

Tipo de documento: Tesis de maestría

Master in Management + Analytics

Pronóstico de Demanda como herramienta para la producción de vinos

Autoría: Pastorino, Juan Manuel

Año académico: 2023

¿Cómo citar este trabajo?

Pastorino, J. (2023) "Pronóstico de Demanda como herramienta para la producción de vinos". [*Tesis de maestría. Universidad Torcuato Di Tella*]. Repositorio Digital Universidad Torcuato Di Tella <https://repositorio.utdt.edu/handle/20.500.13098/12440>

El presente documento se encuentra alojado en el Repositorio Digital de la Universidad Torcuato Di Tella bajo una licencia Creative Commons Atribución-No Comercial-Compartir Igual 4.0 Argentina (CC BY-NC-SA 4.0 AR)
Dirección: <https://repositorio.utdt.edu>



**UNIVERSIDAD
TORCUATO DI TELLA**

MASTER IN MANAGEMENT +ANALYTICS

PRONÓSTICO DE DEMANDA COMO
HERRAMIENTA PARA LA PRODUCCIÓN DE VINOS

TESIS

Juan Manuel Pastorino
Diciembre 2023

Tutor: Magdalena Cornejo

Resumen

En esta tesis, trabajamos con una bodega líder en el país para desarrollar una nueva metodología de *forecasting* de demanda. Esto resulta útil porque permite planificar mejor la producción y establecer objetivos de ventas más realistas para el equipo a cargo de estas, cuyas remuneraciones están vinculadas a su desempeño.

El problema que esta bodega presenta es la carencia de métodos de estimación rigurosos para planear tanto al corto, como al mediano y largo plazo. Esto da lugar a ineficiencias en toda la cadena productiva, así como en las ventas. En primer lugar, no tener una idea clara de cuanto de nuestro producto se demandará en el futuro lleva a errores en los volúmenes producidos. Esto no es lo único ya que no lograr ver el largo plazo de forma acertada lleva a malas decisiones estratégicas. En lo que respecta al corto plazo, es muy difícil medir la performance si uno no tiene un target robusto y confiable.

Por estos motivos en esta tesis no preguntamos cómo ayudar a la bodega cuyos datos utilizamos para el análisis a alcanzar estimaciones más robustas, que métodos están a nuestro alcance y pueden ser aplicados, que fortalezas y debilidades presentan y como estos pueden relacionarse con el conocimiento propio del mercado que tienen aquellos que hoy ya trabajan en la compañía entendiendo que los factores cualitativos también son valiosos.

Para lograr nuestros objetivos, en primer lugar, depuramos la información de ventas de la bodega desde 2014 hasta 2020 y la combinamos con datos macroeconómicos, gastos de marketing, información del sector y de la competencia para crear una base de datos con estructura temporal. Luego, nos centramos en utilizar estos datos para generar modelos econométricos para los 16 principales productos de la bodega, que representan alrededor del 80% de sus ventas en el período de estudio. Para identificarlos realizamos un análisis ABC sobre la cartera de productos de la bodega en cuestión.

Para obtener los modelos finales, utilizamos el algoritmo *Autometrics* que se basa en la metodología GETS (*General-To-Specific*) para la selección automática de predictores. También comparamos la performance de los modelos con los datos reales para el período de 2020 (período *Out-of-Sample*) utilizando diferentes métricas.

A su vez, trabajamos en la estimación de la demanda utilizando técnicas de análisis jerárquico, tanto la metodología *top-down* como *bottom-up*. Esto nos permitió proporcionar dos formas de ver el futuro de los productos. La primera, el análisis econométrico, más enfocada en el planeamiento de la producción y objetivos de ventas al corto plazo. La segunda, el análisis jerárquico, más enfocada en una visión general del mercado vitivinícola, las expectativas globales y nacionales de crecimiento y el papel de la empresa dentro su industria.

Nuestro análisis nos permitió identificar las variables que influyen en la demanda del vino, resaltando por ejemplo el precio y la actividad económica. Utilizando estas logramos generar estimaciones de demanda tanto al corto como al mediano/largo plazo. A su vez, haber desarrollado dos metodologías permitió validar nuestros resultados y ofrecer a la bodega mayor confiabilidad en los mismos. En cuanto a limitaciones, resaltamos la oportunidad latente de mejorar aún más las predicciones trabajando en la proyección de las variables independientes para los años inciertos.

Abstract

In this thesis, we worked with a leading winery in the country to develop a new demand forecasting methodology. This is valuable because it allows for better production planning and setting more realistic sales targets for the team in charge, whose remuneration is linked to their performance.

The problem the winery faces is the lack of rigorous estimation methods for planning in the short, medium, and long term. This leads to inefficiencies throughout the production chain and in sales. Not having a clear idea of how much of our product will be demanded in the future leads to errors in the volumes produced. Additionally, not accurately envisioning the long term leads to poor strategic decisions. In terms of the short term, measuring performance is challenging without a robust and reliable target.

For these reasons, in this thesis, we inquire about how to help the winery, whose data we used for the analysis, achieve more robust estimates. We explore methods that are within our reach, their strengths and weaknesses, and how these can relate to the market knowledge of those already working in the company, understanding that qualitative factors are also valuable.

To achieve our goals, we first cleaned the sales information from the winery from 2014 to 2020 and combined it with macroeconomic data, marketing expenses, sector information, and competition data to create a database with a temporal structure. Then, we focused on using this data to generate econometric models for the 16 main products of the winery, which represent around 80% of its sales in the study period. To identify them, we conducted an ABC analysis of the product portfolio of the winery in question.

To obtain the final models, we used the Autometrics algorithm, which is based on the General-To-Specific (GETS) methodology for automatic predictor selection. We also compared the performance of the models with real data for the 2020 period (Out-of-Sample period) using different metrics.

Furthermore, we worked on demand estimation using hierarchical analysis techniques, both top-down and bottom-up. This allowed us to provide two ways of looking into the future of the products. The first, econometric analysis, is more focused on short-term production planning and sales objectives. The second, hierarchical analysis, is more focused on an overall view of the wine market, global and national growth expectations, and the role of the company within its industry.

Our analysis allowed us to identify the variables that influence wine demand, highlighting, for example, price and economic activity. Using these, we were able to generate demand estimates for both the short and medium/long term. In turn, developing two methodologies allowed us to validate our results and provide the winery with greater confidence in them. Regarding limitations, we emphasize the latent opportunity to further improve predictions by working on the projection of independent variables for uncertain years.

Índice de Contenidos

1.	Introducción	6
1.1.	Contexto	6
1.2.	Revisión de Literatura	7
1.3.	Problema	10
1.4.	Objetivo	11
2.	Datos	12
2.1	Datos sin procesar	12
2.2	Ventanas de Estimación y Pronóstico (In Sample vs Out of Sample).....	15
2.3	Procesamiento de los Datos	16
2.4	Principales Estadísticos Descriptivos	21
2.5	Procesamiento de los Datos por Producto	23
3.	Metodología	25
3.1.	General a Particular – Herramienta, Problemas y Soluciones.....	25
3.2.	Análisis Jerárquico – Metodología Bottom-Up	26
3.4.	Modelos Alcanzados – Metodología Top-Down.....	37
3.5.	Modelos Alcanzados – Metodología Bottom-Up	38
4.	Resultados.....	39
4.2.	Análisis Jerárquico.....	47
5.	Conclusión y futuras consideraciones.....	52
6.	Referencias.....	55
7.	Anexos	57
7.1.	Modelos – Salidas R	57
7.2.	Valores Reales vs Predicción	63

Índice de Tablas

Tabla 1. Ejemplos Datos de Ventas	12
Tabla 2. Ejemplos de Datos de Marketing	13
Tabla 3. Ejemplos de Datos Macroeconómicos	13
Tabla 4. Variables Numéricas - Estadística Descriptiva	21
Tabla 5. Modelos Econométricos - Productos 1-4	30
Tabla 6. Modelos Econométricos - Productos 5-8	30
Tabla 7. Modelos Econométricos - Productos 9-12	31
Tabla 8. Modelos Econométricos - Productos 13-16	31
Tabla 9. Test Diebold-Mariano	43
Tabla 10. Evolución de los productos a 3 años	45
Tabla 11. Estimación Jerárquica por Marca	48
Tabla 12. Estimación Jerárquica por Producto	49
Tabla 13. Comparativa entre metodologías	49
Tabla 14. Scoring por Cepa	51

Índice de Figuras

Figura 1. Precio Mensual Promedio por Botella(\$)	17
Figura 2. Cantidad Mensual de Botellas Vendidas	17
Figura 3. Facturación Mensual (\$) - Corregida	19
Figura 4. Botellas Productos 2 & 4 combinadas	23
Figura 5. Valores Reales vs Predicción - P2	39
Figura 6. Valores Reales vs Predicción - Agregado	40
Figura 7. MAPE de los distintos modelos de pronóstico	42
Figura 8. RMSE de los distintos modelos de pronóstico	42

1. Introducción

1.1. Contexto

El vino siempre ha sido considerado un símbolo de tradición, cultura y experiencias, y en algunos países, como Italia o Francia, constituye un elemento central de su idiosincrasia. No obstante, con la globalización, el vino se ha convertido en una bebida que no conoce fronteras y está presente en las mesas de personas de todo el mundo, conformando una gran industria.

La vitivinicultura se encuentra relacionada tanto con la agricultura como con la manufactura y el comercio. En el año 2018, esta actividad representó cerca de 354.7 billones de dólares a nivel mundial, y se estima una tasa anual promedio de crecimiento compuesta del 5.8% entre 2020 y 2025.

La Argentina, en particular, ocupa un lugar destacado en esta industria, siendo el Malbec su cepa de bandera. Actualmente, según la Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable de la Nación (Filippini et al., 2021) y el libro *Global Wine Markets* (Anderson et al., 2017), se encuentra en el quinto lugar entre los productores mundiales. En cuanto al consumo, los autores de este mismo libro posicionan al país en el octavo lugar. Además, según el Observatorio Vitivinícola Argentino (OIV, 2018), la vitivinicultura genera alrededor de 385.000 puestos de trabajo en el país, y, en palabras de dicha fuente “al considerar dentro de la industria manufacturera el valor agregado de productos alimenticios y bebidas, la vitivinicultura significa el 10%, es decir que 10 pesos de cada 100 pesos generados por la industria alimenticia del país corresponden a la cadena vitivinícola.”

A pesar de lo anterior, la vitivinicultura sigue siendo una industria donde la tradición y las costumbres desempeñan un papel importante en las formas de trabajar. Por lo tanto, es posible lograr mucho a partir del maridaje entre estas tradiciones, tan relevantes para el producto, junto con las distintas herramientas y formas de trabajar que la digitalización ha puesto a disposición de todos. En esta tesis nuestro objetivo principal es proporcionar una herramienta de previsión para planificar la producción interna. Busca proporcionar herramientas de previsión para la planificación interna de la bodega considerando macroeconómicas que en combinación las tradiciones mencionadas logren llevar valor a la bodega.

1.2. Revisión de Literatura

La investigación en torno a la industria del vino ha abarcado una amplia variedad de enfoques que cubren desde la producción y la comercialización hasta el consumo final. En el campo de las investigaciones enfocadas en la demanda, se han centrado principalmente en las preferencias de los consumidores finales, como se puede ver en el trabajo de Herzberg y Malorgio (2008). Al comparar este estudio con el que hemos realizado, se pueden notar ciertos puntos en común, así como otros aspectos que difieren.

Su estudio se centró en la demanda de vino, entendida como las elecciones individuales realizadas por los consumidores al elegir un vino específico en la góndola. En cambio, nuestro enfoque se centra en la cantidad de vino comprada por los diferentes distribuidores de una bodega en particular. En otras palabras, nuestro estudio se enfoca en la demanda de una empresa específica, mientras que el trabajo de Hertzberg y Malorgio (2008) se enfoca en la demanda a nivel de mercado.

Otra diferencia importante es que nuestro estudio se centra en proporcionar una herramienta de previsión que pueda ser utilizada para planificar la producción interna de la empresa, mientras que *ellos* se enfocan en informar sobre qué atributos son importantes para generar mayor consumo. Podríamos decir que los trabajos apuntan a diferentes eslabones dentro de la cadena del vino.

A pesar de estas diferencias, hay algunas variables que son comunes a ambos estudios. Por ejemplo, la inclusión de la cepa de uva como variable es importante en ambos trabajos, al igual que el precio del vino y de manera indirecta, el marketing. En nuestro caso, prestamos atención a los gastos generales en marketing, mientras que Hertzberg y Malorgio (2008) se centraron en aspectos específicos como el *packaging* y el *branding*.

Sin embargo, también hay algunas variables que difieren entre los estudios. Por ejemplo, nuestro enfoque está en gran medida en variables macroeconómicas y su influencia en el consumo de vino en Argentina, mientras que el trabajo de Hertzberg y Malorgio (2008) se enfocó en los atributos del vino en sí mismo, como el sabor y la etiqueta. Además, nuestro estudio se centra en una bodega en particular, mientras que el trabajo en comparación se enfoca en el mercado del vino en Italia en general.

En resumen, aunque ambos estudios se centran en la demanda de vino, hay algunas diferencias significativas en cuanto al enfoque y las variables estudiadas. Nuestro trabajo tiene como objetivo proporcionar una herramienta de *forecasting* que pueda ayudar a la planificación interna de la bodega, y presta atención a una amplia variedad de variables macroeconómicas. Por otro lado, el estudio de Hertzberg y Malorgio (2008) se enfoca en las preferencias del consumidor y los atributos del vino en sí mismo, y está dirigido a informar a los productores sobre qué atributos son importantes para generar mayor consumo en el mercado del vino en Italia.

Otros papers enfocados en la demanda de vinos se dedican a analizar la demanda con métodos más relacionados al modelado y la estadística. Un ejemplo que vale la pena mencionar es el de Cuellar y Huffman (2012). Este trabajo presenta una mayor cantidad de similitudes a nuestra tesis en cuanto a su enfoque. Por otro lado, también encontramos algunas diferencias en los datos utilizados.

Empezando por las similitudes resaltamos el objetivo de ambos trabajos y como en los dos casos se busca alejarse de la estimación de demanda de vino como algo general y en su lugar se realizan

modelos con mayor profundidad. En el caso Cuellar y Huffman (2012) esto es al nivel de la cepa y gama de precio mientras que en nuestro caso nos enfocamos en productos puntuales. Otra similitud es el enfoque estadístico dado al análisis. A diferencia del paper de Hertzberg y Malorgio (2008), el nuestro y el de Cuellar y Huffman (2012) buscan estimar la demanda a través de modelos econométricos y no se enfocan tanto en los comportamientos del consumidor. En tercer lugar, queremos destacar el uso del precio de las distintas cepas como un instrumento útil para mejorar los modelos de ambos estudios.

Respecto a las diferencias, como ya se mencionó, nosotros realizamos nuestro estudio por productos y ellos por cepas y gama de precios. Ellos lo realizaron para los Estados Unidos y nosotros para una bodega argentina específica. Nosotros tomamos todos los datos de ventas de esta bodega mientras ellos se enfocaron en solo aquellos comercios con más de 2 millones de ventas anuales, lo cual restringe su muestra a solo grandes comercios y deja de lado canales muy importantes para el vino como son los bares y restaurantes.

En resumen, el trabajo realizado por Cuellar y Huffman (2012) es un trabajo de enfoque académico que aborda la demanda de vino utilizando métodos estadísticos y de modelado. El trabajo en cuestión presenta similitudes con nuestra tesis en cuanto al enfoque de análisis y al uso de modelos econométricos. Sin embargo, también se destacan algunas diferencias, como el nivel de detalle en el análisis (cepas y precios vs productos específicos), el enfoque profesionalista de nuestra tesis y el alcance geográfico y muestral de ambos estudios.

Otro trabajo sobre la industria del vino y enfocado en la estimación estadística de la demanda que merece ser mencionado fue realizado por Folwell (1985).

En cuanto a las similitudes entre este trabajo y nuestro análisis, ambos comparten el objetivo de estimar cantidades de vino. Además, ambos estudios se enfocan en la modelización estadística y econométrica para lograr una mayor precisión en la estimación de la demanda. Asimismo, en ambos casos se utilizan técnicas estadísticas para la creación de modelos predictivos.

Por otro lado, también existen diferencias significativas entre estos trabajos. En primer lugar, mientras que nuestro análisis se enfoca en la estimación de la cantidad de botellas vendidas por una bodega argentina específica, el estudio de Folwell (1985) tiene como objetivo la estimación de la cantidad de consumo de vino a nivel macro, en los Estados Unidos o en estados específicos. En segundo lugar, el periodo de tiempo estudiado y los países de los cuales se obtienen los datos son diferentes en ambos trabajos.

Otra diferencia notable entre estos estudios es la creación de escenarios. En el trabajo de Folwell (1985), se crean distintos escenarios de consumo para el periodo estudiado. Por el contrario, en nuestro análisis se utilizó una metodología en la cual se evaluó el desempeño de distintos modelos predictivos y se seleccionó el modelo con mejor performance para cada producto estudiado.

En resumen, mientras que ambos trabajos comparten el objetivo de estimar la demanda de vino, existen diferencias significativas en cuanto a la metodología utilizada, el alcance geográfico y temporal, y la creación de escenarios predictivos.

En su artículo Vlachos (2017) se enfoca en la producción de vinos en Grecia. A diferencia de nuestro trabajo, que se enfoca en una bodega específica en Argentina, Vlachos (2017) se centra en la industria vitivinícola griega en su conjunto. Además, mientras que nuestro objetivo es la estimación de la demanda de vinos para una bodega específica, él se enfoca en la estimación del potencial de la industria vitivinícola griega a partir de cambios en las políticas del país y su posible impacto en la situación económica del mismo.

Una de las similitudes entre ambos trabajos es que tanto Argentina como Grecia son países con situaciones económicas que distan de ser ideales, donde el mercado internacional es altamente atractivo en comparación con el mercado local. Sin embargo, a diferencia de Argentina y sus vinos, Grecia no es un país tan renombrado en el mundo de la uva.

Es importante destacar que cada trabajo se enfoca en un ámbito diferente, donde nuestro trabajo se enfoca en la estimación de la demanda de vinos de una bodega puntual, mientras que Vlachos (2017) se enfoca en la estimación macroeconómica de la producción de vinos en Grecia. De esta manera, se puede observar que el enfoque y la metodología utilizada en cada trabajo son diferentes, y que cada uno busca responder a preguntas específicas relacionadas con la industria del vino.

Darroch y Steinhagen (1998) llevaron a cabo un estudio exploratorio sobre los métodos de *forecasting* utilizados en la industria del vino. El objetivo principal del trabajo fue documentar las prácticas llevadas a cabo por las bodegas neozelandesas en la predicción de cuánto vino se producirá en una temporada dada. Para ello, se entrevistaron a 11 bodegas con el fin de comprender sus métodos y prácticas de *forecasting*.

Una de las similitudes más importantes que podemos encontrar entre este trabajo y el nuestro es que ambos se originan en la idea de que la industria del vino está llena de incertidumbre debido a los diversos factores que influyen en la producción, almacenamiento y venta del producto final. En este sentido, ambos trabajos comparten el objetivo de generar un mejor entendimiento de la industria y buscar formas de hacer frente a la incertidumbre en la toma de decisiones.

