1 + 1 ) ).

* Calculo de Error Típico (desviación estándar)
e_et
= SQRT( e_x2 ).

* Calculo de Prueba T
WHILE v_n LE d_variables-sint1.
    v_field = v_n.
    CONDENSE v_field.

    CONCATENATE
        'A'
        v_field
    INTO v_field.

    ASSIGN COMPONENT v_field
    OF STRUCTURE e_coeficientes
    TO <fs_a>.

    ASSIGN COMPONENT v_field
    OF STRUCTURE e_prueba_t
    TO <fs_t>.

    v_field = v_n.
    CONDENSE v_field.

    CONCATENATE
        'COV'
        v_field
    INTO v_field.

    ASSIGN COMPONENT v_field
    OF STRUCTURE d_covarianzas
    TO <fs_cov>.

    <fs_t>
    = <fs_a>
    / SQRT( <fs_cov> * e_x2 ).

    ADD 1
    TO v_n.

ENDWHILE.

* Calculo de P-Value
v_arg2 = i_registros - i_variables.
CHECK v_arg2 GT 4.

v_n = 0.

WHILE v_n LE d_variables-sint1.
    v_field = v_n.
    CONDENSE v_field.

    CONCATENATE
        'A'
        v_field
    INTO v_field.

```

```
ASSIGN COMPONENT v_field
  OF STRUCTURE e_prueba_t
  TO <fs_t>.

ASSIGN COMPONENT v_field
  OF STRUCTURE e_p_value
  TO <fs_a>.

v_arg = -1 * ABS( <fs_t> ).

CALL FUNCTION '/SAPAPO/CDFT'
  EXPORTING
    f_argument2 = v_arg2
  CHANGING
    f_calc_error = v_calc
    f_argument    = v_arg.

IF v_calc IS INITIAL.
  <fs_a> = 2 * v_arg.

ENDIF.

ADD 1
  TO v_n.

ENDWHILE.

ENDFUNCTION.
```

ANEXO 6: FUNCIÓN /SAPAPO/CDFT

CDFT (X; n): es una función estadística programada por SAP³² que se utiliza para devolver la probabilidad que el valor de una variable distribuída según la T-Student esté por debajo de X, es decir la función acumulada, donde n son los grados de libertad que siempre deben estar por encima de cuatro (04) (SAP, 2011).

Esta función se utiliza dentro del algoritmo propuesto para el cálculo del p-value de cada una de las variables. El algoritmo es propiedad de SAP sin embargo los desarrolladores establecen que su implementación está basada en métodos numéricos.

Dentro del código se podrá apreciar que F_ARGUMENT representa a “X” y F_ARGUMENT2 a “n”

```
FUNCTION /SAPAPO/CDFT.
*-----
***"Lokale Schnittstelle:
**      IMPORTING
**          VALUE(F_ARGUMENT2) LIKE /SAPAPO/MXSOP-V
**      CHANGING
**          VALUE(F_CALC_ERROR) TYPE C
**          VALUE(F_ARGUMENT) LIKE /SAPAPO/MXSOP-V
*-----

DATA: F_DEGREES TYPE I.
DATA: T TYPE F.

*
*      local variables
*
DATA: V TYPE F,
      X TYPE F,
      TT TYPE F.

CONSTANTS:
      ONE TYPE F VALUE '1.0',
      ZERO TYPE F VALUE '0.0',
      HALF TYPE F VALUE '0.5'.

DATA: A1 TYPE F VALUE '0.09979441',
      A2 TYPE F VALUE '-0.581821',
      A3 TYPE F VALUE '1.390993',
      A4 TYPE F VALUE '-1.222452',
      A5 TYPE F VALUE '2.151185',
      B1 TYPE F VALUE '5.537409',
      B2 TYPE F VALUE '11.42343'.

DATA: C1 TYPE F VALUE '0.04431742',
      C2 TYPE F VALUE '-0.2206018',
      C3 TYPE F VALUE '-0.03317253',
      C4 TYPE F VALUE '5.679969',
```

³² Esta función es de propiedad de la empresa SAP AG y solo se reproduce con fines educativos.

```

C5 TYPE F VALUE '-12.96519',
D1 TYPE F VALUE '5.166733',
D2 TYPE F VALUE '13.49862'.

DATA: E1 TYPE F VALUE '0.009694901',
      E2 TYPE F VALUE '-0.1408854',
      E3 TYPE F VALUE '1.88993',
      E4 TYPE F VALUE '-12.75532',
      E5 TYPE F VALUE '25.77532',
      F1 TYPE F VALUE '4.233736',
      F2 TYPE F VALUE '14.3963'.

DATA: G1 TYPE F VALUE '-9.187228e-5',
      G2 TYPE F VALUE '0.03789901',
      G3 TYPE F VALUE '-1.280346',
      G4 TYPE F VALUE '9.249528',
      G5 TYPE F VALUE '-19.08115',
      H1 TYPE F VALUE '2.777816',
      H2 TYPE F VALUE '16.46132'.

DATA: I1 TYPE F VALUE '5.79602e-4',
      I2 TYPE F VALUE '-0.02763334',
      I3 TYPE F VALUE '0.4517029',
      I4 TYPE F VALUE '-2.657697',
      I5 TYPE F VALUE '5.127212',
      J1 TYPE F VALUE '0.5657187',
      J2 TYPE F VALUE '21.83269'.

DATA: POS TYPE C.

CATCH SYSTEM-EXCEPTIONS ARITHMETIC_ERRORS = 1.

F_DEGREES = TRUNC( F_ARGUMENT2 ).
T = F_ARGUMENT.
CLEAR F_ARGUMENT.

