

UNIVERSIDAD TÉCNICA FEDERICO SANTA MARÍA

DEPARTAMENTO DE INDUSTRIAS



**UTILIZACIÓN DE MÉTODOS DE PRONOSTICO DE DEMANDA PARA CREAR
PROPUESTA DE NEGOCIO**

SEBASTIÁN CHRISTOPHER ROTH MORA

MEMORIA PARA OPTAR AL TÍTULO DE INGENIERO CIVIL INDUSTRIAL

PROFESOR GUÍA:

GONZALO AMÉSTICA

VALPARAÍSO, NOVIEMBRE DE 2019.

INDICE

1. MOTIVACION DEL PROYECTO.....	11
2. OBJETIVOS.....	16
2.1. Objetivo General	16
2.2. Objetivos Específicos.....	16
3. ANTECEDENTES	17
4. MARCO TEORICO	32
5. DESARROLLO.....	53
6. PROPUESTA.....	92
7. CONCLUSIONES.....	110
BIBLIOGRAFIA.....	113
ANEXOS	115

Índice de Ilustraciones

Ilustración 1: Consumo de café (kilogramos/persona/año) de los países con mayor consumo.	23
Ilustración 2: Consumo de café (kilogramos/persona/año) de los países con mayor consumo.	24
Ilustración 3: Consumo de café por edades (390 encuestados).....	26
Ilustración 4: Consumo tazas de café por día (390 encuestados).	27
Ilustración 5: Participación Cafeterías en Chile.	31
Ilustración 6: Ventas de café mensual en comuna de Viña del Mar.....	56
Ilustración 7: Evolución mensual de la venta de café en Viña del Mar.	57
Ilustración 8: Evolución mensual de la cantidad de máquinas de café en Viña del Mar.....	58
Ilustración 9: Evolución mensual de temperatura promedio en Viña del Mar.	58
Ilustración 10: Evolución mensual de las precipitaciones en Viña del Mar.....	59
Ilustración 11: Histograma de residuos del modelo.	61
Ilustración 12: Histograma de residuos del modelo sin datos atípicos ni influyentes.	63
Ilustración 13 : Test de Kolmogorov-Smirnov.....	64
Ilustración 14 : Residuos v/s X1.	70

Ilustración 15: Residuos v/s X2.....	70
Ilustración 16: Residuos v/s X3.....	71
Ilustración 17: Residuos v/s Ajustes	72
Ilustración 18 : Gráfico serie original ventas de café Viña del Mar	76
Ilustración 19: Correlograma serie original sin diferenciar.	77
Ilustración 20 : Test Dickey-Fuller serie original sin diferenciar.....	78
Ilustración 21: Gráfico serie diferenciada ventas de café Viña del Mar	79
Ilustración 22: Correlograma serie diferenciada.	80
Ilustración 23: Test Dickey-Fuller serie diferenciada.....	80
Ilustración 24: Resultado Automatic Arima Forecasting	81
Ilustración 25: Mejores 20 modelos método Arima.....	82
Ilustración 26: Gráfico ventas actuales y pronosticadas modelo Arima.	82
Ilustración 27: Resultado Automatic Sarima Forecasting.....	84
Ilustración 28: Mejores 20 modelos método Sarima	85
Ilustración 29 : Gráfico ventas actuales y pronosticadas modelo Sarima.	85
Ilustración 30: Gráfico comparativo proyección método econométrico vs ventas reales.....	87
Ilustración 31: Gráfico comparativo proyección método Arima vs ventas reales.....	89
Ilustración 32: Gráfico comparativo proyección método Sarima vs ventas reales.	90
Ilustración 33: Modelo negocio CANVAS.....	94
Ilustración 34: Value Proposition Canvas.	100
Ilustración 35: Perfil del cliente	102
Ilustración 36: Mapa o propuesta de valor.....	104
Ilustración 37: Encaje.....	105
Ilustración 38: Validación de los productos o servicios.....	106

Índice de Tablas

Tabla 1: Diez mayores productores de café verde en 2016.	21
Tabla 2: Diez mayores importadores de café en 2013.	22
Tabla 3: Técnicas de Pronósticos Cualitativos	37
Tabla 4: Técnicas de Pronósticos Cuantitativos.....	39
Tabla 5: Técnicas de Pronósticos Cuantitativos.....	40
Tabla 6: Medidas de exactitud.....	52
Tabla 7: Observaciones recopiladas para comuna de Viña del Mar.....	55
Tabla 8: Análisis de Residuos.	62
Tabla 9 : Correlación Y. X1. X2. X3	65
Tabla 10: Análisis de Varianza o tabla ANOVA.....	66
Tabla 11: Resumen del modelo.	66
Tabla 12: Valor de Coeficientes del modelo.	67
Tabla 13: Resumen método Paso a Paso hacia atrás	69
Tabla 14 : Pronóstico de venta de café método econométrico.....	74
Tabla 15: Pronóstico de venta de café mensual método Arima Box Jenkins	83
Tabla 16: Pronóstico de venta de café mensual método Sarima Box Jenkins.....	86
Tabla 17: Comparación método econométrico vs ventas reales.....	87
Tabla 18: Comparación método Arima Box Jenkins vs ventas reales.....	88
Tabla 19: Comparación método Sarima Box Jenkins vs ventas reales	90
Tabla 20: Pronóstico de venta de café seleccionado.....	92

RESUMEN EJECUTIVO

La industria del café ha tenido un explosivo aumento en los últimos años, se calcula que la producción mundial de café en el año 2019 alcanzará un récord de 174,5 millones de sacos. Mientras la demanda del producto se dispara, el cambio climático amenaza con reducir drásticamente las zonas de cultivo y elevar los precios por las nubes. El mundo está inmerso en una inyección de cafeína, hoy se consumen más de 9.537 millones de kilos de café en el planeta, un 94,6% más que hace solo 35 años. Todo un éxito para una industria que con su sabor y aroma ha conquistado a millones de personas, pero que ahora atraviesa un momento amargo. El cambio climático está reduciendo las áreas de cultivo en los principales países productores, que por ahora han capeado la tormenta y la escalada de precios gracias a las reservas acumuladas en años anteriores. El futuro, sin embargo, es una interrogante.

En el escenario competitivo actual de la industria en cuestión y en general, es de suma relevancia que las empresas identifiquen dónde sus inversiones tendrán el nivel de ventas esperado y así un buen retorno. Una forma de lograrlo es mediante buenos pronósticos de demanda, lo cual permite desarrollar proyectos rentables y sustentables a largo plazo.

En el presente trabajo se propone la utilización de métodos de pronóstico de demanda para estimar la venta de café mensual en la comuna de Viña del Mar, estimaciones que permitirán crear una propuesta de negocio atractiva para futuros inversionistas. Para esto, se utilizaron métodos cuantitativos, en primer lugar, se utilizó método causal para construir un modelo econométrico, el cual posee 3 variables explicativas y 4 dicotómicas. Por último, se aplicó la metodología de serie de tiempo Arima y Sarima Box- Jenkins. Desarrollando así pronósticos con un horizonte de 8 meses. Estas proyecciones fueron contrastadas con las

ventas reales de cada periodo en análisis, información ya disponible, identificando el método que presente el mejor ajuste a la serie estudiada.

La base de cualquier proyecto es pronosticar, con el mayor grado de exactitud, las ventas de productos o servicios que se comercializarán. Esta información será la base para evaluar la idoneidad o conveniencia del proyecto en cuestión. Además, es de gran utilidad para, dimensionar tamaños de planta, de maquinarias, capacidad productiva, cantidad de trabajadores, entre otros.

En particular, en este trabajo se analizó la serie de la venta de café mensual en la ciudad de Viña del Mar, específicamente de las máquinas expendedoras de café Vending de Nescafé. Dicha información fue obtenida directamente de la empresa Nestlé, quien suministra las máquinas a los distintos locales comerciales e instituciones. La muestra utilizada fue de 80 observaciones en total, desde enero 2013 hasta abril de 2016. Considerando 40 observaciones para la comuna a analizar, Viña del Mar, y 40 para la comuna de Los Andes, esto con la idea de generar modelos predictivos más robustos. Además, se consideraron como variables explicativas la cantidad de máquinas de café en cada comuna, la temperatura media mensual y las precipitaciones medias mensuales, entre otras.

Inicialmente a través del análisis gráfico de la serie, se observó un alza sostenida en la venta de café a través de los años, además de una marcada componente estacional en la temporada de invierno.

En la aplicación del método econométrico, se realizó análisis de residuales a través de un modelo de regresión lineal, lo que arrojó inicialmente que el modelo no presentaba normalidad en sus residuos, por lo que se debió a extraer de la muestra los datos atípicos e

influyentes, para poder realizar inferencia estadística. A través del análisis de correlación de Pearson entre la variable explicativa (Y) y las independientes cuantitativas (X1, X2, X3), se observó que existía una fuerte correlación entre la variable dependiente y las variables independientes. Luego con la finalidad de determinar el valor de los coeficientes B y la idoneidad del modelo preliminar, a través de su coeficiente de determinación R^2 , se realizó un análisis completo con Método de Regresión Lineal (MRL), con todas las variables involucradas en dicho modelo. El coeficiente de determinación R^2 del modelo inicial fue de 87,36%. En la aplicación de este método y con la finalidad de seleccionar el mejor modelo predictor, se continuó el análisis utilizando los métodos de Paso a Paso hacia adelante, Paso a Paso hacia atrás y Mixto o Escalonado, con los cuales se analizan todas las variables, ingresando variables (de a una) o sacándolas, de manera de seleccionar aquellas variables que mejor explican el modelo. El mejor modelo obtenido fue el método de “Paso a Paso hacia atrás”, que presentó un coeficiente de determinación ajustado de 85,57%, se utilizó este coeficiente ya que cada modelo tenía distinta cantidad de variables y este indicador es el único capaz de compararlos efectivamente. Posteriormente se realizaron pruebas gráficas para reconocer patrones de heterocedasticidad. Los supuestos del modelo de regresión lineal requieren homocedasticidad (varianza constante) de los residuos para que los parámetros sean MELI (mejores estimadores lineales e insesgados), lo cual permitirá utilizar el modelo para hacer pronósticos. A través de la dócima de White de heterocedasticidad, se confirmó que el modelo era homocedástico, ya que se considera que las variables que están en el modelo son representativas del mismo.

Con el modelo econométrico ya definido y con la información de cada variable explicativa disponible, se procede a pronosticar la venta de café mensual para la comuna de

Viña del Mar con un horizonte de ocho meses. Los valores de las variables independientes se obtienen de lecturas reales, lo que permite realizar pronóstico con estas y así validar el desempeño del modelo utilizado.

En la aplicación del método Arima Box-Jenkins, en primer lugar se realizó la preparación de la serie de tiempo, que consiste en ordenarla temporalmente, para luego cargarla en el software Eviews. Posteriormente se realizaron pruebas que determinaron que la serie original de venta de café en Viña del Mar no era estacionaria en media y varianza, por lo que no se podían detectar patrones en dicha serie y por lo tanto no era posible predecir a través de ésta. A continuación, se procedió a diferenciar una vez la serie original, observando gráficamente media y varianza constante, a través del análisis de correlograma de las primeras diferencias de la serie y del test Dickey-Fuller se determinó que la serie ahora es estacionaria. Por lo tanto, la serie posee ciertos patrones del pasado que se repetirán en el futuro y es posible predecir mediante esta serie. Para el pronóstico, se utilizó Automatic Arima Forecasting del software mencionado anteriormente, con máximo p y $q = 12$ debido a la frecuencia mensual de los datos, el $d=1$ ya que con las primeras diferencias la serie es estacionaria. Luego de 169 iteraciones el menor AIC obtenido fue de 35,38, en el modelo ARIMA (11,1,4)(0,0).

A continuación, mediante el mismo software se aplicó método SARIMA, que a diferencia del ARIMA, considera estacionalidad. Por lo que, dada las características de la serie, debiese tener un mejor comportamiento, lo que en efecto sucedió. Y luego de 1.521 iteraciones el menor AIC obtenido fue de 34,47, en el modelo ARIMA (12,1,1)(2,0).

Para determinar cuál de los tres pronósticos antes mencionados era el mejor para pronosticar las ventas de café mensual en la comuna de Viña del Mar, se compararon a través de medidas de exactitud cada pronóstico versus las ventas reales del periodo. El método que

ofreció los mejores indicadores fue el SARIMA Box Jenkins, con un índice MAPE de 15,05%.

En relación con la propuesta ya con el pronóstico de venta seleccionado, se desarrolló el modelo de negocio a través de la estructura Canvas, generando entre otras, la propuesta de valor del proyecto que consiste en la optimización de tiempos de los consumidores, ofreciendo un servicio rápido a través de un concepto innovador con una excelente calidad de producto. Además, el proyecto será amigable con el medio ambiente y tendrá un aporte social en cuanto a la inclusión de personas con capacidades reducidas. Los canales de distribución serán la vía pública y borde costero de Viña del Mar, gracias a que el carro de café permitirá ir en busca de la demanda en los horarios peak de cada ubicación.

Además, se desarrolló el Value Proposition Canvas, herramienta que tiene como objetivo ayudarnos a entender mejor a nuestros clientes y construir productos y servicios que realmente creen valor para ellos.

Cabe señalar que el promedio mensual de venta de café en Viña del Mar considerando los 8 meses pronosticados a través del método Sarima es de casi \$80.000.000, el proyecto Eco-Café en su inicio tiene como objetivo captar el 1% de esa venta, lo que equivale a \$800.000 de compra de insumos a Nestlé, recordemos que este pronóstico es de la venta de café de Nestlé a sus clientes para utilizar sus máquinas de café. Con un precio de venta de \$1.000 se obtiene una rentabilidad promedio de 100%, considerando una venta de 50 tazas diarias lo cual no es muy exigente, las ventas iniciales del proyecto Eco-café serían de \$1.600.000 mensuales, sin considerar productos accesorios tales como dulces, salados y frutas.

Con base en los resultados del trabajo realizado, al diseño, desarrollo y aplicación de las metodologías propuestas para el pronóstico de ventas de café en la comuna de Viña del Mar, se logró desarrollar un método cuantitativo que ofrece una precisión importante para el cálculo de pronósticos de venta en empresas de la industria del café, que cuenten con una elevada cantidad de observaciones históricas. La utilización y comparación de metodologías de pronóstico que consideran la perspectiva exógena (modelos econométricos) y endógena (auto regresivos) permitió tener resultados satisfactorios respecto a la disminución del error y mejores indicadores de exactitud.

Por ultimo señalar que el desarrollo del modelo de negocio para el proyecto Eco-Café permitió observar que efectivamente existe un proyecto que puede materializarse y que existen necesidades insatisfechas de los consumidores, sobre todo en términos de propuesta de valor, con desarrollo en temas de inclusión social y cuidado medio ambiental, considerando además que el formato de venta actualmente no existe en la comuna de Viña del Mar.

Considerando el contexto actual, con el cambio climático y el alza sostenida en la demanda de café, ambos a nivel mundial, se recomienda realizar seguimiento y estudios posteriores respecto del ajuste de estas dos variables, y como estas logran encontrar un equilibrio a largo plazo que permita que esta industria siga siendo sustentable y rentable.

1. MOTIVACION DEL PROYECTO

El café se produce en más de 60 países y es una fuente laboral para millones de personas de todo el mundo, pero no sólo eso, el café es una bebida que goza de popularidad universal, ya que se consumen más de 600 miles de millones de tazas de café cada año. Brasil, México, Perú, República Dominicana, Colombia, Costa Rica, Honduras, El Salvador, Guatemala y Nicaragua, son los principales productores de América, los que no están exentos de dificultades a la hora de sumar producción, ya que deben enfrentar plagas, sequías, abundantes lluvias o heladas. (Centro de estudios del retail, 2015).

Al despertar, al mediodía, después de almuerzo, en compañía o en soledad, un buen café sienta bien a cualquier hora del día. Y es que esta bebida milenaria ha conquistado el paladar, evolucionando de manera tal, que hoy la oferta de aromas y sabores ofrece cientos de variaciones. Solo en Chile se estima un consumo per cápita anual de 191 tazas, y en 2014, se vendieron siete mil toneladas, y las proyecciones indican que su consumo seguirá creciendo. Según datos de Euromonitor, las ventas en retail de café fresco y soluble en 2014 alcanzaron los US\$ 285 millones, cifra tres veces mayor a lo que se registró en 2009 y al 2019 esta cifra aumentará en 38%. El instantáneo o soluble sigue acaparando las preferencias, con más del 96% del mercado, lo que indica que sigue siendo la línea de consumo más importante en el mercado local. Sin embargo, el café de grano (que los chilenos denominan "café café") ha registrado un importante avance en los últimos años, con ventas que han incrementado en 66% entre 2008 y 2014. Al 2019, se estima un crecimiento del 30,5% en esta categoría. Una penetración altísima y transversal en los hogares, cercana al 94%, tiene este producto, afirma Felipe González, gerente de Alimentos y Bebidas de Nestlé Chile.

"La compra se concentra principalmente en los supermercados, siendo bastante planificada, aunque el canal tradicional es muy importante también, pesando por sobre un 13%. Otros canales de venta que han ido creciendo son los discounters, mayoristas e incluso las ferias. Ahora, si nos comparamos con países más desarrollados en el consumo de café, aún tenemos mucho donde crecer. Para dar un ejemplo, el país con mayor consumo es Finlandia, con cerca de cinco tazas per cápita diaria, y en Chile, solo llega a un poco más de media taza".

Según el ejecutivo, si bien el ingreso de las cadenas de cafeterías ha logrado aumentar el "consumo al paso", el hogar sigue reinando como principal lugar de consumo, llegando a abarcar cerca del 80% de la ingesta diaria. "Esto porque la ocasión preferida para beber café es al desayuno. En cuanto al tipo de consumo, la evolución de segmentos de mayor valor agregado y la proliferación de variedades de cafés más gourmet ha dado un giro en el consumo del café tradicional". En los últimos años, el consumo de cafés lacteados tipo cappuccino ha ido tomando más relevancia, llegando a representar cerca de un 15% de las ventas de la categoría. Esto es algo que se presenta tanto en el consumo fuera del hogar, debido a la expansión de las grandes cadenas de cafeterías y a las máquinas tipo vending, como también dentro del hogar. (Ediciones Especiales El Mercurio, 2015).

Factores como el mayor poder adquisitivo, paladares con más interés por nuevos sabores, y el ingreso de importantes cafeterías como Starbucks, han provocado en Chile un importante crecimiento en el consumo de café gourmet y en grano. Actualmente existe una tendencia a degustar y esperar una mejor calidad y aroma del café gourmet, además entre los niveles socioeconómicos medio alto e inclusive nivel medio se suele cambiar el café

instantáneo por la opción en grano, cultura que rápidamente se ha instalado gracias al ingreso de cafeterías con la actuación de baristas especializados. Las importaciones chilenas de café sin tostar provienen principalmente de Brasil, Perú y Vietnam, las cuales sirven como materia prima para las marcas de café instantáneo como Nescafé y Cafegold; por otro lado, las importaciones de café tostado provienen principalmente de Italia, Colombia y Estados Unidos.

Por otra parte, la sociedad funciona a un ritmo acelerado, “El tiempo es dinero” es una frase famosa en nuestro planeta. Ser productivos, necesidad de progresar, y la competitividad, todos, conceptos que no se ponen en duda, pueden disminuir la calidad de vida. El creciente desarrollo de las nuevas tecnologías condiciona un tipo de pensamiento igualmente acelerado, donde no pareciera existir tiempo para la pausa. Son numerosas las personas que manifiestan una elevada necesidad de tener siempre “algo que hacer”, sintiendo malestar en los momentos en que no sea así. Incluso a la hora de ir a dormir pueden manifestar problemas de insomnio porque su cerebro sigue activo en miles de historias por concluir. El tiempo para pensar, respirar con tranquilidad o sentir, pareciera un sin sentido, una pérdida de tiempo. (Martín, 2016).

Considerando el aumento del consumo de café en Chile, en sus distintas variedades y el ritmo acelerado en el que se vive a diario, en el que los consumidores son cada vez más sofisticados, que asumen los nuevos sabores de una manera rápida y natural, además del desarrollo de la conciencia medio ambiental. Es el perfil de consumidores a los cuales se pretende ofrecer una solución permitiendo rápido acceso a esta bebida caliente, que les permitirá optimizar los tiempos y disfrutar de un momento de relajo en su agitada vida.

1.1. Descripción del proyecto

El presente proyecto se basa en la creación de un nuevo modelo de negocio que se caracterizará por ser innovador, sustentable e inclusivo, orientado a la comercialización de café de distintas variedades acercándose a los consumidores, a través de un sistema de café “móvil”, que se denominará “Eco – Café”, en la ciudad de Viña del Mar, con el propósito de entregar un producto de calidad, cercano y rápido a los clientes.

El producto se ofrecerá por medio de un carro (tipo triciclo), al que se le incorporará una máquina de café Vending, propiedad de Nescafé, la cual es entregada en comodato por esta empresa. La máquina expende distintas variedades de café, como por ejemplo, café espresso, capuccino, mockaccino, vainilla, entre otras. Se seleccionó esta alternativa ya que estas máquinas han sido líderes del mercado por más de 10 años en el consumo de café fuera del hogar.

Lo innovador del proyecto, será que el carro podrá de desplazarse e ir en busca de la demanda de los consumidores, dirigiéndose a aquellos puntos de la ciudad donde existe mayor afluencia de público, como por ejemplo: universidades, borde costero, estaciones de Metro, entre otros, en horarios punta de cada ubicación. Los puntos estratégicos donde se ubicará el carro se determinarán por medio de estudios de mercado, los que abarcan el análisis de la competencia, determinación de segmento de mercado al que irá dirigido el producto y evaluación de lugares de alta afluencia de público.

La sustentabilidad del proyecto se materializará en la construcción del carro, el cual se movilizará por propulsión humana (triciclo a pedales) y que será neutro en la huella de carbono (consumo eléctrico de la máquina). Además, se desarrollarán convenios con

universidades que tienen carreras para personas con algún tipo de discapacidad, dándoles opciones de desarrollo profesional e inserción social, a través de la participación activa en la venta de café en dichos carros.

2. OBJETIVOS

2.1. Objetivo General

Realizar una comparación de diferentes metodologías de pronóstico cuantitativo de la demanda, mediante la aplicación en un caso de un emprendimiento sustentable e inclusivo, a fin de lograr construir una propuesta de modelo de negocios atractiva en el contexto de mercado estudiado.

2.2. Objetivos Específicos

- Realizar revisión bibliográfica de métodos cuantitativos para la proyección de demanda, observando ventajas y desventajas de cada uno, determinando modelo más adecuado de acuerdo con los datos disponibles.
- Aplicación de métodos de pronósticos cuantitativos para proyección de demanda. Específicamente método econométrico y ARIMA box jenkins.
- Identificar un modelo ARIMA aplicando la metodología descrita por Box Jenkins a la serie de temporal de la demanda de café mensual en Viña del Mar.
- Evaluar la precisión de los pronósticos realizados con el modelo ARIMA, SARIMA, y el modelo econométrico.
- Desarrollar modelo de negocio a través de método CANVAS, analizando el perfil de los consumidores, realizando segmentación de mercado y determinando características y atributos más relevantes del producto a ofrecer.
- Determinar ubicaciones estratégicas para ofrecer producto de acuerdo con las ubicaciones de la competencia y potencial de venta.

3. ANTECEDENTES

3.1. Datos Económicos

El café es la segunda mercancía más comercializada en el mundo, tras el petróleo. Se estima en 125 millones el número de personas que vive del cultivo del café, incluyendo 25 millones de pequeños productores. Cada año se beben 400.000 millones de tazas de café. Por tanto, en esta industria hay muchos intereses económicos y sociales importantes que captan la atención del mundo. (Bedri, 2012).

El cultivo del café está culturalmente ligado a la historia y al progreso de muchos países que lo han producido por más de un siglo. Durante el periodo 2012/2013 se produjeron 8.7 millones de toneladas de café, de los cuales se exportó aproximadamente un 80% por un valor de 19.100 millones de dólares, mientras que el valor bruto de la industria total asociada al comercio del café se estima en 173.400 millones de dólares. Actualmente, más de veinticinco millones de fincas familiares en unos ochenta países cultivan alrededor de quince mil millones de cafetos, cuya producción termina en los 2.250 millones de tazas de café que se consumen a diario. (International Coffee Organization, 2014).

Esta planta se cultiva principalmente en países tropicales y subtropicales. Brasil concentra poco más de un tercio de la producción mundial. Los granos del café son uno de los principales productos de origen agrícola que se comercializan en los mercados internacionales y a menudo supone una gran contribución a los rubros de exportación de las regiones productoras.

Respecto al café, la unidad de medida es la bolsa de 60 kg. La producción mundial es superior a 100 millones de bolsas desde hace varios años (120 millones en 2002, 102 millones en 2003). De esta producción, se exportan más de 80 millones de bolsas cada año (88 millones en 2002, 84 millones en 2003). El mayor productor es, con mucha diferencia, Brasil, especialmente el estado de São Paulo donde se sitúa el primer puerto cafetero del mundo: el puerto de Santos, seguido por Colombia y Vietnam (el productor más importante de robusta). Los mayores exportadores del café son los sudamericanos. Colombia y Brasil han exportado desde hace décadas millones de toneladas de éste producto a todo el mundo. Dicen que de cada 10 hogares del mundo en los que se consume café en 9 de ellos el café proviene de América latina más específicamente de América del sur, específicamente de Colombia, Venezuela, Brasil, Perú y Ecuador.