Sin embargo, hay algunas diferencias significativas entre ambos trabajos. En primer lugar, nuestro trabajo tiene un enfoque más específico, ya que se centra en la estimación de la cantidad de botellas que se venderán en una bodega argentina en particular. Por otro lado, el estudio exploratorio llevado a cabo por Darroch y Steinhagen (1998) se centró en recopilar información sobre los métodos de *forecasting* utilizados en 11 bodegas neozelandesas. Además, nuestro trabajo tiene una aplicación más práctica, ya que busca generar una herramienta útil para la toma de decisiones en la bodega estudiada. En contraste, el artículo exploratorio de Darroch y Steinhagen (1998) no tiene una aplicación directa y se centra principalmente en documentar los métodos de *forecasting* utilizados en la industria del vino.

En resumen, aunque nuestro trabajo y el estudio exploratorio de Darroch y Steinhagen (1998) comparten algunos objetivos y similitudes, también existen diferencias importantes en cuanto a enfoque, aplicación y alcance. Sin embargo, ambos trabajos contribuyen al entendimiento y la documentación de la industria del vino y pueden servir como fuentes de consulta para futuros trabajos en el área

1.3. Problema

En la industria del vino, la producción y las ventas son factores críticos para el éxito de una bodega. Desde el momento en que se siembra la vid hasta que la botella está lista para su comercialización, pasan aproximadamente tres años. Durante este período, las bodegas deben lidiar con una gran cantidad de incertidumbres, como el clima y otros factores que pueden afectar la calidad y cantidad de la producción de uvas.

Aunque los vendedores tienen como objetivo maximizar las ventas cada mes, la planificación de la producción es un proceso a largo plazo que debe anticipar la demanda futura. Esta es una tarea difícil, especialmente dado el bajo nivel de tecnicidad empleado hoy en día para esta tarea.

La falta de una producción adecuada puede resultar en precios más altos, menores ventas o la necesidad de vender lotes que se habían planeado para el futuro. Esto último puede tener un impacto negativo en la calidad del producto final, ya que los tiempos de maduración y otros procesos no se han completado. Por otro lado, una producción excesiva puede resultar en costos más altos y precios más bajos que los necesarios para satisfacer la demanda.

Por lo tanto, en un esfuerzo por ayudar a las bodegas a tomar decisiones más informadas, se han desarrollado modelos econométricos y un análisis jerárquico *top-down* y *bottom-up* para predecir la demanda de vino. A través del análisis de datos históricos, la utilización de técnicas de regresión, así como datos que permiten estimar el crecimiento de las distintas capas o niveles de la industria estos modelos pueden proporcionar una guía útil para la planificación de la producción y la fijación de precios.

En particular, se ha llevado a cabo un estudio de caso en una de las principales bodegas del país, utilizando datos de ventas y precios de sus productos. A través de la aplicación de diversas técnicas econométricas, se han identificado factores clave que influyen en la demanda, como el precio del vino, el precio de productos sustitutos y la actividad económica del país entre otros. Para el análisis jerárquico se han identificado fuentes que analizan el crecimiento de la industria vitivinícola y se ha utilizado los mismos para proyectar la demanda de vino para la bodega estudiada.

Los resultados del estudio indican que el modelado puede ser una herramienta valiosa para las bodegas en la planificación de la producción y la fijación de precios. A través de una mejor comprensión de la demanda y de los factores que influyen en ella, las bodegas pueden tomar decisiones más informadas que les permitan satisfacer las necesidades de sus clientes y optimizar su rentabilidad.

1.4. Objetivo

En la bodega en cuestión, cuyo nombre no se presenta para preservar el anonimato, la producción se planea y se proyecta actualmente a partir de un simple análisis de la tendencia en las ventas más recientes. Se analiza cuánto se logró vender los meses previos, se compara con las ventas realizadas en un mismo período los años anteriores, considerando las expectativas de los vendedores basadas en su experiencia y en lo que creen que puede pasar con el mercado. En cuanto a la performance de los vendedores, se evalúa si vendieron más o menos que períodos previos y se los compara contra el resto del equipo de ventas. De esta forma vemos que no hay un procesamiento cuantitativo y metódico de la información. Es por esto por lo que creemos se podría llegar a predicciones sustentadas por la estadística y el uso de algoritmos de selección de modelos que permitan obtener análisis más rigurosos a partir de la información histórica, en los cuales se capten los efectos de las diferentes variables afectando a la demanda.

Nuestro propósito en esta tesis es tratar de desarrollar modelos estadísticos, utilizando un algoritmo de selección de variables basado en el enfoque General a Particular, y jerárquicos, del tipo *top-down* y *bottom-up*, que nos permitan predecir la demanda de vinos con mayor precisión y rigurosidad que el enfoque actual. El análisis será realizado al nivel de producto y enfocándonos en la demanda por parte de quienes luego llevan el producto al consumidor final. Es decir, distribuidores, supermercados, restaurantes, entre otros. Nuestra hipótesis es que a partir de esto podría planearse la producción de forma más certera, así como tener mayor control sobre la performance de los equipos de ventas. A su vez, estos modelos podrían utilizarse para, en conjunto, explicar hacia donde se dirige el consumo de vinos según su cepa, gama y color aportando información valiosa para los puestos de mando de la bodega estudiada.

2. Datos

2.1 Datos sin procesar

El presente trabajo se basa en la integración de datos de ventas y campañas de marketing realizadas por una empresa bodeguera, así como en la inclusión de datos de diversas variables macroeconómicas que se consideraron relevantes. Se acordó con la empresa de estudio, por razones de confidencialidad, asignar una identificación aleatoria a cada producto, marca y vendedor.

En cuanto a las bases de datos utilizadas, la primera corresponde a los datos de ventas de la empresa bodeguera. La segunda se refiere a los datos de campañas de marketing realizadas por dicha empresa. Finalmente, la tercera base de datos incluye diversas variables macroeconómicas que se consideraron relevantes.

La asignación de IDs se llevó a cabo para garantizar la confidencialidad de los datos. De esta manera, se preservó la privacidad de la información relacionada con la empresa y sus trabajadores.

En resumen, el presente trabajo se enfoca en la integración de datos de ventas y campañas de marketing con variables macroeconómicas, con el objetivo de analizar la relación entre estos factores y su impacto en el desempeño de la empresa bodeguera. Se utilizó una metodología rigurosa para la integración de las bases de datos, y se garantizó la confidencialidad de la información mediante la asignación de una ID aleatoria a cada producto, marca y vendedor.

A continuación, veremos cada una de las bases de datos en mayor detalle.

Tabla 1. Ejemplos Datos de Ventas

Línea.Producto	Año.Mes	Provincia	Subcanal	Cajas.Entregadas	Factor.de.conversion	Facturacion	Precio.Facturado.x.Botella	Precio.Facturado.x.Caja	Precio.Lista.Botella
██████████	2014-10-01	BUENOS AIRES	DISTRIBUIDORES	18	6	2736	25	152	91
██████████	2014-06-01	BUENOS AIRES	DISTRIBUIDORES	10	6	2620	44	262	73
██████████	2014-10-01	BUENOS AIRES	DISTRIBUIDORES	20	6	4580	38	229	91
██████████	2014-06-01	BUENOS AIRES	DISTRIBUIDORES	20	6	5600	47	280	78
██████████	2014-10-01	BUENOS AIRES	DISTRIBUIDORES	40	6	11440	48	286	93

La presente base de datos es el resultado de la integración de catorce bases de datos distintas, cada una de las cuales abarca un semestre comprendido entre los primeros seis meses del año 2014 y los seis meses finales del año 2020. Cada una de estas bases de datos contiene filas correspondientes a ventas realizadas por miembros del equipo durante el período correspondiente. En total, estas bases de datos cuentan con cuarenta variables que proporcionan información relacionada con la fecha, el producto, el cliente, el lugar y los volúmenes tanto físicos como monetarios. De estas cuarenta variables, se seleccionaron diez que se consideraron útiles para el propósito de este trabajo: producto vendido, fecha, provincia, sub-canal de ventas, cantidad de cajas, botellas por caja, facturación total, precio por botella, precio por caja y precio de lista. Si bien no todas estas variables se incluyeron en los modelos finales, todas fueron consideradas inicialmente como posibles variables o entradas para la generación de variables más complejas, como por ejemplo el margen otorgado al comprador que resulta de la diferencia entre “Precio Lista” y “Precio”.

Tabla 2. Ejemplos de Datos de Marketing

L.Subidiario	Cuenta	Desc.Cuenta	Departamento	Desc.Dpto	Entidad	Descripción	Contabilidad	AD	Fecha	Tipo	Operación	Detalle	Debe	Haber	Saldo	
1	SPR	323060001	GASTOS DE MARCA	20000	MERCADO VINOS FINOS	40238	[REDACTED]	1/31/2014	52	1/15/2014	FC	A-0001-0000465	[REDACTED]	2,750.00	-	2,750.00
2	SPR	323060001	GASTOS DE MARCA	20000	MERCADO VINOS FINOS	40108	[REDACTED]	6/30/2014	35	6/2/2014	FC	A-0001-00010955	[REDACTED]	2,385.00	-	2,385.00
3	SPR	323060001	GASTOS DE MARCA	20000	MERCADO VINOS FINOS	40113	[REDACTED]	6/30/2014	35	6/26/2014	FC	A-0005-00000550	[REDACTED]	6,000.00	-	6,000.00
4	SPR	323060001	GASTOS DE MARCA	20000	MERCADO VINOS FINOS	40108	[REDACTED]	7/31/2014	31	7/1/2014	FC	A-0001-00010951	[REDACTED]	1,590.00	-	1,590.00
5	SPR	323060001	GASTOS DE MARCA	20000	MERCADO VINOS FINOS	60011	[REDACTED]	7/31/2014	31	7/2/2014	FC	C-0001-00166669	[REDACTED]	11,372.50	-	11,372.50
6	SPR	323060001	GASTOS DE MARCA	20000	MERCADO VINOS FINOS	41117	[REDACTED]	9/30/2014	32	9/9/2014	FC	A-0003-00000805	[REDACTED]	20,008.26	-	20,008.26

Con el fin de analizar los gastos de marketing de la empresa estudiada, se nos ha proporcionado una base de datos que registra cada gasto realizado durante el periodo de tiempo abarcado en este trabajo. La base de datos incluye una fila por cada gasto de marketing, y cuenta con un total de 16 variables que proporcionan información relevante acerca de cada una de estas transacciones.

Entre las variables registradas se encuentran la fecha en que se realizó el gasto y el monto total del mismo. Además, se incluye información acerca del producto o familia de productos a la que se relaciona cada gasto. Esta información es especialmente útil para comprender cómo se está invirtiendo el presupuesto de marketing en diferentes áreas de la empresa y poder entender que gastos de marketing corresponden a cada producto a la hora de modelar.

Otra variable relevante es el tipo de gasto que representa cada transacción. La base de datos registra una amplia variedad de gastos, desde la compra de un *trademark* hasta la realización de campañas publicitarias. De esta manera, se pueden identificar los tipos de gastos que representan la mayor inversión, su impacto en el rendimiento de la empresa e incluso filtrar aquellos que decidimos no considerar en nuestro análisis ya que consideramos que no son realmente gastos dirigidos a incrementar las ventas del producto.

En resumen, la base de datos de gastos de marketing proporciona una visión detallada de cómo se invierte el presupuesto de marketing de una empresa en diferentes áreas y actividades. Esta información será luego utilizada para identificar los efectos de estas inversiones en la demanda de vinos.

Tabla 3. Ejemplos de Datos Macroeconómicos

L.Fecha	EMAE	Cambio.Dolar	Cambio.Euro	Cambio.Real	Precio.Malbec	Precio.Sauvignon.Blanco	Precio.Cabernet.Sauvignon	Precio.Chardonnay	Precio.Cabernet.Franc	Precio.Merlot	Precio.Cerveza	
1	1/1/2014	137.970	8.09	10.82	3.32	405.63	305.29	347.58	372.29	657.20	292.38	15.90
2	1/2/2014	132.486	7.96	10.87	3.37	485.91	370.97	356.81	388.09	971.43	477.27	16.46
3	1/3/2014	144.538	8.08	11.02	3.53	471.94	412.61	366.90	394.53	281.54	279.93	16.90
4	1/4/2014	152.341	8.08	11.10	3.57	477.83	385.83	375.38	404.84	711.39	278.41	17.21
5	1/5/2014	164.203	8.14	11.02	3.60	478.53	320.06	430.25	357.30	426.92	371.11	17.45

Con el objetivo de analizar distintas variables económicas y financieras relacionadas con la producción vitivinícola en Argentina, se ha compilado una base de datos que incluye información macroeconómica de diversas fuentes, como el Banco Central de la República Argentina y su herramienta de tipos de cambios históricos (BCRA, 2020), el Observatorio Vitivinícola Argentino y su tablero con precios de uvas (OVA, 2020) y los informes del EMAE presentados regularmente por el Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC, 2020).

Entre las variables que se han registrado en la base de datos se encuentran el Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE), distintos tipos de cambio, el precio promedio de las distintas cepas de uva y el precio de la cerveza. Asimismo, se había incluido originalmente el costo promedio de transporte para cada hectolitro de vino, con el fin de analizar su impacto en el sector vitivinícola. Sin embargo, este dato presentaba lagunas temporales en su registro y no se ha actualizado más allá de diciembre de 2019, posiblemente debido a la pandemia de COVID-19. Por esta razón, se ha decidido no utilizarlo en los modelos de análisis.

Es importante destacar que esta base de datos brinda información valiosa para el análisis de la economía vitivinícola argentina en los últimos 84 meses, permitiendo examinar diversas variables relevantes para el sector y contribuyendo al conocimiento y la comprensión de la evolución económica en el país y sus implicancias en la demanda de vino.

2.2 Ventanas de Estimación y Pronóstico (In Sample vs Out of Sample)

Durante el desarrollo del presente trabajo, se utilizará un período de análisis comprendido entre enero de 2014 y diciembre de 2019, el cual será empleado para desarrollar y estimar distintos modelos predictivos. En este sentido, estos datos se considerarán como parte de la ventana *in-sample*, es decir, serán utilizados para entrenar los modelos.

Por otro lado, se separarán los datos correspondientes al año 2020, los cuales se utilizarán posteriormente como grupo de validación o ventana *out-of-sample*, con el fin de evaluar las predicciones realizadas por los distintos modelos. De esta manera, se podrá comprobar si los modelos lograron obtener resultados útiles para evaluar y establecer objetivos relacionados con la performance de los vendedores y la producción de vinos, dentro de un horizonte de un año, o no.

Es importante destacar que el año 2020 presentó una dificultad adicional debido a la situación planteada por la pandemia del COVID-19, que generó un cambio significativo en la dinámica del mercado. Por ejemplo, se produjo el cierre de restaurantes y centros turísticos, los cuales suelen ser grandes focos para el consumo de vino. Por esta razón, el ejercicio de pronóstico resulta especialmente interesante, no solo pensando en la demanda de vinos en un futuro en el que se vuelva a la normalidad, sino también como forma de evaluar la utilidad de los modelos desarrollados en el período pre-pandemia para pronosticar las ventas en un contexto tan inestable como el vivido durante el año y medio de pandemia.

En resumen, la ventana *in-sample* (enero de 2014 a diciembre de 2019, de 72 observaciones) se utilizará para desarrollar y estimar los modelos predictivos, mientras que la ventana *out-of-sample* (datos correspondientes al año 2020, de 12 observaciones) será utilizada para evaluar la capacidad predictiva de los modelos sin perder de vista que se trata de un contexto especialmente desafiante.

2.3 Procesamiento de los Datos

Como ya fue planteado, el presente estudio se basa en la integración de diversas fuentes de información. Es por esto que nuestra primera tarea fue depurar la información recolectada utilizando el software R. A continuación, se presentan los procedimientos realizados para cada una de las bases de datos.

En primer lugar, se consolidaron los datos de ventas correspondientes a los doce semestres *in-sample* disponibles en una misma tabla. Posteriormente, se asignó el tipo de dato correspondiente a cada columna, según fuera “dmy”, “character” o “integer”. Se identificaron y se corrigieron los valores nulos correspondientes a objetos y ventas mediante el cambio de los NAs por ceros. Asimismo, se eliminaron las filas donde la cantidad de botellas entregadas era igual a cero.

En segundo lugar, para los datos de marketing, se asignó el tipo de datos adecuado a cada variable, ya sea una fecha, una variable categórica o un valor numérico.

Respecto a los datos macroeconómicos, dado que estos corresponden a datos agregados, se asignó el valor correspondiente a cada uno de los meses, equivalente para cada producto. Cabe destacar que se detectaron campos redundantes en nuestras bases de datos, los cuales fueron eliminados para evitar la duplicidad de información. Como ejemplo de ello, se encontraron fechas dadas tanto en formato numérico como escrito.

Todos los pasos recién mencionados se repitieron para la muestra *out-of-sample*.

Finalmente, se realizó un análisis preliminar de los datos para detectar posibles anomalías o errores que pudieran perjudicar el trabajo posterior. Para ello, se utilizó nuevamente el software R. Este proceso se centró en la identificación de cuestiones relevantes para el negocio, en lugar de tecnicidades relacionadas con los datos y el software utilizado.

Es importante destacar que la validación y corrección de la información fue fundamental para garantizar la calidad de los datos, lo que permitió realizar el análisis de una forma coherente. Además, se debe mencionar que la utilización del software R resultó de gran utilidad para la depuración y el análisis de los datos.

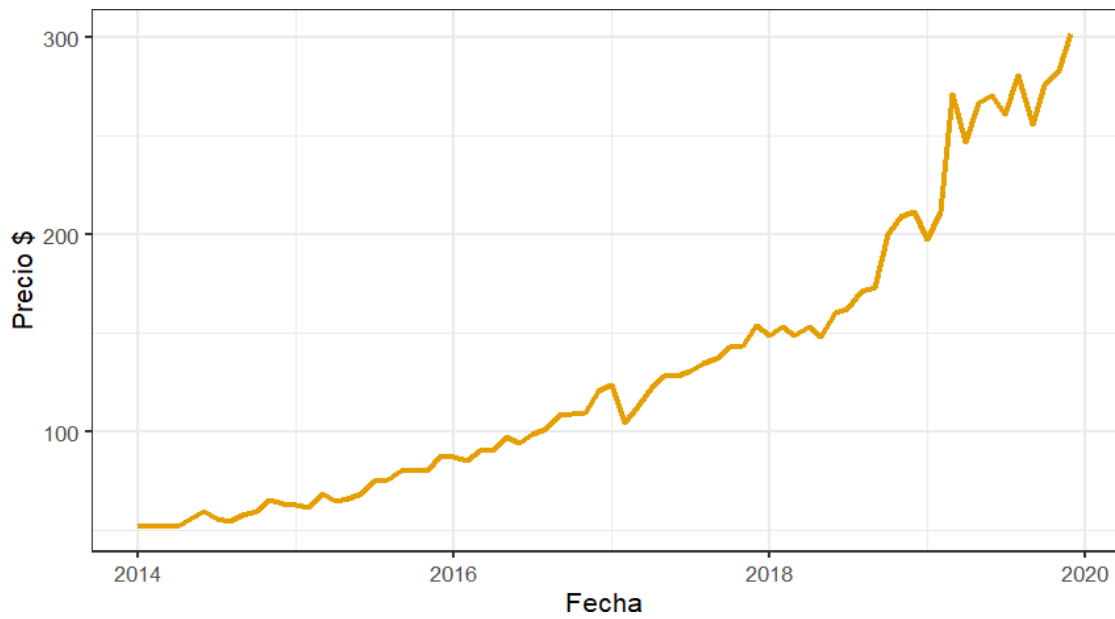
A continuación, detallamos nuestros descubrimientos para las distintas bases de datos:

- **Datos de Ventas de la Bodega**

En primer lugar, al analizar los datos de la facturación del año 2019 en Argentina, notamos que los números parecían más bajos de lo que se esperaría en un país con una alta tasa de inflación. Aunque se observaba un aumento claro en el precio promedio de las botellas de vino vendidas, la facturación total en pesos argentinos no parecía estar creciendo en consonancia con esta tendencia.