*
*   check that number of degrees of freedom > 4.
*

IF F_DEGREES < 2.
  F_ARGUMENT = -1.
  EXIT.
ENDIF.

IF F_DEGREES <= 4.
  EXIT.
ENDIF.

*
*   evaluate series.
*

V = ONE / F_DEGREES.
CLEAR POS.
IF T >= ZERO.
  POS = TRUE.
ENDIF.
TT = ABS( T ).

X = HALF * ( ONE +
  TT * ( ( ( A1 + V * ( A2 + V * ( A3 + V * ( A4 + V * A5 ) ) ) ) /
    ( ONE - V * ( B1 - V * B2 ) ) ) +
  TT * ( ( ( C1 + V * ( C2 + V * ( C3 + V * ( C4 + V * C5 ) ) ) ) /
    ( ONE - V * ( D1 - V * D2 ) ) ) +
  TT * ( ( ( E1 + V * ( E2 + V * ( E3 + V * ( E4 + V * E5 ) ) ) ) /
    ( ONE - V * ( F1 - V * F2 ) ) ) +
  TT * ( ( ( G1 + V * ( G2 + V * ( G3 + V * ( G4 + V * G5 ) ) ) ) /
    ( ONE - V * ( H1 - V * H2 ) ) ) +
  TT * ( ( ( I1 + V * ( I2 + V * ( I3 + V * ( I4 + V * I5 ) ) ) ) /
    ( ONE - V * ( J1 - V * J2 ) ) ) ) ) ) ** ( -8 ).

* the upper tail area under student's t-distribution

```

```
IF NOT POS IS INITIAL.  
  F_ARGUMENT = X.  
ELSE.  
  F_ARGUMENT = ONE - X.  
ENDIF.  
  
* the cumulative density  
F_ARGUMENT = 1 - F_ARGUMENT.  
  
ENDCATCH.  
CASE SY-SUBRC.  
  WHEN 1. "arithmetischer Fehler"  
    F_CALC_ERROR = TRUE.  
ENDCASE.  
  
ENDFUNCTION.
```

ANEXO 7: PROTOTIPO INICIAL DEL MÓDULO DE REGRESIÓN LINEAL MULTIVARIANTE

Este prototipo (desarrollado en FoxPro) presenta una alternativa para la implementación del método en caso no se cuente con el programa MLR.EXE dentro de SAP, presenta una rutina de regresión (function regresion) basada en el algoritmo de Gauss Jordan para inversión de matrices (function gauss).

```
function regresion
  for j = 1 to k
    for i = 1 to k
      for l = 1 to n
        aa(i,j) = aa(i,j) + x(i,l)*x(j,l) && X.Xt
      endfor
    endfor
  endfor

  if !gauss()
    return .f.
  endif

  for j=1 to k
    for i=1 to n
      a(j)=a(j)+x(j,i)*y(i)
    endfor
  endfor

  for i=1 to k
    for j=1 to k
      b(i)=b(i)+aa(i,j)*a(j)
    endfor
  endfor

  SCT = 0
  yprom = 0
  for i = 1 to n
    SCT = SCT + y(i)*y(i)
    yprom = yprom + y(i)
  endfor
  ?"SCT=",SCT
  yprom = yprom/n
  SCM = n * (yprom)*yprom
  ?"SCM=",SCM
  SCR=0
  for i = 1 to k
    SCR = SCR + b(i)*a(i)
  endfor
  ?"SCR=",SCR
  SCRm = SCR - SCM
  ?"SCRm=",SCRm
  SCE = SCT - SCR
  if SCE<0
    ? "ERROR EN SCE=",SCE
    return .f.
  endif
endfunction
```

```

endif
?"SCE=",SCE
VAR2 = SCE / (n-k)
?"VAR2=",VAR2
SCTm = SCRm + SCE
?"SCTm=",SCTm

for i = 1 to k
    t(i) = b(i)/sqrt(VAR2 * AA(i,i))
    ***?"T["i,"]=", t(i)
endfor
if intercepto = 0
    R2 = SCR/SCT
else
    R2 = SCRm/SCTm
endif
?"Coeficiente de correlación: R = ±",iif(r2<0,"ERROR",sqrt(r2))
?"Coeficiente de determinación: R2 =",r2
R2ADJ = 1- (n-1)*(1-R2)/(n-k)
*1- (SCR/(n-k))/(SCT/(n-1))
?"R2 Ajustado=",r2ADJ
return .t.

```

```

function gauss
private p,m,n,i,j,l,ii
p=0
private DIMENSION aux(maxvar)
m=0
n=0

n=k
for i= 1 to n
    aa(i,n+i)=1
endfor
for i= 1 to n
    p=i
    do while AA(p,i)=0 and (p<n)
        p=p+1
    enddo
    if (AA(p,i)=0 and (i=n))
        ? "No existe una única solución"
        return .f.
    endif
    if (p<>i)
        for m=1 to 2*n
            aux(m) = aa(p,m)
            aa(p,m) = aa(i,m)
            aa(i,m) = aux(m)
        endfor
    endif
    if aa(n,n)=0
        ?"No existe una única solución"
        return .f.
    endif
endfor

```

```

for i = 1 to n

```

```

m = aa(i,i)
if (m<>1)
    for j = 1 to 2*n
        aa(i,j) = aa(i,j)/m
    endfor
endif
for k = 1 to n
    if i = k
        loop
    endif
    m = -aa(k,i)
    for j = 1 to 2*n
        aa(k,j) = aa(k,j) + m * aa(i,j)
    endfor
endfor
endfor
for i = 1 to n
    for j = 2*n to n+1 step -1
        aa(i,j-n) = aa(i,j)
    endfor
endfor
k=n
return .t.

```