Hay que tener en cuenta que el cultivo del café en Vietnam no es realmente tradicional, en 1987, estaba en la 31ª posición mundial, los vietnamitas son sólo consumidores. El acceso a esta posición de primer productor de robusta es en realidad el resultado de una voluntad política, fomentada por el Banco Mundial. La llegada extremadamente agresiva de Vietnam al mercado del café combinada con la enorme extensión del cultivo en Brasil son las dos principales razones alegadas para explicar la caída del curso a mediados de los años 90. El descenso de los precios cesó desde 2004. Las dos razones alegadas son el aumento del consumo en China y en Rusia por una parte, y una reducción de la producción mundial por otra. Este aumento de precios permite ahora a los pequeños productores vivir del producto de la venta de su cosecha.

En 2005 los precios del café subieron, con promedios mensuales del índice ICO de entre 78,79 céntimos de dólar estadounidense por libra en septiembre y 101,44 en marzo. Esta

subida fue causada probablemente por un aumento del consumo en Rusia y China, así como una cosecha entre un 10% y un 20% inferior a la registrada en años anteriores. Ahora muchos agricultores de café pueden vivir de sus productos, pero no en todas las etapas, pues el aumento del precio del petróleo encarece los costes de transporte, la torrefacción y el empaquetado de los granos de café. Se espera que los precios se mantengan o que incluso suban aún más en 2006.

Se utilizan varias clasificaciones para etiquetar el café producido bajo ciertos estándares ambientales o de trabajo. Por ejemplo, bird-friendly o el shade-grown se producen en las regiones donde la sombra natural (producida por los árboles) se utiliza para proteger las plantas del café durante parte de la estación de crecimiento. El café orgánico se produce bajo estrictas pautas de certificación, y se produce sin utilizar pesticidas artificiales potencialmente dañinos. El café convencional es producido utilizando más pesticidas que cualquier otro cultivo agrícola. El café de comercio justo es producido por pequeños productores de café; garantizando para estos productores un precio mínimo, aunque históricamente con precios bajos, los actuales mínimos de comercio justo son más bajos que el precio de mercado de sólo unos pocos años antes. Trans Fair USA es la principal organización que supervisa actualmente las prácticas comerciales de comercio justo del café en los Estados Unidos, mientras que la Fair trade Foundation hace lo propio en el Reino Unido. (Bedri, 2012).

3.1.1. Producción de Café

Durante el año 2016 Brasil fue el mayor productor de café verde, seguido de Vietnam, Colombia e Indonesia, mientras que el mayor productor de café suave en el mundo fue Colombia en 2014. (United States Department of Agriculture, 2017).

Casi la totalidad de la producción mundial de café es obtenida en el llamado cinturón del café, que se encuentra entre el trópico de Cáncer y de Capricornio. Esta zona cuenta con un clima muy favorable para el cultivo del café y está compuesto en su mayoría por países en vías de desarrollo o subdesarrollados. En muchos casos la exportación de café constituye parte importante de los ingresos del país y su producción es un gran generador de empleo. (National Geographic, 2015).

De la producción del café no sólo depende un gran número de personas (25 millones en el mundo) sino también muchos países productores. Hay zonas alrededor de los grandes lagos de África (en Burundi, Ruanda o Uganda) que, a pesar de no figurar entre los principales productores nivel mundial, el café constituye uno de sus principales productos de exportación.

En América, los principales exportadores de café son Brasil (primer exportador a nivel mundial), Colombia (segundo exportador a nivel mundial), Honduras (séptimo exportador a nivel mundial), México (octavo exportador a nivel mundial), Perú (noveno exportador a nivel mundial) y Guatemala (décimo exportador a nivel mundial), siendo la producción y exportación del Perú, una de las que más ha crecido en los últimos años a nivel mundial. (United States Department of Agriculture, 2017).

En el caso Peruano, el café es el principal producto agrícola de exportación del país. Se cultiva principalmente el café arábico (*Coffea arabica*), en las variedades Typica, Bourbon, Pache, Caturra y Catimor. El principal importador del café peruano es Alemania (32%), seguido de los Estados Unidos de América (22%), Holanda, Bélgica y Francia. Estos 5 países importan el 74% del café producido en el Perú. Del total de la producción del café peruano, 27% corresponde a los cafés especiales y el 73% a los convencionales. En el rubro de cafés

especiales exportados por el Perú el 56% es orgánico, el 30% corresponde a Comercio Justo, 11% son sostenibles y el 3% corresponde a Grado1/Gourmet Premium. Asimismo, 2 millones de peruanos dependen directa e indirectamente de esta actividad. Cabe resaltar, que el Perú es el principal exportador mundial de café orgánico. (Junta Nacional del café, 2008).

En 1825, la producción mundial era de 100.000 toneladas y en 2001 fue de 6 millones. Desde 1997 hasta 2005, la producción ha aumentado un 20%, dos veces más que la demanda.

Tabla 1: Diez mayores productores de café verde en 2016.

(Fuente: International Coffee Organization, 2017)

Posición	País	Sacos de 60 Kg (en miles)
1	Brasil	55.000
2	Vietnam	25.500
3	Colombia	14.500
4	Indonesia	11.491
5	Etiopía	6.600
6	Honduras	5.934
7	India	5.333
8	Perú	4.222
9	Uganda	3.800
10	Guatemala	3.500
	Mundial	153.869

3.1.2. Importaciones

Estados Unidos lidera las importaciones, seguido por países de la Unión Europea, que concentra un total de 72.246 de miles de sacos según estadísticas del año 2013. (International

Coffee Organization, 2014). Gran parte de este volumen se vuelve a exportar en forma de producto procesado, lo que en algunos casos alcanza más de la mitad del producto importado.

Cabe destacar el caso de Alemania, que es segundo importador de café a nivel mundial, y al mismo tiempo es segundo exportador de café, después de Brasil y Vietnam (Workman, 2017), sin ser productor. (Thiemann, 2012).

Cinco empresas adquieren casi la mitad de la producción mundial: Kraft, Nestlé, Procter & Gamble, Sara Lee y Tchibo, cuyas ventas anuales generan beneficios del orden de mil millones de dólares. (Oxfam America, 2002).

Tabla 2: Diez mayores importadores de café en 2013.

(Fuente: International Coffee Organization, 2015)

Posición	País	Sacos (en miles)	Re-exportación Sacos (en miles)
1	Estados Unidos	27.016	3.248
2	Alemania	21.174	12.020
3	Italia	8.834	3.182
4	Japón	8.381	92
5	Francia	6.713	1.014
6	Bélgica	5.502	4.257
7	España	5.137	1.636
8	Reino Unido	4.206	1.380
9	Países Bajos	3.407	1.781
10	Canadá	452.086	100.687
	Mundial	112.372	35.575

3.1.3. Consumo

El siguiente gráfico muestra el consumo de café en kilogramos por persona y año de aquellos países con un consumo superior a 5 kg por persona al año.

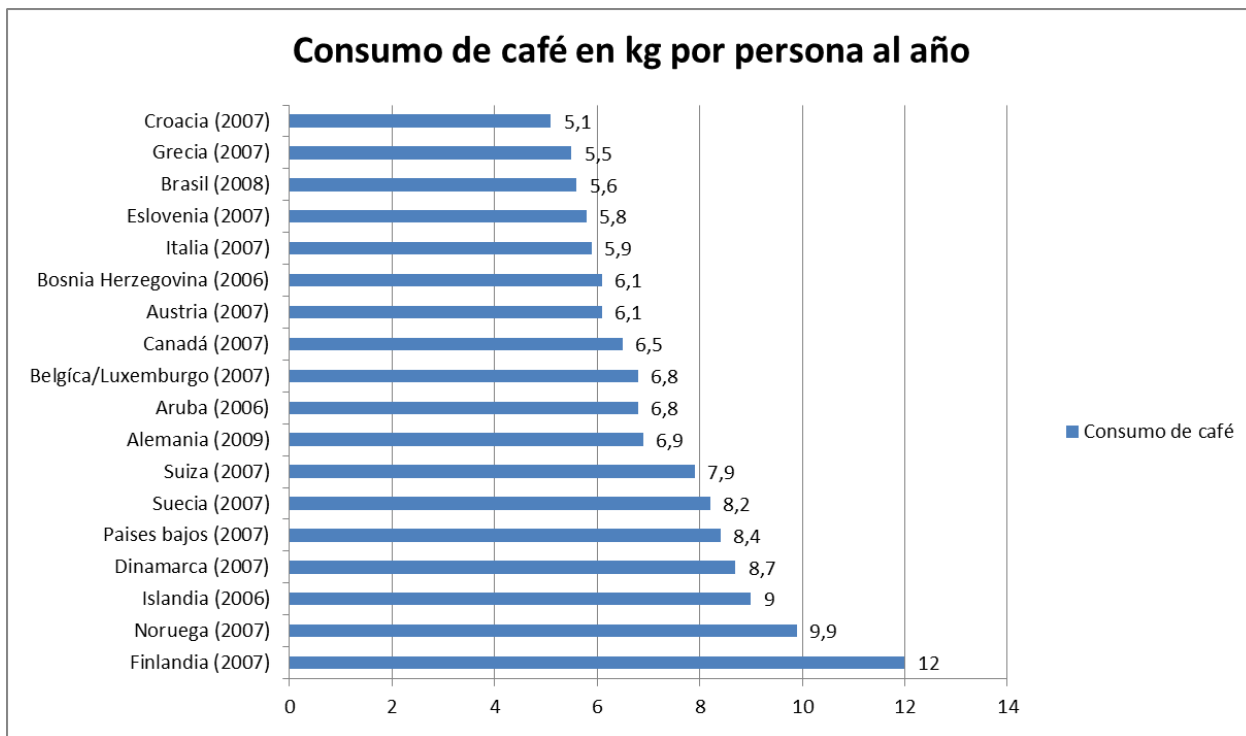


Ilustración 1: Consumo de café (kilogramos/persona/año) de los países con mayor consumo.

(Fuente: Earth Trends – International Coffee Organization. 2008. Historical Coffee Statistics.)

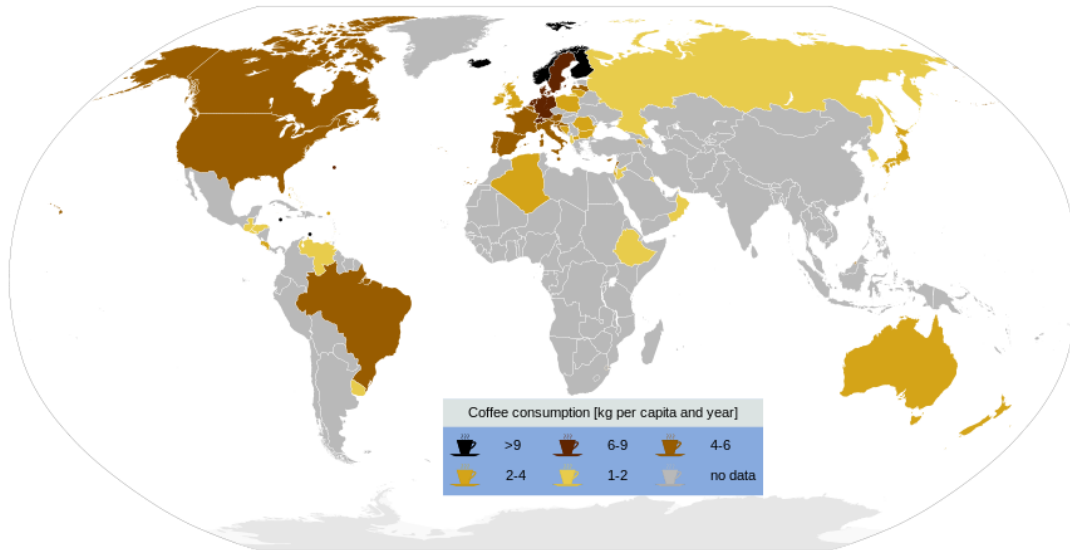


Ilustración 2: Consumo de café (kilogramos/persona/año) de los países con mayor consumo.

(Fuente: Earth Trends – Internacional Coffee Organization. 2008. Historical Coffee Statistics.)

3.1.4. El Café en Chile

La industria del café en Chile es una de las muchas que ha tenido un avance progresivo en los últimos años, el café no es una semilla propiamente tal del suelo chileno, sino que es importada desde otros países como Colombia, Perú y algunos países Sudafricanos. La cultura cafetera se está introduciendo cada vez más en Chile, tanto así que en los últimos cinco años este mercado creció un 78% en valor, alcanzando en 2010 ventas por US\$167 millones, según la consultora Euromonitor. Si bien Chile no es de los países que más consume café en Latinoamérica, su creciente consumo ha sido foco de muchos países productores de éste, debido a su alta tasa de crecimiento en los últimos 5 años.

El café no ha sido siempre la bebida caliente preferida de los chilenos, la cifra ha ido aumentando en los últimos años. El consumo de té para el 2012 eran 352 tazas de té anuales

per cápita, lo que equivale a prácticamente una taza de té diaria, el consumo del café ha aumentado en un 15,1% en los últimos dos años, llegando a un consumo de 191 tazas de café diarias según Euromonitor International. Este aumento se debe principalmente a los efectos que posee esta bebida caliente para quien lo consume, ya que el sabor, aroma, temperatura y capacidad para mantener alerta los sentidos han sido las principales características para explicar el aumento de su consumo.

Las tendencias aseguran que al café y el té no son excluyentes como uno creería, ya que ambos mercados han ido aumentando su consumo a lo largo del tiempo, y cada uno a un nivel propio, tanto en volumen como precio, por lo que se espera que estos mercados sigan creciendo en un futuro cercano, aunque a una tasa menor de la que se ha experimentado estos últimos años.

En Chile, el consumo por persona de café fue de US\$ 9,7 per cápita para el 2010, lo que está muy por debajo de los líderes consumidores de café en Latinoamérica, como lo son Brasil y Colombia, pero si existe una relación directa entre la tasa de desempleo de un país y el consumo de café de este mismo, según “The Economist” (Edición abril 2011), lo que se puede comprobar con las bajas tasas de desempleo que ha registrado Chile desde el año 2010, las cuales han estado bordeando el 6%.

Como podemos ver, existen múltiples variables que apuntan al crecimiento de esta industria, lo anterior también se debe al ingreso de nuevos competidores al mercado. A continuación, podemos ver algunos gráficos que muestra la Universidad Finis Terrae sobre el café consumido en Chile.

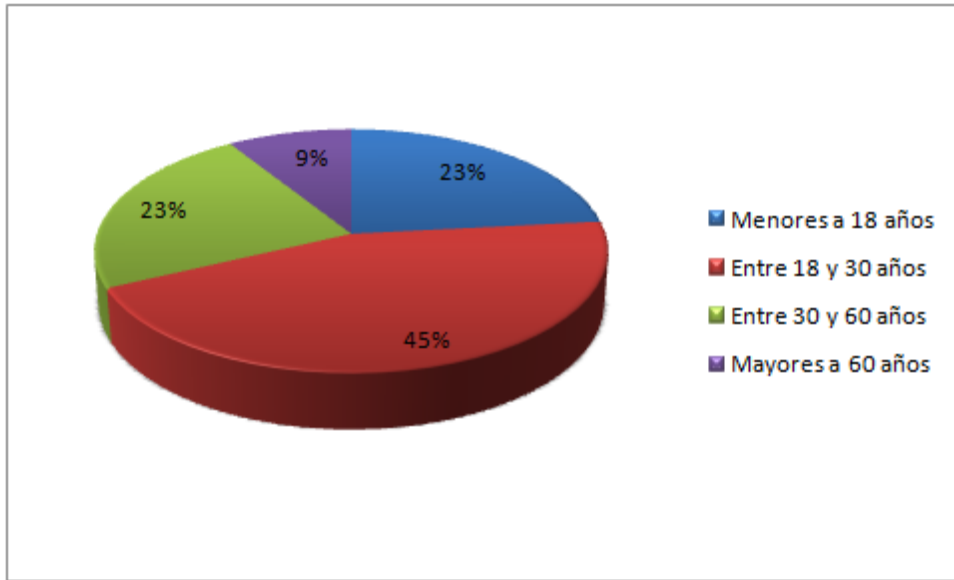


Ilustración 3: Consumo de café por edades (390 encuestados).

(Fuente: Universidad Finis Terrae)

En el gráfico se puede observar que el mayor consumo de café en Chile se concentra en jóvenes y adultos jóvenes de entre los 18 y 60 años, que corresponde al rango de edades de vida laboral para las personas.

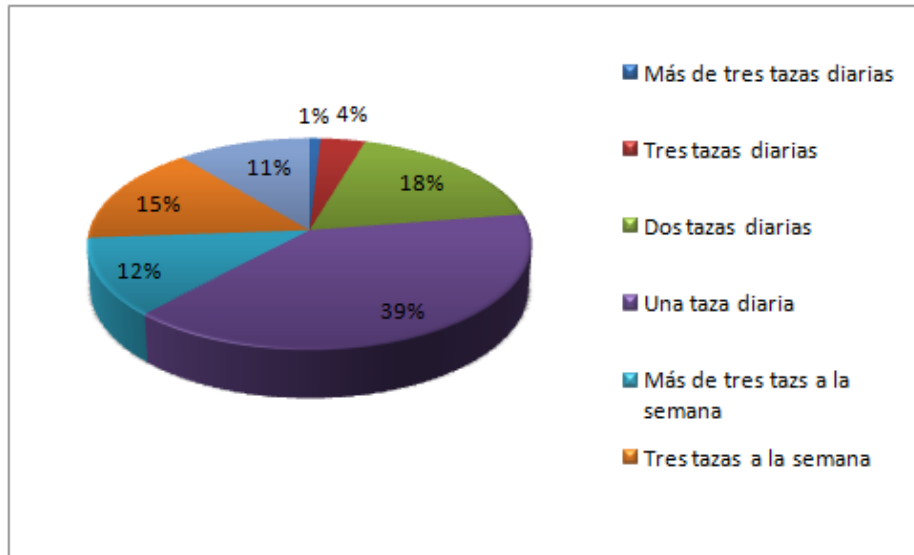


Ilustración 4: Consumo tazas de café por día (390 encuestados).

(Fuente: Universidad Finis Terrae)

En este gráfico se muestran los resultados del mismo estudio de la Universidad Finis Terrae (2012), que indica cuantas tazas de café consumen al día las personas, se aprecia que la mayoría de estas consume sólo una taza de café al día y como máximo cuatro, esto se debe a que la dosis máxima recomendada de consumo de cafeína diaria es de 400 mg valor equivalente a tomar más de cuatro tazas por día, los efectos nocivos que puede tener la cafeína pueden ser: acidez, nerviosismo, insomnio, taquicardia, temblores y espasmos musculares, entre otros.

Es así también como ha surgido el café verde, un tipo de grano de café sin tostar ni torrar, el cual posee una menor dosis de cafeína que el café regular, y tiene efectos distintos, como la sensación de saciedad, para ayudar a controlar la ingesta de alimentos y ayuda a la pérdida de peso a las personas. (Respaldiza, Ruiz Wood, & Duboy, 2014).

3.1.4.1. La Industria de las cafeterías en Chile

Actualmente el café representa una experiencia de consumo que ha evolucionado entregando status y mayores experiencias de sociabilización.

La evolución de esta industria, principalmente generada por las nuevas y mayores exigencias de unos consumidores más especializados y en busca de nuevas experiencias, ha generado que el café se posicione como un producto gourmet. Además, la cantidad de cafeterías, ya sean de cadenas o de empresarios locales, como lugares especializados y personalizados para consumir el café ha aumentado significativamente y basta comprobarlo con observar el barrio donde vivimos o trabajamos, y principalmente en Malls, Strip Centers y otros lugares de esparcimiento con alta convocatoria de público.

Durante los últimos años, esta industria ha mostrado una clara tendencia al alza por el consumo de café de calidad superior, con atributos tales como: nuevas variedades, nuevos orígenes, tipo de café, nivel de tueste, orgánicos, mejor sabor y aroma, entre otros. En relación con lo anterior, también se ha producido un gran crecimiento de especialistas en esta bebida caliente, como baristas y Sommeliers, acompañado de mayor cobertura de los medios de comunicación dando la clara señal que en particular el café tostado y molido comenzó un camino hacia el desarrollo de un nuevo entorno de la industria del café. En este sentido, y como consecuencia del alza del consumo de café de grano en los últimos años en Chile, ha disminuido el consumo de café tipo soluble, debido a una evolución de los consumidores que cada día son más sofisticados y se encuentran emigrando progresivamente a un nivel de café superior, el cual entrega nuevos y mejores atributos que precisamente están buscando estos nuevos paladares más exigentes. Esta sofisticación genera una necesidad de mayor

conocimiento y amplitud a la hora de elegir un café. De esta manera y a modo de ejemplo se puede observar que hoy en día las góndolas de supermercado demuestran el cambio significativo de la exhibición de café que hace 10 años solo mostraba el café soluble y una incipiente variedad de café tostado molido.

La forma de preparación del café ha sido otro aspecto que ha cambiado sustancialmente, ya que lanzamientos de máquinas para moler y preparar café ha sido exponencial, ya que entre 2009 y 2014 el crecimiento de máquinas para preparar café ha aumentado un 91,7%. (Ediciones Especiales El Mercurio, 2015).

Por otra parte, en esta industria se utiliza principalmente la estrategia de Marketing Mix de Plaza (Distribución). Esta estrategia se enfoca en la proliferación de locales cerca de nichos de clientes con la idea de minimizar el tiempo de traslado de estos a los locales. En este escenario el mejor representante de esta estrategia sería la cadena de cafeterías Starbucks la cual posee un gran número de locales con la finalidad de cubrir la mayor cantidad de clientes potenciales, minimizando los tiempos de desplazamiento.

En términos de estrategias genéricas la que predominan en la Industria son la de Diferenciación y Nicho en Diferenciación, debido a que cada marca de la industria busca ofrecer un servicio, mejor dicho, una experiencia única que haga que el cliente se sienta incentivado a volver, debido a que este cliente potencial se caracteriza por no poseer una lealtad fuerte a una marca, a excepción de la marcas Starbucks y Juan Valdez donde se puede observar cierto nivel de fidelización.

Para la mayoría de la clase media Chilena el valor percibido de los cafés de calidad es alto todavía, pero cada vez hay más cultura y más chilenos con dinero que están

dispuestos a gastar en buen café y a ir a cafeterías de cadena que tienen lugares muy cómodos donde sentarse, con conexión gratuita a internet que funciona bastante bien y se pueden hacer reuniones de negocios, transformándose en algunos casos en la oficina de algunas personas.

La llegada de cadenas de cafeterías gourmet como la estadounidense Starbucks y la colombiana Juan Valdez, que arribaron al país la década pasada, han contribuido de manera significativa a que los chilenos aprecien el buen aromático. Antes de que arribaran estas cadenas la enorme mayoría de chilenos no distinguía entre el café de buena y mala calidad. Les daba lo mismo, pero eso ya cambió. Aquí hay un mercado muy interesante que está en pleno crecimiento.

Actualmente Starbucks es la cadena líder en este segmento en Chile, con 43 locales, equivalentes al 48% del mercado, seguida de Juan Valdez, con 11, que representan el 19% del total. Ambas marcas tienen proyectado seguir instalando locales por todo el país. En el caso de Juan Valdez, de la mano de su socio local, Falabella, la más importante cadena chilena del retail.

Además, existe una participación importante de las cafeterías Mokka, y no menor de Emporio La Rosa, Tavelli, Bonafide, entre otras. (Roca, 2013).

Participación "Grandes Marcas"

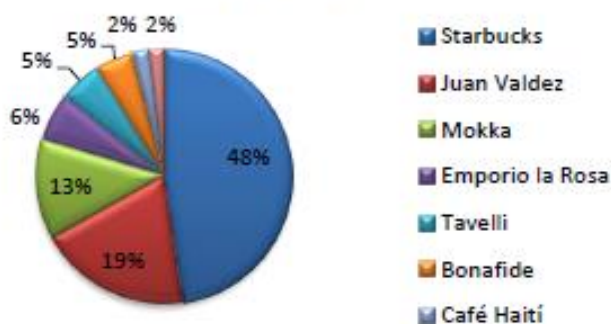


Ilustración 5: Participación Cafeterías en Chile.

(Fuente: Universidad Finis Terrae)

Del análisis anterior, se desprende que la industria del café tanto a nivel mundial como nacional, está en total crecimiento, cada vez con más consumidores que exigen mayor oferta y mejores calidades, además de buscar nuevas formas de consumir esta bebida, la cual ya es parte de nuestras vidas, ya sea en el trabajo, en la casa o bien para vivir un momento de relax. Es por esto la importancia de ofrecer nuevas alternativas que sean amigables con el medio ambiente, generando valor a sus consumidores, así como también a la sociedad.

4. MARCO TEÓRICO

4.1 Pronóstico de demanda

Un pronóstico de ventas es una estimación o nivel esperado de ventas de una empresa, línea de productos o marca de producto, que abarca un periodo de tiempo determinado y un mercado específico. (Kotler, 2002).

Por otro lado, Adam y Ebert, indican que “el Pronóstico es un proceso de estimación de un acontecimiento futuro, proyectando hacia el futuro datos del pasado. Los datos del pasado se combinan sistemáticamente en forma predeterminada para hacer una estimación del futuro”. (Adam & Ebert, 1991).