Después de examinar más detenidamente los datos, identificamos que había algunas ventas que no se habían registrado correctamente en términos de su facturación. Al corregir estos errores en los registros, pudimos ajustar la información para reflejar de manera más precisa el verdadero nivel de facturación durante ese año en particular. De esta manera, se pudo tener una mejor comprensión de las tendencias económicas y los cambios en los precios de nuestros productos.

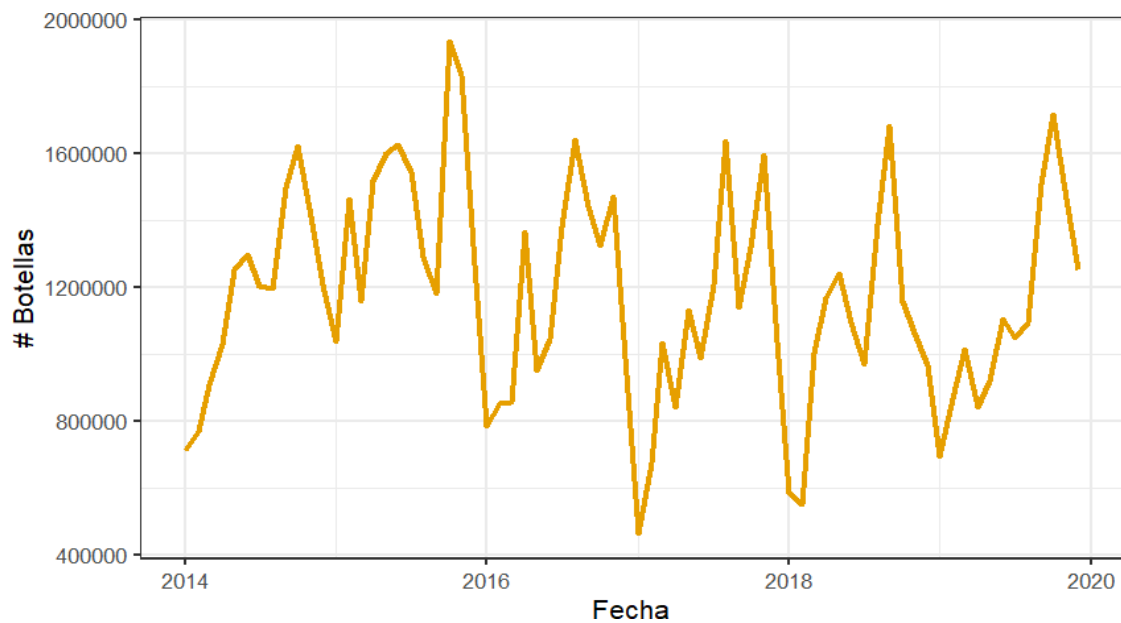
Figura 1. Precio Mensual Promedio por Botella(\$)



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

La Figura 1 muestra que el precio promedio mensual de las botellas vendidas por la bodega estudiada aumentó de manera constante a lo largo del período analizado. Este patrón de incremento en el precio es consistente con el contexto económico de Argentina, donde la moneda local (peso argentino) ha perdido valor en comparación con otras monedas en los últimos años.

Figura 2. Cantidad Mensual de Botellas Vendidas



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

La Figura 2 revela que las cantidades de botellas vendidas por la bodega estudiada se mantuvieron relativamente estables a lo largo del tiempo, más allá de las variaciones estacionales y de año en año. Es decir, al comparar los mismos períodos de distintos años, no se observaron grandes diferencias en la cantidad de botellas vendidas.

Dado este patrón constante en la cantidad de botellas vendidas y considerando el aumento en el precio promedio de las botellas vendidas, se esperaría que la facturación de la bodega hubiera crecido en términos nominales (es decir, sin ajustar por inflación) entre los años 2014 y 2020. Sin embargo, lo que ocurrió con la facturación en términos reales es un tema de discusión que no abordaremos aquí.

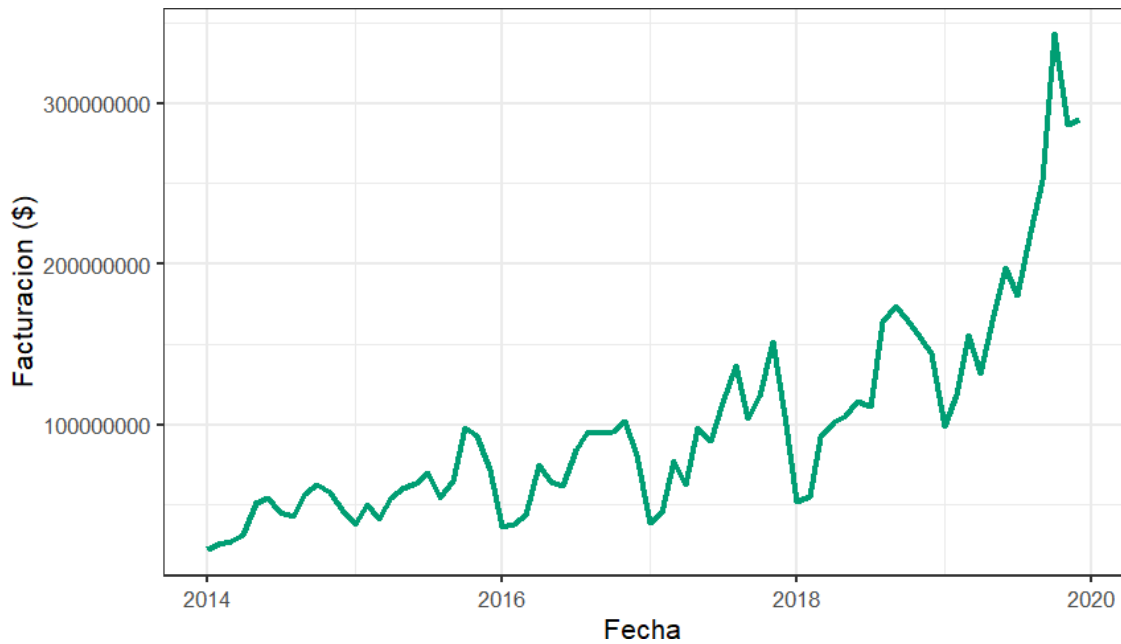
Es posible que factores externos, como cambios en la competencia, la demanda del mercado, la política fiscal, entre otros, hayan afectado la capacidad de la bodega para aumentar su facturación en línea con el aumento en el precio promedio de las botellas vendidas. En cualquier caso, la información proporcionada por la Figura 2 sugiere que la bodega ha mantenido niveles estables de venta de botellas a lo largo del tiempo.

Al ver la tendencia de la facturación del 2014 al 2020, notamos que para los años más recientes disminuyó de manera drástica en lugar de crecer, como se esperaba en base a los patrones observados en las Figuras 1 y 2. Esto llamó nuestra atención y nos llevó a investigar posibles explicaciones.

Después de examinar los datos de cerca, descubrimos que gran parte de las entradas no tenían información sobre la facturación, aunque sí se registraban el precio por botella vendida y la cantidad de botellas. Este problema parece estar relacionado con el hecho de que la obtención y carga de los datos se realiza de una forma un tanto anticuada, donde los vendedores entregan por escrito las ventas realizadas y estas luego son cargadas a mano por el equipo administrativo de la empresa.

Una vez que identificamos este error, corregimos la carga de los datos y obtuvimos una facturación mucho más sensata y cercana a la realidad, como se muestra en la Figura 3. Es posible que este problema haya influido en la aparente disminución de la facturación en los años más recientes, lo que destaca la importancia de una adecuada gestión de los datos para la toma de decisiones empresariales informadas.

Figura 3. Facturación Mensual (\$) - Corregida



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

Una vez resueltos los desafíos presentados por las variables numéricas de nuestra base de datos, estudiamos cómo se podría tratar a las variables categóricas. Aquí enfrentamos un problema mayor, nuestros datos representaban en cada fila una venta diferente, al querer trabajar con los datos mensuales para cada producto debíamos agregar las mismas. Esto no significó mayores complicaciones para las variables continuas sin embargo si lo hizo en el caso de las variables categóricas “Provincia” y “Subcanal”. Estas indican en qué lugar del país se realizó la venta, así como si la misma fue realizada a categorías como mayoristas, minoristas, restaurantes, entre otros. Si simplemente generáramos variables dicotómicas (0 o 1) para las distintas categorías perderíamos noción de la magnitud, en otras palabras, de aquellas a través de las cuales se vendió más o menos. Es decir, una sola venta activaría la variable dicotómica de la misma forma que múltiples ventas. Por el otro lado, si decidíamos poner bajo cada categoría cuantas botellas se vendieron o cuanta fue la facturación hubiéramos entrado en un problema de multicolinealidad perfecta donde nuestra variable a predecir era igual a la suma de las variables de control. De esta forma decidimos probar la siguiente metodología:

- i. Generamos en todas las filas variables dicotómicas para cada categoría de “Provincia” y “Subcanal” asignando un 1 si la venta fue realizada en dichas categorías y un 0 en caso contrario.
- ii. Al agregar nuestras filas de forma mensual sumamos estas columnas. El resultado fue que para cada mes y producto teníamos en detalle cuántas veces se había activado la categoría en cuestión. Esta suerte de contador de interacciones fue después incluido en nuestros posibles modelos como posible variable, principalmente en torno a los sub-canales de distribución. Al servir para contar la cantidad de interacciones con cada categoría se evitó caer en el problema de la

multicolinealidad mientras se seguía considerando las magnitudes. El posible problema que podrían presentar estas variables es el de una incorrecta interpretación económica. Una interacción mas no trae mayores ventas por el simple hecho de darse, sino uno podría simplemente vender menor cantidad en múltiples ventas. Esto de hecho podría generar mayores costos transaccionales. En cambio, el valor de estas variables fue pensado desde tratar de entender que subcanales tenían un mayor impacto y en caso de generar nuevos lazos comerciales cual sería el impacto.

Por último, prestamos atención a cómo se conformaban las familias de productos, las líneas de productos y los productos en sí. Esto resulto de gran importancia a la hora de definir el enfoque de nuestro análisis y que granularidad tendría. Al enfocarnos en esto notamos que los productos trataban a un mismo vino vendido en formatos diferentes como productos diferentes. Es decir, si el vino A era vendido en cajas de 6 o 4 botellas, las mismas se tomaban como productos diferentes. Esto resultaba en un total de 1381 productos. Por su lado las líneas de producto trataban a un mismo vino como parte de la misma línea sin importar el formato de su venta. Es decir, ante la situación planteada con el vino A se considerarían ventas de cajas de 4 botellas o de 6 botellas bajo la misma línea de producto. Al nosotros querer predecir la cantidad de botellas vendidas total y poder calcular este dato a partir de las variables “Cajas.Entregadas” y “Factor.De.Conversion”, variable que indica la cantidad de botellas en una caja, que no dependían de la columna “Producto” decidimos enfocar nuestro trabajo en torno a las distintas líneas de producto. Estas representaban un total de 275 líneas de producto de las cuales 82 estuvieron activas a lo largo período estudiado (Enero 2014 – Diciembre 2019).

- **Datos de Marketing**

En torno a esta base de datos nuestro análisis se enfocó en evaluar cómo se comportaban las distintas Cuentas y Departamentos presentes. Notamos que la variable “Desc..Departamento” indicaba los productos relacionados al gasto realizado. Dado que varios productos de la bodega suelen pertenecer a la misma familia de productos, las campanas de marketing están enfocadas en distintos niveles sea un producto puntual, una línea de producto o una familia de producto. Es decir, uno puede encontrar una campaña para el producto A Malbec y el producto A Cabernet por separado, pero también puede encontrar una campaña para el producto A en su totalidad. Esto nos dio la pauta que al realizar nuestros modelos debíamos identificar que departamentos afectaban al producto analizado y así asignarle las campañas de marketing correspondientes. En cuanto a las cuentas, vimos que en la bodega había gastos asignados al marketing que no representaban directamente campañas para incrementar las ventas, sino que eran gastos aislados relacionados con cuestiones como por ejemplo la compra del *trademark* de alguno de sus vinos o regalos. Es por esto por lo que decidimos trabajar solo con las siguientes cuentas:

- Pauta en medio *offline*
- Pauta en medio *online*
- Producción publicitaria *offline*
- Producción publicitaria *online*
- Publicidad marketing *online*
- Publicidad marketing *offline*

2.4 Principales Estadísticos Descriptivos

Luego de realizar el análisis preliminar de los datos, así como el procesamiento de estos arribamos, sin contar a las variables categóricas ya mencionadas, a 15 variables numéricas consideradas para nuestros modelos, estimaciones y proyecciones. A continuación, se presenta una tabla que resume los principales estadísticos descriptivos de las mismas para el periodo 2014-2019:

Tabla 4. Variables Numéricas - Estadística Descriptiva

Variable	Min	Media	Max	Desvío
Cajas Entregadas (unidades)	-960.00	15.13	998.00	55.28
Factor de Conversión (unidades, botellas)	1.00	6.24	12.00	1.70
Facturación (\$)	-1307040.00	7883.00	4592448.00	37533.89
EMAE	131.80	146.20	168.90	8.86
Cambio Dólar (ARS x USD)	7.96	21.86	63.23	15.87
Cambio Euro (ARS x EUR)	9.47	24.36	67.23	16.78
Cambio Real (ARS x BRL)	2.37	6.03	14.88	3.46
Precio Malbec (ARS)	252.40	1175.80	2553.80	709.49
Precio Sauvignon Blanc (ARS)	120.00	792.20	2491.10	497.60
Precio Cabernet Sauvignon (ARS)	120.00	1078.00	2309.20	687.68
Precio Chardonnay (ARS)	158.30	789.30	1680.80	446.22
Precio Cabernet Franc (ARS)	337.20	1227.40	2571.10	700.08
Precio Merlot (ARS)	204.30	820.00	2117.50	489.89
Precio Cerveza (ARS)	15.90	38.38	97.20	21.00
Gastos Marketing (ARS)	1.00	4501.93	8634.00	2452.18

En la Tabla 1, el valor mínimo de cajas entregadas ha llamado nuestra atención ya que su valor es inferior a cero. Después de realizar una consulta con la bodega en donde se originaron los datos, se ha identificado que se trata de devoluciones de inventario por parte de clientes. Este mismo patrón se observa en la variable "Facturación" donde algunas entradas mostraban valores menores a cero. Decidimos mantener estas devoluciones ya que se netean con la venta a la cual corresponden. Por otro lado, la variable de conversión indica la cantidad de botellas que se incluyen en una caja, y no se ha identificado nada fuera de lo común, dado que es común encontrar cajas con una (ediciones especiales, para regalo, promociones), cuatro, seis o doce unidades.

En cuanto a los tipos de cambio, se ha notado una devaluación significativa del peso argentino durante el período estudiado. Es importante mencionar que en este estudio se ha utilizado el tipo de cambio oficial, y no se ha tomado en cuenta ninguno de los precios paralelos que son comúnmente utilizados en Argentina.

Asimismo, se ha identificado una inflación importante en los precios de las uvas. Estas observaciones serán consideradas en la modelización posterior donde utilizaremos diferencias logarítmicas con el fin de eliminar estas tendencias.

Es importante destacar que estos hallazgos son relevantes en el contexto de una investigación rigurosa y objetiva, ya que permiten identificar patrones y tendencias que pueden afectar los

resultados y conclusiones de la investigación. Por tanto, se debe tener en cuenta estos factores en el análisis y la interpretación de los resultados obtenidos. Por último, es importante resaltar que todas las variables fueron transformadas a diferencias logarítmicas para trabajar con series temporales estacionarias para estimar los modelos y obtener las predicciones.

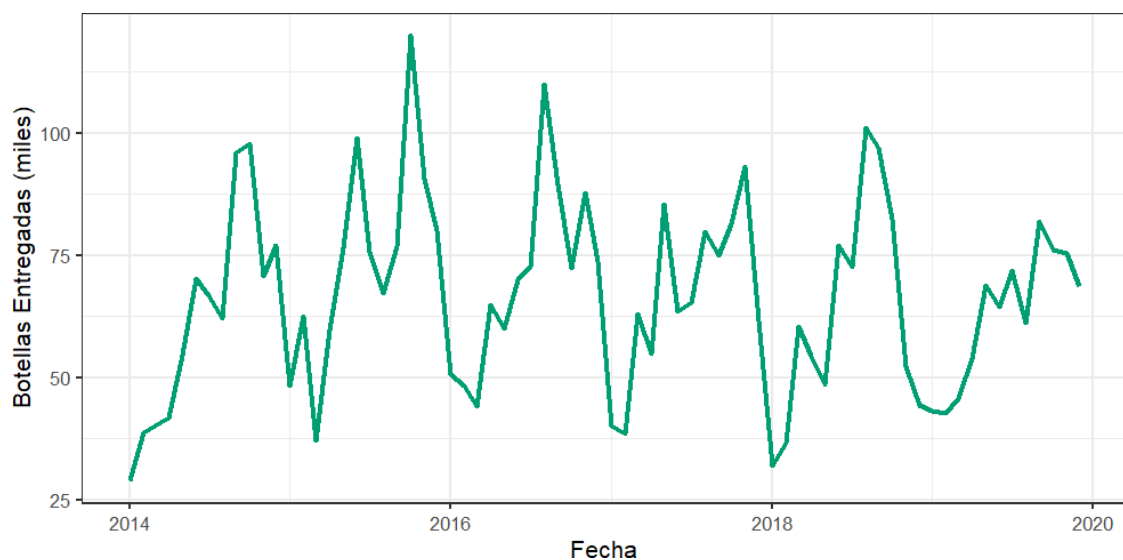
2.5 Procesamiento de los Datos por Producto

Dada la elevada cantidad de líneas de producto llevadas al mercado por la bodega se realizó un análisis ABC sobre las mismas, utilizando el paquete *ABCAnalysis* desarrollado para el software R. El fin detrás de esta decisión era encontrar aquellas líneas de producto que representaran el grueso de la facturación para luego enfocar el trabajo sobre las ventas de éstas. Esta idea fue tomada del mundo del manejo de inventarios donde el análisis ABC, entre otras herramientas, es utilizado a diario para asignar distintos niveles de importancia a las mercaderías y luego realizar controles sobre las mismas de manera consecuente. En un principio, encontramos que entre los años 2014 y 2019 el 84.8% de la facturación correspondía a 41 líneas de producto diferentes, es decir, cerca de un 17% de las 243 líneas de producto actualmente activas en el mercado. Para respetar el acuerdo de confidencialidad con la empresa que nos proveyó los datos asignamos a cada uno de los productos un id del tipo p1, p2, ..., p41.

Después de esto visualizamos las ventas de estos productos para el período de análisis estipulado. El objetivo era verificar la existencia de productos discontinuados, creados después de enero del 2014 o con movimientos atípicos que consideramos dejar afuera del modelado. A continuación, nuestros principales descubrimientos:

Los productos p2 y p4 mostraban ciertas particularidades en sus ventas. Mientras uno tenía ventas muy bajas hasta el 2018 el otro mostraba una gran cantidad de estas, por su lado, del 2018 en adelante este comportamiento se daba de manera opuesta. Mirando el nombre real de los mismos notamos que eran el mismo producto con la salvedad de que hubo un cambio en su nombre en el año 2018. Es por este motivo que se decidió tratar a la combinación de ambos como el p2.

Figura 4. Botellas Productos 2 & 4 combinadas



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

Los productos p20, p36, p37, p38, p39, p40 y p41 no presentaban datos para todo el período a analizar. Particularmente, el p20 fue discontinuado mientras que los productos p36, p37, p38, p39, p40 y el p41 no existieron durante todo el lapso comprendido entre enero 2014 y diciembre 2019. Hablando del p38 y el p39, notamos además que tuvieron ventas altamente atípicas a mediados del 2017.

Al ver que una gran parte de los 41 productos seleccionados no presentaba datos para los 4 años a analizar decidimos volver a realizar el análisis ABC¹, pero enfocándonos en los 82 productos para los cuales contábamos con datos para la totalidad de la ventana de tiempo. Finalmente encontramos 17 productos a los cuales correspondía un 79% de la facturación de la bodega entre 2014 y finales del 2019. Estos productos fueron renombrados llamándolos p1, p2, p3...p17, respectivamente. A su vez, como ya mencionamos, los productos p2 y p4 fueron considerados como uno dado que la única diferencia entre ellos fue un cambio de nombre efectuado entre medio del periodo que analizamos. Esto nos dejó con 16 productos sobre los cuales realizamos nuestros modelos.

Por último, al igual que con las bases de datos originales, como se mencionó en la sección 2.3, realizamos un análisis sobre los datos por producto para confirmar que estos sean correctos, así como para detectar posibles cuestiones para tener en cuenta.

En primer lugar, notamos que para ciertos productos había meses en los cuales los precios parecían exorbitantes. Yendo a la fuente notamos que en esos casos había sido cargado el precio de una caja en la columna correspondiente al precio de las botellas. A su vez en otros casos notamos que el 'factor de conversión', que es el indicador de cuantas botellas vienen en una caja, era igual a uno, pero el precio por caja era el de una caja con más unidades. Para ambas situaciones corregimos el problema utilizando funciones en R.

¹ El análisis ABC es un método de gestión comúnmente utilizado para el manejo de inventarios. El mismo se basa en el concepto de que alrededor del 80% de la variable en cuestión, sea valor de stock, ventas, u otro, surge del 20% de los artículos, productos, etc.

3. Metodología

3.1. General a Particular – Herramienta, Problemas y Soluciones

Para seleccionar los distintos modelos finales de pronóstico para cada producto siguiendo la metodología General-a-Particular utilizamos el paquete GETS para el software R.

A través de esta herramienta se aplica el algoritmo “*Autometrics*” (Doornik y Hendry, 2009) que permite seleccionar un modelo económicamente congruente a partir de un amplio conjunto de información. El algoritmo parte de un conjunto de entrenamiento para la variable a predecir (en nuestro caso, las ventas de cada línea de producto) junto con una matriz de potenciales predictores. *Autometrics* es un algoritmo que utiliza un árbol de búsqueda para descartar caminos rechazados como posibles reducciones del modelo inicial general irrestricto (conocido como GUM, por sus siglas en inglés) y que, a su vez, incluye pruebas de diagnóstico. Este algoritmo es una automatización de la metodología de lo general a lo particular, según la cual el investigador simplifica un modelo inicialmente general que caracteriza adecuadamente la evidencia empírica dentro de un marco teórico. La elección de las variables que ingresan inicialmente en el modelo general se basó en los conocimientos propios de la industria y los trabajos revisados anteriormente.

En este proceso de reducción, caracterizado por diez etapas según Campos et al. (2005), es importante que no haya pérdida de información relevante. La regla para descartar variables no significativas, de acuerdo con el error de tipo I previamente determinado, es la del estadístico t^2 . El número promedio de variables irrelevantes que puede retener el algoritmo está dado por $\alpha \times K$, donde K indica la cantidad de regresores del modelo inicial general (en nuestro caso $K=72$, e incluye rezagos de algunos predictores). Por lo tanto, si se quiere que en promedio el algoritmo retenga una sola variable la regla es $\alpha = \frac{1}{K}$ (en nuestro caso, esto implica trabajar con un nivel de significación del 1,38%), es decir, trabajar con errores de tipo I aun menores que permite que disminuya la probabilidad de que el modelo final contenga, por azar, una variable irrelevante significativa.

En otras palabras, en la búsqueda del modelo final dominante, el algoritmo ordena todas las variables explicativas en función de aquellas con mayor t^2 . Entonces, el algoritmo realiza una evaluación exhaustiva, a través de distintas pruebas de diagnóstico y de significatividad, en función de todos los conjuntos de información disponibles. De esta manera, el modelo final resulta ser el dominante dentro de todos los modelos posibles a estimar a partir del modelo inicial general irrestricto o General Unrestricted Model (GUM).

La principal complicación presentada en el uso de este algoritmo fue el hecho de poder incluir un máximo de variables explicativas que no sobrepase la cantidad de meses que incluimos en el modelo. Es decir, al nosotros estar trabajando con 72 meses este era el máximo número de variable que podía contener nuestra matriz de datos. El segundo problema enfrentado fue que el software arroja el modelo con mejor performance sin tener en cuenta el sentido económico (signo) de los coeficientes que acompañan a cada regresor. Para resolver ambos problemas desarrollamos el siguiente algoritmo:

- i. Desarrollamos un modelo en el que inicialmente se fueron incorporando de a una las variables de control junto con sus primeros 12 rezagos, por cuestiones de estacionalidad

- en la demanda. Cada una de ellas en diferencias logarítmicas (salvo para el EMAE y los Gastos de Marketing que no presentaron tendencias) para que resulten estacionarias.
- ii. Observamos los resultados arrojados.
 - iii. Si éstos tenían sentido económico (signo esperado) y mejoran la bondad de ajuste del modelo previo desarrollamos un modelo incluyendo los resultados de este, así como los valores para la siguiente variable de control y sus rezagos. Es decir, englobamos los modelos.
 - iv. Si los mismos no tenían sentido económico o no mejoraban la performance desarrollamos un modelo a partir de la siguiente variable de control.
 - v. Repetimos este procedimiento hasta haber cubierto todas las variables mencionadas en la sección de los datos.
 - vi. Por último, comparamos la performance de los modelos obtenidos en estos pasos intermedios y seleccionamos aquel con la mejor predicción para los datos *out-of-sample* como nuestro modelo final.
 - vii. Repetimos este procedimiento para cada uno de los productos resultantes del modelo ABC.

3.2. Análisis Jerárquico – Metodología Bottom-Up

En el contexto del análisis de datos, los análisis jerárquicos son una técnica comúnmente utilizada para descomponer un problema en subproblemas más pequeños y manejables. Esta técnica parte de la idea de que los datos pueden ser subdivididos en distintas categorías o niveles que, al agruparse o partirse, forman niveles superiores o inferiores. Esto se puede pensar como un árbol con ramas y nodos, o como un embudo.

Los análisis jerárquicos pueden ser vistos como una técnica para hacer pronósticos y estimaciones basadas en la estructura misma de los datos. Esta técnica ha sido aplicada en diversas áreas, como la industria farmacéutica, la energética y la de servicios, entre otras.

En lo que respecta a nuestra tesis y bodega puntual, la aplicación de análisis jerárquicos la utilizaremos para obtener estimaciones de la demanda de las distintas cepas de vino, las distintas familias de vinos, los vinos según su color y gama de precio, así como una estimación total. Para ello, utilizaremos tanto la metodología *top-down* como la de *bottom-up*, lo que implica recorrer el árbol o embudo de arriba hacia abajo, partiendo de estimaciones del mercado de vinos argentino y descendiendo hasta los productos de la bodega estudiada, así como de abajo hacia arriba, partiendo de los pronósticos realizados para cada producto puntual. Por último, compararemos los resultados obtenidos de forma de principalmente evaluar el sentido de los resultados obtenidos con el modelo econométrico.

En resumen, la aplicación de análisis jerárquicos en la industria vitivinícola argentina la pondremos en práctica para obtener estimaciones y pronósticos más precisos para las distintas familias de vinos y otros niveles de análisis esperando que los resultados arrojados sean útiles para la toma de decisiones de negocio.

Adentrándonos ya en la metodología recién explicada, de forma matemática uno puede tomar el nivel superior del árbol como y_t siendo t el tiempo del pronóstico, es decir si estamos haciendo pronósticos mensuales, $t=1$ sería el pronóstico para el primer mes y así sucesivamente. Siguiendo el mismo procedimiento el nivel siguiente puede anotarse como $y_{j,t}$ siendo j las distintas subcategorías en las que se ramifica el árbol. Esta lógica se mantiene para los niveles que se decidan darle a la estructura jerárquica.

Suponiendo un análisis con 3 niveles, uno podría pensarlo de la siguiente manera:

$$y_t = y_{AA,t} + y_{AB,t} + y_{AC,t} + y_{BA,t} + y_{BB,t} + y_{BC,t} \quad (1)$$

$$y_{A,t} = y_{AA,t} + y_{AB,t} + y_{AC,t} \quad \& \quad y_{B,t} = y_{BA,t} + y_{BB,t} + y_{BC,t} \quad (2)$$

$$y_t = y_{A,t} + y_{B,t} \quad (3)$$

A modo de ejemplo y aplicando este concepto a nuestro caso concreto de estudio partiríamos de la población argentina. Esta está conformada por quienes toman vino en un segundo nivel. Luego este consumo de vino puede desagregarse de distintas maneras como por geografía, por cepa, por gama del vino, entre otros. Luego estas subcategorías pueden volver a desagregarse en más niveles hasta llegar al consumo de cada uno de nuestros productos.

3.3. Modelos Estimados – Metodología GETS

En esta sección, presentamos de forma resumida los modelos estimados por Mínimos Cuadrados Ordinarios (MCO) para cada producto siguiendo la adaptación de *Autometrics*, y los puntos a destacar de éstos. En el Anexo 1 pueden encontrarse las salidas de R para mayor detalle. Antes de adentrarnos en los modelos bien vale aclarar que el objetivo de los mismos, la variable dependiente a estimar, son las botellas a entregarse a los consumidores de la bodega (Distribuidores, Supermercados, Restaurantes, Etc.) medidas en miles. Además, verán que múltiples variables independientes fueron incluidas según el modelo y producto. Queremos hacer un breve análisis de como hipotéticamente estas ayudan a explicar la demanda.

La primera variable que vemos son los gastos de marketing. Estos, se supone, tienen el fin de dar a conocer la marca empujando así la venta de los productos. Esperaríamos entonces que sus coeficientes resulten positivos. Las preguntas que uno si puede realizarse respecto al marketing se relacionan a la magnitud de su impacto, si este es realmente significativo o no, si las campanas de marketing aceleran la venta o si simplemente permiten no perder versus los competidores, y que tan rápido es su impacto. Para entender esto es importante no solo ver el signo, magnitud y significatividad de los coeficientes sino también observar si los modelos toman la variable en sí misma, sus rezagos o ambos.

Otras variables que se incluyeron en el análisis son el precio de las uvas para las distintas cepas. Esta variable se tomó como proxy del precio de los vinos según su cepa y pensamos puede ser utilizada para ver si la suba del precio de una cepa afecta a otras en una suerte de comportamiento de productos sustitutos. Para captar este tipo de efecto también se incluyó en los modelos el precio de la cerveza. Nuevamente, al entender estas variables y su efecto resulta interesante ver su magnitud y significatividad ya que uno no espera que siempre y para todas las combinaciones de cepa haya un efecto importante. También es interesante entender el signo. Uno esperaría que en casos de sustitución al subir el precio de una cepa suba el consumo de otra. En caso de que el signo sea negativo sería interesante entender si esto muestra complementariedad entre las cepas, si es estamos hablando del precio de la cepa propia del producto y se relaciona en realidad a una suba del precio del producto (no vamos a entrar en discusiones sobre fijación de precio) o si quizá la variable está captando efectos de otra que no haya sido incluida en nuestra investigación.

Las variables relacionadas al tipo de cambio también vale la pena analizarlas más allá de su significatividad. Las mismas fueron incluidas para captar efectos como cuan ‘baratos’ o ‘caros’ le resultan los vinos, y visitar el país, a los turistas. Entendiendo la influencia de Brasil en el turismo local elegimos incluir el tipo de cambio Peso Argentino-Real. También entendemos pueden captar efectos de que tan caros son los insumos para la bodega ya que muchos de estos son importados del exterior, principalmente Europa o E.E.U.U. Por estos motivos se incluyeron tanto el euro como el dólar americano. La hipótesis acá es que, para el caso del turismo, una devaluación del peso resulta atractiva para quienes deciden visitar nuestro país y comprar nuestros vinos. Para el caso de los insumos uno pensaría que una moneda débil y un menor poder adquisitivo podrían llevar a una venta menor en el mercado local. Sería interesante a futuro analizar las dinámicas entre venta interna y exportaciones de la bodega. Para las variables relacionadas al tipo de cambio creemos lo más interesante subyace en entender la magnitud de los coeficientes según el tipo de producto. Una hipótesis inicial lógica sería que los vinos más afectados por el turismo son los de gamas más altas mientras que los vinos de gamas más bajas no llaman tanto la atención del turista sino que se consumen localmente manteniendo un nivel de consumo indiferente a las fluctuaciones de los tipos de cambio. Sin embargo, esta hipótesis

ignora la idea de que una moneda más débil probablemente se relaciona a un salario menor en términos reales y un consumo más bajo.

Para tratar de cierta forma de separar los efectos puntuales de la situación económica y su relación con el consumo se incluyó la variable del EMAE. Nuestra hipótesis con relación a esta es que a mayor actividad económica uno esperaría mayor consumo. Resulta especialmente interesante en este caso el rol de los rezagos para entender cuanto tiempo tarda una reactivación o caída de la actividad económica en afectar al consumo. También resulta interesante ver en que magnitud afecta la variable EMAE según la gama de los vinos.

Respecto al precio por botella no hay muchas sorpresas. La hipótesis es que a mayor precio menor demanda y a menor precio mayor demanda. El principal interés que despierta esta variable es su magnitud de forma de entender la elasticidad de cada producto o gama de vinos. Se esperaría que los vinos de menor nivel sean más reactivos al precio mientras que los vinos de alta gama no sufran tanto su impacto.

Por último, los rezagos de la variable dependiente resultan interesantes. La hipótesis sería que los rezagos más distantes en el tiempo reflejen la estacionalidad del mercado. Creemos sensato pensar en mayor demanda para un cierto mes o periodo si el mismo mes o estación un año atrás dio buenos resultados. Los rezagos a corto plazo resultan interesantes ya que podrían hablar del comportamiento de los compradores. Por ejemplo, si suelen haber ciclos de stockeo uno esperaría un signo negativo para los coeficientes de los rezagos, si los compradores basan su decisión por la venta al corto plazo podríamos esperar signos positivos.

Habiendo planteado un entendimiento inicial de las distintas variables independientes queremos también hacer foco en la naturaleza de las mismas. Al haberse incluido las mismas como diferencias logarítmicas, exceptuando los rezagos de la variable dependiente, con el objetivo de eliminar la estacionalidad y la tendencia que presentaban, debemos prestar especial atención a la lectura que le damos y su impacto en la variable dependiente. Es importante recordar que las variables en diferencias logarítmicas deben ser interpretadas como cambios porcentuales. En nuestros modelos, al ser las X las diferencias logarítmicas, la forma correcta de interpretar los cambios en la Y sería: "Si la variable independiente aumenta un 1%, Y sube/baja x unidades."

Entendiendo nuestras expectativas o hipótesis iniciales y la forma de leer nuestras variables, debajo están los modelos obtenidos, así como las conclusiones a las que llegamos respecto de los mismos.

Tabla 5. Modelos Económicos - Productos 1-4

Variables	Modelo P1	Modelo P2	Modelo P3	Modelo P4
¿Incluye rezagos de y?	SI ar2, ar6, ar9, ar10	SI ar1, ar11	SI ar1, ar3, ar4, ar6, ar7	SI ar1, ar8
Gastos de Marketing		0.0002 (0.00007)**		
Δlog Precio Merlot			0.038 (0.018)*	
Δlog Precio Cerveza				1.016 (0.335)**
¿Incluye rezagos de regresores? Lags entre paréntesis	SI Gastos Marketing (2) Cambio Dólar (3,10) EMAE (5,7,10,12) Precio x Botella (6) Cambio Euro (10) Cambio Real (10)	SI Precio Char. (6)	SI Precio Cerveza (10)	SI Cambio Euro (2,6) Precio Cerveza (11)
Error estándar de la regresión	2.521	14.036	2.87	7.07
R2 Ajustado	0.782	0.449	0.445	0.645
Log-Lik (n=60)	-133.614	-241.632	-144.896	-199.489
k	14	4	7	6
AIC	295.228	491.264	303.792	410.978
BIC	324.549	499.641	318.452	423.544
RMSE	5.723	7.724	6.652	5.546
MAPE	41.605	12.895	37.566	27.144

*** P-Valor<0.001, ** 0.001>P-Valor<0.01, * 0.01>P-Valor<0.05, . 0.05>P-Valor<0.1, " P-Valor>0.1

Tabla 6. Modelos Económicos - Productos 5-8

Variables	Modelo P5	Modelo P6	Modelo P7	Modelo P8
¿Incluye rezagos de y?	SI ar1, ar2, ar8, ar10	SI ar4, ar10, ar12	SI ar2, ar5, ar6, ar7, ar12	SI ar5, ar7, ar9, ar,11, ar12
EMAE		0.196 (0.072)**		
Gastos Marketing		0.0001 (0.00005)**		
Δlog Cambio Dólar			-0.084 (0.035)*	
Δlog Precio Cab. Franc				-0.035 (0.014)*
¿Incluye rezagos de regresores? Lags entre paréntesis	SI EMAE (5,8) Precio Cab. Sauv. (5) Precio x Botella (7,10)	SI Precio Malbec (1) EMAE (10) Cambio Euro (12) Precio Chardonnay (12)	SI Precio Cerveza (1,2) Cambio Dólar (8) Cambio Euro (10)	NO
Error estándar de la regresión	11.499	5.373	2.159	2
R2 Ajustado	0.647	0.815	0.866	0.844
Log-Lik (n=60)	-227.172	-181.516	-126.318	-123.745
k	9	9	10	6
AIC	472.344	381.032	272.636	259.490
BIC	491.193	399.881	293.579	272.056
RMSE	26.798	52.426	38.259	17.881
MAPE	52.521	188.85	327.651	58.227

*** P-Valor<0.001, ** 0.001>P-Valor<0.01, * 0.01>P-Valor<0.05, . 0.05>P-Valor<0.1, " P-Valor>0.1

Tabla 7. Modelos Econométricos - Productos 9-12

Variables	Modelo P9	Modelo P10	Modelo P11	Modelo P12
¿Incluye rezagos de y?	SI ar1, ar8, ar11	SI ar1, ar2, ar10	SI ar4, ar10	SI ar4, ar5, ar8
Gastos de Marketing		0.00009** (0.00003)	0.0005* (0.0002)	
¿Incluye rezagos de regresores? Lags entre paréntesis	SI Precio Malbec (2,9) Precio Cab. Franc (5)	SI Precio Cab. Franc (3,7,9) EMAE (5,8) Precio x Botella (6)	SI Gastos Mark. (1,6,11) EMAE (5,9)	SI EMAE (2,5,9) Gastos Marketing (10)
Error estándar de la regresión	20.97	4.827	20.788	1.988
R2 Ajustado	0.037	0.710	0.767	0.605
Log-Lik (n=60)	-264.721	-175.088	-263.198	-122.849
k	15	9	8	7
AIC	559.442	368.176	542.396	259.698
BIC	590.857	387.025	559.151	274.358
RMSE	23.841	12.31	34.447	5.884
MAPE	70.292	56.782	29.035	52.249

*** P-Valor<0.001, ** 0.001>P-Valor<0.01, * 0.01>P-Valor<0.05, . 0.05>P-Valor<0.1, " P-Valor>0.1

Tabla 8. Modelos Econométricos - Productos 13-16

Variables	Modelo P13	Modelo P14	Modelo P15	Modelo P16
¿Incluye rezagos de y?	SI ar4, ar9	SI ar1, ar2, ar8	SI ar1, ar8, ar10, ar11	SI ar1, ar3, ar9
EMAE	0.614*** (0.115)			
Δlog Cambio Dólar		0.323** (0.106)		
¿Incluye rezagos de regresores? Lags entre paréntesis	SI EMAE (5,7,10) Cambio Dólar (5,7) Gastos Marketing (7,8,10) Precio Cerveza (8) Precio x Botella (9)	SI EMAE (2,6,8) Precio Cab. Franc (5) Cambio Euro (6) Cambio Dólar (11)	SI EMAE (4,8,10) Precio x Botella (5)	SI EMAE (4,9,10) Precio Sauv. Blanc (11)
Error estándar de la regresión	7.165	6.189	15.698	22.643
R2 Ajustado	0.749	0.587	0.639	0.641
Log-Lik (n=60)	-196.789	-189.504	-246.348	-268.829
k	13	10	8	7
AIC	419.578	399.008	508.696	551.658
BIC	446.804	419.951	525.451	566.318
RMSE	17.741	24.695	17.269	23.595
MAPE	32.265	68.605	43.165	604.925

*** P-Valor<0.001, ** 0.001>P-Valor<0.01, * 0.01>P-Valor<0.05, . 0.05>P-Valor<0.1, " P-Valor>0.1

A grandes rasgos, se puede observar que todos los modelos utilizados en este estudio de la bodega contienen rezagos de la variable dependiente, lo que sugiere la influencia que tienen las ventas de meses previos en las futuras. En otras palabras, el comportamiento pasado de las ventas de la bodega influye en su comportamiento futuro.