De acuerdo a Hillier, el pronóstico es una herramienta básica en la toma de decisiones de la administración y en particular, es un componente esencial para que cualquier sistema de inventarios tenga éxito. (Hillier & Lieberman, 2015).

Considerando los conceptos anteriores, se puede indicar, que el pronóstico de demanda conlleva toda la serie de actividades enfocadas a la estimación y el análisis de las ventas futuras de un producto en particular, una familia de productos o servicios, mediante la aplicación sistemática de las metodologías de predicción existentes, con la finalidad de que las estimaciones futuras funcionen como base para la toma de decisiones de la administración.

4.1.1. Componentes de la demanda

Chase menciona que la demanda de productos o servicios se puede dividir en seis componentes (Aquilano, Jacobs, & Chase, 2009):

1. Demanda promedio para el período.
2. Tendencia.
3. Elementos estacionales.
4. Elementos cíclicos.
5. Variación aleatoria.
6. Auto correlación.

Los factores críticos son difíciles de determinar porque el tiempo se desconoce o no se toma en cuenta la causa de ciclo. La influencia cíclica sobre la demanda puede provenir de eventos tales como elecciones políticas, guerras, condiciones económicas o presiones sociales.

Las variaciones aleatorias son provocadas por eventos fortuitos. Estadísticamente, al restar todas las causas conocidas de la demanda (promedio, tendencia, estacionales, cíclicas y de autocorrelación) de la demanda total, lo que queda es la parte que no se puede explicar de la demanda. Cuando no se puede explicar la causa se determina que es aleatoria.

La autocorrelación indica la persistencia de la ocurrencia. De forma más específica, el valor esperado en un momento dado tiene una correlación muy alta con sus propios valores anteriores.

Cuando la demanda es aleatoria, es probable que varíe en gran medida de una semana a otra. Donde existe una correlación alta, no se espera que la demanda cambie mucho de una semana a otra.

Las líneas de tendencia casi siempre son el punto de inicio al desarrollar un pronóstico, éstas se ajustan de acuerdo con los efectos estacionales, los elementos cíclicos y cualquier otro evento esperado que puede influir en el pronóstico final.

Chase explica que un método de pronósticos de uso muy común gráfica los datos y luego busca la distribución estándar (como lineal, curva S, asintótica o exponencial) que se adapta mejor a éstos.

4.1.2. Características de la demanda

El pronosticar la demanda de un producto por parte de los consumidores es una tarea difícil ya que depende de muchos factores. Por ejemplo, es previsible que la demanda de fertilizante para el césped aumente en los meses de primavera y verano; sin embargo, en los fines de semana específicos en los que la demanda es más intensa, esta depende de factores incontrolables, como el clima. Otros patrones son más previsibles. Así pues, la demanda semanal de cortes de cabello en una barbería de la localidad, puede ser bastante estable de una a otra semana, aun cuando la demanda diaria sea más intensa los sábados por la mañana y más baja los lunes y martes. Para pronosticar la demanda en este tipo de situaciones es necesario descubrir los patrones básicos a partir de la información disponible.

4.1.3. Clasificación de los Pronósticos

De acuerdo con Chase, los pronósticos se pueden clasificar en cuatro tipos básicos: cualitativos, análisis de series de tiempo, relaciones causales y simulación. (Aquilano, Jacobs, & Chase, 2009).

Chase explica que las técnicas cualitativas son subjetivas y se basan en estimados y opiniones. Por otro lado, los análisis de series de tiempo se fundamentan en la idea de que es posible utilizar información relacionada con las ventas pasadas para la predicción. Esta información puede estar compuesta por otros elementos como influencias de tendencias, estaciones o cíclicas. El Pronóstico causal se analiza utilizando la técnica de regresión lineal y supone que la demanda se relaciona con algún factor subyacente en el ambiente. Por otra parte, la simulación permite a los pronosticadores manejar diferentes supuestos de la condición del pronóstico.

4.1.3.1. Métodos de Pronósticos Cualitativos

Ballou menciona que los métodos cualitativos utilizan el juicio y la intuición, las encuestas o técnicas comparativas para generar estimados cuantitativos acerca del futuro. de igual forma, indica que la información que es utilizada para la integración del pronóstico por lo regular no es cuantitativa, es intangible y subjetiva. La información histórica no resulta ser muy relevante o útil para el pronóstico. La naturaleza de los métodos, los hacen difíciles de estandarizar y validar su precisión por no estar fundamentados en el método científico. Son métodos utilizados en su mayoría para mediano y largo plazo. (Ballou, 2004).

Los métodos cualitativos:

- Generalmente se basan en juicios o en factores causales relacionados con un producto o servicio en particular.
- No requiere datos históricos, por lo que son útiles para nuevos productos o servicios.
- Los enfoques varían en sofisticación desde encuestas conducidas científicamente a pura intuición.
- El enfoque apropiado depende de la etapa del ciclo de vida en que el producto se encuentre.

De acuerdo con las propuestas de Ballou, Nahmias y Schroeder se integró la siguiente tabla para clasificar y describir brevemente las técnicas de pronósticos cualitativos más comunes:

Tabla 3: Técnicas de Pronósticos Cualitativos

(Fuente: Ballou, 2004; Schroeder, 1996; Nahmias, 2007)

Método	Descripción	Usos	Horizonte de tiempo
Investigación de mercados	Procedimiento sistemático, formal y consciente de evolución y validación de hipótesis sobre mercados reales.	Pronósticos de las ventas totales de la compañía, de grupos de productos importantes o de productos individuales o de nueva creación.	Medio Largo
Agregados de la fuerza de Ventas	Estos pronósticos se realizan a través de estimaciones de ventas de los productos para el próximo año que determinan los miembros de la fuerza de venta. Estas estimaciones son revisadas y complementadas con las estimaciones de Gerentes Regionales.	Buena fuente para identificar cambios en las preferencias de los clientes. El agregado de fuerza de ventas puede ser inexacto cuando la compensación al personal de ventas se basa en cubrir una cuota.	Corto Mediano
Método Delphi	Un panel de expertos es interrogado mediante una secuencia de cuestionarios en los que las respuestas a un cuestionario se utilizan para producir el segundo cuestionario. Cualquier información disponible para unos expertos y no para otros es transmitida a estos últimos lo que permite a todos los expertos tenga acceso a toda la información de los pronósticos. Esta técnica elimina el efecto de tendencia moderna de la opinión mayoritaria.	Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidad o instalaciones. Pronósticos tecnológicos para evaluar cuándo pueden presentarse los cambios tecnológicos.	Medio Largo
Analogía Histórica	Es un análisis comparativo de la introducción y crecimiento de nuevos productos similares que basan el pronóstico en patrones de similitud	Pronósticos de ventas a largo plazo para planeación de capacidades o instalaciones.	Medio Largo
Pronóstico Visionario	Profecía en que se utilizan perspectivas personales, juicios y en la medida de lo posible hechos acerca de distintos escenarios futuros. Se caracterizan por conjeturas subjetivas e imaginación, en general, los métodos utilizados no son científicos.	Pronósticos para productos de nueva creación.	Medio Largo

4.1.3.2. Métodos de Pronósticos Cuantitativos

Nahmias identifica este tipo de métodos como métodos objetivos y los define como aquellos en los que el Pronóstico se deriva de un análisis de datos. Un método de series de tiempo es aquel que usa sólo valores pasados en cuanto al fenómeno que se desea predecir. Los modelos causales son aquellos que usan datos provenientes de fuentes distintas a las series que están pronosticando, es decir, pueden existir otras variables con valores que están vinculadas de alguna forma a lo que se está pronosticando. (Nahmias, 2014).

Los modelos cuantitativos de pronósticos son modelos matemáticos que se basan en datos históricos. Estos modelos suponen que esta información es relevante para el futuro.

Los métodos cuantitativos:

- Se basan en la suposición de que las fuerzas que generaron la demanda en el pasado, generaran la demanda futura.
- Los análisis de los patrones de demanda en el pasado proveen una buena base para pronosticar la demanda en el futuro.

Al igual que con los métodos Cualitativos, a continuación, se presenta una breve descripción de algunos métodos Cuantitativos que existen para el cálculo de Pronósticos.

Tabla 4: Técnicas de Pronósticos Cuantitativos

(Fuente: Ballou, 2004; Schroeder, 1996)

	Método	Descripción	Usos	Horizonte de tiempo
Series de Tiempo	Promedio Móvil	Cada punto de un promedio móvil de un serie de tiempo es el promedio aritmético o ponderado de un número de puntos consecutivos de la serie, donde el número de puntos de información se selecciona de manera que los efectos de estacionalidad o irregularidad se eliminen.	Planeación de corto a mediano plazo, para inventarios niveles de producción y programación. Es un método útil cuando existen demasiados productos.	Corto
	Suavización exponencial	Esta técnica es similar al promedio móvil, excepto que los puntos que son más recientes reciben mayor ponderación. El nuevo pronóstico será igual al anterior más cierta parte del error de pronósticos pasados. La nivelación exponencial doble o triple son versiones complejas del modelo básico que explican la variación de tendencia y estacionalidad de la serie de tiempo.	Aplica a los mismos casos que el promedio móvil	Corto
	Técnica Box Jenkins	Complejo procedimiento iterativo basado en computadora que produce un modelo de promedios móviles integrado y autoregresivo, que se ajusta para los factores de tendencia y estacional, estima los parámetros apropiados de ponderación, valida el modelo y repite el ciclo según sea apropiado.	Limitado debido al costo de los productos que requieren de pronósticos muy exactos a corto plazo	Corto Mediano
	Modelos matemáticos	Un modelo lineal o no lineal ajustado con los datos de series de tiempo, normalmente mediante regresión. Incluye las líneas de tendencia, polinomios, logaritmos lineales, series de Fourier, etc.	Aplica lo mismo que la Promedio móvil pero con limitaciones debido al costo y uso con pocos productos	Corto Mediano

Tabla 5: Técnicas de Pronósticos Cuantitativos

(Fuente: Ballou, 2004; Schroeder, 1996).

	Método	Descripción	Usos	Horizonte de tiempo
Series de Tiempo	Descomposición de series de tiempo	Método para descomponer una serie de tiempo en componentes estacionales, de tendencia y regularidad.	Es adecuado para identificar puntos críticos y es una excelente herramienta de pronóstico para el período de tiempo mediano-largo, es decir, de tres a 12 meses.	Corto Mediano
	Análisis de regresión	Relaciona la demanda con otras variables que "causan" o explican su nivel. Las variables se seleccionan sobre la base de significancia estadística. La disponibilidad de programas de regresión por computadora hace de esta técnica, una de las populares.	Adecuada para Planeación a corto o mediano plazo, para producción agregada o inventario que involucren a pocos productos. Útil cuando hay estrechas relaciones de causa-efecto.	Corto Mediano
Modelos Causales	Modelos econométricos	Un modelo econométrico es un sistema de ecuaciones de regresión interdependientes que describe las ventas de cierto sector económico. Los parámetros de la ecuación de regresión por lo general se estiman en forma simultánea. Son modelos costosos a desarrollar, sin embargo, debido al modelo al sistema de ecuaciones inherentes, éstos expresan mejor las causalidades involucradas de una ecuación de relación ordinaria y por lo tanto precise de forma precisa los puntos críticos.	Útil para pronósticos de ventas por clases de productos para planeación a corto y mediano plazo	Corto Mediano
	Modelo de insumo	Método para pronosticar que describe el flujo de un sector de la economía a otro para predecir los insumos que se necesitan para producir los productos que requiere otro sector.	Pronósticos de venta de toda la Compañía o de todo el país por sector económico.	
Simulación	Simulación dinámica	Este método utiliza la computadora para simular en el tiempo el efecto de las ventas de producto final sobre los requerimientos en distintos puntos del canal de distribución y suministros. Los requerimientos se indican mediante políticas de inventarios, programas de producción y políticas de compras.	Pronósticos de ventas de toda la compañía para productos o grupos importantes de productos.	Mediano Largo

4.1.3.2.1. Métodos para pronosticar series de tiempo

“Series de tiempo es un término que hace referencia a un conjunto de fenómenos físicos o económicos observados en puntos discretos de tiempo, normalmente espaciados equitativamente. La idea es que la información del patrón de observaciones pasadas puede inferirse y usarse para pronosticar valores futuros de las series” (Nahmias, 2014).

El Modelo de Series de tiempo es uno de los tipos de predicción cuantitativa más comunes y cuentan con dos elementos importantes: la serie de datos que se va a pronosticar y el período de tiempo a utilizarse. Un modelo de este tipo supone siempre que un patrón o combinación de patrones es recurrente a través del tiempo. De esta manera identificando y extrapolando dicho patrón, se pueden desarrollar pronósticos para periodos subsecuentes. Además de la importancia de la secuencia de los periodos como variable en un modelo de series de tiempo, éste supone explícitamente que el patrón subyacente puede identificarse sólo con base en los datos históricos de esa serie. Una ventaja de los modelos de series de tiempo es que las reglas básicas de contabilidad se orientan hacia periodos de tiempo secuenciales. Esto significa que en la mayoría de las empresas los datos se encuentran disponibles con base en estos periodos de tiempo y pueden utilizarse en la aplicación de un método de predicción de series de tiempo. (Makridakis, 1990).

Para pronósticos a corto plazo, se usan mucho los métodos de series de tiempo. Una serie de tiempo es simplemente una lista cronológica de datos históricos, para la que la suposición esencial es que la historia predice el futuro de manera razonable. Existen varios modelos y métodos de series entre los cuales elegir, y que incluyen el modelo constante, de tendencia y estacional, dependiendo de los datos históricos y de la comprensión del proceso fundamental.

En el análisis de series de tiempo se intenta aislar los patrones que surgen con mayor frecuencia. Éstos incluyen los siguientes: (Nahmias, 2014):

Tendencia: Se refiere a la proclividad de una serie de tiempo a mostrar un patrón estable de crecimiento o de declive. Distinguimos entre tendencia lineal (que es el patrón descrito en una línea recta) y la tendencia no lineal (el patrón descrito por una función no lineal, como una curva exponencial o cuadrática). Cuando no se especifica el patrón de la tendencia, generalmente se da por hecho que es lineal.

Estacionalidad: Un patrón estacional es aquel que se repite en intervalos fijos. En las series de tiempo, generalmente pensamos en el patrón que se repite cada año, aunque también son comunes los patrones estacionales mensuales, semanales y diarios. La moda, los helados y el combustible muestran un patrón estacional anual. El consumo de electricidad muestra un fuerte patrón estacional diario.

Ciclos: La variación cíclica es similar a la estacionalidad, excepto porque la duración y la magnitud del ciclo puede variar. Los ciclos se asocian con variaciones económicas a largo plazo (esto es, los ciclos comerciales) que pueden presentarse además de las fluctuaciones estacionales.

Aleatoriedad (Ruido): Una serie aleatoria pura es aquella en la que no existe un patrón reconocible para los datos. Los datos pueden generarse de una forma que, aun siendo puramente aleatoria, muchas veces aparentan tener una estructura. Un ejemplo podría ser la metodología de tabuladores del mercado de valores que impone formas de patrones aleatorios en los datos de precios de mercado. Por otro lado, los datos que parecen ser aleatorios pueden

tener una estructura definitiva. Los datos verdaderamente aleatorios fluctúan en torno a una media fija forman lo que se le conoce como patrón horizontal.

Modelo Arima

Los modelos ARIMA, son una metodología desarrollada por Box y Jenkins en el año 1970, donde se busca identificar, estimar y diagnosticar modelos dinámicos de series temporales en los cuales el tiempo representa un papel fundamental.

Los modelos ARIMA son la integración de dos tipos de modelos, los auto regresivos y los de media móvil (ARIMA es la sigla en inglés “Auto Regressive Integrated Moving Average), desarrollado por Box-Jenkins, los cuales se basan en el tratamiento de la correlación de la serie.

Cabe destacar que para la utilización de este tipo de modelos, se requiere que la serie de tiempo sea estacionaria (que no tenga una tendencia de crecimiento, por ejemplo) y que satisfaga homocedasticidad (varianza relativamente constante en el tiempo). Si bien estas condiciones parecen sesgar bastante al universo de series de tiempo ante el cual se pueden aplicar estos métodos, este hecho se resuelve aplicando el modelo ARIMA a una transformación de la serie, por ejemplo la diferencia entre periodos, ó simplemente una transformación logarítmica.

Como ya se mencionó, un modelo ARIMA utiliza elementos auto-regresivos (AR) y de medias móviles (MA), así como también órdenes de integración (I).

Por otro lado, el enfoque de la metodología se hace útil para la predicción a corto plazo pero no para la comprensión de fenómeno o simulación de escenarios.

La ventaja de la metodología está en que no requiere distintas series de datos, es decir otras variables referidas al mismo periodo de tiempo, lo que implica un ahorro en la identificación y especificación del modelo en el sentido de la econometría tradicional. (Domínguez Gijón & Zambrano Reyes, 2011).

El enfoque de este modelo parte del hecho de que la serie de tiempo que se trata predecir es generalizada por un proceso estocástico cuya naturaleza puede ser caracterizada por un modelo. Para efectuar la estimación de un modelo ARIMA se requiere de una serie de tiempo mensual o trimestral que cuente con un elevado número de observaciones.

Básicamente la metodología consiste en encontrar un modelo matemático que represente el comportamiento de una serie temporal de datos y permita hacer previsiones únicamente introduciendo el periodo de tiempo correspondiente.

El modelo ARIMA explica el comportamiento de una serie temporal a partir de observaciones pasadas de la propia serie y a partir de los errores pasados de previsión. La notación compacta de los modelos ARIMA es la siguiente:

$$ARIMA = (p, d, q)$$

En donde:

p = es el número de parámetros autorregresivos

d= es el número de diferenciaciones para que la serie sea estacionaria

q= número de parámetros de medias móviles.

El Modelo Box-Jenkins ARIMA viene representado por la siguiente ecuación:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 y_{t-1} + L + \phi_p y_{t-p} + a_t - \theta_1 a_{t-1} - L - \theta_q a_{t-q}$$

El método Box-Jenkins proporciona predicciones sin necesidad de la existencia de algún tipo de condición previa, además de ser parsimonioso respecto a los coeficientes. Una vez encontrado el modelo, se pueden efectuar de manera inmediata predicciones y comparaciones entre datos reales y estimados para observaciones pertenecientes al pasado. (Garduño García, 2011).

Cada término AR corresponde al uso de valores rezagados de observaciones pasadas en el modelo de regresión de la observación actual:

$$(p): y_t = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_p y_{t-p} + \epsilon_t$$

En este caso, los modelos AR tratan de describir el valor futuro de la serie en base a sus observaciones anteriores más un error.

Cada término MA corresponde al uso de valores rezagados de errores pasados en el modelo de regresión de la observación actual, asumiendo este tipo de modelos que el valor futuro de la serie puede ser predicho en base a los errores anteriores.

$$(q): y_t = \epsilon_t + \theta_1 \epsilon_{t-1} + \theta_2 \epsilon_{t-2} + \dots + \theta_q \epsilon_{t-q}$$

Cada orden de integración I corresponde a una diferenciación de la serie. Si la diferenciación es estacional (trimestres, semestres, años) entonces el modelo se denomina

Seasonal-ARIMA o SARIMA, que a su vez puede contener elementos estacionales de auto-regresión (SAR) o medias móviles (SMA):

$$\textit{Diferenciación ordinaria: } y_t - y_{t-1} = \epsilon_t$$

$$\textit{Diferenciación estacional: } y_t - y_{t-T} = \epsilon_t$$

La caracterización general de un modelo SARIMA es:

$$\textit{SARIMA}(p,d,q)x(P,D,Q)_T$$

Donde p es la cantidad de términos auto-regresivos, q de términos de media móvil, P de términos auto-regresivos estacionales, Q de términos de media móvil estacional, d es el orden de integración ordinaria, D es el orden de integración estacional y T la referencia para la integración estacional. La elección de estos parámetros determinará la precisión del pronóstico, y este proceso se realiza mediante la metodología desarrollada por Box-Jenkins en base al tratamiento de la correlación de la serie.

Aspectos metodológicos

Una serie de tiempo es por naturaleza un proceso estocástico, esto es una familia de variables aleatorias asociadas a un conjunto índice de números reales, el tiempo en este caso, de tal forma que cada elemento del conjunto le corresponde una y solo una variable aleatoria. (Domínguez Gijón & Zambrano Reyes, 2011).

Entre los requerimientos del modelo ARIMA es que estos sean de varianza y media constante, esto quiere decir que no posean una tendencia y una distribución constante de la varianza. Pero como los modelos reales no tienen un comportamiento necesariamente como

se especifica, será necesario aplicar una serie de etapas para determinar el modelo ARIMA y sus índices “p,d,q”, donde vienen a ser: “p” la componente auto regresiva, “d” la componente de integración y “q” la estructura de media móvil. (de la Fuente Fernández, s.f.).

Del mismo modo para la elaboración de un método correcto y eficaz se ha de seguir las siguientes fases:

La metodología de Box y Jenkins se resume en cuatro fases:

• **La primera fase** consiste en identificar el posible modelo ARIMA que sigue la serie, lo que requiere:

- Decidir qué transformaciones aplicar para convertir la serie observada en una serie estacionaria.
- Determinar un modelo ARMA para la serie estacionaria, es decir, los órdenes p y q de su estructura autorregresiva y de media móvil.

• **La segunda fase:** Seleccionado provisionalmente un modelo para la serie estacionaria, se pasa a la segunda etapa de estimación, donde los parámetros AR y MA del modelo se estiman por máxima verosimilitud y se obtienen sus errores estándar y los residuos del modelo.

• **La tercera fase es** el diagnóstico, donde se comprueba que los residuos no tienen estructura de dependencia y siguen un proceso de ruido blanco. Si los residuos muestran estructura se modifica el modelo para incorporarla y se repiten las etapas anteriores hasta obtener un modelo adecuado.

• **La cuarta fase es** la predicción, una vez que se ha obtenido un modelo adecuado se realizan predicciones con el mismo.

(de la Fuente Fernández, s.f.)

La forma de seguir estas etapas queda expuesta por el documento elaborado por de Arce y Mahía, que explica que las etapas que habitualmente implica la estimación de un modelo ARIMA son:

1. Análisis de la estacionariedad de la serie:

a. Estacionariedad en media:

i. Detección: presencia de tendencias deterministas (no estacionariedad en media) por observación gráfica

ii. Corrección: aplicación de filtros de tendencia

b. Estacionariedad en varianza:

i. Detección: aplicación de tests de Raíces Unitarias

ii. Corrección: integración de la serie

2. Análisis de la estacionalidad de la serie estacionaria y eventual filtrado de la estacionalidad

3. Identificación de la estructura ARIMA para la serie estacionaria y (eventualmente filtrada de estacionalidad)

4. Estimación de los parámetros del modelo ARIMA.

(de Arce & Mahía, 2001).

Modelos Econométricos

La econometría, igual que la economía, tiene como objetivo explicar una variable en función de otras. Esto implica que el punto de partida para el análisis econométrico es el modelo económico y este se transformará en modelo econométrico cuando se han añadido las especificaciones necesarias para su aplicación empírica. Es decir, cuando se han definido las variables (endógenas, exógenas) que explican y determinan el modelo, los parámetros estructurales que acompañan a las variables, las ecuaciones y su formulación en forma matemática, la perturbación aleatoria que explica la parte no sistemática del modelo, y los datos estadísticos.

A partir del modelo econométrico especificado, en una segunda etapa se procede a la estimación, fase estadística que asigna valores numéricos a los parámetros de las ecuaciones del modelo. Para ello se utilizan métodos estadísticos como pueden ser: mínimos cuadrados ordinarios, máxima verosimilitud, mínimos cuadrados bietápicos, etc. Al recibir los parámetros el valor numérico define el concepto de estructura que ha de tener valor estable en el tiempo especificado.

La tercera etapa en la elaboración del modelo es la verificación y contrastación, donde se someten los parámetros y la variable aleatoria a unos contrastes estadísticos para cuantificar en términos probabilísticos la validez del modelo estimado.

La cuarta etapa consiste en la aplicación del modelo conforme al objetivo del mismo.

En general los modelos econométricos son útiles para:

- Análisis estructural y entender cómo funciona la economía.
- Predicción de los valores futuros de las variables económicas.

- Simular con fines de planificación distintas posibilidades de las variables exógenas.
- Simular con fines de control valores óptimos de variables instrumentales de política económica y de empresa.

Expresión del modelo básico de regresión lineal

La expresión formal del modelo básico de regresión lineal, que es el modelo básico en econometría queda formulada como se expresa a continuación:

$$Y_i = \beta_1 + \beta_2 X_{2i} + \dots + \beta_k X_{ki} + u_i$$

Dónde:

Y: es la variable endógena o explicada cuyo comportamiento se quiere analizar.

X: cada una de las variables exógenas o explicativas y que son consideradas como las causas que crean transformaciones en la variable endógena.

B: son los parámetros cuyo valor se desconoce y se desean estimar. A través de la estimación de los parámetros se obtiene una cuantificación de las relaciones existentes entre la Y y cada una de las X.

U: perturbación aleatoria que recoge el efecto conjunto de otras variables no directamente explicitadas en el modelo, cuyo efecto individual sobre la endógena no resulta relevante.

I: es el subíndice que hace referencia a las diversas observaciones para las cuales se establece su validez.

(Medina Moral , s.f).