Este hallazgo puede respaldar la metodología actualmente utilizada por la bodega, que consiste en observar las ventas del mes anterior, las ventas de un año atrás y la tendencia de las mismas, junto con los inputs cualitativos proporcionados por los miembros de la fuerza de ventas, para planificar su producción.

Deteniéndonos y analizando los coeficientes con mayor detalle vemos que en la gran mayoría

su signo es positivo siguiendo la hipótesis planteada previamente. En cuanto a su magnitud vemos que ninguno de los rezagos de la variable dependiente es mayor a 1 en valor absoluto lo cual en caso de haber sucedido podría haber dado lugar a problemas de interpretación, violación de supuestos de linealidad y no estacionariedad entre otros. También en relación a su magnitud, es importante aclarar que, a diferencia del resto de las variables independientes, los rezagos de Y hay que interpretarlos como “por cada x unidades que hubo en el momento del rezago considerado habrá x unidades más o menos de Y en el momento proyectado.” A modo de ejemplo, para el modelo P3, el coeficiente para el primer rezago de Y muestra que por cada unidad mas que hubo en el mes previo se esperan 0.73 unidades más en el mes estimado. Por el contrario, por cada unidad extra que se vendió 3 meses antes se esperan -0.31 unidades en el mes estimado. Cabe recordar que nuestra unidad de medida y a lo que nos referimos al decir “unidades” son miles de botellas.

Cabe destacar que nueve de los dieciséis modelos utilizados en el estudio tomaron el primer rezago de las botellas vendidas como una variable significativa y positiva. Además, este rezago suele ser el de menor P-Valor entre los rezagos de cada modelo. Esto sugiere que, en la mayoría de los casos, la cantidad de botellas vendidas en un mes tiene mucho valor para estimar la cantidad de botellas compradas en el mes siguiente. En otras palabras, los clientes de la bodega parecen seguir la demanda en lugar de que los consumidores finales sigan la oferta.

En resumen, estos hallazgos sugieren que el comportamiento pasado de las ventas de la bodega es un predictor importante del comportamiento futuro, es decir, que los clientes de la bodega parecen guiarse mucho por una noción muy simple: si un mes se vende mucho, al siguiente se compra mucho esperando que se mantenga la bonanza. Estos resultados pueden ser útiles para la bodega al momento de planificar su producción y hacer predicciones sobre las ventas futuras.

La actividad económica de un país puede ser considerada como un importante factor que influye en la demanda de productos en general. En el caso particular de la industria vitivinícola, se ha observado que la misma está positivamente relacionada con la cantidad de botellas vendidas. Esta relación se evidencia en los resultados obtenidos a partir de la inclusión de la variable del Estimador Mensual de la Actividad Económica (EMAE) y sus respectivos rezagos en los modelos utilizados en el presente estudio.

Es interesante destacar que, aunque la variable de actividad económica se muestra como un factor determinante en la mayoría de los modelos seleccionados, su efecto en la demanda de botellas de vino no es inmediato. En otras palabras, un aumento en la actividad económica del país no se traduce necesariamente en un aumento inmediato en el consumo de vino. De hecho, se ha observado que la mayor parte del impacto de esta variable en la demanda de vino se da a través de sus rezagos, especialmente el rezago de 5 meses, lo que sugiere que existe un retraso en la respuesta de los consumidores ante los cambios en la actividad económica. Tratando de pensar porque el rezago de 5 meses resulta tan predominante arribamos a la idea de que la compra de hace 5 meses, al transcurrir el siguiente mes de venta termina siendo la compra del semestre pasado. Viendo esto entendemos que la actividad económica demora aproximadamente un semestre en afectar la demanda del vino y potencialmente la de otros productos. Respecto a los modelos P6 y P13, donde si vemos al EMAE incluido como variable en sí misma, vemos que por un aumento de un 1% en el EMAE, el impacto en las unidades es en ambos casos menor a 1 unidad de Y o lo que serían 1.000 botellas. En términos de magnitud ambos casos resultan menores tanto al compararlos al agregado de la bodega como para los productos en sí mismos. Esto puede verse comparando los coeficientes y que impacto tendrían contra las gráficas de venta mensual proporcionadas en el anexo.

En conclusión, los modelos resultantes de nuestro trabajo infieren que la actividad económica es un factor relevante en la demanda de botellas de vino en Argentina, aunque su impacto no es inmediato. La inclusión de esta variable y sus rezagos en los modelos de pronóstico permitió obtener resultados significativos y relevantes para la planificación de la producción y la toma de decisiones en la industria vitivinícola.

El precio por botella, lo que pagan los compradores a la bodega, es un factor importante en cualquier mercado y se espera que influya en la decisión de compra de los consumidores. Uno espera que el precio de hecho afecte de forma negativa a la demanda. Esto ocurre en aquellos modelos donde el precio resulta significativo, sin embargo, en el mercado del vino, encontramos otra peculiaridad interesante. Aunque uno podría pensar que el precio sería un factor decisivo para los compradores, en realidad, solo un tercio de los productos consideran el precio por botella o alguno de sus componentes como una variable significativa. Esta situación es particularmente cierta para los vinos tintos, como los de la cepa Cabernet, cuya demanda está más ligada al precio.

Al investigar más a fondo este fenómeno, notamos que los vinos que más consideran el precio son los de gama media, mientras que los de alta gama no lo hacen. Además, notamos que los productos para los cuales el precio resultaba significativo, el volumen de su coeficiente si no era el más alto estaba muy cerca de serlo. La bodega confirmó nuestra hipótesis de que esto se debe a la alta competencia en el mercado de vinos tintos, donde hay muchas opciones disponibles, como los Cabernet o los Malbec, que son la cepa bandera de nuestro país y la más producida.

Cuando los precios suben, los consumidores se vuelven más aversos a la compra y buscan otras opciones más asequibles que cumplan con sus expectativas de calidad. Esto sugiere que, en un mercado tan poblado por competidores, los clientes de la bodega buscan la mejor combinación posible en términos de relación calidad-precio.

Por otro lado, las cepas menos comúnmente comercializadas y los vinos de alta gama no enfrentan una competencia tan dura en el mercado local. Por lo tanto, son consumidos más allá de su precio, lo que indica que la demanda de los compradores es más inelástica, están dispuestos a pagar más por productos que consideran únicos o especiales.

En conclusión, en el mercado del vino, el precio no siempre es un factor decisivo para los compradores. La competencia y la disponibilidad de opciones influyen en la percepción de los clientes sobre el valor que ofrecen los vinos en relación con su precio. Esto sugiere que la estrategia de precios de una bodega debe tener en cuenta tanto la competencia como la percepción de los clientes sobre la calidad y la exclusividad de sus productos.

¿El marketing, que tanto influye? Antes de adentrarnos en la influencia de esta variable queremos resaltar el hecho de que para algunos productos no contamos con suficientes datos como para que tenga sentido incluir los gastos en marketing dentro de los mismos. Al no recibir una promoción constante, sea por ya ser productos maduros o mercados relativamente chicos, algunos productos presentaban datos de manera muy esporádica a lo largo del periodo 2014-2019. Esto nos obligaba a elegir entre tres caminos: estimar algún valor para los meses en que no había gastos, dejarlos en cero o no considerar la variable en estos casos, optamos por la tercera opción ya que los meses sin datos de marketing era la mayoría a lo largo del periodo estudiado.

En aquellos casos en los que sí contábamos con suficientes datos, observamos que los gastos en marketing aparecían como una variable significativa en nuestros modelos, aunque su efecto, si bien era positivo, era menor en magnitud al compararlo con otras variables, como el EMAE o el

precio por botella. De forma concreta, si observamos los modelos P2, P6, P10 y P11 vemos que un incremento del 1% en los gastos de marketing tienen un impacto mínimo, en términos de magnitud, en la cantidad de botellas. Este hallazgo nos llevó a preguntarnos sobre la efectividad de las campañas de marketing y si valía la pena el gasto y el esfuerzo que implican.

Nuestra respuesta a esta cuestión se basa en el concepto de que, si bien una campaña de marketing puede no tener un gran impacto en la obtención de *market share* o en el desplazamiento de competidores, puede tener una importancia invisible para evitar que un producto pierda en comparación con otros. Es decir, si una empresa deja de invertir en marketing, pero su competidor no lo hace, la empresa corre un gran riesgo. Si ambas empresas se alinean en su estrategia de marketing, el efecto del mismo parece ser ínfimo. Sin embargo, el problema radica en lograr que los competidores se alineen, especialmente en mercados con múltiples empresas. Lógicamente, el hecho de que el efecto sea ínfimo no quita que sea significativo estadísticamente y útil para nuestros modelos. Acá la pregunta que deberían hacerse los tomadores de decisión es si una variable de impacto significativo pero pequeño justifica los niveles de gasto a efectuarse. Podría entenderse como una cuestión de ROI.

Un ejemplo interesante de esta dinámica, presentado por Corts, K.S. (1997), se puede observar en el mercado de cereales para el desayuno en Estados Unidos. Durante décadas, los principales competidores en este mercado habían utilizado una estrategia basada en la suba de precios para financiar campañas publicitarias. Sin embargo, dos de los principales jugadores en el mercado anunciaron un recorte en sus gastos de marketing para evitar trasladar estos costos a los precios. Si bien en un principio este cambio en el statu quo parecía ser positivo para ellos, al poco tiempo se observó que competidores de menor tamaño incrementaron su gasto en marketing para así ganar una mayor participación en el mercado y lo lograron.

En conclusión, si bien la efectividad del marketing puede ser difícil de medir en términos cuantitativos, su importancia para mantener la posición de una empresa en el mercado y evitar que pierda frente a la competencia no debe ser subestimada.

Una variable que ha sido incorporada en nuestros modelos y que ha sido objeto de discusión en Argentina es el tipo de cambio. Los resultados de nuestro análisis indican que, si bien hay casos donde su signo es negativo, la mayoría de los coeficientes por tipo de cambio muestran que un aumento en el tipo de cambio se correlaciona con un aumento en las ventas de vinos, especialmente para aquellos de alta gama. En otras palabras, su coeficiente es positivo. Para entender mejor este fenómeno, consultamos con la bodega estudiada acerca de las dinámicas del negocio que podrían haber contribuido a esto.

Según nuestra investigación, las ventas de vinos de mayor nivel y precio están estrechamente relacionadas con el turismo en el país. Estos vinos, en general, no dependen del precio de venta ya que apuntan a un consumidor local de alto poder adquisitivo, perteneciente a la clase ABC1, que busca una calidad y un estilo particular. La demanda de estos vinos es relativamente inelástica. Por otro lado, estos vinos son comprados también por turistas que desean llevar consigo un vino típico argentino como recuerdo. Cuanto más fuerte sea la moneda del turista en comparación con el peso, mayores serán las probabilidades de que compren vinos de mayor calidad y en mayor cantidad. Si bien resulta interesante marcar esto, también es justo marcar que los coeficientes vinculados al tipo de cambio en su mayoría no mostraron una magnitud del nivel que si mostraron otras variables.

En resumen, el tipo de cambio ha demostrado ser un factor importante en el comportamiento de las ventas de vinos de alta gama en Argentina sin ser el principal. La estrecha relación entre el

turismo y la venta de estos vinos indica que los factores económicos externos, como el tipo de cambio, pueden tener un impacto significativo en el rendimiento del negocio vinícola argentino.

Uno de los hallazgos interesantes de nuestro análisis es que el precio de la cerveza parece tener un efecto positivo sobre las ventas de vino. En otras palabras, cuanto más elevado es el precio de la cerveza, mayor es la cantidad de vino que se vende. Esta relación consideramos que se debe a que el vino y la cerveza son en cierta medida bienes sustitutos, es decir, que los consumidores pueden elegir entre uno u otro producto para satisfacer sus necesidades de consumo.

Esta relación puede explicarse a través de la teoría económica de la sustitución. Los bienes sustitutivos son aquellos que compiten entre sí por la atención y el gasto del consumidor, y cuando uno de ellos experimenta un aumento de precio, los consumidores pueden optar por comprar el otro bien en su lugar. En el caso del vino y la cerveza, se observa que cuando el precio de la cerveza aumenta, los consumidores pueden cambiar su preferencia hacia el vino debido a que éste se presenta como una alternativa que también satisface ciertas necesidades que el consumidor podría buscar satisfacer con la cerveza. Usamos la palabra 'ciertas' ya que no vemos el precio de la cerveza como una de las principales variables en términos de magnitud. Entendemos esto se da por el hecho de que el vino y la cerveza si bien pueden ser sustituibles, no lo son al 100% y hay preferencias subjetivas al consumidor en juego.

En consecuencia, la relación inversa entre el precio de la cerveza y las ventas de vino puede ser de gran interés para las empresas del sector vinícola. Este hallazgo sugiere que el precio de la cerveza es un factor que influye en la demanda de vino, y, por lo tanto, las bodegas y productores de vino deberían considerar cuidadosamente la relación entre los precios de estos productos al diseñar sus estrategias de marketing y fijación de precios.

Uno de los objetivos de nuestro estudio fue evaluar el impacto del precio de las cepas de los vinos en las ventas de los mismos, con el fin de identificar patrones y comportamientos que puedan ser de interés para los productores y distribuidores de vino, así como utilizar esta variable en nuestros modelos predictivos de demanda.

En primer lugar, observamos que no son muchos los modelos que toman como variable de importancia al precio de cepas distintas a la propia. Sin embargo, en aquellos donde estas sí son variables significativas, encontramos diversos comportamientos. Por ejemplo, algunos vinos tintos presentan mayores ventas al subir el precio de los vinos blancos, lo que podría acompañar nuestra hipótesis de existencia de una relación entre ambos productos como bienes sustitutos. Por otro lado, encontramos que cuanto mayor es el precio de las demás cepas de vino tinto, mayores son las ventas de un determinado producto. Para ilustrar este punto, notamos que al subir el precio de la uva Cabernet Franc, se espera una suba en las ventas del producto 9, que es un Malbec.

Otro hallazgo interesante es que el efecto del precio de las cepas es diferente entre los vinos de gama baja-media y los de gama alta. En el caso de los primeros, observamos que, al subir el precio de su propia cepa, las ventas disminuyen. La negatividad de estos coeficientes podría estar relacionada con la elección de los consumidores no tan enfocados en un vino en particular, que podrían optar por opciones más económicas en respuesta a una subida de precio en su cepa preferida. En cambio, en los vinos de alta gama, encontramos que, al subir el precio de las uvas de su propia cepa, se produce un aumento en las ventas. En este caso, la positividad de los coeficientes podría estar asociada a una mejor calidad de dichas uvas y, por ende, de los vinos en un segmento donde el consumidor tiene un paladar más exigente.

En conclusión, los resultados obtenidos en nuestro estudio sugieren que el precio de las cepas de los vinos tiene un impacto significativo en las ventas de los mismos, pero que este efecto puede variar según el tipo de vino y el segmento de mercado al que está dirigido. Los productores y distribuidores de vino pueden utilizar esta información para diseñar estrategias de marketing y fijación de precios más efectivas, considerando la relación entre los precios de las distintas cepas y su impacto en la demanda de los consumidores.

3.4. Modelos Alcanzados – Metodología Top-Down

Aquí la historia es mucho más simple, el modelo utilizado consistió en partir de los datos de consumo per cápita de vino en Argentina en el año 2019 (2020 fue dejado de lado ya que la producción en sí se vio gravemente afectada por la pandemia del COVID) y estimar cuál sería el consumo en el año 2023 según las tendencias históricas. Luego lo mismo fue realizado con la población del país. Utilizando estos dos datos logramos llegar a la cantidad de litros totales que se estiman van a ser consumidos en Argentina en 2023. Esto fue luego dividido por segmento, luego por marca para luego si llegar a la división final que nos dio la cantidad de litros a consumirse para cada uno de los productos en los que nos estamos enfocando. El último supuesto que realizamos fue asumir que la demanda por parte de los clientes directos de la bodega sería igual al consumo. Esto es asumir que habrá equilibrio en el mercado lo cual puede ser un tanto audaz de nuestra parte. Siendo conscientes de esto también creemos que el valor de nuestro análisis *top-down* para el 2023 no depende de la certeza absoluta del mismo, sino que se basa en aportar a la bodega una metodología para planear su producción más robusta que la utilizada hoy en día.

3.5. Modelos Alcanzados – Metodología Bottom-Up

En este caso el proceso fue a la inversa. A partir de nuestras estimaciones econométricas de cada producto para el año 2023 construimos hacia arriba. Dado que nuestro fin no era estimar la producción total argentina, sino que darle una mayor cantidad de información a la bodega, lo que realizamos con el modelo *bottom-up* fue comparar que cepas y segmentos o gamas de vino eran las que mayor facturación aportaban a la bodega y compararlo con aquellos que lo harían en 2023 de forma de permitirle al *leadership* de la compañía entender el panorama por venir y tomar decisiones estratégicas acordes a estos eventos. El trabajo *bottom-up* se enfocó en que posición ocuparía cada una de las categorías analizadas en comparación a sus pares. Esto se realizó con el objetivo de dejar de lado los valores nominales arrojados por los modelos econométricos dado que los pronósticos a tres años a partir de datos mensuales notamos al analizar nuestros resultados que pueden tener problemas en cuanto a la magnitud que se le da a los efectos y esto impactar en demasía en los resultados finales. De esta forma llegamos a tablas comparativas del rol de cada cepa y segmento entre nuestros datos históricos y nuestras proyecciones para 2023.