4.1.4. Medición de los métodos cuantitativos de Pronóstico

De acuerdo a Makridaki, el término exactitud se refiere a la bondad de ajuste, lo que a su vez tiene que ver con qué tan bien puede reproducir los datos que ya se conocen el modelo de predicción seleccionado. En los modelos de datos de series temporales, es posible utilizar un subconjunto de los datos conocidos para pronosticar sobre el resto de información, posibilitándose el análisis de la precisión de los pronósticos más directamente. Para el usuario de los pronósticos, la exactitud más importante es la de las predicciones futuras. (Makridakis, 1990).

A continuación se presentan algunas medidas de exactitud:

Tabla 6: Medidas de exactitud.

(Fuente: Elaboración propia en base a información de (Perez, 2015))

Método	Descripción	Horizonte de tiempo
Error Promedio	Para medir la exactitud se puede calcular el error promedio (o medio), que es el promedio de la suma del valor de los errores,	$ME = \frac{\sum_{i=1}^n e_i}{n}$
Desviación Media Absoluta	En casos donde el error promedio resulte negativo y positivo lo que acerca la suma a cero, se consideran los valores absolutos (sin tomar en cuenta los signos positivos o negativos) la Desviación media absoluta (MAD), que en otras palabras es el error absoluto promedio a lo largo de varios períodos.	$MAD = \frac{\sum_{i=1}^n e_i }{n}$
Error cuadrado medio	Otra medida es el Error cuadrado medio (MSE) que se obtiene al elevar al cuadrado cada uno de los errores y calcular la media de esos valores al cuadrado. Una de las diferencias entre la desviación media absoluta (MAD) o el error porcentual absoluto medio (MAPE) y el error cuadrado medio (MSE) es que castiga mucho más a un pronóstico por desviaciones extremas que por desviaciones pequeñas.	$MSE = \frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n}$
Error porcentual Error porcentual medio	Se obtiene al calcular el error absoluto para cada periodo de tiempo, dividiendo el error absoluto entre el correspondiente valor y luego se multiplica por 100, después se suman todos y en seguida se divide entre el número de valores utilizados y se obtiene el MAPE. Como un porcentaje, esta medida es relativa, y es por eso que algunas veces se prefiere el error promedio o la MAD como medida de precisión.	$PE = \frac{X_t - F_t}{X_t} (100)$ $MPE = \frac{\sum_{i=1}^n PE_i }{n}$

5. DESARROLLO

5.1. Diseño metodológico

Para generar las estimaciones de demanda se utilizarán las metodologías expuestas en el capítulo anterior, aplicada a la serie de tiempo de la venta de café en Viña del Mar en etapas mensuales. En primer término, se describen las fuentes de información de donde fueron obtenidos los datos históricos de la demanda de café, posteriormente se utilizará un método causal para la construcción de modelos econométricos y por último, se detallará la aplicación de la metodología definida por Box y Jenkins (1976) para la creación de modelos de series de tiempo. Ambos métodos se utilizarán para pronosticar la demanda de café en Viña del Mar.

En particular, se analizará el consumo de café en la ciudad de Viña del Mar, específicamente de las máquinas expendedoras de café modelo Vending de Nescafé, que expende en sus distintas variedades, espresso, café con leche, mokaccino, capuccino, entre otras variedades. Estas máquinas se encuentran localizadas en restaurantes, casinos, universidades, centros de salud, entre otros.

5.2. Levantamiento de información

La información fue obtenida directamente de la empresa Nestlé división Nescafé, quien suministra las máquinas a los distintos locales comerciales e instituciones, por lo tanto, es quien vende el café e insumos que utilizan las máquinas, esto les permite llevar un registro

de la cantidad de café que se vende en los distintos sectores de la comuna e incluso detallado por cada cliente. Estos datos se complementarán con los de la comuna de Los Andes, en la cual existe también una gran cantidad de estas máquinas. Se considera esta última comuna principalmente por la diferencia de temperaturas promedio respecto a Viña del Mar, lo que permitirá desarrollar modelos predictivos más robustos.

Se utilizará una muestra que contiene observaciones desde enero del 2013 a abril del 2016, 40 observaciones por comuna, en la cual se detallan las ventas de café en cada uno de los meses, incluyendo el número de máquinas mensuales, para cada comuna.

La información se complementó con datos que se consideraron pueden influir en el consumo de café, como la temperatura media mensual y las precipitaciones medias mensuales, ambas extraídas del INE. Se consideró también la estación del año, los días hábiles de cada mes, de manera de determinar que variables puede influir más en el consumo de café, que permitan desarrollar un modelo y pronóstico más robustos. Al contar con esta información se pueden comparar ambas comunas, y visualizar de mejor manera como las temperaturas, por ejemplo, pueden influir en el consumo de café, considerando que la comuna de Los Andes tiene temperaturas más extremas que las de Viña del Mar.

A continuación, se presenta el set de 40 observaciones recopilado.

Tabla 7: Observaciones recopiladas para comuna de Viña del Mar.

(Fuente: Elaboración propia en base a información obtenida de Nestlé Chile S.A e INE)

N° Observación	Mes/Año	Venta café mensual	N° maquinas	Estación del año	T° amb. Promedio °C	Precipitacion Mensual mm
1	abr-16	\$ 85.179.212	409	otoño	15,2	105
2	mar-16	\$ 76.640.292	404	verano	16,69	0
3	feb-16	\$ 53.585.468	395	verano	17,64	0
4	ene-16	\$ 47.380.162	397	verano	17,68	0
5	dic-15	\$ 64.164.844	436	primavera	17,065	0
6	nov-15	\$ 61.430.261	491	primavera	15,93	1
7	oct-15	\$ 79.442.105	493	primavera	14,34	79
8	sept-15	\$ 57.017.425	495	invierno	12,92	61
9	ago-15	\$ 88.379.278	492	invierno	12,097	134
10	jul-15	\$ 97.886.565	498	invierno	11,95	32
11	jun-15	\$ 87.559.851	495	otoño	12,3	0
12	may-15	\$ 69.777.895	445	otoño	13,58	1
13	abr-15	\$ 85.061.652	441	otoño	15,25	0
14	mar-15	\$ 66.300.966	427	verano	16,15	0
15	feb-15	\$ 58.070.240	410	verano	17	0
16	ene-15	\$ 50.780.957	408	verano	17,68	0
17	dic-14	\$ 60.054.587	407	primavera	16,7	0
18	nov-14	\$ 55.502.088	405	primavera	15,5	0
19	oct-14	\$ 70.581.592	404	primavera	14,9	0
20	sept-14	\$ 67.170.667	387	invierno	12,1	56,7
21	ago-14	\$ 55.161.763	381	invierno	11,7	65,6
22	jul-14	\$ 82.963.564	371	invierno	10,1	60,1
23	jun-14	\$ 86.669.122	373	otoño	9,3	225
24	may-14	\$ 54.318.179	375	otoño	13,3	12
25	abr-14	\$ 68.762.296	378	otoño	14,2	0
26	mar-14	\$ 67.450.514	377	verano	15,6	1
27	feb-14	\$ 43.119.911	387	verano	16,8	0
28	ene-14	\$ 51.401.788	397	verano	17	0
29	dic-13	\$ 57.302.356	397	primavera	16,5	0
30	nov-13	\$ 53.272.253	392	primavera	13	0
31	oct-13	\$ 66.585.058	385	primavera	12,8	0
32	sept-13	\$ 54.291.308	379	invierno	12,1	0
33	ago-13	\$ 68.310.972	375	invierno	9,9	32,2
34	jul-13	\$ 68.828.686	373	invierno	9,5	16,3
35	jun-13	\$ 72.626.242	371	otoño	9,5	60,6
36	may-13	\$ 46.170.452	367	otoño	11,6	173,3
37	abr-13	\$ 58.447.952	356	otoño	13,6	0
38	mar-13	\$ 57.661.207	344	verano	16,4	0
39	feb-13	\$ 26.631.543	336	verano	18,8	0
40	ene-13	\$ 23.888.946	330	verano	17,9	0

A continuación, se presentan gráficos de barra y dispersión de las ventas de café mensual en Viña del Mar, en el primer grafico se puede observar comparativo mensual de venta, mientras que en el segundo se observa la evolución de las ventas de café del periodo.

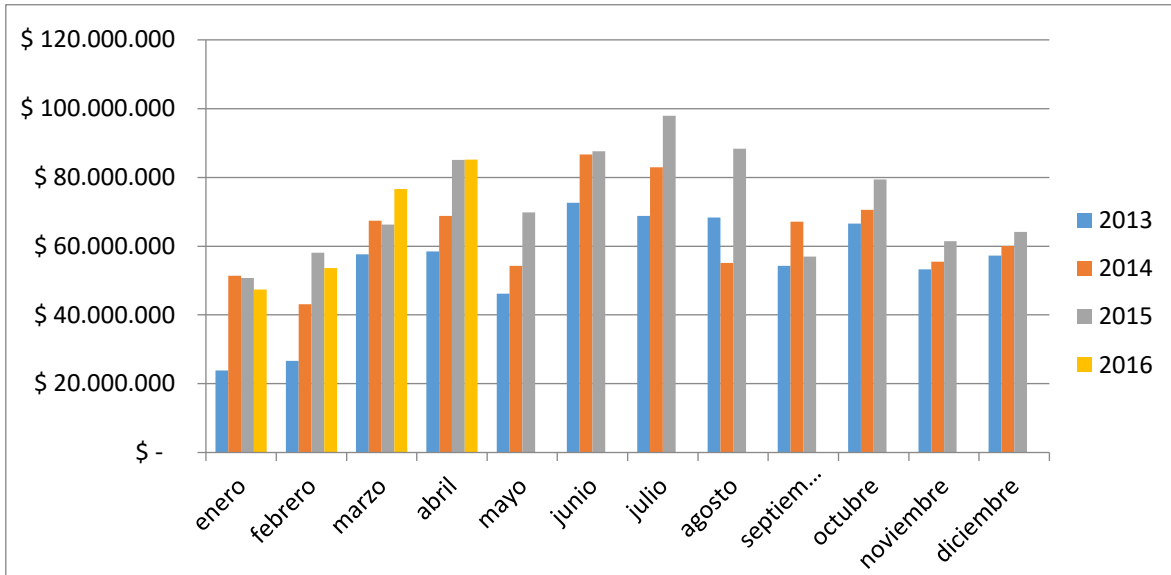


Ilustración 6: Ventas de café mensual en comuna de Viña del Mar.

(Fuente: Elaboración propia en base a información obtenida de Nestlé Chile S.A)

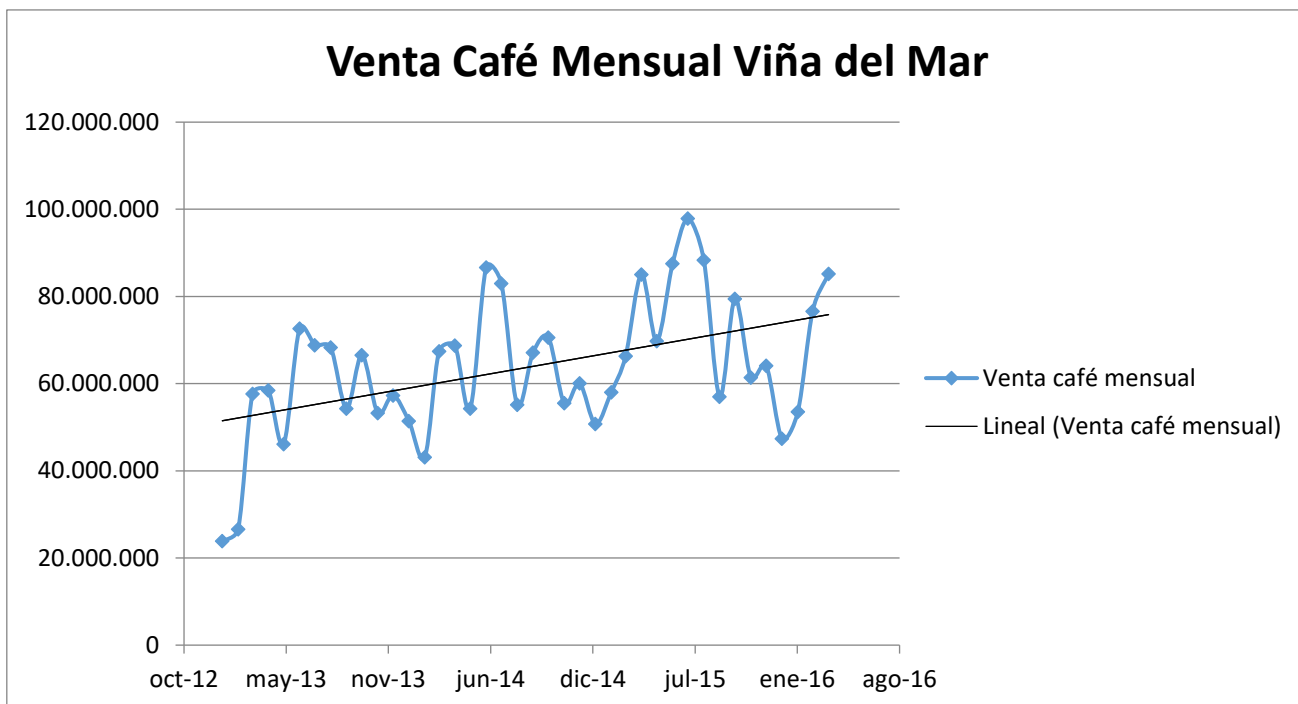


Ilustración 7: Evolución mensual de la venta de café en Viña del Mar.

(Fuente: Elaboración propia en base a información obtenida de Nestlé Chile S.A)

Se puede apreciar en ambos gráficos un alza sostenida en la venta de café a través de los años, además se observa una marcada componente estacional para la época invierno.

A continuación, se presentan gráficos que indican las evoluciones mensuales en relación a la cantidad de máquinas de café, temperaturas promedio y precipitaciones en la comuna de Viña del Mar.

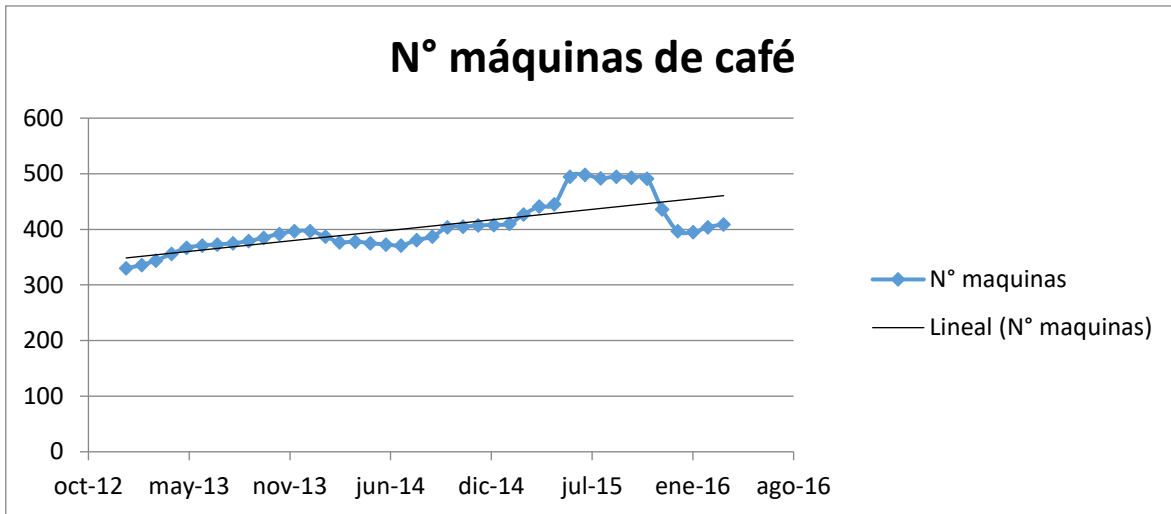


Ilustración 8: Evolución mensual de la cantidad de máquinas de café en Viña del Mar.

(Fuente: Elaboración propia en base a información obtenida de Nestlé Chile S.A)

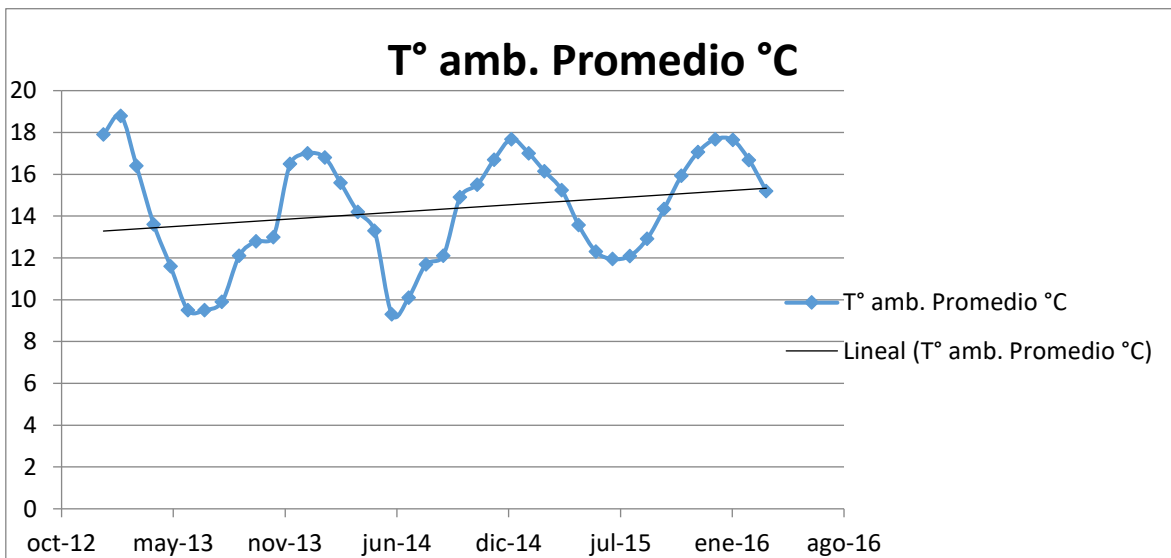


Ilustración 9: Evolución mensual de temperatura promedio en Viña del Mar.

(Fuente: Elaboración propia en base a información obtenida de Nestlé Chile S.A)

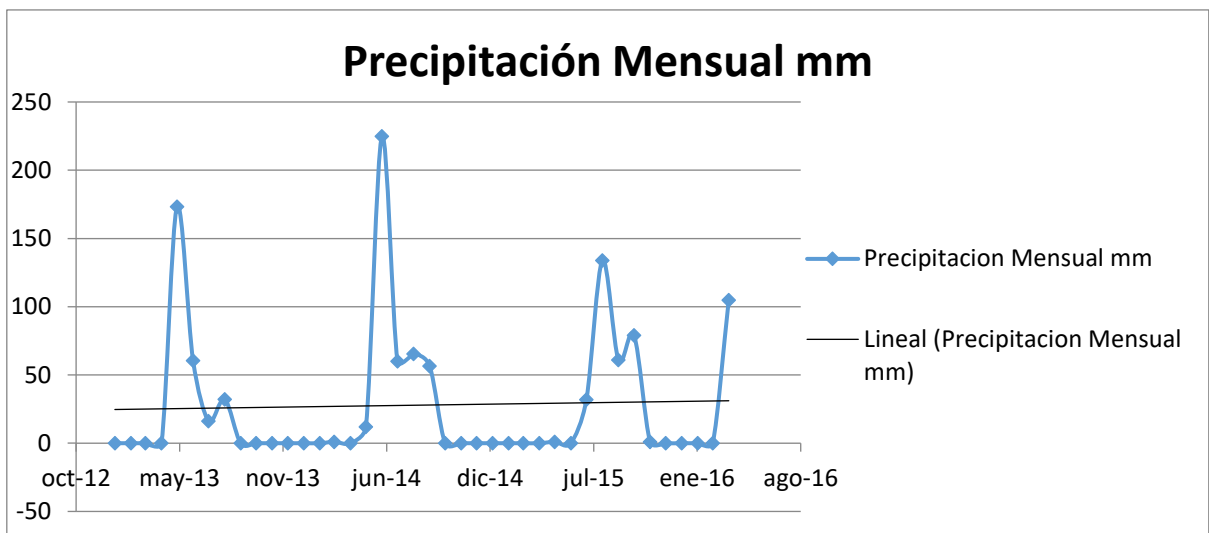


Ilustración 10: Evolución mensual de las precipitaciones en Viña del Mar.
 (Fuente: Elaboración propia en base a información obtenida de Nestlé Chile S.A)

5.3. Aplicación del modelo econométrico

Para construir el modelo econométrico se consideró en primer lugar como variable explicada (Y), las ventas de café mensual y 3 variables explicativas, cantidad de máquinas de café, temperatura media mensual y precipitaciones medias mensuales, X1, X2 y X3 respectivamente. Luego se consideraron 5 variables dicotómicas, las primeras relacionadas con las estaciones del año, primavera / verano y otoño (D1, D2), siendo base invierno, le siguieron los días hábiles, en los cuales se juntaron los de 18, 19 y 20 (D3), 21 (D4), quedando 22 como base y finalmente la última es la de la comuna siendo base Viña del Mar y Los Andes como D5. La elección de estas, en general, se justifica en base a probabilidad e impacto en la serie analizada. Tanto las variables explicativas como las dicotómicas elegidas, son preliminarmente las que mejor describen el comportamiento de las ventas de café, dado que el consumo de este es claramente estacional y tiene directa relación con el clima existente en cada zona, esta condición se describe básicamente por la temperatura promedio y precipitaciones medias mensuales. Además, la comuna de Los Andes, posee claramente temperaturas promedio más elevadas respecto a Viña del Mar, lo que permite crear un modelo más robusto.

Por otra parte, con mayor cantidad de máquinas de café instaladas en los puntos de venta, se tiene mayor visibilidad y cobertura, lo que hace aumentar la venta de estos productos, y por último, empíricamente se sabe que la cantidad de días hábiles influye también en el consumo de café, ya que con menor número de días laborales, la gente al salir de viaje utiliza más terminales de buses y estaciones de servicio, lugares donde más se consume café de este tipo.

Con todas estas variables, se realiza un análisis de MRL (con Minitab), para analizar los residuales del modelo, si es necesario se sacan aquellos valores atípicos e influyentes de manera de mejorar el modelo, además se realizan análisis de correlación y multicolinealidad, con lo que se presenta el modelo inicial, luego se va realizando un análisis de “Paso a Paso Adelante” y “Paso a Paso Atrás” y un análisis Mixto, de manera de definir qué variables se sacarán y se dejarán en el modelo, siendo estas últimas las que mejor explican el modelo. Finalmente, un análisis de heterocedasticidad, a través de la dócima de WHITE.

Se realiza un modelo inicial exploratorio con todas las variables y observaciones disponibles (80).

5.3.1. Gráficos de residuos Y v/s X1, X2, X3,D1,D2,D3,D4,D5.

En primer lugar se muestra el gráfico de residuos para el modelo:

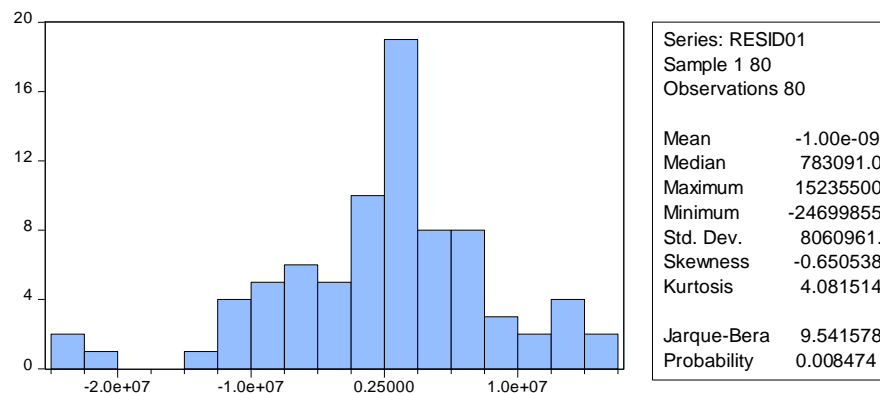


Ilustración 11: Histograma de residuos del modelo.

(Fuente: Eviews)

Se observa de la gráfica que no se presenta normalidad de los residuos, lo que se comprueba con el test Jarque-Bera, que relaciona curtosis con asimetría de la distribución.

El valor p del test es significativo ($p=0,008<0,05$). Por lo tanto se rechaza la hipótesis de normalidad, por lo que no es posible realizar inferencia estadística hasta el momento.

Esto puede ser causado por datos atípicos e influyentes de la muestra. Por lo que se procederá a identificarlos para retirarlos, verificando nuevamente la normalidad de los residuos.

5.3.2. Datos atípicos e influyentes

El análisis de los residuos del modelo arrojó los datos que se muestran en el Anexo, en el cual se detallan los ajustes y diagnósticos para todas las observaciones.

En la misma tabla se detallan los residuos grandes (R), que corresponden a datos atípicos, y los poco comunes (X), que serían los influyentes.

Se eliminan los datos atípicos (R) e influyentes (X), resultantes del análisis de los residuos, que se muestran en siguiente tabla:

Tabla 8: Análisis de Residuos.