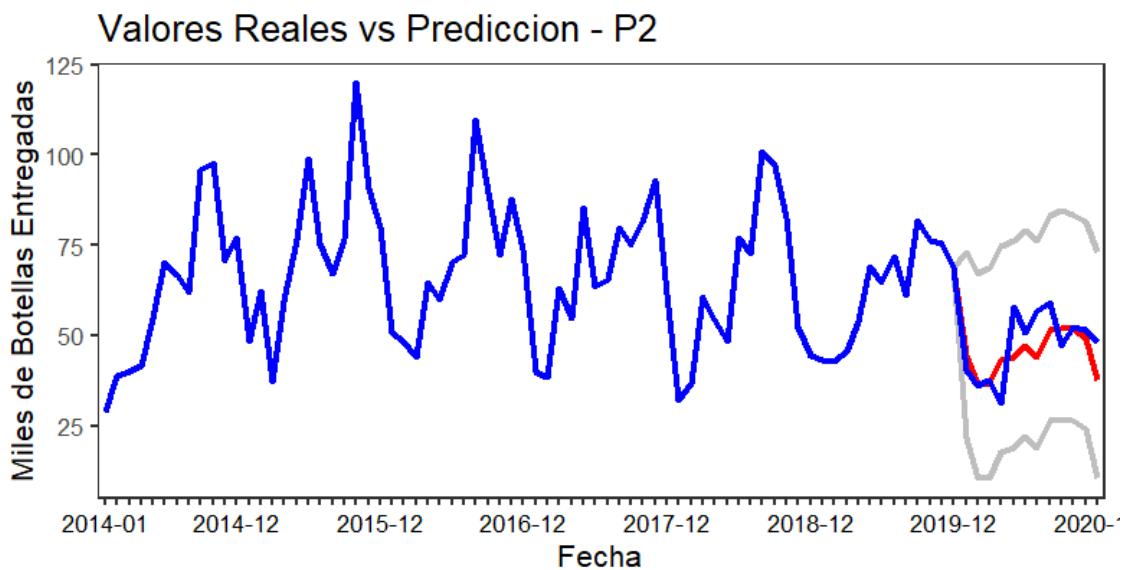
4. Resultados

4.1. Predicciones de los Modelos Econométricos

Al momento de llevar a cabo la evaluación de los resultados de nuestros modelos, es fundamental analizar los mismos desde dos perspectivas diferentes: a nivel de cada producto individual y en términos agregados. En este sentido, se ha decidido prestar especial atención a la capacidad de cada modelo en predecir la demanda de botellas para el año 2020, comparándola con las ventas reales registradas durante dicho periodo. Es decir, comparamos a nuestros modelos con los datos *out-of-sample*

Con el fin de ilustrar este proceso, se presenta a continuación una visualización representativa del producto 2, donde se pueden apreciar cuatro series de datos: en color rojo se muestran los valores predichos por el modelo, mientras que en azul se representan las ventas reales y en gris los intervalos de confianza al 95%. Cabe destacar que este tipo de análisis resulta esencial para determinar la efectividad de los modelos y su capacidad para predecir la demanda futura de los productos en cuestión. En el anexo 2 pueden encontrarse la comparativa para los 15 productos restantes.

Figura 5. Valores Reales vs Predicción - P2



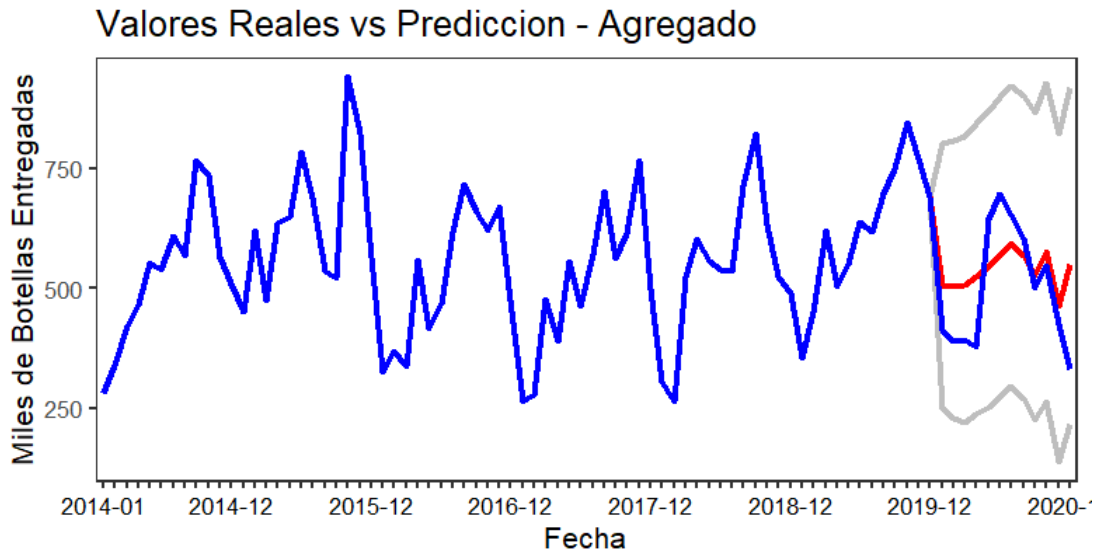
Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

Los gráficos de predicción revelan que los modelos generan resultados con diferentes niveles de precisión, lo cual era esperable ya que las medidas de bondad de ajuste empleadas varían para cada uno. No obstante, algo que se ha notado es que, más allá de la precisión en cuanto al volumen, en la mayoría de los casos se ha logrado captar el sentido de las ventas, es decir, las tendencias ascendentes o descendentes en la demanda.

Por otro lado, para obtener una visión más global del funcionamiento de nuestros modelos, se ha elaborado un gráfico que muestra la cantidad total de botellas vendidas en los 16 productos en conjunto durante el período comprendido entre los años 2014 y 2019, en comparación con nuestra predicción para el año 2020. En este sentido, se puede observar cómo la demanda real

se ha ido incrementando progresivamente durante los años anteriores, mientras que la predicción del modelo para el año 2020 se encuentra ligeramente por encima del valor real de las ventas de los productos en conjunto.

Figura 6. Valores Reales vs Predicción - Agregado



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

El análisis de la Figura 7 revela varios aspectos importantes que merecen ser destacados. En primer lugar, se observa una disminución en las ventas de botellas durante los primeros meses del año 2020, coincidiendo con el inicio de la pandemia de COVID-19 en el país y la implementación de medidas de aislamiento social por parte del gobierno. Esta caída se prolongó durante cuatro meses, lo cual contrasta con la caída de uno o dos meses que se solía registrar en años anteriores. En segundo lugar, se nota que el pico de ventas que suele producirse después de esta caída tampoco se presentó de manera habitual, y aunque hubo una breve recuperación en junio, la caída en las ventas se retomó un mes después. En tercer lugar, se evidencia que no se registró un aumento en las ventas durante los meses finales del año, lo cual suele ser común en años anteriores. Además, se observa una caída significativa en las cantidades de botellas vendidas de los productos que más facturación han aportado en los últimos tiempos a la bodega, lo cual se explica por la falta de turismo y salidas gastronómicas o sociales que suelen ser los principales canales de comercialización para los vinos de gama alta.

Como posibles análisis futuros podrían analizarse dos razones adicionales para esta disminución en las ventas. En primer lugar, la introducción de nuevas familias de vinos que buscan reemplazar a aquellas que podrían considerarse clásicas y cuya vida había alcanzado la madurez o incluso el declive. En segundo lugar, el impacto negativo de la pandemia en la industria y en los canales de comercialización habituales. Resultaría interesante repetir este tipo de análisis periódicamente para analizar los cambios en la importancia de cada producto, entender cómo cambian las prioridades con el tiempo y validar los dos puntos recién mencionados.

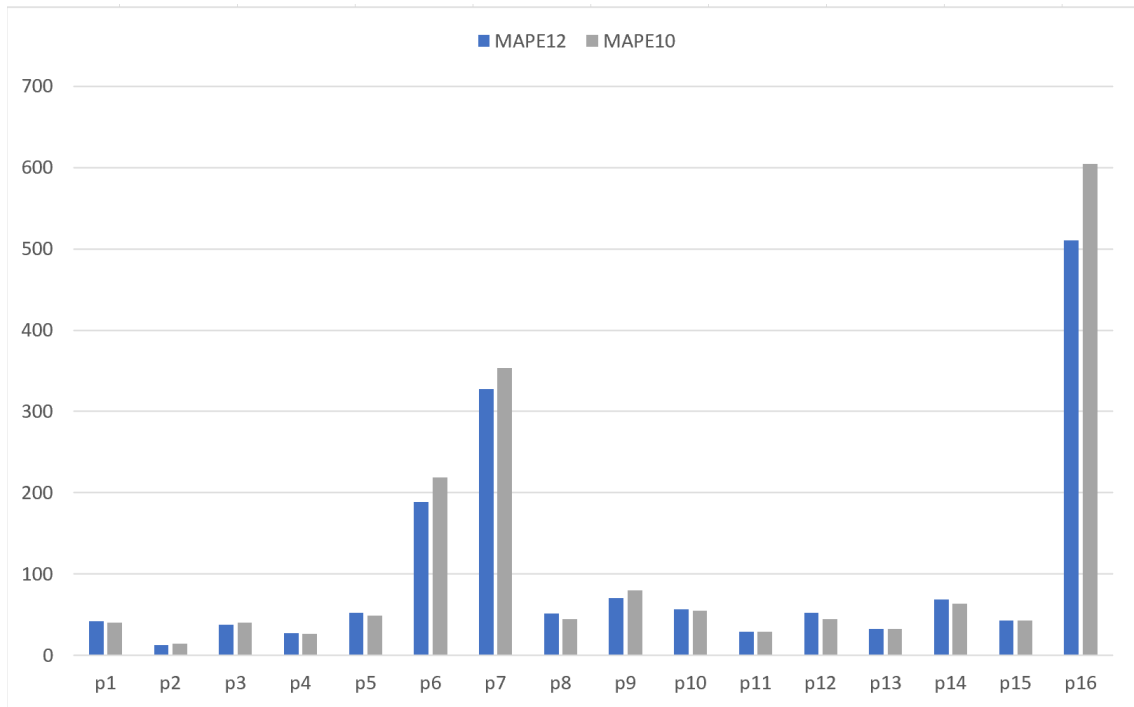
Por último, se destaca la capacidad de los modelos para captar la dirección en la que se movieron las ventas, a pesar de no poder replicar los comportamientos atípicos observados en el 2020. Aunque no se logró capturar completamente la magnitud de la caída, los modelos tienen cierta utilidad a la hora de proporcionar mayor robustez y soporte a las ideas que elabora la bodega a partir de información cualitativa respecto a cómo se moverán las ventas, más allá del volumen de estas en sí mismo. Esto podría servir para ser utilizado en conjunto con los métodos actuales y para confirmar las sensaciones de los vendedores y planificadores. Además, sería interesante replicar este análisis una vez que los tiempos de pandemia hayan pasado y el consumo haya vuelto a la normalidad.

Es importante destacar que el año utilizado para evaluar los modelos puede haber sido afectado significativamente por eventos externos, como la pandemia del coronavirus y las políticas económicas implementadas en el país. Por ejemplo, se puede observar una caída en el EMAE y los gastos de marketing debido al cierre de restaurantes, la falta de turismo y la prohibición de eventos multitudinarios, entre otros efectos.

En cuanto a las políticas económicas, es crucial señalar que durante el período de estudio se produjo un cambio de rumbo en el país a raíz de la elección de un nuevo presidente con políticas divergentes de las de su predecesor. Estas medidas pueden haber afectado el modelo utilizado para el estudio, tal como la inclusión del tipo de cambio oficial según el Banco Central, a pesar de la implementación de un cepo cambiario que llevó al desarrollo de un mercado de divisas paralelo y una brecha cambiaria de hasta el 100%. Por lo tanto, es importante tener en cuenta estos factores al interpretar los resultados obtenidos en este estudio.

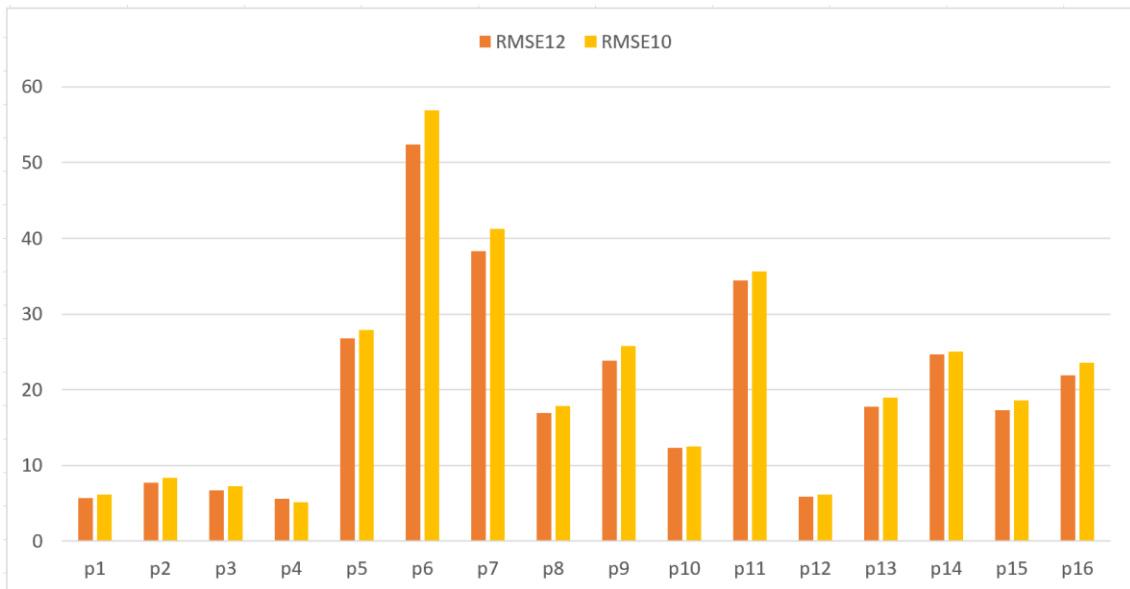
Considerando el desempeño individual de cada uno de los modelos, es relevante presentar los resultados obtenidos a través del cálculo de las medidas de error RMSE y MAPE. Es importante destacar que se han calculado dos valores distintos para cada modelo: RMSE 12 y RMSE 10, así como MAPE 12 y MAPE 10. El valor RMSE 12 representa el error cuadrático medio calculado a lo largo de los 12 meses del año 2020, mientras que RMSE 10 excluye los dos primeros meses del año, enero y febrero, en los cuales se mantuvo cierta normalidad antes de la implementación de las restricciones relacionadas con la pandemia de COVID-19. Análogamente, el valor MAPE 12 refiere al error porcentual absoluto medio obtenido a lo largo de todo el año 2020, mientras que MAPE 10 excluye los dos primeros meses del año. Cabe resaltar que estos resultados permiten evaluar la capacidad predictiva de cada modelo y ayudan a visualizar el concepto ya mencionado de que no todos los modelos tuvieron el mismo grado de performance.

Figura 7. MAPE de los distintos modelos de pronóstico



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

Figura 8. RMSE de los distintos modelos de pronóstico



Fuente: elaboración propia en base a datos de la empresa.

El propósito de los dos gráficos presentados no fue solamente evaluar la precisión de nuestras predicciones, sino también comparar las medidas de desempeño tradicionales en dos periodos de tiempo distintos. Se observó que, al incluir los meses de enero y febrero, donde se experimentó cierta "normalidad" antes de las restricciones impuestas por la pandemia del coronavirus, nuestras medidas de desempeño mejoraron para la mayoría de los productos

analizados. Este hecho constituye otro indicador del impacto que la situación excepcional que vivimos tuvo en los resultados obtenidos.

Siguiendo esta línea de razonamiento, se puede observar cómo los cambios en el Estimador Mensual de la Actividad Económica (EMAE) afectaron el desempeño de nuestros modelos. Según el propio Instituto Nacional de Estadística y Censos (INDEC), el cálculo de este indicador para evaluar la actividad económica real de forma mensual "se estructura en la agregación del valor agregado a precios básicos de cada una de las actividades económicas más los impuestos netos de subsidios a los productos". Al hablar de actividades económicas, se cae en los efectos de la pandemia, y se podría argumentar que al menos nueve de las dieciséis industrias incluidas en el estimador se vieron significativamente afectadas por la crisis sanitaria. Estas son: la industria manufacturera, la construcción, el comercio mayorista, minorista y de reparaciones, los hoteles y restaurantes, el transporte, almacenamiento y comunicaciones, las actividades inmobiliarias, empresariales y de alquiler, la enseñanza, otras actividades de servicios comunitarios, sociales y personales, y los servicios de hogares que contratan servicio doméstico. Es importante tener en cuenta estos factores al interpretar los resultados obtenidos en nuestro estudio.

Con el fin de investigar si la inclusión de la variable EMAE en nuestros modelos finales los hace significativamente más precisos, realizamos pruebas de Diebold-Mariano para compararlos con versiones anteriores de los modelos en los que esta variable no se consideró. En esencia, deseábamos determinar si el rendimiento de los modelos finales era estadísticamente superior al de sus versiones previas al incluir el EMAE.

Para llevar a cabo esta investigación, se compararon las medidas de precisión de ambos modelos para todos los productos donde el EMAE fue incluido como variable explicativa. Como ejemplo, para el producto 14, obtuvimos un modelo final con un R2 ajustado de 0.587 y un MAPE de 68.6, mientras que para la versión de este modelo que excluye el EMAE, el R2 ajustado fue de tan solo 0.147 y el MAPE de 69.1. Es importante destacar que, a pesar de que el modelo final tiene una mejor precisión según las medidas de accuracy, se observó que, al aplicar ambos modelos para predecir las ventas de vino en el año 2020, el modelo con un R2 ajustado más bajo tuvo resultados más cercanos a la realidad que el modelo con mejor precisión.

Para profundizar en esta situación, planteamos la hipótesis que consistía en cuestionar si el modelo con el EMAE tenía una peor capacidad de predicción que nuestro sin el EMAE. Los resultados obtenidos revelaron que no podemos rechazar la hipótesis nula, lo que sugiere que incluir el EMAE en el modelo final no mejoró significativamente su capacidad de predicción en comparación con el modelo previo sin esta variable.

Debajo, en la tabla 10, pueden verse los resultados de esta prueba.

Tabla 9. Test Diebold-Mariano

Hipótesis Alternativa	Modelo 1 es menos certero que Modelo 2
Estadístico	11.281
P-Valor	<0.000000000000000022

De acuerdo con los resultados obtenidos de la prueba de Diebold-Mariano, se observa que nuestro modelo intermedio, el cual excluye la variable EMAE y tiene un R2 ajustado y MAPE inferiores al modelo final, arrojó resultados más precisos en la predicción de ventas.

En conclusión, estos resultados sugieren que los efectos de la pandemia sobre la economía pudieron haber desvirtuado la performance de nuestros modelos, por lo que se sugiere validar esta creencia una vez que la situación vuelva a la normalidad. Esto implicaría un trabajo posterior que permita obtener una mayor comprensión de cómo los eventos externos pueden afectar la precisión de los modelos predictivos y que incluya un análisis para los años posteriores a la pandemia.

Una vez que se completó la comparación de las predicciones de nuestro modelo final y del modelo intermedio en los datos *out-of-sample*, procedimos a realizar predicciones a 3 años, con el fin de proporcionar a la bodega información valiosa para la planificación de su producción. Para realizar estos pronósticos debimos proyectar nuestras variables independientes hasta 2023. Hicimos crecer a las mismas a partir del crecimiento promedio observado en el periodo 2014-2020. Entendemos otras metodologías podrían haberse utilizado.

En este sentido, las predicciones resultantes presentaron resultados diversos para cada producto, lo que nos permitió agruparlos en tres categorías: los productos que se esperan que crezcan en ventas, los que se mantendrán en niveles similares a los actuales y los que, por el contrario, se espera que decrezcan en los próximos años.

Este análisis no solo nos brindó información sobre la demanda esperada en los próximos años, sino que también abrió la puerta a la formulación de recomendaciones estratégicas para la empresa en términos de qué productos deberían ser el foco de su atención en el mediano y largo plazo. En este sentido, logramos combinar la previsión de la demanda a corto plazo para las operaciones diarias, con la planificación de producción y la toma de decisiones gerenciales.

Posteriormente, procedimos a comparar los 16 productos analizados en términos de facturación, tanto en nuestros datos de muestra como en los escenarios estimados por nuestros modelos. Esta forma de visualización permitió obtener una perspectiva más realista de los resultados obtenidos. Aunque nuestros modelos proporcionaron estimaciones de las cantidades de botellas esperadas para cada producto, debemos tener en cuenta que estos resultados no deben ser considerados infalibles debido a la posible distorsión de magnitudes que puede ocurrir al modelar a largo plazo, especialmente con datos mensuales. Por lo tanto, en futuros trabajos sería interesante evaluar qué modelos se obtienen y qué cantidades de botellas se prevé que se demanden al utilizar datos cuatrimestrales o anuales.

Tabla 10. Evolución de los productos a 3 años

Producto	Posicion Inicial	Posicion Final
P1	1	10
P2	2	7
P3	3	14
P4	4	11
P5	5	16
P6	6	3
P7	7	1
P8	8	2
P9	9	5
P10	10	4
P11	11	6
P12	12	13
P13	13	9
P14	14	15
P15	15	12
P16	16	8

La tabla 10 presenta la proyección de facturación de los principales 16 productos de la bodega para los próximos 3 años. Basándonos en esta información y en el conocimiento de las características individuales de cada producto, podemos elaborar recomendaciones estratégicas específicas para cada uno de ellos.

En base a los datos proporcionados en la tabla 11, se puede observar una fuerte caída en el ranking de los productos 1, 2 y 4. Al analizar las características de estos productos, se puede concluir que son vinos de gama media-baja, dentro de los estándares de la bodega que se enfoca en el sector premium, los cuales son fácilmente sustituibles por el consumidor. Además, el producto 2 tiene un considerable tiempo en el mercado, pero no logró establecerse como un clásico.

Según la bodega que nos provisióno los datos es común que los vinos de gama media-baja sigan un ciclo de vida en el cual son percibidos como una novedad por su buen precio-calidad al principio, luego se establecen como vinos fieles por un tiempo y finalmente son reemplazados por nuevos vinos con características similares que surgen como la nueva novedad. Mantener estos productos vigentes implica un gran gasto en campañas publicitarias y marketing, lo que puede no ser rentable para la bodega.

Por lo tanto, se recomienda a la bodega enfocarse en otros productos o realizar un *rebranding* de los productos mencionados. Una estrategia sería impulsar los vinos como los productos 6, 8, 9 y 10, los cuales son actualmente percibidos como la novedad dentro de las opciones de la bodega estudiada y poco a poco logran reemplazar a aquellos ya maduros y establecerse como las opciones más elegidas por el consumidor.

Otra estrategia podría ser el *rebranding*, es decir, la creación de nuevas "marcas" que permitan a la bodega utilizar la producción hoy destinada a los productos 1, 2 y 4 en aquellos nuevos productos que el día de mañana reemplacen a los productos 6, 8, 9 y 10. De esta manera, la bodega podría generar un ciclo de productos e ingresos sustentables a largo plazo.

En la evaluación de los productos de la bodega, se ha identificado que los vinos de gama alta o media-alta, como los productos 3, 5, 7 y 11, presentan un patrón particular en su ciclo de vida. Si bien estos vinos pueden ser considerados como símbolos de excelencia, su producción y

consumo son costosos tanto para el productor como para el consumidor, lo que implica una mayor sofisticación y refinamiento en el paladar del consumidor. Por lo tanto, si estos vinos no logran establecerse como líderes de mercado, pueden ser reemplazados o caer en ventas drásticamente.

En este sentido, se recomienda no enfocarse en los productos 3 y 5, ya que sus ventas están en declive y no se visualiza un crecimiento a futuro. En cambio, se sugiere incrementar la inversión en los productos 7 y 11, con el objetivo de posicionarlos como vinos de renombre. Específicamente, el producto 7 muestra un potencial significativo, dado que, según las estimaciones, podría convertirse en el vino de mayor facturación en los próximos años.

Asimismo, para consolidar la imagen de marca de los vinos de gama alta, se sugiere la dedicación de una cierta cantidad de lotes para la guarda y futura venta boutique en caso de darse buenas cosechas. De esta manera, se puede obtener una mayor tracción para la marca y precios de venta más altos.

En resumen, se recomienda enfocarse en los vinos de gama media-alta y alta, pero ser selectivos en la elección de los productos en los que se invertirá, tomando en cuenta su potencial de crecimiento y liderazgo en el mercado, y establecer estrategias para su consolidación y posicionamiento de marca.

En relación con los productos 12, 13, 14, 15 y 16, se observa que se trata de vinos de una gama media-alta o baja que han mantenido una clientela fiel a lo largo del tiempo. Es importante destacar que estos productos han demostrado ser una fuente constante y confiable de ventas para la bodega en cuestión.

Ante esta situación, se considera que incrementar la inversión en la producción de estos productos no sería una estrategia sabia, ya que difícilmente se lograría generar un mayor interés en los mismos, especialmente habiendo productos novedosos en el mercado a precios similares. Asimismo, se concluye que discontinuar estos productos tampoco sería una opción viable, ya que esto implicaría renunciar a un flujo estable de ventas.

Por lo tanto, se recomienda continuar produciendo estos vinos sin perder de vista la evolución del mercado en los próximos años. En caso de detectar caídas en las ventas, se sugiere redirigir la capacidad productiva hacia otros productos más prometedores. De esta manera, se podrán mantener las ventas y la clientela fiel, al mismo tiempo que se explora la posibilidad de ampliar la oferta de la bodega con productos que puedan generar un mayor interés en el mercado.

4.2. Análisis Jerárquico

Como bien mencionamos en un principio, esta tesis utilizaría dos enfoques para estimar la demanda, en primer lugar, el modelado estadístico y en segundo lugar el análisis jerárquico tanto *top-down* como *bottom-up*.

Para la metodología *top-down* como mencionamos previamente la idea fue partir de valores de demanda de vino a nivel nacionales para luego bajar escalón por escalón hasta llegar a los distintos productos estudiados en esta investigación. Como no contábamos con una estimación de la demanda de vino para 2023 decidimos partir de los datos reales de 2019 y crear la misma nosotros. 2020 fue obviado ya que como consecuencia del COVID la producción en si se vio afectada, de hecho, *Organization of Vine and Wine (OIV)* reporto una caída del 16.9% respecto a 2019 atribuyendo la misma a los efectos de la pandemia. De esta forma, tomando los datos de consumo de 2018, 13.1 litros per cápita, y de 2019, 13.3 litros per cápita y asumiendo un crecimiento similar para los años por venir estimamos un consumo anual de 14 litros por persona para el 2023. Antes de continuar con los niveles del modelo consideramos importante resaltar que este es un estimado y que el factor de crecimiento del consumo de vino puede verse afectado por numerosas variables a medida que pase el tiempo.

Siguiendo esta misma lógica proyectamos la población argentina para el 2023. Según el Banco Mundial la población de nuestro país para el año 2020 se encontraba cerca de los 45 millones de habitantes. Aplicando un crecimiento anual del 0.77%, en línea con lo indicado por la División Poblacional de las Naciones Unidas a estos 45 millones llegamos a una población de aproximadamente 45.9 millones para el año 2023.

Uniendo estos dos estimados logramos darle forma al primer nivel de nuestro análisis jerárquico: para el año 2023 se estima un consumo aproximado de 643 millones de litros.

En un segundo nivel buscamos ramificar nuestro análisis según los distintos segmentos del vino argentino. Para esto agrupamos los vinos entre los premium, los medios y los bajos. Según un reporte de Scentia del año 2021 entregado a nosotros por la bodega estos segmentos corresponden a porciones del mercado de 39%, 51% y 10% respectivamente. Tomando los valores alcanzados en el nivel previo del trabajo logramos cuantificar entonces los tamaños de cada segmento:

- Premium: $39\% \times 643$ millones = 251 millones de litros
- Medio: $51\% \times 643$ millones = 328 millones de litros
- Bajo: $10\% \times 643$ millones = 64 millones de litros

Tomando los valores calculados para cada segmento y a partir del mismo informe realizado por Scentia y entregado a nosotros por la bodega incluimos las porciones de mercado que toma cada marca de la bodega en su segmento para así calcular cuantos litros de vino se consumirían de ellos en 2023. Es decir, si el producto 1 es por ejemplo un Cabernet Sauvignon, dentro de la marca del mismo podemos encontrar otras variantes o cepas bajo la misma etiqueta. El nivel al que logramos llegar con el informe de Scentia es cuantos litros corresponden a cada marca. Luego nos adentraremos en los valores alcanzados para cada producto puntual.

A continuación, los resultados:

Tabla 11. Estimación Jerárquica por Marca

Marca	Productos	Segmento	Share en Segmento	Litros Estimados
Marca 1	P1, P2	Premium	0.51%	1,274,508
Marca 2	P3, P4	Premium	0.12%	301,914
Marca 3	P5, P6	Premium	0.46%	1,165,092
Marca 4	P7	Premium	0.10%	238,923
Marca 5	P8	Premium	0.02%	45,810
Marca 6	P9	Premium	0.94%	2,346,971
Marca 7	P10, P11	Premium	0.79%	1,991,489
Marca 8	P12, P13	Premium	0.43%	1,082,093
Marca 9	P14	Premium	1.40%	3,514,393
Marca 10	P15, P16	Medio	0.85%	2,786,873

La atención inicial se centra en el nivel de los vinos de la bodega, los cuales se encuentran predominantemente en el segmento premium. En este sentido, se hace necesario establecer una comparación con los resultados proporcionados anteriormente en el análisis econométrico. Cabe destacar que existen diferencias en las gamas de productos, ya que, para el modelo econométrico, la gama se define a partir de la cartera de productos de la bodega y se comparan entre sí. En cambio, en el análisis *top-down*, se optó por utilizar las calificaciones proporcionadas por Scentia como fuente, lo cual implica seguir sus propios criterios de evaluación. Dado que la bodega en cuestión es una de las más importantes y reconocidas del país, prácticamente todos sus vinos son considerados premium en comparación con la totalidad de las opciones del mercado. Por otro lado, en cuanto a las cantidades estimadas, se considera que son coherentes en función de los volúmenes observados en las bases de datos empleadas para el modelo econométrico.

La fase final de nuestro análisis *top-down* se enfocó en determinar el porcentaje de los litros estimados para cada marca que correspondían a los productos específicos estudiados. Para lograrlo, se tomó en cuenta la distribución de ventas históricas de dichos productos a partir de la muestra de datos proporcionada por la bodega en cuestión. De esta manera, se pudo obtener una visión más precisa sobre la contribución de cada uno de los productos estudiados al volumen total de ventas estimado para cada marca. Este enfoque permitió identificar las oportunidades y riesgos en términos de productos, lo cual resulta útil para la toma de decisiones estratégicas en la gestión de la bodega.

Tabla 12. Estimación Jerárquica por Producto

Producto	Share en Marca	Litros Marca	Litros Producto
P1	11.54%	1,274,508	147,078
P2	53.04%	1,274,508	675,999
P3	18.72%	301,914	56,518
P4	53.72%	301,914	162,188
P5	44.17%	1,165,092	514,621
P6	30.72%	1,165,092	357,916
P7	57.52%	238,923	137,429
P8	100.00%	45,810	45,810
P9	54.52%	2,346,971	1,279,569
P10	22.93%	1,991,489	456,648
P11	69.09%	1,991,489	1,375,920
P12	11.57%	1,082,093	125,198
P13	50.57%	1,082,093	547,214
P14	17.40%	3,514,393	611,504
P15	30.88%	2,786,873	860,586
P16	45.89%	2,786,873	1,278,896

Siguiendo una metodología similar a la empleada en el análisis econométrico, se procedió a elaborar un ranking de los productos según la facturación estimada en el análisis *top-down*. Este enfoque permitió orientar a la bodega sobre dónde focalizar sus esfuerzos futuros y proporcionar cifras concretas para planificar su producción. Asimismo, la comparación entre los rankings obtenidos en ambos análisis permitió evaluar el nivel de consistencia entre los modelos. Cabe destacar que, aunque las magnitudes pueden variar en algunos modelos econométricos, la alineación entre ambos rankings brinda una pauta relevante para la toma de decisiones estratégicas en la gestión de la bodega. La importancia de esta comparación recae en el hecho de que, al coincidir nuestros resultados, al menos de forma general, podemos tener mayor confianza en el trabajo realizado y los resultados obtenidos a la hora de utilizar los mismos para direccionar las decisiones de la empresa.

Tabla 13. Comparativa entre metodologías

Producto	Top-Down	GETS
P1	16	10
P2	6	7
P3	14	14
P4	9	11
P5	4	16
P6	3	3
P7	11	1
P8	15	2
P9	7	5
P10	8	4
P11	1	6
P12	13	13
P13	5	9
P14	10	15
P15	12	12
P16	2	8

Luego de revisar los resultados obtenidos en nuestros análisis *top-town* y *General-To-Specific*, hemos observado que existen productos con resultados similares y otros con resultados opuestos. En particular, para los productos 1, 2 y 4, ambas metodologías coinciden en que son productos de gama media baja que perderán protagonismo frente a productos más nuevos. Por lo tanto, no consideramos que deban ser el foco de la bodega a futuro. Asimismo, para el producto 3, ambos modelos predicen una pérdida de protagonismo, aunque de manera más abrupta en el análisis *top-town*.

En cuanto a los productos 6, 9 y 11, recomendamos que sean el foco de los esfuerzos de la bodega en los próximos años, ya que presentan una oportunidad de crecimiento. En el caso de los productos 8 y 10, aunque la oportunidad no es tan evidente como en los anteriores, consideramos que también pueden ser objeto de atención por parte de la bodega.

Por otro lado, los productos 12, 13, 14 y 15 se mantendrán como un flujo confiable de ingresos para la bodega, pero no esperamos un crecimiento significativo que justifique centrar la estrategia de la bodega en ellos.

En cuanto a los productos 5, 7 y 16, los resultados de ambos modelos difieren, especialmente en los dos primeros casos. No obstante, hemos notado que el producto 5, que ya se encuentra establecido en el mercado, seguirá siendo importante para la bodega y mantendrá su clientela fiel. Por su parte, el producto 7 puede convertirse en uno de los productos estrella de la bodega si se adopta una estrategia adecuada. En cuanto al producto 16, ambos modelos indican que tendrá una mayor participación en las ventas, aunque en magnitudes distintas.

Para la metodología *bottom-up*, adoptamos un enfoque diferente al del *top-down*. Dado que nuestro objetivo no era estimar los valores totales de la demanda argentina o algo similar, decidimos utilizar esta metodología para analizar los resultados de las estimaciones econométricas por cepa. Es decir, examinamos qué cepas esperábamos que tuvieran un mayor protagonismo en el mercado y cuáles ya no tendrían el mismo papel relevante, basándonos en los cambios observados en los productos.

Para llevar a cabo este análisis, utilizamos los resultados del ejercicio econométrico, ya que la cepa había desempeñado un papel casi definitorio en el proceso jerárquico y creíamos que esto podía influenciar nuestros resultados. Al utilizar la participación de los productos dentro de su marca en el último nivel del análisis *top-down*, la cepa del vino en cuestión definía, de cierta manera, nuestras predicciones. Por otro lado, en los modelos econométricos, la cepa tenía un papel relevante pero solo a través del precio y sus movimientos. Creemos que este enfoque resulta más adecuado para realizar nuestro análisis final, ya que nos permite incluir los movimientos de la oferta y la demanda de las distintas cepas en el mercado, en lugar de basarnos en una imagen estática.

En el marco del ejercicio llevado a cabo, se aplicó un sistema de puntuación basado en el número de posiciones que se espera que cada producto ascienda o descienda dentro del ranking de los productos de mayor facturación de la bodega.

Para este fin, se asignaron las siguientes cepas a los siguientes productos:

- Malbec: P2, P4, P7, P9, P13
- Cabernet Sauvignon: P1, P3, P12, P14
- Blend: P5, P6, P8, P11, P15, P16
- Cabernet Franc: P10

Sin embargo, se considera que el puntaje obtenido por la cepa Cabernet Franc no es una representación sólida de las expectativas para dicha cepa, sino más bien para el producto 10 en particular, ya que solo está representada por un único producto en nuestro análisis.

Teniendo esto en cuenta, debajo los resultados:

Tabla 14. Scoring por Cepa

Cepa	Scoring
Malbec	2
Cabernet Sauvignon	-22
Blend	14
Cabernet Franc	6

De acuerdo con los resultados presentados en la tabla, se espera que en los próximos tres años los vinos elaborados a partir de la cepa Cabernet Sauvignon pierdan cierta preponderancia en favor de los *blends*. Al profundizar en el análisis, se observa que gran parte de los *blends* producidos por la bodega incluyen una proporción significativa de Cabernet Sauvignon en su composición. Este fenómeno sugiere una tendencia que se ha venido desarrollando en los últimos años, donde se evidencia una creciente adopción de cepas "nuevas" y otros vinos de calidad superior, en lugar del reconocido Malbec, que si bien continúa siendo la cepa insignia ya no es la única para la cual se producen grandes vinos en el país. Así, se evidencia una transición desde el interés por los vinos elaborados con Cabernet Sauvignon hacia una mayor sofisticación en los gustos y preferencias de los consumidores, reflejado en el auge de los *blends*.

5. Conclusión y futuras consideraciones

El desarrollo de esta tiene como objetivo mejorar la predicción de la demanda de vino para una bodega líder en Argentina, utilizando modelos estadísticos y algoritmos de selección de variables, así como modelos jerárquicos. Actualmente, la planificación de la producción se basa en un análisis simple de las tendencias de venta más recientes, sin un procesamiento cuantitativo y metódico de la información. La falta de una producción adecuada puede resultar en precios más altos, menores ventas o la necesidad de vender lotes que se habían planeado para el futuro.

Para mejorar la planificación de la producción y la fijación de precios, se llevó a cabo un estudio de caso en una bodega en particular, utilizando técnicas econométricas y análisis jerárquico *top-down* y *bottom-up* para predecir la demanda de vino y ayudar en la toma de decisiones. A través del análisis de datos históricos, la utilización de técnicas de regresión y otros datos que permiten estimar el crecimiento de las distintas capas o niveles de la industria, estos modelos pueden proporcionar una guía útil para la planificación de la producción y la fijación de objetivos. Con el desarrollo del trabajo también se incorporó su uso para la toma de decisiones estratégicas.