(Fuente: Minitab)

Resid					
Obs	Y	Ajuste	Resid	est.	
8	57017425	81565012	-24547586	-3,12	R
23	86669122	76746398	9922724	1,54	X
36	46170452	66497316	-20326864	-2,81	R
40	23888946	48588801	-24699855	-3,09	R

A continuación, se realiza un análisis completo al modelo construido preliminarmente, de acuerdo a las variables iniciales, el que se muestra a continuación:

$$Y = B_0 + B_1 X_1 + B_2 X_2 + B_3 X_3 + B_4 D_1 + B_5 D_2 + B_6 D_3 + B_7 D_4 + B_8 D_5$$

La tabla estadística general del modelo (ANOVA) se muestra en la sección 5.3.4.

Al extraer estos datos atípicos e influyentes, se verifica nuevamente la normalidad del error mediante los residuos, con lo cual se concluye con un valor-p igual a 0,89 que los residuos se distribuyen de forma normal, la prueba es no significativa y se acepta la hipótesis de normalidad. Esto permite realizar inferencia estadística sobre el modelo (pruebas F y t) para continuar con el análisis.

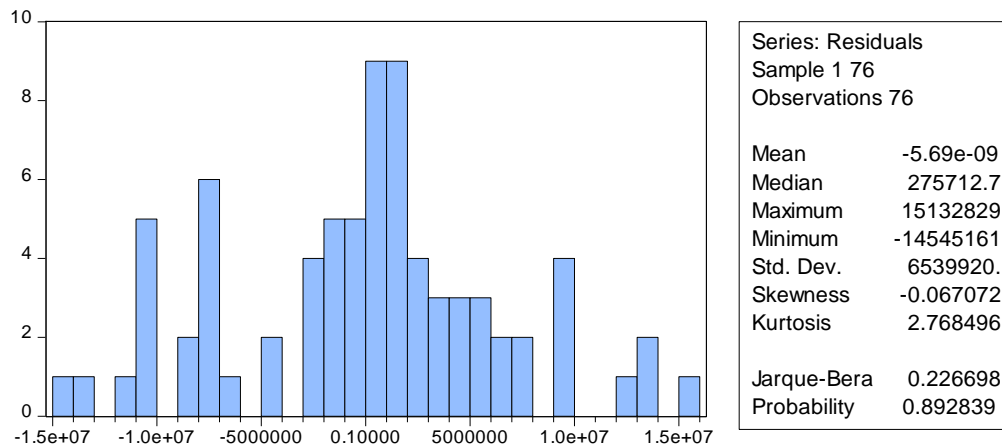


Ilustración 12: Histograma de residuos del modelo sin datos atípicos ni influyentes.

(Fuente: Eviews)

Para corroborar lo indicado en el test anterior, se realiza como apoyo el test de Kolmogorov-Smirnov, que reafirma el resultado de normalidad, con un valor-p mayor a 0,05.

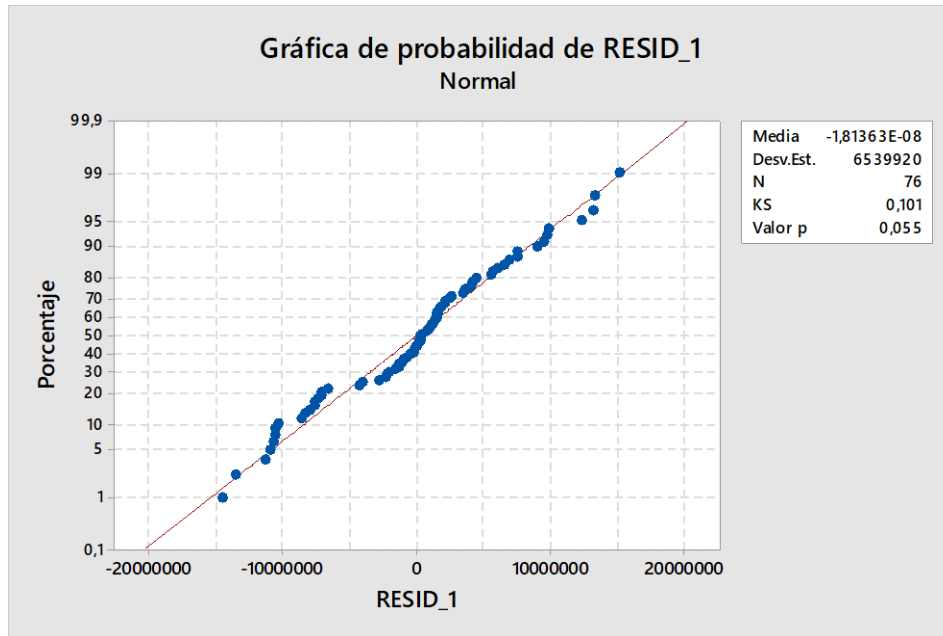


Ilustración 13 : Test de Kolmogorov-Smirnov.

(Fuente: Eviews)

5.3.3. Análisis de Correlación Y v/s X1, X2, X3.

Se realiza análisis de correlación entre la variable explicativa (Y) y las independientes cuantitativas (X1, X2, X3), obteniéndose el siguiente resultado en MINITAB:

La correlación: Y. X1. X2. X3, se muestra en la siguiente tabla:

Tabla 9: Correlación Y. X1. X2. X3

(Fuente: Minitab)

	Y	x1	x2
x1	0,444(ρ) 0,000 (p)		
x2	-0,523 0,000	-0,075 0,510	
x3	0,388 0,000	0,102 0,369	-0,407 0,000

Contenido de la celda: Correlación de Pearson (ρ), Valor p.

De la tabla se observa que existe una fuerte correlación entre la variable dependiente y las variables independientes tal como lo muestra el valor del coeficiente de Pearson (valor superior de cada columna), no así entre las variables independientes, excepto entre X2 y X3, donde se observa que hay cierta correlación. Esto último se puede considerar normal ya que se trata de las variables “precipitación” y “temperaturas medias”, las cuales en la realidad si tienen cierto grado de relación entre ellas.

Por otra parte, el valor “p”, ubicado en la parte inferior, es significativo ($p < 0,05$) entre las variables independientes y la dependiente, lo que confirma la correlación lineal entre ellas. Hay casos en que las variables dependientes no presentan una correlación significativa con la variable independiente, por lo que no son buenas candidatas para permanecer en el modelo.

5.3.4. Análisis de Regresión Y v/s X1, X2, X3, D1, D2, D3, D4, D5.

Con la finalidad de determinar el valor de los coeficientes B y la idoneidad del modelo preliminar, a través de su coeficiente de determinación R^2 , se realiza un análisis completo con Método de Regresión Lineal (MRL), con todas las variables involucradas en dicho modelo, los resultados obtenidos se muestran a continuación.

Método:

Codificación de predictores categóricos (1. 0).

La siguiente tabla muestra el Análisis de Varianza:

Tabla 10: Análisis de Varianza o tabla ANOVA.

(Fuente: Minitab)

Análisis de Varianza

Fuente	GL	SC Ajust.	MC Ajust.	Valor F	Valor p
Regresión	8	2,21783E+16	2,77229E+15	57,90	0,000
x1	1	1,92681E+15	1,92681E+15	40,24	0,000
x2	1	4,03236E+14	4,03236E+14	8,42	0,005
x3	1	1,79152E+14	1,79152E+14	3,74	0,057
D1	1	1,14357E+14	1,14357E+14	2,39	0,127
D2	1	2,11703E+14	2,11703E+14	4,42	0,039
D3	1	1,01723E+15	1,01723E+15	21,25	0,000
D4	1	2,63646E+14	2,63646E+14	5,51	0,022
D5	1	9,33066E+15	9,33066E+15	194,89	0,000
Error	67	3,20779E+15	4,78775E+13		
Total	75	2,53861E+16			

De la tabla se analiza Fratio de la Regresión, que corresponde al Valor F, con Décima Global, con lo cual se puede determinar que a lo menos un coeficiente es distinto de cero, ya que $p < 0,05$.

El resumen del modelo se muestra a continuación:

Tabla 11: Resumen del modelo.

(Fuente: Minitab)

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
6919356	87,36%	85,86%	83,73%

Se observa de la tabla que el coeficiente de determinación R^2 es de 87,36%, lo que significa que el 87,36% de la variabilidad es explicada por el modelo.

En la siguiente tabla se muestra el valor de todos los coeficientes “B”, del modelo.

Tabla 12: Valor de Coeficientes del modelo.

(Fuente: Minitab)

Término	Coef	EE del coef.	Valor T	Valor p	FIV
Constante	21818844	10477607	2,08	0,041	
x1	151864	23939	6,34	0,000	1,27
x2	-900914	310434	-2,90	0,005	2,60
x3	68705	35518	1,93	0,057	1,49
D1 1	-4798158	3104625	-1,55	0,127	3,80
D2 1	5363335	2550572	2,10	0,039	1,87
D3 1	-9933029	2154957	-4,61	0,000	1,63
D4 1	-5147898	2193739	-2,35	0,022	1,86
D5 1	-23342621	1672088	-13,96	0,000	1,11

Se puede observar de la tabla que la mayoría de los coeficientes son significativos, es decir, que tienen un valor $p < 0,05$. Estos son: B1, B2, B5, B6, B7, B8 y podría también considerarse B3. Esto significa que en este primer análisis las variables, X1, X2, D2, D3, D4, D5 estarían influyendo en el modelo, es decir, la cantidad de máquinas, la temperatura promedio mensual, la estación otoño, los días hábiles (18 – 19- 20) y la comuna, estarían influyendo en el modelo respecto a las ventas de café mensual.

Por otra parte, el VIF (factor de inflación de la varianza), prueba que cuantifica la intensidad de la multicolinealidad entre las variables en un análisis de regresión normal de mínimos cuadrados, donde el criterio de esta prueba es $VIF > 5$ existe multicolinealidad y $VIF < 5$ no existe multicolinealidad. Se puede observar que para todas las variables de este modelo el valor VIF es menor a 5, por lo tanto se puede concluir que no existe

multicolinealidad entre las variables. Cabe señalar que la multicolinealidad es un problema que surge cuando las variables explicativas del modelo están altamente correlacionadas entre sí. Este es un problema complejo, porque en cualquier regresión las variables explicativas van a presentar algún grado de correlación.

Con todos los antecedentes antes descritos se obtiene el siguiente modelo:

Ecuación de regresión:

$$Y = 21818844 + 151864 x_1 - 900914 x_2 + 68705 x_3 - 4798158 D1_1 + 5363335 D2_1 - 9933029 D3_1 - 5147898 D4_1 - 23342621 D5_1$$

En la ecuación se incluye el valor de los coeficientes “B”.

5.3.5. Análisis de Método Paso a Paso hacia adelante, hacia atrás y mixto

Con la finalidad de seleccionar el mejor modelo predictor, se continuará el análisis utilizando los métodos de Paso a Paso hacia adelante, Paso a Paso hacia atrás y Mixto o Escalonado, con los cuales se analizan todas las variables, ingresando variables (de a una) o sacándolas, de manera de seleccionar aquellas variables que mejor explican el modelo. El detalle de estos cálculos se indica en los anexos.

El mejor modelo arrojado es el método de “Paso a Paso hacia atrás”, que presenta un coeficiente de determinación ajustado de 85.57%, se utiliza este coeficiente ya que cada modelo quedaba con distinta cantidad de variables y este indicador es el único capaz de compararlos efectivamente. El 85.57% representa un alto porcentaje de explicación de la variabilidad del modelo, además, que el coeficiente de Mallows (CP) es de 9,39, que es mucho más cercano al número de variables en relación a los otros dos modelos arrojados por los métodos Mixto y de “Paso a Paso hacia adelante”.

A continuación, se muestra el modelo seleccionado con sus coeficientes:

$$Y = 24021712 + 149278 x_1 - 1216911 x_2 + 87159 x_3 + 7554282 D2_1 - 9985772 D3_1 - 5279882 D4_1 - 22774286 D5_1$$

Tabla 13: Resumen método Paso a Paso hacia atrás .

(Fuente: Minitab)

	R-cuad.	R-cuad.	R-cuad.
S	R-cuad.	(ajustado)	(pred)
6989644	86,91%	85,57%	83,55%

5.3.6. Análisis de Heterocedasticidad

El análisis se realizará mediante pruebas gráficas para reconocer patrones de heterocedasticidad. Los supuestos del modelo de regresión lineal requieren homocedasticidad (varianza constante) de los residuos para que los parámetros sean MELI (mejores estimadores lineales e insesgados). Lo cual permitirá utilizar el modelo para hacer pronósticos.

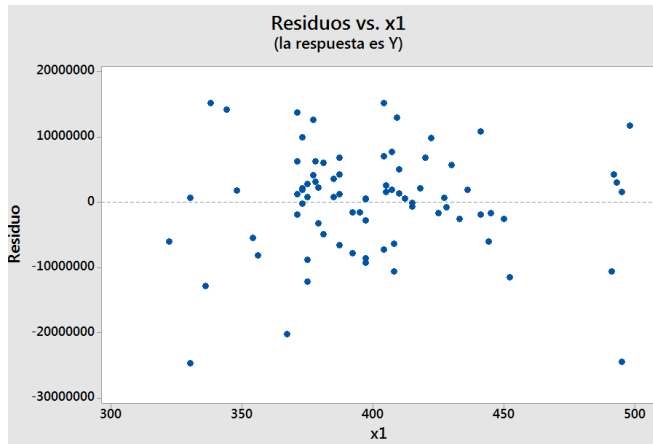


Ilustración 14 : Residuos v/s X1.

(Fuente: Minitab)

Se observa del gráfico Residuos de Y v/s X1, que no existe un patrón que indique heterocedasticidad, más bien se aprecia una dispersión constante, que sugiere modelo homocedástico según esta variable.

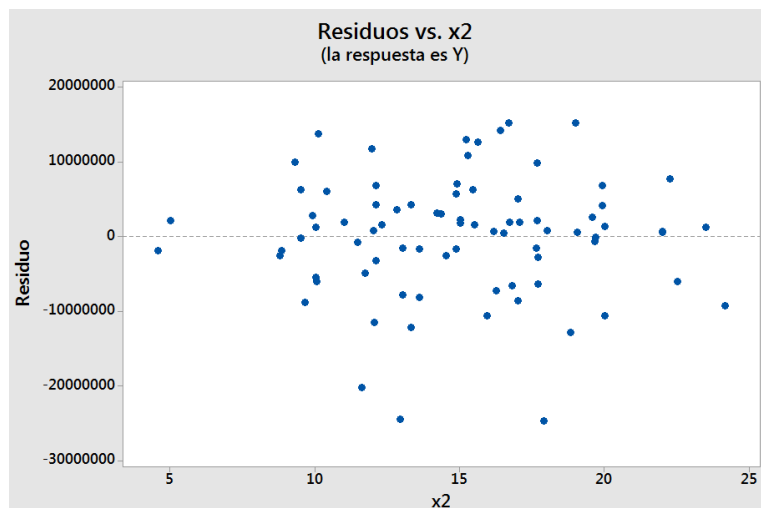


Ilustración 15: Residuos v/s X2.

(Fuente: Minitab)

En este gráfico de Residuos de Y v/s X2, se observa un comportamiento similar al anterior.

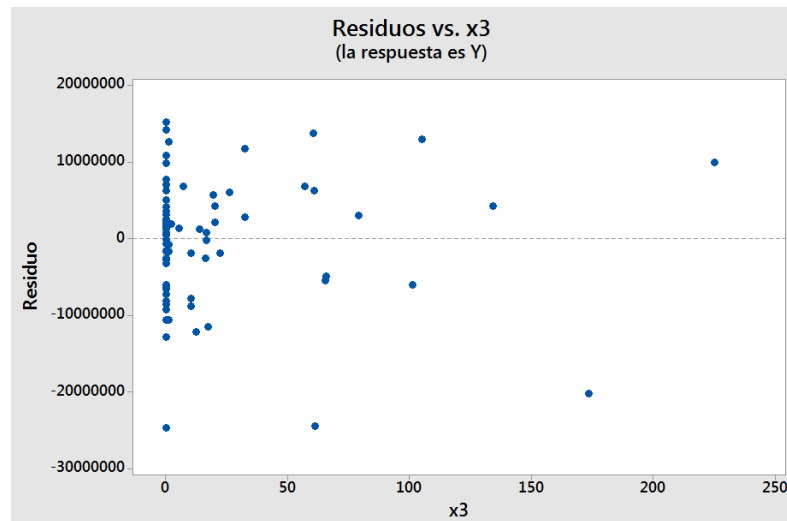


Ilustración 16: Residuos v/s X3.

(Fuente: Minitab)

Se observa en este gráfico de Residuos de Y v/s X3 un comportamiento similar a los anteriores.

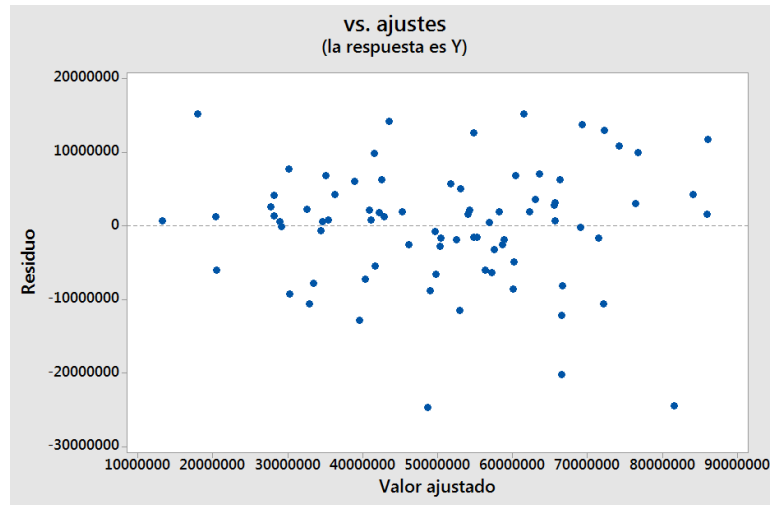


Ilustración 17: Residuos v/s Ajustes

(Fuente: Minitab)

Por último, en el gráfico de Residuos v/s Ajustes para Y se da el mismo comportamiento de los anteriores.

Décima de White de Heterocedasticidad

La definición final se realizará considerando el resultado de la décima de White de heterocedasticidad, que define como hipótesis nula la homocedasticidad. Los resultados de la prueba se muestran a continuación y el detalle en Anexos.

El estadístico de la décima de White es:

$$E = n * R_{aux}^2 = 46,646$$

Con un valor-p de $0,133 > 0,05$ se acepta la hipótesis nula, por lo tanto, el modelo es homocedástico, por lo tanto se va a optar por este modelo, ya que se considera que las variables que están en el modelo son representativas del mismo.

Por lo tanto, el modelo definitivo que representa a la estimación de ventas de las máquinas Vending en la comuna de Viña del mar, es el siguiente:

$$Y = 24021712 + 149278 x_1 - 1216911 x_2 + 87159 x_3 + 7554282 D2_1 - 9985772 D3_1 - 5279882 D4_1 - 22774286 D5_1$$

Esta ecuación está indicando que a la variación de una unidad en el número de máquinas las ventas de café aumentan en promedio 149.278, que al aumentar la temperatura promedio en una unidad las ventas de café disminuyen en promedio 1.216.911, que al aumentar las precipitaciones en una unidad las ventas de café aumentan en promedio 87.159, que en otoño las ventas de café aumentan en promedio en relación a la categoría base, invierno en 7.554.282. Que en los meses con menos días hábiles (18 – 19- 20) las ventas disminuyen en promedio 9.985.772 en relación a la categoría base, 22 días hábiles. Que en los meses con 21 días hábiles las ventas disminuyen en promedio 5.279.882 en relación a la categoría base, 22 días hábiles. Finalmente, que las ventas de la comuna de Los Andes disminuyen en promedio 22.774.286 en relación a la categoría base que es Viña del Mar.

Con el modelo econométrico ya definido y reemplazando los datos correspondientes en cada variable, se procede a pronosticar la venta de café mensual para la comuna de Viña del Mar. Los valores de las variables independientes se obtienen de lecturas reales, lo que permite realizar pronóstico con estas y así validar el desempeño del modelo utilizado.

Pronostico de ventas café comuna Viña del Mar periodo Mayo – Diciembre 2016:

Tabla 14 : Pronóstico de venta de café método econométrico.

(Fuente: Elaboración propia)

	proyección	días hábiles	estación año	maquinas (x1)	t(x2)	lluvia (x3)
may-16	\$79.551.712	22	otoño	406	12,6	31
jun-16	\$73.261.271	20	otoño	410	11,2	47
jul-16	\$70.760.432	21	invierno	413	12,5	64
ago-16	\$72.653.152	22	invierno	416	12,5	20
sept-16	\$67.001.252	21	invierno	417	13	21
oct-16	\$60.650.296	19	primavera	423	14,3	10
nov-16	\$63.157.144	21	primavera	424	15,8	4
dic-16	\$62.421.709	21	primavera	425	17,1	12

5.4. Aplicación de la metodología Arima Box-Jenkins

Una vez realizada la preparación de la serie de tiempo, que consiste en ordenar temporalmente las series y cargarlas al software, se procedió a aplicar la metodología descrita por Box y Jenkins (1976), sobre la serie de venta de café en Viña del Mar. Para realizar esta metodología se utilizó el software Eviews.

5.4.1. Identificación

La identificación del modelo requirió evaluar si la serie tenía estructura no estacionaria, y después identificar la estructura ARMA estacionaria. La identificación de la estructura no estacionaria consistió en detectar qué transformaciones habría que aplicar para conseguir un proceso ARMA estacionario con varianza y media constante. En particular, se determinó si era necesario: a) transformar la serie para que tenga varianza constante; b) diferenciar la serie para que tuviera media constante. Posteriormente se identificó la estructura ARMA para la serie estacionaria.

5.4.1.1. Análisis serie original

En el gráfico de la serie original se observa media y varianza no constante, por lo que del análisis gráfico podemos indicar que la serie no es estacionaria, a continuación, se realizará un correlograma.

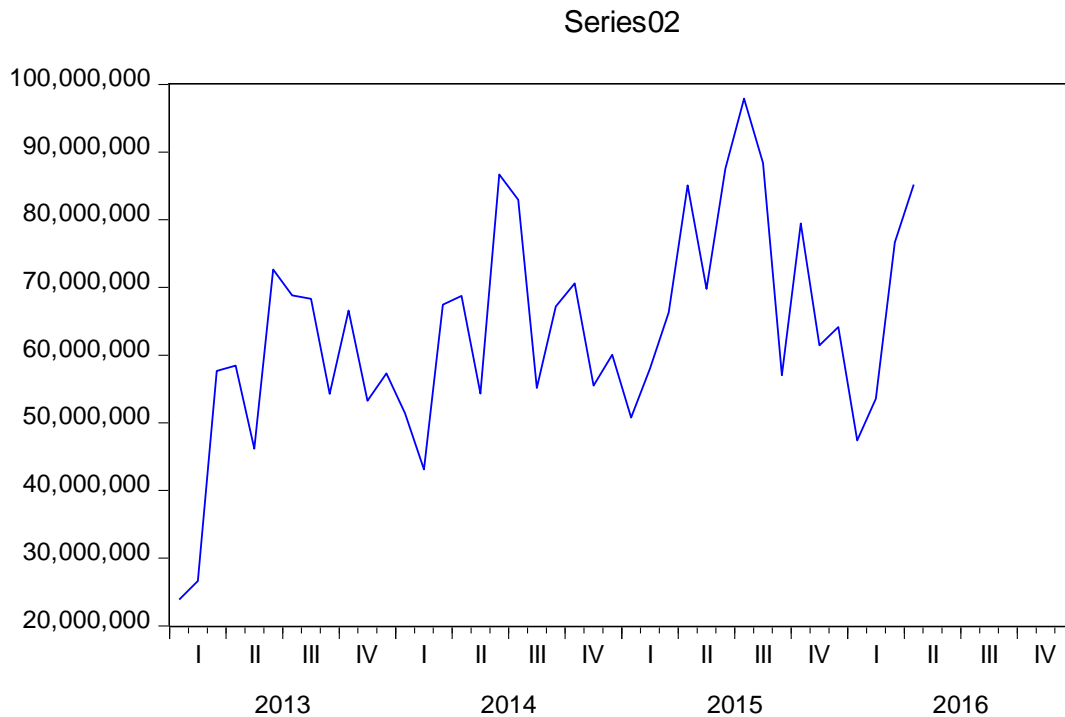


Ilustración 18 : Gráfico serie original ventas de café Viña del Mar

(Fuente: Eviews)

Un correlograma es una representación gráfica en función de los distintos retardos de las funciones FAC (función auto correlación) y FACP (función auto correlación parcial) muestrales. Para determinar si una serie es o no estacionaria en varianza y media, en particular, se observa si los datos de la correlación y correlación parcial son o no significativos.

Esta herramienta permite además identificar patrones de media móvil y auto regresivo del modelo ARMA.

A continuación, se presenta el correlograma de la serie original sin diferenciar, observando que existen datos significativos en las funciones FAC Y FACP que representan los valores p y q respectivamente. Indicando que la serie no es estacionaria.

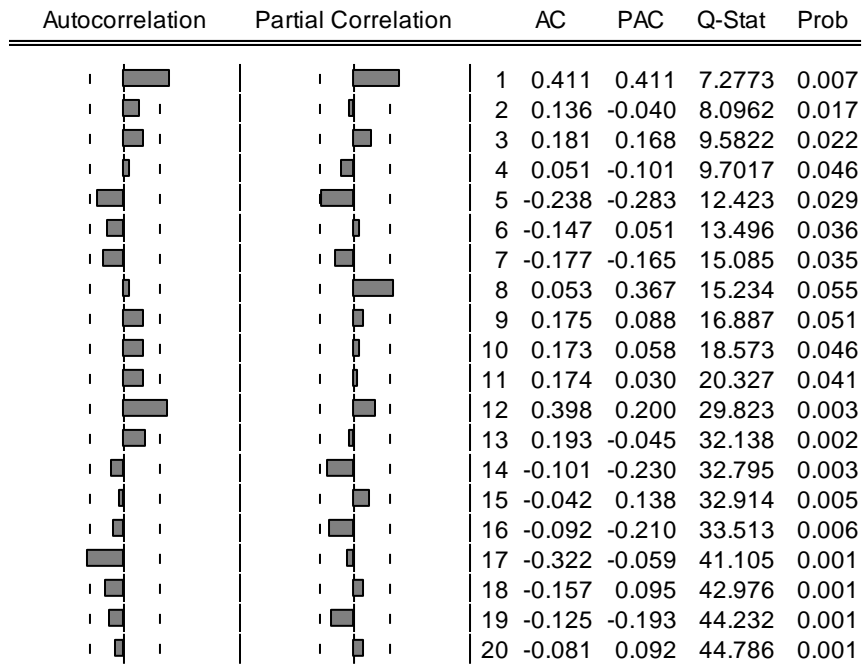


Ilustración 19: Correlograma serie original sin diferenciar.

(Fuente: Eviews)

A continuación, se realizó test Dickey-Fuller para determinar estacionariedad de la serie. En este caso se acepta hipótesis nula ($P > 0,05$), existiendo raíz unitaria, por lo que la serie no es estacionaria.

Null Hypothesis: SERIES02 has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 8 (Automatic - based on SIC, maxlag=9)

	t-Statistic	Prob.*
<u>Augmented Dickey-Fuller test statistic</u>	-1.962472	0.3010
Test critical values:		
1% level	-3.661661	
5% level	-2.960411	
10% level	-2.619160	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Ilustración 20 : Test Dickey-Fuller serie original sin diferenciar.

(Fuente: Eviews)

Con todas las pruebas realizadas anteriormente podemos concluir que la serie original de venta de café en Viña del Mar no es estacionaria en media y varianza, por lo que no se pueden detectar patrones en dicha serie y por lo tanto no podemos predecir a través de esta.

5.4.1.2. Análisis primeras diferencias de la serie

A continuación, se procedió a diferenciar una vez la serie original, repitiendo las pruebas anteriores y determinando si la serie con estas primeras diferencias se convierte en estacionaria en media y varianza.

En esta primera diferencia de la serie, gráficamente se observa media y varianza constante, por lo que ahora realizaremos un correlograma.

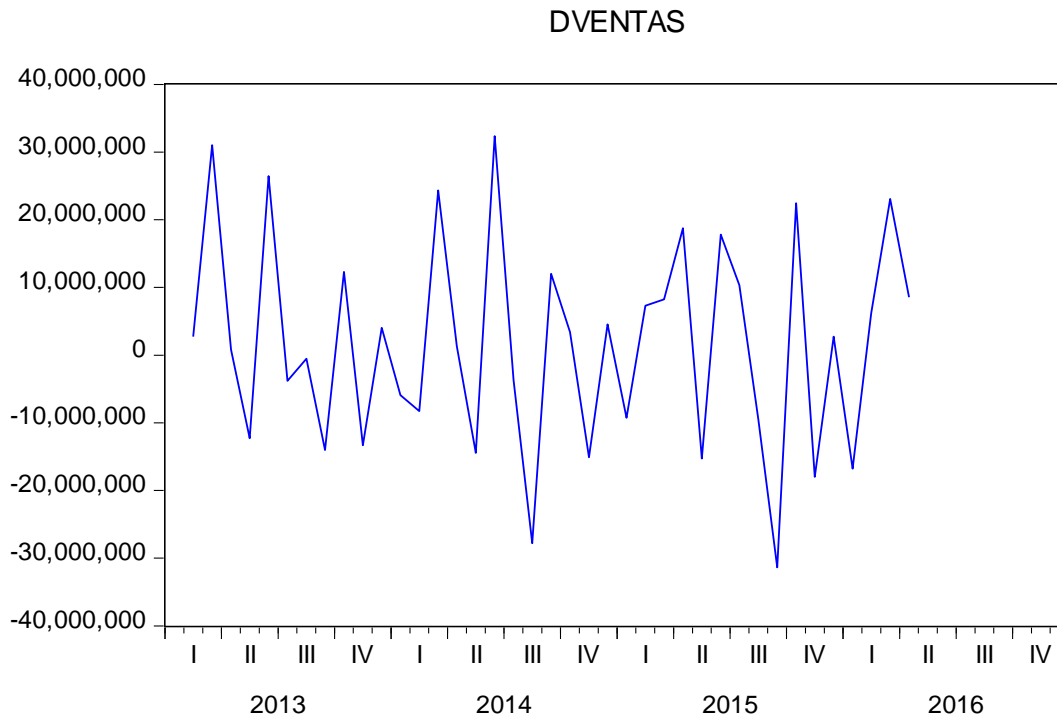


Ilustración 21: Gráfico serie diferenciada ventas de café Viña del Mar

(Fuente: Eviews)

A continuación, se presenta el correlograma de las primeras diferencias de la serie, observando que no existen datos significativos en las funciones FAC Y FACP que representan los valores p y q respectivamente. Se asume que las componentes autoregresivas (AR) y de media móvil (MA) son de orden cero, indicando que la serie ahora si es estacionaria.

Para corroborar que la serie es estacionaria se realizará test Dickey-Fuller.

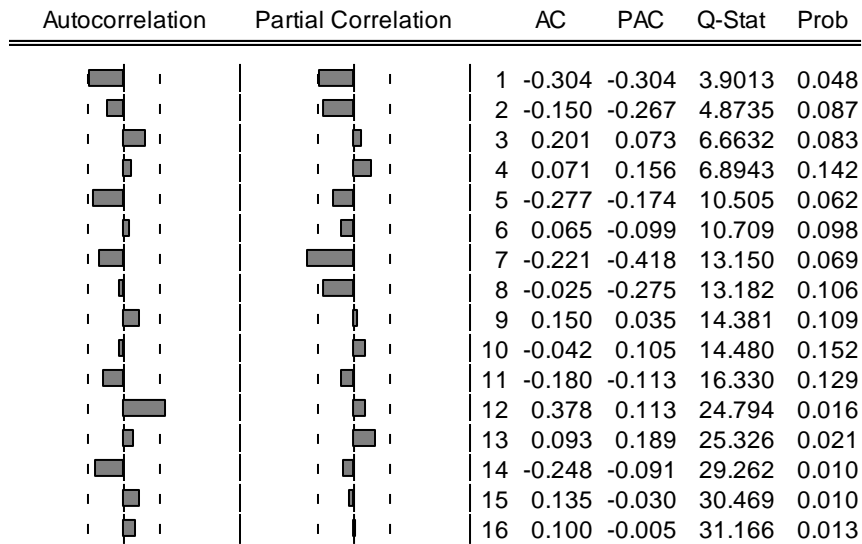


Ilustración 22: Correlograma serie diferenciada.

(Fuente: Eviews)

A continuación, se realizó test Dickey-Fuller para determinar estacionariedad de la serie diferenciada. En este caso se rechaza hipótesis nula ($P < 0,05$), no existiendo raíz unitaria, por lo que la serie ahora es estacionaria. Por lo tanto la serie posee ciertos patrones del pasado que se repetirán en el futuro y es posible predecir mediante esta serie.

Null Hypothesis: DVENTAS has a unit root
 Exogenous: Constant
 Lag Length: 7 (Automatic - based on SIC, maxlag=9)

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-5.471510	0.0001
Test critical values:		
1% level	-3.661661	
5% level	-2.960411	
10% level	-2.619160	

*MacKinnon (1996) one-sided p-values.

Ilustración 23: Test Dickey-Fuller serie diferenciada.

(Fuente: Eviews)

5.4.2 Pronostico método ARIMA Box Jenkins

Se utilizó Automatic Arima Forecasting de software Eviews, con máximo p y q =12 debido a la frecuencia mensual de los datos, el d=1 ya que con las primeras diferencias la serie es estacionaria, obteniendo los siguientes resultados:

p=rezagos de la serie q= termino de media móvil, rezago error

```
Automatic ARIMA Forecasting
Selected dependent variable: D(SERIES02)
Date: 12/05/17 Time: 20:28
Sample: 2013M01 2016M04
Included observations: 39
Forecast length: 8
```

```
Number of estimated ARMA models: 169
Number of non-converged estimations: 1
Selected ARMA model: (11,4)(0,0)
AIC value: 35.3878019472
```

Ilustración 24: Resultado Automatic Arima Forecasting

(Fuente: Eviews)

Se puede observar de la ilustración anterior, que el modelo consideró la serie diferenciada ya estacionaria de 39 observaciones, que la longitud del pronóstico fue de 8 meses, la cantidad de iteraciones (Box Jenkins) fue de 169 y el menor AIC = 35.38 (Akaike Information Criterion) que es una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico que relaciona el menor error con la menor cantidad variables (parsimonia), se obtiene en el modelo ARIMA (11,1,4)(0,0).

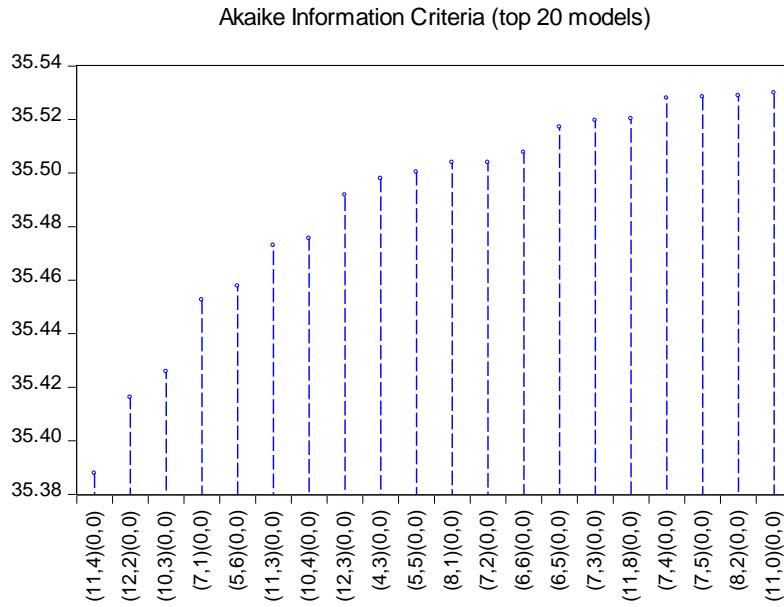


Ilustración 25: Mejores 20 modelos método Arima

(Fuente: Eviews)

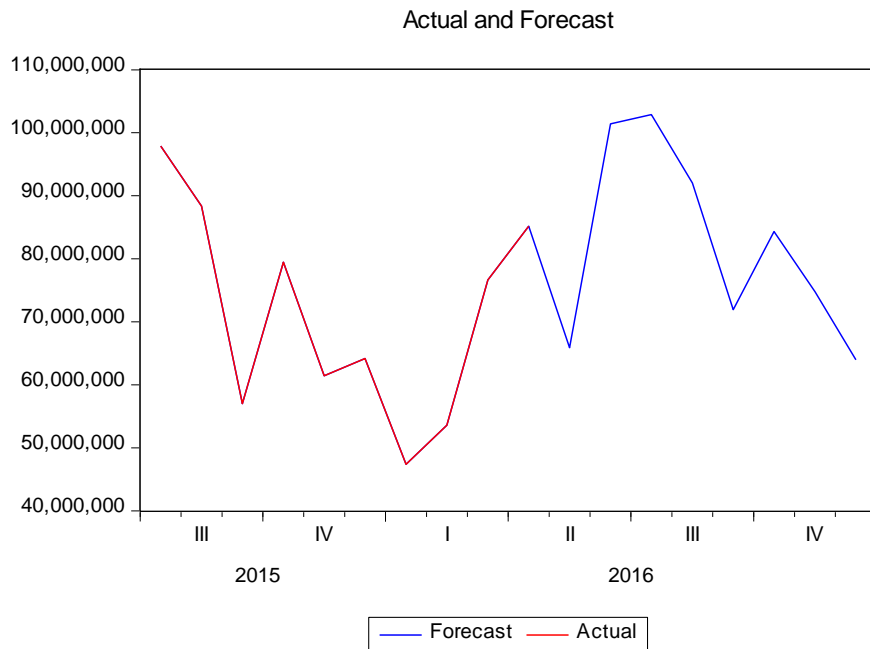


Ilustración 26: Gráfico ventas actuales y pronosticadas modelo Arima.

(Fuente: Eviews)

A continuación, se presenta el pronóstico de ventas de café en la comuna de Viña del Mar con método Arima Box Jenkins.

Tabla 15: Pronóstico de venta de café mensual método Arima Box Jenkins

(Fuente: Elaboración propia)

Mes	Proyección
may-16	\$ 65.882.694
jun-16	\$ 101.405.370
jul-16	\$ 102.906.355
ago-16	\$ 92.040.955
sept-16	\$ 71.913.987
oct-16	\$ 84.315.340
nov-16	\$ 74.768.612
dic-16	\$ 63.972.775

5.4.3. Pronostico método SARIMA Box Jenkins

El método Sarima a diferencia del Arima considera estacionalidad (S=Seasonal), por lo que en este caso, donde la serie es de venta de café mensual y tiene efectos estacionales, el modelo Sarima debiese ser el más adecuado para pronosticar su demanda.

Se utilizó Automatic Arima Forecasting de software Eviews, con máximo p y q =12, maximo P y Q= 2, el d=1 ya que con las primeras diferencias la serie es estacionaria, obteniendo los siguientes resultados:

Automatic ARIMA Forecasting
Selected dependent variable: D(SERIES02)
Date: 12/05/17 Time: 22:20
Sample: 2013M01 2016M04
Included observations: 39
Forecast length: 8

Number of estimated ARMA models: 1521
Number of non-converged estimations: 0
Selected ARMA model: (12,1)(2,0)
AIC value: 34.470397258

Ilustración 27: Resultado Automatic Sarima Forecasting

(Fuente: Eviews)

Se puede observar de la ilustración anterior, que el modelo consideró la serie diferenciada ya estacionaria de 39 observaciones, que la longitud del pronóstico fue de 8 meses, la cantidad de iteraciones (Box Jenkins) fue de 1521 y el menor AIC = 34.47 (Akaike Information Criterion) se obtiene en el modelo ARIMA (12,1,1)(2,0).

Señalar que el modelo Sarima realizó muchas más iteraciones que el Arima (1521 vs 169) y que el criterio de selección AIC fue mejor al alcanzado con el Arima (34.47 vs 35.38).

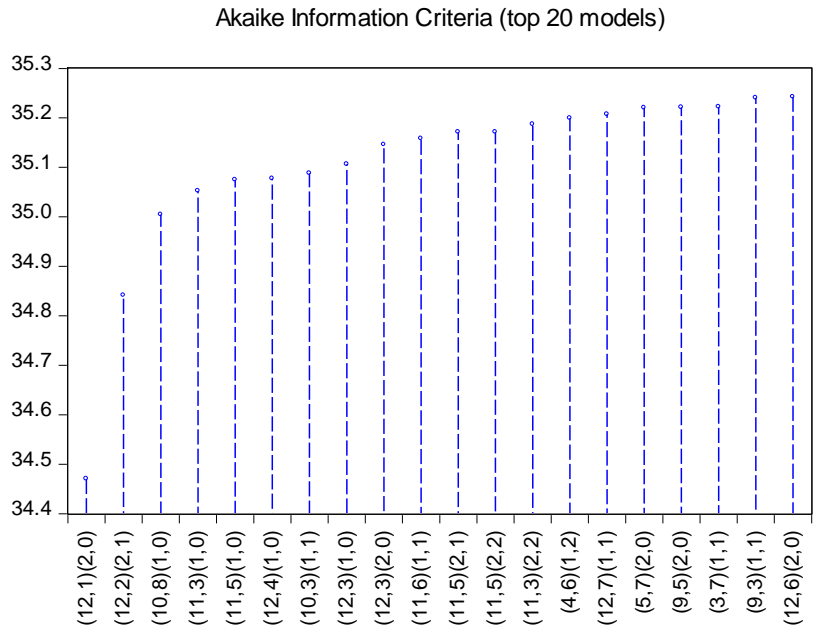


Ilustración 28: Mejores 20 modelos método Sarima

(Fuente: Eviews)

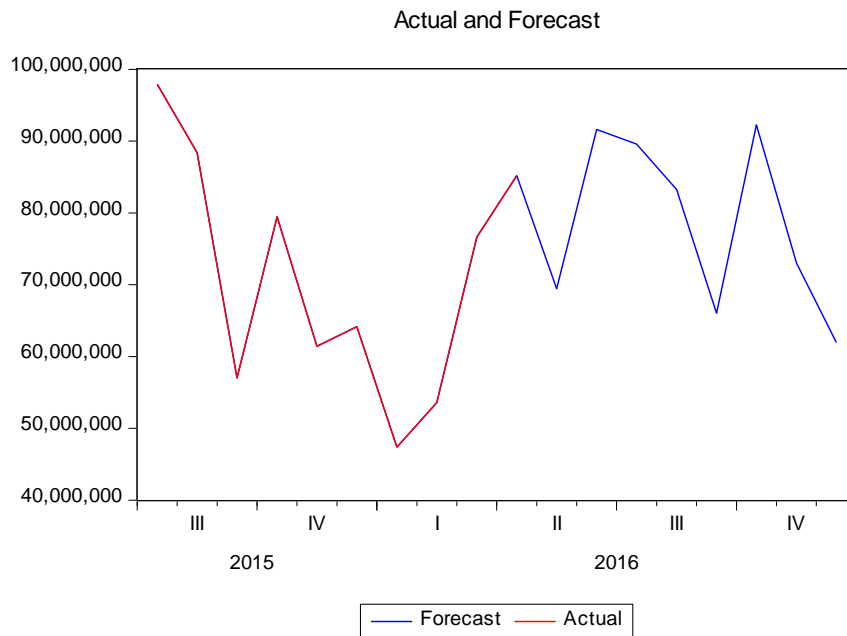


Ilustración 29 : Gráfico ventas actuales y pronosticadas modelo Sarima.

(Fuente: Eviews)

Tabla 16: Pronóstico de venta de café mensual método Sarima Box Jenkins

(Fuente: Elaboración propia)

Mes	Proyección
may-16	\$ 69.445.621
jun-16	\$ 91.629.390
jul-16	\$ 89.585.700
ago-16	\$ 83.235.655
sept-16	\$ 66.048.577
oct-16	\$ 92.271.971
nov-16	\$ 73.035.740
dic-16	\$ 61.947.500

5.5. Medidas de exactitud métodos de pronóstico

A continuación, se compararán los pronósticos obtenidos por cada método mediante medidas de exactitud respecto a las ventas reales, para determinar cuál de estos es el mejor para pronosticar las ventas de café mensual en la comuna de Viña del Mar.

5.5.1 Método Econométrico vs ventas reales

Se presenta tabla comparativa con pronóstico mediante modelo causal respecto a las ventas reales del periodo. Además, se obtienen indicadores de exactitud del pronóstico.

Tabla 17: Comparación método econométrico vs ventas reales

(Fuente: Elaboración propia)

Mes	Proyección	Ventas reales	Error	Error absoluto	Error abs %	Error ^2
may-16	\$ 79.551.712	\$ 87.861.000	\$ 8.309.288	\$ 8.309.288	9%	6,90443E+13
jun-16	\$ 73.261.272	\$ 102.098.000	\$ 28.836.728	\$ 28.836.728	28%	8,31557E+14
jul-16	\$ 70.760.433	\$ 78.592.000	\$ 7.831.568	\$ 7.831.568	10%	6,13334E+13
ago-16	\$ 72.653.153	\$ 82.936.000	\$ 10.282.848	\$ 10.282.848	12%	1,05737E+14
sept-16	\$ 67.001.252	\$ 88.525.000	\$ 21.523.748	\$ 21.523.748	24%	4,63272E+14
oct-16	\$ 60.650.297	\$ 81.441.000	\$ 20.790.703	\$ 20.790.703	26%	4,32253E+14
nov-16	\$ 63.157.144	\$ 61.099.002	-\$ 2.058.142	\$ 2.058.142	3%	4,23595E+12
dic-16	\$ 62.421.710	\$ 53.129.645	-\$ 9.292.065	\$ 9.292.065	17%	8,63425E+13

ME	10.778.084
MAD	13.615.636
MSE	2,56722E+14
RMSE	16.022.543
MAPE	16,35%

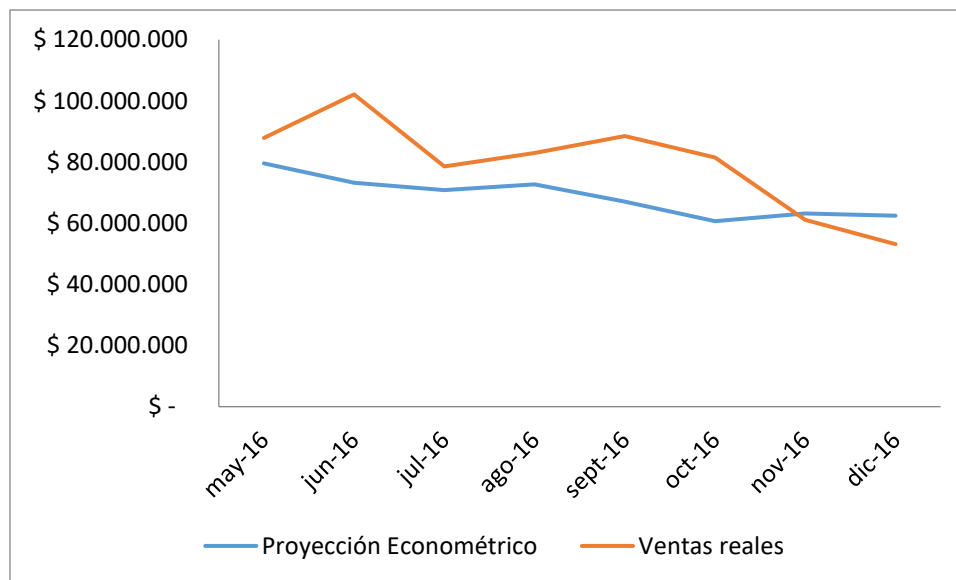


Ilustración 30: Gráfico comparativo proyección método econométrico vs ventas reales.

(Fuente: Elaboración propia)

5.5.2 Método Arima vs ventas reales

Se presenta tabla comparativa con pronóstico mediante método Arima respecto a las ventas reales del periodo. Además, se obtienen indicadores de exactitud del pronóstico.

Tabla 18: Comparación método Arima Box Jenkins vs ventas reales

(Fuente: Elaboración propia)

Mes	Proyección	Ventas reales	Error	Error absoluto	Error abs %	Error ^2
may-16	\$ 65.882.694	\$ 87.861.000	\$ 21.978.306	\$ 21.978.306	25%	4,83046E+14
jun-16	\$ 101.405.370	\$ 102.098.000	\$ 692.630	\$ 692.630	1%	4,79736E+11
jul-16	\$ 102.906.355	\$ 78.592.000	-\$ 24.314.355	\$ 24.314.355	31%	5,91188E+14
ago-16	\$ 92.040.955	\$ 82.936.000	-\$ 9.104.955	\$ 9.104.955	11%	8,29002E+13
sept-16	\$ 71.913.987	\$ 88.525.000	\$ 16.611.013	\$ 16.611.013	19%	2,75926E+14
oct-16	\$ 84.315.340	\$ 81.441.000	-\$ 2.874.340	\$ 2.874.340	4%	8,26183E+12
nov-16	\$ 74.768.612	\$ 61.099.002	-\$ 13.669.610	\$ 13.669.610	22%	1,86858E+14
dic-16	\$ 63.972.775	\$ 53.129.645	-\$ 10.843.130	\$ 10.843.130	20%	1,17573E+14

ME	-2.690.555
MAD	12.511.042
MSE	2,18279E+14
RMSE	14.774.273
MAPE	16,59%

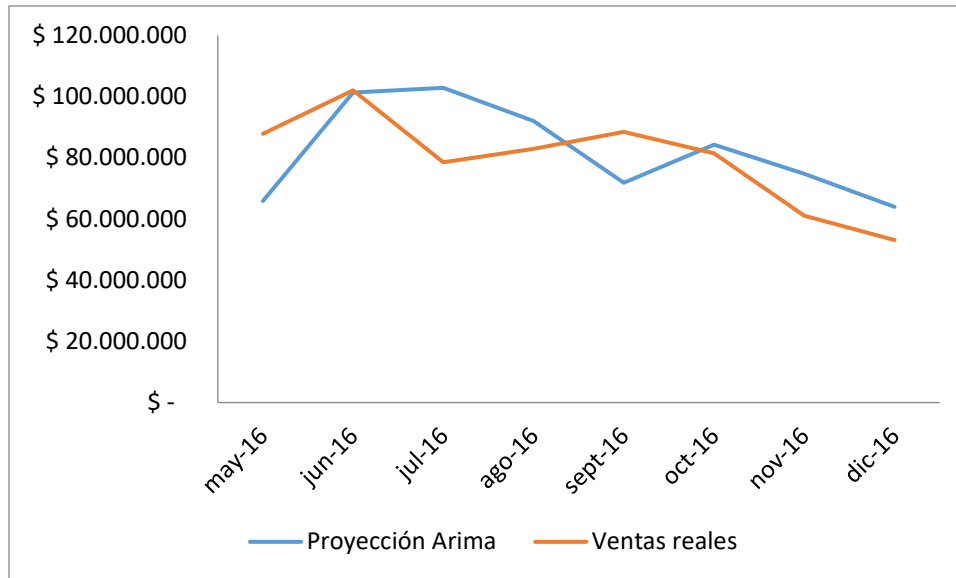


Ilustración 31: Gráfico comparativo proyección método Arima vs ventas reales.

(Fuente: Elaboración propia)

5.5.3 Método Sarima vs ventas reales

Se presenta tabla comparativa con pronóstico mediante método Sarima respecto a las ventas reales del periodo. Además, se obtienen indicadores de exactitud del pronóstico.

Tabla 19: Comparación método Sarima Box Jenkins vs ventas reales

(Fuente: Elaboración propia)

Mes	Proyección	Ventas reales	Error	Error absoluto	Error abs %	Error ^2
may-16	\$ 69.445.621	\$ 87.861.000	\$ 18.415.379	\$ 18.415.379	21%	3,39126E+14
jun-16	\$ 91.629.390	\$ 102.098.000	\$ 10.468.610	\$ 10.468.610	10%	1,09592E+14
jul-16	\$ 89.585.700	\$ 78.592.000	-\$ 10.993.700	\$ 10.993.700	14%	1,20861E+14
ago-16	\$ 83.235.655	\$ 82.936.000	-\$ 299.655	\$ 299.655	0%	89793119025
sept-16	\$ 66.048.577	\$ 88.525.000	\$ 22.476.423	\$ 22.476.423	25%	5,0519E+14
oct-16	\$ 92.271.971	\$ 81.441.000	-\$ 10.830.971	\$ 10.830.971	13%	1,1731E+14
nov-16	\$ 73.035.740	\$ 61.099.002	-\$ 11.936.738	\$ 11.936.738	20%	1,42486E+14
dic-16	\$ 61.947.500	\$ 53.129.645	-\$ 8.817.855	\$ 8.817.855	17%	7,77546E+13

ME	1.060.187
MAD	11.779.916
MSE	1,76551E+14
RMSE	13.287.254
MAPE	15,05%

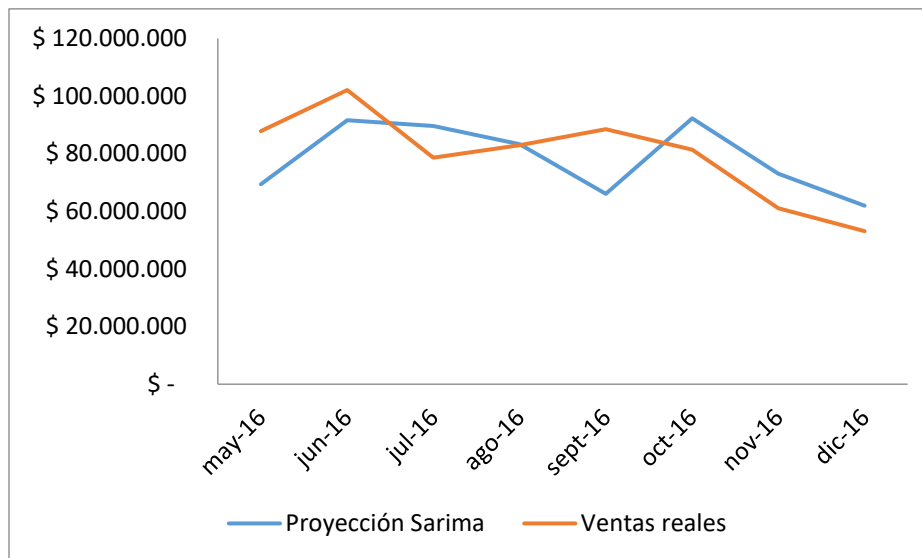


Ilustración 32: Gráfico comparativo proyección método Sarima vs ventas reales.

(Fuente: Elaboración propia)

Luego de analizadas las medidas de exactitud de los pronósticos, puede apreciarse claramente que el método que tiene los mejores indicadores es el Sarima Box Jenkins. Es decir, en este proyecto el pronóstico más acertado se logró mediante una serie de tiempo con modelo estacional (S) Arima. Con un índice MAPE de 15,05%.

6. PROPUESTA

6.1. Estimación de demanda

A continuación, se presenta la estimación de demanda del periodo mayo a diciembre 2016 con el método Sarima Box- Jenkins, el cual presentó mayor exactitud que el método econométrico y Arima Box-Jenkins respecto a las ventas reales de café en dichos meses.

Señalar que este pronóstico de ventas es de Nestlé a sus clientes que poseen máquinas de café en la comuna de Viña del Mar y no a los consumidores finales.

Tabla 20: Pronóstico de venta de café seleccionado.

(Fuente: Elaboración propia)

Mes	Proyección
may-16	\$ 69.445.621
jun-16	\$ 91.629.390
jul-16	\$ 89.585.700
ago-16	\$ 83.235.655
sept-16	\$ 66.048.577
oct-16	\$ 92.271.971
nov-16	\$ 73.035.740
dic-16	\$ 61.947.500

6.2. Modelo de negocio

Es la Esencia lógica de cómo una empresa gana dinero a través de un conjunto coherente de proposiciones de valor, que le permiten tener éxito en la conquista de clientes,

proveedores, aliados, empleados e inversionistas, y en la comercialización de productos y servicios, de forma rentable y sustentable.

Una vez entendido el foco de negocios que tiene el proyecto y la investigación de las necesidades de los clientes, se procedió a diseñar un modelo de negocio para el proyecto Eco Café.

La estructura que se utilizó fue la Canvas, creada por Alex Osterwalder que a diferencia de otros modelos propuestos por expertos como Henry Chesbrough o Clayton Christensen, consiste en detectar todos los elementos que generan valor al negocio, acogiendo todas las ideas que surjan en el desarrollo del proceso y cuenta con mayor profundidad en conceptos clave en un modelo de negocios y en su implementación. La estructura cuenta con nueve aspectos a definir para completar el modelo y luego se realiza un levantamiento de todas las variables que rodean el proyecto, se puntualizan en cada uno de los IX módulos, todo esto utilizando el sistema del lienzo con Post It's.



Ilustración 33: Modelo negocio CANVAS

(Fuente: www.merca.com)

El modelo de negocio resultante con la herramienta utilizada para el proyecto Eco Café se muestra a continuación.

6.2.1. Segmentación de mercado

Las empresas deciden segmentar sus mercados ya que el mercado total está muy diversificado, existen diversas necesidades, por lo mismo, muchos tipos de clientes, y las estrategias no impactan de la misma manera según el segmento. Con la segmentación se logra una mayor eficiencia de las acciones de marketing. Se aprovechan mejor los recursos, se obtienen clientes más satisfechos y leales. Es muy importante reconocer quien es el cliente

para comenzar un emprendimiento ya que es quien da valor al producto o servicio ofertado, al pagar por el mismo.

El segmento objetivo del proyecto Eco Café son estudiantes, trabajadores y familias de todas las clases sociales con residencia en la comuna de Viña del mar, consumidoras de café ya sea por necesidad de calor corporal, momento de relajación o alimentación, que circulen por el plan de Viña del Mar y que tengan reducido tiempo disponible para disfrutar de estas bebidas calientes.

6.2.2. Propuesta de valor

Explica el producto o servicio que se ofrece a los clientes, es decir que describe el conjunto de características y beneficios que crean valor a un segmento específico de mercado. La propuesta de valor no representa únicamente al producto o servicio a ofertarse, sino también a ese beneficio adicional o solución que se da ante un problema dentro de uno o varios nichos de mercado. Una vez identificado los segmentos objetivo, se diseña una oferta de valor alineada con el foco declarado en el análisis anterior.

La propuesta de valor de Eco Café consiste en la optimización de tiempos de los consumidores, ofreciendo un servicio rápido a través de un concepto innovador con una excelente calidad de producto. Además, el proyecto será amigable con el medio ambiente y tendrá un aporte social en cuanto a la inclusión de personas con capacidades reducidas.

6.2.3. Canales de distribución

Determinan la forma en que se entrega la propuesta de valor a los clientes. Incluye cómo ayudar al cliente a evaluar la propuesta de valor, cómo permitir que los clientes compren el producto o servicio además de entregarles la propuesta de valor (el elemento “extra”).

En este caso los canales de distribución serán la vía pública y borde costero de Viña del Mar, gracias a que el carro de café permitirá ir en busca de la demanda en los horarios peak de cada ubicación.

6.2.4. Relación y comunicación con clientes

Pretende determinar las maneras de relacionarse con cada segmento de mercado a los cuales se quiere llegar, los costos en los que se incurrirá, estrategias para fidelización y publicidad.

Los pilares de este proyecto serán el compromiso social a través de la inclusión de personas con capacidades diferentes en la atención del carro de café y conciencia medio ambiental siendo certificados con huella de carbono neutra. Además, este formato de venta de café móvil agregará valor y permitirá fidelizar a los clientes.

6.2.5. Flujo de ingresos

Representan la forma en que en la empresa genera los ingresos y qué tipos de ingresos serán; quiere decir que determina cómo pagará el cliente por el producto o servicio.

En este proyecto, la empresa generará ingresos mediante la venta de café que en términos generales genera márgenes por sobre el 50% a precios de mercado promedio. Los ingresos se generarán por pago directo de los consumidores en el punto de venta.

6.2.6. Recursos clave

Describe los recursos más importantes que se necesitan para el funcionamiento del negocio. Estos recursos pueden ser físicos como maquinarias, vehículos, edificios; intelectuales como marcas, patentes, royalties; humanos como un socio estratégico y financieros como la inversión inicial, líneas de crédito, stock, entre otros.

En el proyecto en cuestión los recursos más importantes serán el Café de primera calidad, que será adquirido a Nestlé, la construcción e implementación del carro de café móvil, el personal que será inclusivo y la certificación de la neutralidad en la huella de carbono. La inversión será aportada por los dos socios de la empresa.

6.2.7 Actividades Clave

Determina las actividades y procesos internos que se deben llevar a cabo para entregar la propuesta de valor al cliente. Por ejemplo, los procesos de producción, marketing, distribución, entre otros.

Las actividades más importantes en el proyecto serán la calidad del producto a comercializar, la rapidez en la venta y atención de clientes, buena estrategia de marketing que destaque la propuesta de valor del proyecto, excelente relación con proveedores e idoneidad de las ubicaciones determinadas para la venta de café.

6.2.8. Alianzas clave

Describe la red de proveedores y alianzas necesarias para que el modelo de negocio funcione con mayores garantías, que complementen las capacidades y optimicen la propuesta de valor.

El proveedor y socio estratégico más importante será Nescafé que es líder en la industria del café, además de la alianza con el diploma de habilidades laborales UNAB en donde se conseguirán las personas para atender el punto con carácter inclusivo y por último la certificación en la neutralidad de la huella de carbono que indica que lo se está contaminando por la operación e insumos utilizados, se está compensando en plantación de árboles.

6.2.9. Estructura de costos

Describe todos los costos en los que se incurren al operar el modelo de negocio con el objetivo de conocer y optimizar los costes para intentar diseñar un modelo de negocio sostenible, eficiente y escalable.

En este caso los costos y gastos más importantes serán el insumo café y remuneraciones de trabajadores. Los gastos fijos serán mínimos ya que el carro es móvil y los gastos variables no serán de gran magnitud considerando que solo trabajarán dos personas en el punto de venta.

6.3. Value Proposition Canvas

Uno de los más grandes retos que tienen los emprendedores es construir productos y servicios que creen valor para los clientes y que sean acordes con las necesidades, deseos y expectativas del mercado. Parece algo simple, pero resulta curioso ver la gran cantidad de negocios que fracasan porque el mercado no respondió frente a sus propuestas de valor.

El gran error que cometen los emprendedores a la hora de diseñar sus propuestas de valor, es enfocarse en lo que ellos creen que es importante sin tener en cuenta a los clientes en el proceso.

El lienzo de la Propuesta de Valor (Value Proposition Canvas), es una herramienta que tiene como objetivo ayudarnos a entender mejor a nuestros clientes y construir productos y servicios que realmente creen valor para ellos.

Lienzo de la Propuesta de Valor

El lienzo de la propuesta de valor es un método de representación visual, creado por Alexander Osterwalder (también creador del Business Model Generation Canvas); que se compone de tres elementos: el perfil del cliente, donde se describen las características de un determinado grupo de personas, y el mapa de valor, donde se especifica cómo se pretende crear valor para ese determinado segmento de clientes. Se consigue el encaje, el tercer elemento del modelo, cuando ambas partes coinciden. El modelo del lienzo de la propuesta de valor está pensado para evitar perder el tiempo con ideas que no funcionan. Gracias a esta herramienta se puede diseñar, probar y ofrecer a los clientes lo que realmente están esperando.

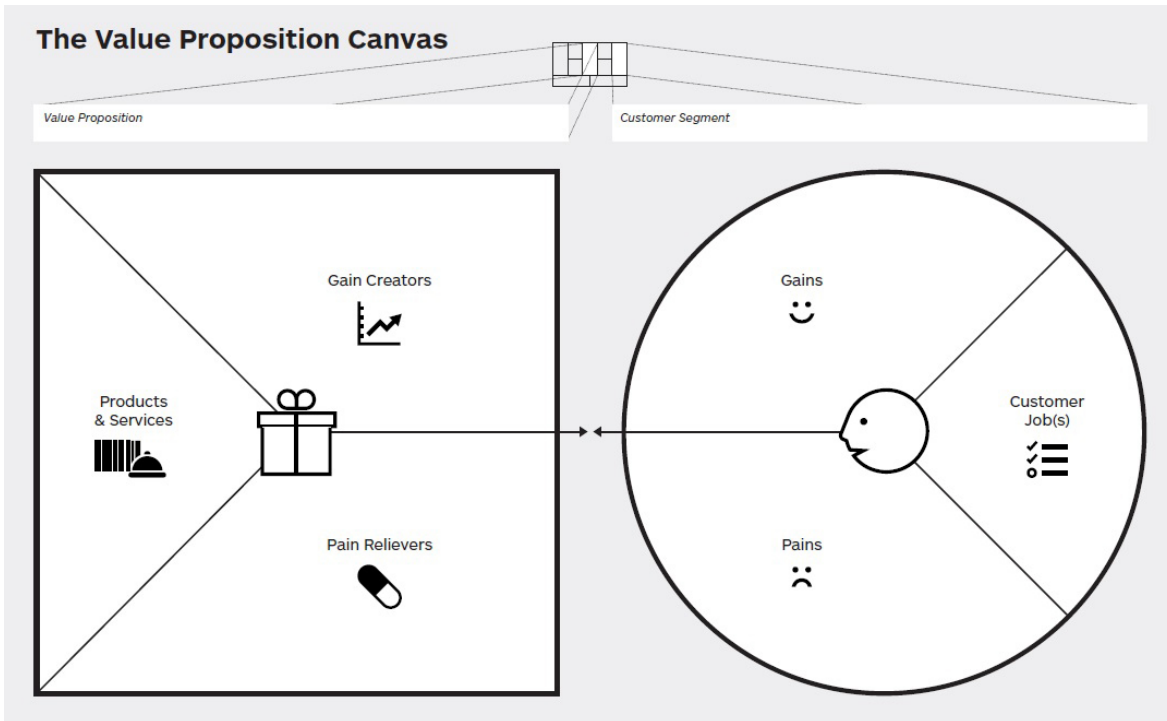


Ilustración 34: Value Proposition Canvas.

(Fuente: Strategyzer)

6.3.1. Aplicación del Value Proposition Canvas

La idea es que esta herramienta permita contrastar las necesidades de los segmentos de clientes con la propuesta de valor de cada empresa, y para ello se debe trabajar en 5 fases:

1. Observar (Perfil del Cliente)

En esta primera fase el objetivo es entender las necesidades reales del cliente, identificando los siguientes elementos:

Customer Jobs (Tareas del cliente): Son aquellas actividades que los clientes intentan resolver en su vida laboral o personal. Podrían ser actividades habituales que el cliente quiere realizar, los problemas que quieren solucionar o las necesidades que intentan satisfacer.

Es importante que se adopte la perspectiva del cliente y se distingan entre 3 tipos de tareas del cliente: Tareas funcionales, en las que los clientes intentan realizar algo específico o solucionar un problema; Tareas sociales, en las que los clientes quieren quedar contentos, ganar poder o estatus; y Tareas personales o emocionales, en las que los clientes buscan alcanzar un estado emocional específico, como mejorar su calidad de vida, tener tranquilidad o seguridad.

Pains (Frustraciones): Es todo aquello que molesta a los clientes antes, durante y después de intentar resolver una tarea o, simplemente, lo que les impide resolverla. También están relacionadas con los riesgos, es decir, los potenciales resultados negativos que podrían presentarse si se resuelve mal una tarea o directamente no se resuelve. Existen 3 tipos de frustraciones de clientes: Las relacionadas con características, problemas y resultados no deseados; Las relacionadas con Obstáculos que impiden que los clientes empiecen una tarea o que los hacen ir más lentos; y las relacionadas con Riesgos potenciales o consecuencias negativas.

Gains (Alegrías): Son los resultados y beneficios que quieren los clientes. Algunas son necesarias, sin las cuales un producto o servicio no funcionaría; otras esperadas, relativamente básicas que esperamos de una solución, incluso cuando podría funcionar sin ellas; otras deseadas, que van más allá de lo que el cliente espera de una solución, pero que le encantaría tener si pudiera; y otras son inesperadas, que van más allá de las expectativas y deseos de los clientes.

Al finalizar esta fase, se debe encontrar un problema que valga la pena resolver, y para ello se recomienda ordenar los trabajos que necesita resolver el cliente en función de aspectos tales como la frustración que le producen, frecuencia con la que debe resolverlos, etc. Al finalizar se construirá una lista bastante prometedora de lo que, tras observar a los clientes, se cree que son sus principales necesidades.

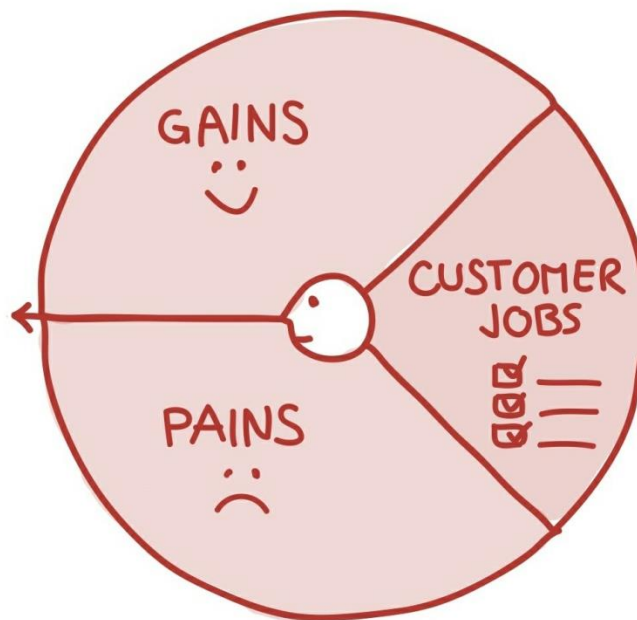


Ilustración 35: Perfil del cliente

(Fuente: Strategyzer)

2. Diseñar (Mapa de valor)

Generalmente lo que hacen los emprendedores es crear productos para luego ver a quién le pueden servir, pero el Value Proposition Canvas nos propone trabajar al revés: primero

identificamos un problema o necesidad relevante y luego vemos cómo resolverlo teniendo en cuenta los siguientes elementos:

Productos y servicios: Se deben identificar los productos o servicios que se pueden construir para resolver las tareas que tiene el cliente, centrándose en identificar las principales características o funcionalidades que estos deberían cubrir para dar respuesta al trabajo que nuestro cliente necesita resolver. Esto no sólo implica el plantear los aspectos puramente funcionales sino tener en cuenta por ejemplo el rol que quiere adoptar nuestro cliente y cómo le ayudamos en cada uno. Es fundamental tener en cuenta que los productos y servicios no crean valor por sí mismos, sino en relación con un segmento de clientes específico y sus tareas, frustraciones y alegrías.

Pain relievers (Aliviadores de frustraciones): Describen cómo los productos y servicios alivian las frustraciones específicas de los clientes. Se debe considerar cómo pretendemos eliminar o reducir algunas de las cosas que les molestan antes, durante o después de resolver una tarea, o las que les impiden resolverla (ahorro de tiempo, comodidad, fácil acceso a información, costos).

No es necesario definir un aliviador para cada frustración que se haya identificado en el perfil del cliente, porque ninguna propuesta de valor puede hacerlo. Las mejores propuestas de valor se centran en pocas frustraciones, pero logran aliviarlas excepcionalmente bien.

Gain creators (Creadores de alegrías): Describen cómo los productos y servicios crean alegrías para el cliente. Resumen de manera explícita cómo se pretenden producir resultados y beneficios que el cliente espera, desea o con los que se sorprendería, entre los que se incluyen la utilidad funcional, las alegrías sociales y las emociones positivas.



Ilustración 36: Mapa o propuesta de valor

(Fuente: Strategyzer)

3. Encaje

El encaje es el punto de conexión entre el perfil del cliente y la propuesta de valor. El encaje ocurre cuando se abordan tareas importantes, que alivian frustraciones extremas y se crean alegrías esenciales para los clientes.

Se debe considerar que los clientes representan al juez, jurado y verdugo. Si no conseguimos el encaje, serán despiadados con el producto o servicio que le ofreceremos.

Para verificar el encaje, se debe revisar el mapa de la propuesta de valor y el perfil del segmento de clientes que se completó anteriormente. Se debe revisar uno por uno los

aliviadores de frustraciones y los creadores de alegrías y comprobar si encajan con alguna tarea, frustración o alegría del cliente.

Una vez identificadas tareas, frustraciones y alegrías relevantes del cliente que se pueden abordar con la propuesta de valor, se debe proceder a testear la reacción del mercado frente a lo que se está creando.

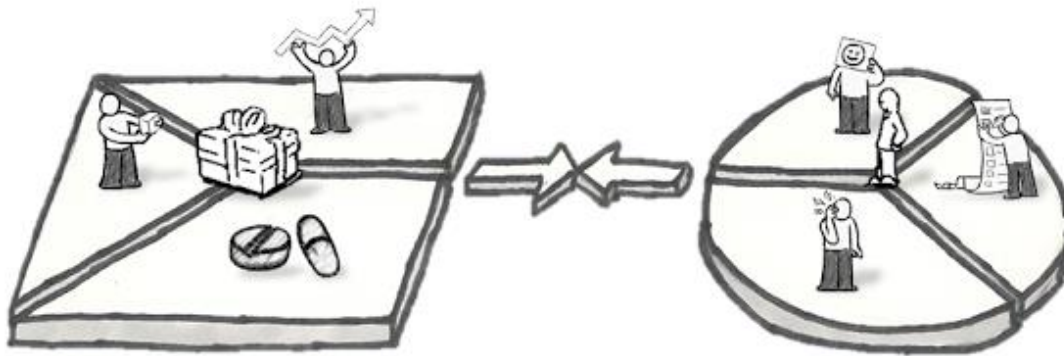


Ilustración 37: Encaje

(Fuente: Strategyzer)

4. Validar

El objetivo de esta fase es lograr que los productos y servicios, los aliviadores de frustraciones y los creadores de alegrías, realmente creen valor para el cliente y encuentran atracción en el mercado.

Debemos esforzarnos por validar o invalidar las hipótesis relacionadas con la propuesta de valor. De modo inevitable, se descubrirá que muchas de las ideas del principio no crean valor para el cliente y se tendrán que diseñar propuestas de valor nuevas.

Para realizar esta validación se debe "salir a la calle" e interactuar con clientes potenciales que nos brinden información relevante acerca de la propuesta de valor que se desea construir.

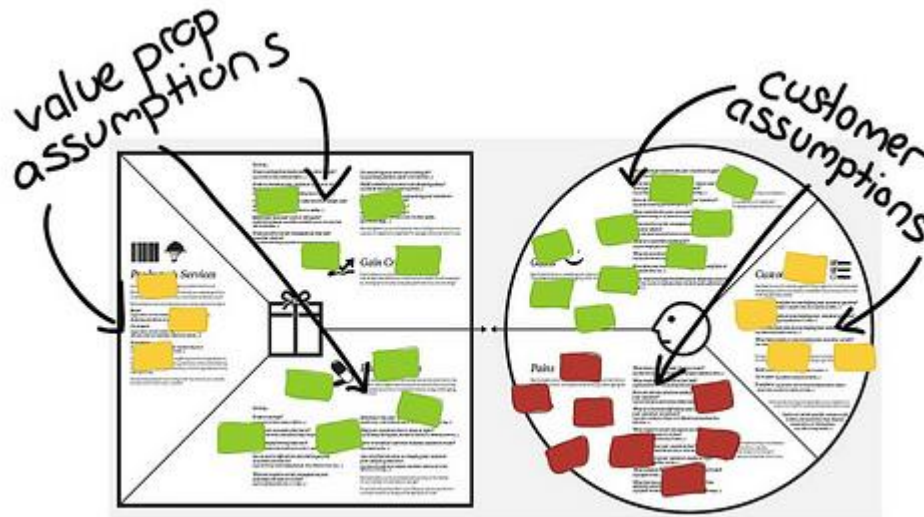


Ilustración 38: Validación de los productos o servicios

(Fuente: Strategyzer)

5. Ajustar

Con la información obtenida en la fase anterior, se procede a actualizar el perfil del cliente en el Value Proposition Canvas y ajustar la propuesta de valor teniendo en cuenta las hipótesis descartadas y validadas.

El siguiente paso será construir el primer prototipo o producto mínimo viable que ayude a validar y ajustar la propuesta de valor.

La búsqueda de propuestas de valor que coincidan con tareas, frustraciones y alegrías del cliente es un constante ir y venir entre diseñar y probar experimentos, prototipos y pilotos.

Más que secuencial, el proceso es repetitivo. El objetivo que hay detrás del modelo descrito es probar ideas lo más rápido posible para aprender, crear diseños mejores y volver a probar.

10 Características de las Propuestas de Valor Poderosas

- Se afianzan en grandes modelos de negocio.
- Se centran en las tareas, frustraciones y alegrías que más les importan a los clientes.
- Se centran en tareas no solucionadas, frustraciones no resueltas y alegrías no obtenidas.
- Tienen como objetivo pocas tareas, frustraciones y alegrías, pero se centran en ellas extremadamente bien.
- Van más allá de las tareas funcionales y abordan las emocionales y sociales.
- Están en consonancia con el modo en que los clientes miden el éxito.
- Se concentran en las tareas, frustraciones y alegrías que tiene mucha gente o por los que pagarán mucho dinero.
- Se diferencian de la competencia en las tareas, frustraciones y alegrías que importan a los clientes.
- Superan a la competencia de manera significativa por lo menos en un ámbito.
Son difíciles de copiar.

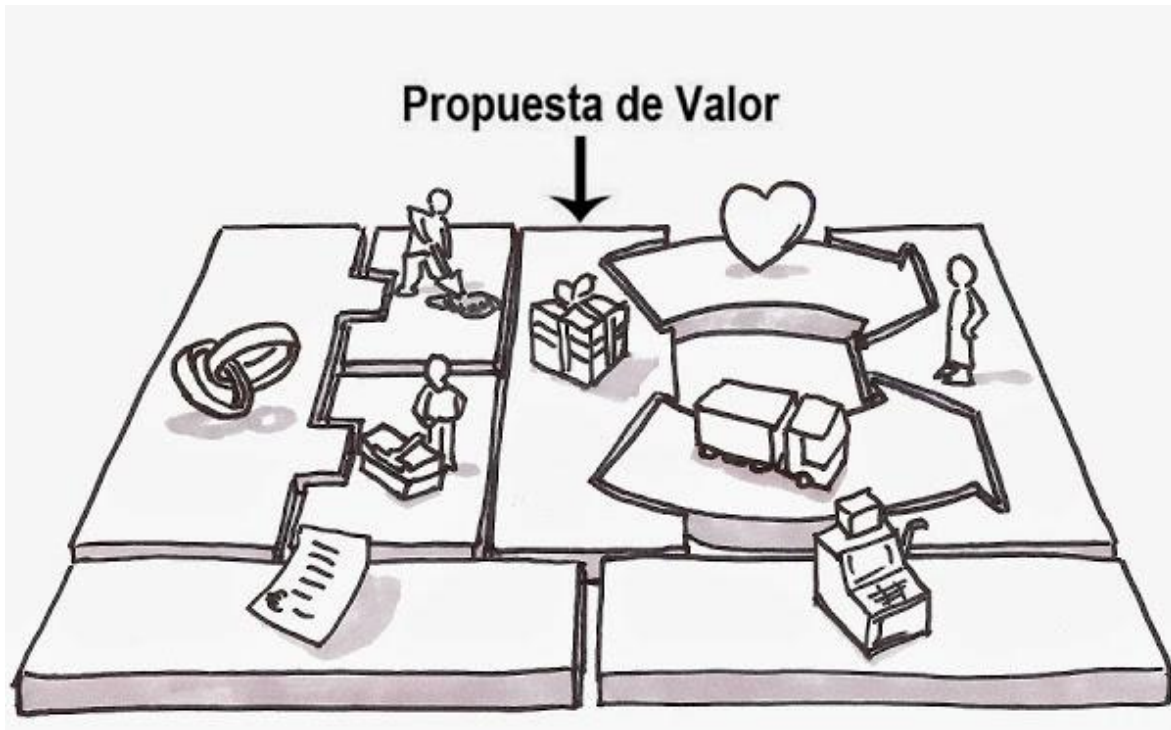


Ilustración 39 : Propuesta de Valor

(Fuente: Strategyzer)

6.4. Ubicaciones del carro de café móvil y ventas esperadas

Como se mencionó en la descripción del proyecto, la venta de café será a través de un carro móvil que circulará en el plan de Viña del Mar, estas ubicaciones son cruciales para generar un nivel de ventas elevado y así generar rentabilidad a los inversionistas.

Las ubicaciones principalmente deben tener un alto flujo de personas, considerando además su horario punta.

Las ubicaciones determinadas preliminarmente considerando estas variables son las siguientes:

1. Estaciones de Metro (Am)
2. Universidades (Am)
3. Mall (durante las tardes)
4. Borde costero (Fines de semana)

Empíricamente está demostrado que, durante la mañana, entre las 07:00 y 09:00 horas, es cuando se consume más café, seguido por un par de horas en la tarde, entre las 18:00 y 20:00 horas. Además el precio promedio de una taza de café saborizado o de grano en el plan de Viña del Mar es de \$1.000 y un promedio de venta diario de un local con buena ubicación en el plan de Viña es de 50 tazas.

El promedio mensual de venta de café en Viña del Mar considerando los 8 meses pronosticados a través del método Sarima es de casi \$80.000.000, el proyecto Eco-Café en su inicio tiene como objetivo captar el 1% de esa venta, lo que equivale a \$800.000 de compra de insumos a Nestlé, recordemos que este pronóstico es de la venta de café de Nestlé a sus clientes para utilizar sus máquinas de café. Con un precio de venta de \$1.000 se obtiene una rentabilidad promedio de 100%, considerando una venta de 50 tazas diarias lo cual no es muy exigente, las ventas iniciales del proyecto Eco-café serían de \$1.600.000 mensuales, sin considerar productos accesorios tales como dulces, salados y frutas.

7. CONCLUSIONES

En primer término, indicar que la industria del café en el mundo está en pleno desarrollo con tasas de crecimiento sólidas del 2% anual, las categorías que tienen tasas de crecimiento sobre la media son las de café de grano y cafés saborizados, esto dado por los consumidores cada vez más exigentes y conocedores de las ventajas de consumir esta bebida caliente. La gran penetración del café está siendo tanto dentro como fuera del hogar, cada vez se observan más hogares con máquinas de café o vemos en la despensa café de grano o molido para prepararlos de forma manual, en tanto, en la ciudad el aumento de cafeterías ha sido muy importante en los últimos años. Mientras la industria sigue avanzando con nuevas propuestas en la forma de comercializar este producto. Ya no nos sorprende ver una cafetería en un banco o los furgones Combi ofreciendo gran variedad de alternativas en distintos eventos. Además, se observan muchos competidores en la industria que ofrecen café y de muy buena calidad, tales como: Nespresso, Bonafide, Segafredo, Vergnano, Britt, Ily, Lavazza, Marley Coffee, entre otras.

Con base en los resultados del trabajo realizado, al diseño, desarrollo y aplicación de las metodologías propuestas para el pronóstico de ventas de café en la comuna de Viña del Mar, se logró desarrollar un método cuantitativo que ofrece una precisión importante para el cálculo de pronósticos de venta en empresas de la industria del café, que cuenten con una elevada cantidad de observaciones históricas.

La utilización y comparación de metodologías de pronóstico que consideran la perspectiva exógena (modelos econométricos) y endógena (auto regresivos) permitió tener

resultados satisfactorios respecto a la disminución del error y mejores indicadores de exactitud.

En relación al modelo econométrico podemos indicar que no fue fácil determinar que variables utilizar en el modelo de manera de analizar su influencia en el mismo, ya que, por una parte, están los datos entregados por la empresa, los que son de una fuente segura y por otra parte están las variables y observaciones que deben buscarse bajo distintas fuentes, las cuales deben ser fidedignas y de confianza para lograr estimaciones robustas. Por esto se escogieron variables consideradas influyentes en las ventas de café. Se puede decir que el resultado obtenido es totalmente razonable, en vista que todas las variables que están en el modelo econométrico son influyentes, como por ejemplo, las temperaturas medias, cuando esta sube disminuye en promedio el consumo de café, y esto es efectivo ya que las personas prefieren tomar bebidas no calientes. Además, se visualiza estacionalidad ya que la variable de estación otoño influye en el modelo, y nos dice que en esta estación se consume en promedio mayor cantidad de café, en relación al invierno, lo que además concuerda con la variable temperatura. Por otra parte, los días hábiles también influyen, y está demostrando que aquellos meses que hay menos días hábiles se consume menos cantidad promedio de café, lo que es bastante lógico. Y por último, el modelo nos indica que en la ciudad de Viña del Mar se consume en promedio mayor cantidad de café que en Los Andes, lo que también es lógico, por lo tanto se puede decir que el modelo realiza una estimación certera de la venta de café de máquinas Vending en la ciudad de Viña del Mar.

En relación a los modelos causales Arima y Sarima estos fueron una herramienta práctica y rápida a través de la utilización del software Eviews, otorgando de forma sencilla un resultado útil que se acoge a las condiciones y alcance de los datos, en torno a su

desempeño como metodología para el presente trabajo, el método Sarima, que considera efectos estacionales, fue el que mejor exactitud mostró para pronosticar las ventas de café en la comuna de Viña del Mar, con un MAPE de 15,05% respecto a las ventas reales del periodo.

En cuanto a los análisis realizados, cada uno de los métodos utilizados permitió evaluar, analizar y descubrir el mejor modelo predictorio para estimar la venta de café en la ciudad de Viña del Mar, obteniéndose resultados coherentes en lo que a la venta de café se refiere.

Por ultimo señalar que el desarrollo del modelo de negocio para el proyecto Eco-Café permitió observar que efectivamente existe un proyecto que puede materializarse y que existen necesidades insatisfechas de los consumidores, sobre todo en términos de propuesta de valor, con desarrollo en temas de inclusión social y cuidado medio ambiental, considerando además que el formato de venta actualmente no existe en la comuna de Viña del Mar.

BIBLIOGRAFIA

- Ediciones Especiales El Mercurio. (05 de 2015). *Ediciones Especiales*. Recuperado el 01 de 2017, de El Mercurio:
<http://www.edicionesespeciales.elmercurio.com/destacadas/detalle/index.asp?idnoticia=201505141904596>
- Centro de estudios del retail*. (abril de 2015). Obtenido de Centro de estudios del retail:
<http://www.ceret.cl/noticias/mercado-del-cafe-proyecciones-y-perspectivas/>
- Martín, E. D. (2016). Rápido a ninguna parte. *Acta sociológica num. 69*, 25.
- Respaldiza, J. A., Ruiz Wood, D., & Duboy, J. (2014). Plan de Negocios Cafetería Guillo. *Plan de Negocios Cafetería Guillo*. Santiago, Chile.
- Roca, A. (2013). *legiscomex*. Obtenido de legiscomex:
<http://legiscomexoficial.blogspot.cl/2013/04/chile-consume-cada-vez-mas-y-mejor-cafe.html>
- Kotler, P. (2002). *Dirección de Marketing Conceptos Esenciales*. México : Prentice Hall Inc.
- Adam, E., & Ebert, R. (1991). *Administración de la producción y operaciones. Conceptos, modelos y funcionamiento*. México: Pearson Prentice Hall.
- Hillier, F., & Lieberman, G. (2015). *Investigación de operaciones*. Mc Graw Hill.
- Aquilano, N., Jacobs, R., & Chase, R. (2009). *Administración de Operaciones, Producción y Cadena de Suministros* . México: Mc Graw Hill.
- Ballou, R. (2004). *Logística. Administración de la Cadena de Suministro*. México: Pearson Prentice Hall.
- Nahmias, S. (2014). *Análisis de la Producción y las Operaciones*. México: Mc Graw Hill.
- Makridakis, S. (1990). *Pronósticos : estrategia y planificación para el siglo XXI*. Madrid: Díaz de Santos.
- Bedri, L. p. (2012). *La Página de Bedri* . Obtenido de La Página de Bedri :
http://www.bedri.es/Comer_y_beber/Cafe/El_cafe_en_el_mundo.htm
- International Coffee Organization*. (2014). Obtenido de International Coffee Organization:
<http://www.ico.org/news/icc-111-5-r1e-world-coffee-outlook.pdf>
- United States Department of Agriculture*. (2017). Obtenido de United States Department of Agriculture: <https://apps.fas.usda.gov/psdonline/app/index.html#/app/downloads>
- National Geographic*. (2015). Obtenido de National Geographic:
<http://www.nationalgeographic.com/coffee/map.html>
- Junta Nacional del café*. (2008). Obtenido de Junta Nacional del café:
<http://www.juntadelcafe.org.pe>
- Workman, D. (abril de 2017). *World's Top Exports*. Obtenido de World's Top Exports:
<http://www.worldstopexports.com/coffee-exports-country/3256/>

- Thiemann, J. (julio de 2012). *Independent Australia* . Obtenido de Independent Australia :
<https://independentaustralia.net/business/business-display/germany-a-coffee-giant-without-growing-a-single-bean,4302>
- Oxfam America*. (septiembre de 2002). Obtenido de Oxfam America:
<https://www.oxfamamerica.org/static/oa3/files/mugged-report-summary.pdf>
- Domínguez Gijón, R., & Zambrano Reyes, A. (2011). *Memoria del XXI Coloquio Mexicano de Economía Matemática y Econometría*. México.
- Garduño García, G. (2011). Metodología para calcular el pronóstico de ventas y una medición de su precisión en una empresa farmacéutica. *Metodología para calcular el pronóstico de ventas y una medición de su precisión en una empresa farmacéutica*. México.
- de la Fuente Fernández, S. (s.f.). *Series temporales: Modelo arima*. Madrid.
- Medina Moral , E. (s.f). *Universidad Autónoma de Madrid*. Obtenido de Universidad Autónoma de Madrid: https://www.uam.es/personal_pdi/economicas/eva/pdf/modelos.pdf
- de Arce, R., & Mahía, R. (2001). *Universidad Autónoma de Madrid*. Obtenido de Universidad Autónoma de Madrid: https://www.uam.es/personal_pdi/economicas/anadelsur/pdf/box-jenkins.pdf
- Perez. (2015). memoria. UTFSM.

ANEXOS

Análisis de Método Paso a Paso hacia adelante

Ecuación de regresión

$$Y = 26662054 + 145629 x1 - 961901 x2 - 8538259 D1 - 7088752 D3 - 23922345 D5$$

Análisis de Método Paso a Paso hacia atrás

Se realiza el análisis de Regresión Y v/s X1, X2, X3, D1, D2, D3, D4, D5, aplicando el método “Paso a Paso hacia atrás”, el cual va eliminando variables hacia atrás, los resultados arrojados se muestran a continuación.

Método:

Codificación de predictores categóricos (1. 0).

Eliminación de términos hacia atrás.

Términos candidatos: X1. X2. X3. D1. D2. D3. D4. D5.

Tabla: Detalle Paso a Paso hacia atrás.

(Fuente: Eviews)

Eliminación de términos hacia atrás

Términos candidatos: x1. x2. x3. D1. D2. D3. D4. D5

	-----Paso 1-----		-----Paso 2-----	
	Coef	P	Coef	P
Constante	21818844		24021712	
x1	151864	0,000	149278	0,000
x2	-900914	0,005	-1216911	0,000
x3	68705	0,057	87159	0,012
D1	-4798158	0,127		
D2	5363335	0,039	7554282	0,001
D3	-9933029	0,000	-9985772	0,000
D4	-5147898	0,022	-5279882	0,020
D5	-23342621	0,000	-22774286	0,000
S		6919356		6989644
R-cuad.		87,36%		86,91%
R-cuad.(ajustado)		85,86%		85,57%
R-cuad. (pred)		83,73%		83,55%
Cp de Mallows		9,00		9,39

α a retirar = 0,05

Se observa de las tablas, que se realizaron 2 pasos, quedando como variables significativas X1, X2, X3, D2, D3, D4 y D5. En el último paso, el coeficiente de determinación R^2 es de 86,91%, que es más alto que en el caso anterior, y el coeficiente de Mallows (CP) es de 9,39, que es mucho más cercano al número de variables, que son 8 para este caso, y todos los coeficientes tienen valor $p < 0,05$, por lo tanto son significativos, rechazándose H_0 en la décima individual.

El resumen del modelo se muestra en la siguiente tabla:

Tabla: Resumen.

(Fuente: Minitab)

R-cuad.	R-cuad.	S	R-
cuad. (ajustado)	(pred)	6989644	86,91%
85,57%	83,55%		

Los valores de los coeficientes son los siguientes:

Tabla: Coeficientes.

(Fuente: Minitab)

Término	Coef	EE del coef.	Valor T	Valor p	FIV
Constante	24021712	10485647	2,29	0,025	
x1	149278	24123	6,19	0,000	1,26
x2	-1216911	235962	-5,16	0,000	1,47
x3	87159	33790	2,58	0,012	1,32
D2 1	7554282	2141847	3,53	0,001	1,29
D3 1	-9985772	2176575	-4,59	0,000	1,63
D4 1	-5279882	2214344	-2,38	0,020	1,86
D5 1	-22774286	1647719	-13,82	0,000	1,05

Se observa de la tabla que para todos los coeficientes el valor VIF es menor a 5, por lo tanto, no hay multicolinealidad entre las variables.

La ecuación que representa al modelo en este caso es la siguiente:

$$Y = 24021712 + 149278 x1 - 1216911 x2 + 87159 x3 + 7554282 D2_1 - 9985772 D3_1 - 5279882 D4_1 - 22774286 D5_1$$

Ecuación de regresión

$$Y = 24021712 + 149278 x_1 - 1216911 x_2 + 87159 x_3 + 7554282 D_2 - 9985772 D_3 - 5279882 D_4 - 22774286 D_5$$

Análisis de Método Paso a Paso Mixto

Se realiza el análisis de Regresión Y v/s X1, X2, X3, D1, D2, D3, D4, D5, aplicando el método “Paso a Paso Mixto”, en este caso es una mezcla de los dos pasos anteriores, de manera de determinar el mejor modelo, los resultados obtenidos se muestran a continuación.

Método:

Codificación de predictores categóricos (1. 0).

Selección de términos escalonada.

Términos candidatos: X1. X2. X3. D1. D2. D3. D4. D5

Tabla: Detalle Paso a Paso Mixto.

(Fuente: Eviews)

Selección de términos escalonada

Términos candidatos: x1, x2, x3, D1, D2, D3, D4, D5

	-----Paso 1-----		-----Paso 2-----		-----Paso 3-----	
	Coef	P	Coef	P	Coef	P
Constante	64780119		91659145		21108997	
D5	-26166193	0,000	-24118918	0,000	-22444900	0,000
x2			-1858882	0,000	-1776618	0,000
x1					170816	0,000
D3						
D1						
S		12951809		10489992		8335511
R-cuad.		51,10%		68,36%		80,29%
R-cuad.(ajustado)		50,44%		67,49%		79,47%
R-cuad. (pred)		48,39%		65,95%		78,14%
Cp de Mallows		187,28		97,78		36,49
	-----Paso 4-----		-----Paso 5-----			
	Coef	P	Coef	P		
Constante	34565188		26662054			
D5	-22809893	0,000	-23922345	0,000		
x2	-1760484	0,000	-961901	0,003		
x1	142982	0,000	145629	0,000		
D3	-7162671	0,001	-7088752	0,000		
D1			-8538259	0,002		
S		7712761		7226449		
R-cuad.		83,36%		85,60%		
R-cuad.(ajustado)		82,43%		84,57%		
R-cuad. (pred)		81,02%		83,09%		
Cp de Mallows		22,22		12,35		

α a entrar = 0,05. α a retirar = 0,05

Se observa de las tablas de arriba, que se realizaron 5 pasos nuevamente, quedando como variables significativas X1, X2, D1, D3 y D5. En el último paso se observa que el coeficiente de determinación R^2 es de 85,6%, y el coeficiente de Mallows (CP) es de 12,35, bastante superior a la cantidad de variables del modelo.

El resumen del modelo se muestra en la siguiente tabla:

Tabla: Resumen.

(Fuente: Minitab)

S	R-cuad.	R-cuad. (ajustado)	R-cuad. (pred)
7226449	85,60%	84,57%	83,09%

El valor de los coeficientes es:

Tabla: Coeficientes.

(Fuente: Minitab)

Término	Coef	EE del coef.	Valor T	Valor p	FIV
Constante	26662054	10663850	2,50	0,015	
x1	145629	23567	6,18	0,000	1,13
x2	-961901	316158	-3,04	0,003	2,47
D1 1	-8538259	2588826	-3,30	0,002	2,42
D3 1	-7088752	1854584	-3,82	0,000	1,10
D5 1	-23922345	1725427	-13,86	0,000	1,08

Se observa de la tabla que para todos los coeficientes el valor VIF es menor a 5, por lo tanto, no hay multicolinealidad entre las variables.

Para este caso la ecuación del modelo es la siguiente:

$$Y = 26662054 + 145629 x1 - 961901 x2 - 8538259 D1_1 - 7088752 D3_1 - 23922345 D5_1$$

Ecuación de regresión

$$Y = 26662054 + 145629 x_1 - 961901 x_2 - 8538259 D_1 - 7088752 D_3 - 23922345 D_5$$

Tabla: Resultado Décima de White.

(Fuente: Minitab)

Heteroskedasticity Test: White
Null hypothesis: Homoskedasticity

F-statistic	1.632029	Prob. F(37,38)	0.0687
Obs*R-squared	46.64596	Prob. Chi-Square(37)	0.1330
Scaled explained SS	32.05608	Prob. Chi-Square(37)	0.6999

Test Equation:
Dependent Variable: RESID^2
Method: Least Squares
Date: 10/18/18 Time: 21:28
Sample: 1 76
Included observations: 76
Collinear test regressors dropped from specification

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	4.16E+15	1.59E+15	2.613619	0.0128
X1^2	1.93E+10	7.72E+09	2.496818	0.0170
X1*X2	3.35E+11	1.09E+11	3.060855	0.0040
X1*X3	-5.04E+10	2.45E+10	-2.058982	0.0464
X1*D1	-3.47E+12	1.36E+12	-2.561190	0.0145
X1*D2	-2.51E+12	1.15E+12	-2.172767	0.0361
X1*D3	-9.10E+11	7.23E+11	-1.258589	0.2159
X1*D4	5.19E+10	6.75E+11	0.076848	0.9391
X1*D5	1.00E+12	5.57E+11	1.803862	0.0792
X1	-1.87E+13	7.02E+12	-2.667999	0.0112
X2^2	-6.47E+11	8.08E+11	-0.800517	0.4284
X2*X3	2.69E+10	2.91E+11	0.092277	0.9270
X2*D1	1.78E+13	1.84E+13	0.967941	0.3392
X2*D2	1.90E+13	1.47E+13	1.290343	0.2047
X2*D3	-1.58E+13	7.57E+12	-2.094519	0.0429
X2*D4	-1.82E+13	1.07E+13	-1.709717	0.0955
X2*D5	-9.12E+12	8.81E+12	-1.034784	0.3073
X2	-1.04E+14	4.43E+13	-2.351197	0.0240
X3^2	1.34E+10	2.10E+10	0.639099	0.5266
X3*D1	1.65E+12	2.02E+12	0.817223	0.4189
X3*D2	-2.79E+12	1.36E+12	-2.046257	0.0477
X3*D3	-2.35E+11	1.58E+12	-0.148961	0.8824
X3*D4	2.51E+12	2.60E+12	0.967346	0.3395
X3*D5	-1.30E+12	1.09E+12	-1.190530	0.2412
X3	1.92E+13	9.65E+12	1.987688	0.0541
D1^2	1.12E+15	5.19E+14	2.159660	0.0372
D1*D3	3.52E+13	8.05E+13	0.436919	0.6646
D1*D4	1.42E+14	1.01E+14	1.407189	0.1675
D1*D5	-5.19E+13	6.34E+13	-0.818372	0.4182
D2^2	7.27E+14	4.36E+14	1.666941	0.1037
D2*D3	9.91E+13	9.16E+13	1.082747	0.2857
D2*D4	1.75E+14	9.58E+13	1.824637	0.0759
D2*D5	-9.42E+13	4.86E+13	-1.939318	0.0599
D3^2	5.23E+14	3.15E+14	1.660353	0.1051
D3*D5	6.58E+13	4.12E+13	1.598496	0.1182
D4^2	8.10E+13	3.13E+14	0.258427	0.7975
D4*D5	7.42E+13	4.30E+13	1.723381	0.0929
D5^2	-2.68E+14	2.31E+14	-1.158163	0.2540

R-squared	0.613763	Mean dependent var	4.22E+13
Adjusted R-squared	0.237689	S.D. dependent var	5.65E+13
S.E. of regression	4.93E+13	Akaike info criterion	66.20396
Sum squared resid	9.25E+28	Schwarz criterion	67.36932
Log likelihood	-2477.750	Hannan-Quinn criter.	66.66969
F-statistic	1.632029	Durbin-Watson stat	2.456080
Prob(F-statistic)	0.068715		