El proceso llevado a cabo en este estudio constó de varias etapas fundamentales. En primer lugar, se realizó una investigación exhaustiva sobre la industria vitivinícola y se identificaron los principales desafíos y problemáticas a abordar. Una vez evaluadas las distintas problemáticas, se decidió enfocar el trabajo en la falta de mecanismos rigurosos para la planificación de la producción, así como otras cuestiones relevantes en el sector.

Posteriormente, se procedió a trabajar con los datos disponibles, buscando fuentes complementarias para completar la información provista por la bodega y así lograr una base de datos limpia y robusta. Esta tarea fue de gran importancia, ya que permitió obtener resultados más confiables y precisos. En este sentido, se sortearon distintos desafíos, tales como la falta de datos, la discontinuación de ciertas bases de datos debido a la pandemia, así como la presencia de datos erróneos.

Con una base de datos depurada y enriquecida, se procedió a la construcción de los modelos econométricos del tipo GETS, así como los modelos jerárquicos *top-down* y *bottom-up*. Durante este proceso, se enfrentaron distintos desafíos asociados al modelado, como la generación de resultados económicamente ilógicos, que requirieron un análisis detallado y una interpretación cuidadosa para arribar a resultados coherentes y sensatos.

Los modelos obtenidos nos permitieron validar nuestras hipótesis en relación a los efectos de las distintas variables independientes sobre nuestra variable dependiente. Acá vimos que el precio y la actividad económica fueron, en general, las dos variables que impactaron la demanda en mayor magnitud. El precio con un signo negativo, es decir a mayor precio menos demanda, y el EMAE con un signo positivo, a mayor actividad económica mayor demanda. Ambos casos se alinean con nuestras hipótesis previas. En los modelos pudimos observar el rol de otras variables que resultaron significativas a pesar de no ser las más predominantes en magnitud. Ejemplos de estas variables son los precios de las distintas cepas de vino y de la cerveza. El valor de estas variables lo encontramos al analizar los productos que representan y su relación con el producto modelado. Pudimos entender las dinámicas entre vienen sustitutos y su impacto a la demanda con mayor claridad. Otro punto para destacar es el de las variables asociadas a los distintos tipos de cambio. Lo más interesante de estas fue su impacto dependiendo la gama del vino. Notamos como los vinos de gamas más altas son más sensibles al tipo de cambio dado su consumo

impulsado por el turismo. Por último, queremos destacar el rol de los gastos de marketing como variable independiente. Estos resultaron significativos en varios productos, sin embargo, su magnitud fue mayoritariamente baja. Esto abrió la puerta a relacionar nuestros hallazgos con aquellos de la industria cerealera de los E.E.U.U. de manera de entender un posible efecto de los esfuerzos de marketing entre competidores como fuerzas que se mitigan.

Además del rol de las variables independientes prestamos especial atención a la evaluación de los resultados obtenidos por los modelos fue fundamental para determinar su eficacia en la predicción de la demanda futura de la empresa. En el caso de los modelos econométricos, se realizó un análisis de su capacidad para predecir la demanda de botellas en el año 2020, comparando los resultados obtenidos con las ventas reales registradas durante ese período. Se observó que los modelos generaron resultados con distintos niveles de precisión, aunque en su mayoría lograron captar las tendencias generales en el comportamiento de la demanda, ya sea ascendente o descendente. Se destaca que, si bien no se logró capturar completamente la magnitud de las fluctuaciones en las ventas, los modelos resultaron útiles para validar supuestos sobre el comportamiento esperado de la demanda.

Se presentó un gráfico que ilustraba la cantidad total de botellas vendidas por los 16 productos en conjunto durante los años anteriores, en comparación con la predicción del modelo para el año 2020. En el mismo observamos una disminución en las ventas durante los primeros meses de 2020, como resultado de la pandemia y las medidas de aislamiento social. Asimismo, no se registró un aumento en las ventas durante los meses finales del año, como era habitual en años anteriores. También se notó una significativa caída en las ventas de los productos de gama alta debido a la ausencia de turismo y salidas gastronómicas. Se destaca la capacidad de los modelos para prever la dirección de las ventas, aunque no hayan podido reproducir completamente los comportamientos atípicos observados en 2020. Además, se considera que la precisión de los resultados pudo haberse visto afectada por factores externos como la pandemia y las políticas económicas aplicadas. Por lo tanto, es importante tener en cuenta estos factores al interpretar los resultados y realizar análisis periódicos para evaluar los cambios en la importancia de cada producto, y comprender cómo cambian las prioridades con el tiempo. También se subraya la necesidad de validar los resultados una vez que la situación vuelva a la normalidad y los efectos de la pandemia disminuyan. Continuando con las estimaciones jerárquicas, podemos observar que los valores estimados para la demanda de cada producto varían significativamente dependiendo más que nada del *market share* que tiene cada producto dentro del mercado.

Es fundamental tener en cuenta que las estimaciones de demanda presentadas a partir de estas metodologías jerárquicas son altamente sensibles a los cambios en las suposiciones utilizadas para el crecimiento de la población y la tendencia del consumo de vino en Argentina. Además, es posible que los datos proporcionados por Scentia no sean completamente precisos y que la demanda real difiera de las estimaciones presentadas. Por lo tanto, se recomienda que estas estimaciones se consideren como una guía y que, a medida que se disponga de nueva información, se realicen ajustes y revisiones periódicas.

Más allá de sus limitaciones, es importante resaltar la utilidad de las estimaciones jerárquicas como comparativa para nuestros modelos econométricos. El hecho de alcanzar resultados similares a partir de ambas metodologías permite analizar los mismos con un mayor grado de confianza y robustez. Otra enseñanza de este trabajo es que ninguna metodología es mejor que la otra, sino que el valor pasa por la calidad de los datos disponibles para trabajar y el tipo de análisis que uno pretenda hacer. Por un lado, los modelos econométricos permiten entender en mayor medida las dinámicas de la demanda y los factores que la afectan. Por el otro, los modelos jerárquicos ofrecen una manera organizada, lógica y por momentos más prácticas de estimar y desagregar el mercado

donde uno compite. Es en este punto donde vemos de hecho la principal diferencia y *driver* para la elección entre una metodología y la otra, más allá de los datos disponibles. ¿Uno debería preguntarse que busca responder con las estimaciones, queremos saber que variables mueven la demanda o como esta particionado el mercado?

En resumen, el uso de distintos enfoques para estimar la demanda puede proporcionar una visión más completa de la situación y mejorar la toma de decisiones por parte de las empresas. En este caso, el uso del análisis estadístico y del análisis jerárquico nos permitió estimar la demanda de vino de la bodega para el año 2023 y desglosarla por segmentos y marcas. Estas estimaciones pueden ser útiles para la planificación y la toma de decisiones en términos de producción y comercialización de los productos de la bodega.

6. Referencias

- Anderson, K., Nelgen, S., & Pinilla, V. (n.d.). *Global wine markets, 1860 to 2016. A statistical compendium*. University of Adelaide Press.
<https://doi.org/10.20851/global-wine-markets>
- Banco Mundial. (2020). *Population, total - Argentina*.
<https://data.worldbank.org/indicator/SP.POP.TOTL?locations=AR>
- Campos, J., Ericsson, N.R., & Hendry, D.H. (2005, agosto). *General-to-Specific Modeling: An Overview and Selected Bibliography*. Board of Governors of the Federal Reserve System, International Finance Discussion Papers, 838.
<https://www.federalreserve.gov/pubs/ifdp/2005/838/IFDP838.pdf>
- Corts, K. S. (1997, February 14). *El sector de cereales para el desayuno en 1994 (A y B)*. Harvard Business School, 710-507.
- Cuellar, S., & Huffman, R. (2008). *Estimating the Demand for Wine Using Instrumental Variable Techniques*. *Journal of Wine Economics*, 3(2), 172-184.
<https://www.cambridge.org/core/journals/journal-of-wine-economics/article/abs/estimating-the-demand-for-wine-using-instrumental-variable-techniques/91DEB0CB0E1F0AC0F7BBB002970F119B>
- División de Población de las Naciones Unidas. (2019). *World Population Prospects 2019: Highlights (ST/ESA/SER.A/423)*. United Nations.
<https://population.un.org/wpp/Graphs/DemographicProfiles/Line/32>
- Dmowski, K. (2020). *Multivariate Version of the Diebold-Mariano Test*. CRAN. <https://cran.r-project.org/web/packages/multDM/multDM.pdf>
- Doornik, J. A., & Hendry, D. F. (2009). *Empirical econometric modelling, Pc Give 13 (6th ed.)*. Volume I. Timberlake Consultants Ltd.: London.
- Folwell, R.J. (1985). *Statistical Techniques for Wine Consumption Forecasting and Forecasts for 1990 and 2000*. *American Journal of Enology and Viticulture*, 36, 257-263.
<https://www.ajevonline.org/content/36/4/257>
- Hertzberg, A. & Malorgio, G. (2008). *Wine demand in Italy: An analysis of consumer preferences*. *Mediterranean Journal of Economics*, 1(2), 63-88.
https://www.researchgate.net/publication/288097442_Wine_demand_in_Italy_An_analysis_of_consumer_preferences
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. (2016, agosto). *Metodología del Estimador Mensual de Actividad Económica (EMAE)*. Dirección Nacional de Cuentas Nacionales, Presidencia de la Nación, Argentina.
https://www.indec.gob.ar/ftp/cuadros/economia/metodologia_ema_e_ago_16.pdf
- International Organization of Vine and Wine. (2022). *Perspectivas De La Producción Mundial De Vino*.
https://www.oiv.int/sites/default/files/documents/Perspectivas_de_la_produccion_mundial_de_vino_en_2022_OIV_0.pdf

- Mordor Intelligence. (n.d.). *Wine Market - Growth, Trends, COVID-19 Impact, and Forecasts (2022 - 2027)*. <https://www.mordorintelligence.com/industry-reports/wine-market>
- Observatorio Vitivinícola Argentino. (2018, mayo 8). *Impacto de la vitivinicultura en la economía argentina*. Observatorio Vitivinícola Argentino. <https://observatoriova.com/2018/05/impacto-de-la-vitivinicultura-en-la-economia-argentina/>
- Oloruntoba, A. (2021). *Global: revenue of the wine market 2020, by country*. Statista. <https://www.statista.com/forecasts/758149/revenue-of-the-wine-market-worldwide-by-country>
- Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable. (2021). *Guía para la Producción Vitivinícola Sustentable*. Secretaría de Ambiente y Desarrollo Sustentable, Presidencia de la Nación, Argentina. https://www.argentina.gob.ar/sites/default/files/final_sector_vitivinicola_1.pdf
- Statista. (2022). *Wine consumption per capita in Argentina from 2010 to 2022 (in liters)*. <https://www.statista.com/statistics/711407/consumption-per-capita-of-wine-argentina/>
- Steinhagen, S., Darroch, J., & Bailey, B. (1998). *Forecasting in the Wine Industry: An Exploratory Study*. *International Journal of Wine Marketing*, 10. <https://doi.org/10.1108/eb008674>
- Sucarrat, G., Pretis, F., & Reade, J. (2018, septiembre 3). *Automated General-to-Specific (GETS) Regression Modeling and Indicator Saturation for Outliers and Structural Breaks*. *Journal of Statistical Software*, 86(3), 1-44. <https://doi.org/10.18637/jss.v086.i03>
- Thrun, M., Lotsch, J., & Ultsch, A. (2017, marzo 13). *Computed ABC Analysis*. CRAN. <https://cran.r-project.org/web/packages/ABCanalysis/ABCanalysis.pdf>
- Vlachos, V. (2017, June). *A macroeconomic estimation of wine production in Greece*. *Wine Economics and Policy*, 6. <https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2212977417300029>
-

7. Anexos

7.1. Modelos – Salidas R

P1

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar2	0.273179641	0.079310345	3.4444	0.0012311	**
ar6	0.253038115	0.068335969	3.7029	0.0005694	***
ar9	0.198637937	0.072945565	2.7231	0.0091079	**
ar10	0.244090667	0.083654354	2.9178	0.0054366	**
Gastos Marketing LAG2	0.000051355	0.000011393	4.5078	0.0000448842	***
Cambio USD LAG3	-0.142765527	0.046050061	-3.1002	0.0032968	**
EMAE LAG5	0.215170005	0.038421027	5.6003	0.000011453	***
Precio x Botella LAG6	-0.312246370	0.081170296	-3.8468	0.0003667	***
EMAE LAG7	-0.170840922	0.044375527	-3.8499	0.0003632	***
EMAE LAG10	-0.259268546	0.042717290	-6.0694	0.000002279	***
Cambio EUR LAG10	-0.720974084	0.175183955	-4.1155	0.0001584	***
Cambio USD LAG10	0.446125721	0.164437587	2.7130	0.0093489	**
Cambio BRL LAG10	0.294005696	0.091595460	3.2098	0.0024227	**
EMAE LAG12	0.199276282	0.046236558	4.3099	0.0000852105	***

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(11)	8.2273	11	0.692806
Ljung-Box ARCH(1)	2.7554	1	0.096924

SE of regression	2.52094
R-squared	0.83355
Log-lik. (n=60)	-133.61411

P2

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar1	0.378948510	0.092700606	4.0879	0.0001404	***
ar11	0.420682517	0.081236287	5.1785	0.000003149	***
Gastos Marketing	0.000228594	0.000073773	3.0986	0.0030387	**
Precio Chardonnay LAG6	0.171243538	0.068408656	2.5032	0.0152491	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	12.1965	13	0.51160
Ljung-Box ARCH(1)	2.9166	1	0.08767

SE of regression	14.03556
R-squared	0.48621
Log-lik. (n=60)	-241.63195

P3

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar1	0.726741	0.103637	7.0123	0.000000004309	***
ar3	-0.310773	0.131609	-2.3613	0.0219179	*
ar4	0.485615	0.124375	3.9045	0.0002689	***
ar6	-0.499593	0.144813	-3.4499	0.0011079	**
ar7	0.450755	0.129739	3.4743	0.0010291	**
Precio Merlot	0.038570	0.018358	2.1009	0.0404188	*
Precio Cerveza LAG10	0.362272	0.157384	2.3018	0.0253034	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	12.68807	13	0.47218
Ljung-Box ARCH(1)	0.31096	1	0.57709

SE of regression	2.87005
R-squared	0.51149
Log-lik. (n=60)	-144.89616

P4

	coef	std.error	t-stat		p-value
ar1	0.728282	0.066442	10.9612	0.000000000000002403	***
ar8	0.156299	0.071808	2.1766		*
Precio Cerveza	1.015687	0.335923	3.0236		**
Cambio EUR LAG2	-0.506430	0.118466	-4.2749	0.000078296966379908	***
Camio EUR LAG6	-0.397874	0.124182	-3.2040		**
Precio Cerveza LAG11	1.053424	0.393429	2.6775		**

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	9.3352	13	0.74718
Ljung-Box ARCH(1)	1.3181	1	0.25094

SE of regression 7.07006
 R-squared 0.68117
 Log-lik.(n=60) -199.48846

P5

	coef	std.error	t-stat		p-value
ar1	0.358606	0.093083	3.8526	0.0003281	***
ar2	0.323782	0.101200	3.1994	0.0023692	**
ar8	0.281869	0.092598	3.0440	0.0036864	**
ar10	-0.237258	0.102808	-2.3078	0.0251036	*
EMAE LAG5	1.180226	0.141773	8.3248	0.00000000004529	***
Precio Cab Sauv LAG5	-0.091263	0.039340	-2.3199	0.0243879	*
Precio x Botella LAG7	-1.406919	0.437154	-3.2184	0.0022431	**
EMAE LAG8	-1.098882	0.141928	-7.7425	0.00000000036781	***
Precio x Botella LAG10	1.345756	0.439494	3.0621	0.0035041	**

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	13.24293	13	0.42923
Ljung-Box ARCH(1)	0.26614	1	0.60593

SE of regression 11.49903
 R-squared 0.70102
 Log-lik.(n=60) -227.17209

P6

	coef	std.error	t-stat		p-value
ar4	0.445936037	0.086385450	5.1622	0.000004059	***
ar10	0.497640258	0.096880392	5.1366	0.000004439	***
ar12	0.595477070	0.112322037	5.3015	0.000002487	***
EMAE	0.196463665	0.072406257	2.7134	0.0090612	**
Gastos Marketing	0.000158328	0.000058952	2.6857	0.0097427	**
Precio Malbec LAG1	-0.097368972	0.033092743	-2.9423	0.0048912	**
EMAE LAG10	-0.278257278	0.072506597	-3.8377	0.0003439	***
Cambio EUR LAG12	0.355578938	0.101108970	3.5168	0.0009272	***
Precio Chardonnay LAG12	0.080766452	0.029320249	2.7546	0.0081251	**

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	4.5446	13	0.98390
Ljung-Box ARCH(1)	0.9727	1	0.32401

SE of regression 5.37266
 R-squared 0.84325
 Log-lik.(n=60) -181.51575

P7

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar2	0.551427	0.114762	4.8050	0.00001452	***
ar5	0.551054	0.146761	3.7548	0.0004533	***
ar6	-0.723438	0.150049	-4.8214	0.00001373	***
ar7	0.443191	0.158201	2.8014	0.0072167	**
ar12	0.782397	0.164986	4.7422	0.00001799	***
Cambio USD	-0.084360	0.034967	-2.4126	0.0195502	*
Precio Cerveza LAG1	0.233038	0.111570	2.0887	0.0418438	*
Precio Cerveza LAG2	-0.364521	0.111226	-3.2773	0.0019098	**
Cambio USD LAG8	-0.123715	0.041959	-2.9485	0.0048441	**
Cambio EUR LAG10	0.093924	0.042394	2.2155	0.0313069	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	15.0691	13	0.30306
Ljung-Box ARCH(1)	1.1403	1	0.28558

SE of regression	2.15909
R-squared	0.88864
Log-lik. (n=60)	-126.31756

P8

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar5	0.481747	0.131789	3.6554	0.0005824	***
ar7	0.684011	0.215086	3.1802	0.0024387	**
ar9	-0.703826	0.278782	-2.5246	0.0145523	*
ar11	0.680095	0.305050	2.2295	0.0299641	*
ar12	0.584060	0.289603	2.0168	0.0487045	*
Precio Cab Franc	-0.034927	0.013637	-2.5612	0.0132578	*

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	7.0402	13	0.90007
Ljung-Box ARCH(1)	1.2589	1	0.26187

SE of regression	2.00067
R-squared	0.86022
Log-lik. (n=60)	-123.74531

P9

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar1	0.469209	0.093517	5.0174	0.000006027	***
ar8	0.276048	0.098333	2.8073	0.006937	**
ar11	0.273790	0.095656	2.8622	0.005975	**
Precio Malbec LAG2	-0.323714	0.118230	-2.7380	0.008354	**
Precio Cab Franc LAG5	0.324848	0.130268	2.4937	0.015737	*
Precio Malbec LAG9	-0.413875	0.119164	-3.4732	0.001021	**

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	15.462553	13	0.27937
Ljung-Box ARCH(1)	0.013014	1	0.90917

SE of regression	20.96972
R-squared	0.28145
Log-lik. (n=60)	-264.72109

P10

	coef	std.error	t-stat	p-value
ar1	0.293453728	0.087103173	3.3690	0.0014431 **
ar2	0.242932022	0.086171148	2.8192	0.0068383 **
ar10	0.428005980	0.085216461	5.0226	0.000006611 ***
Gastos Marketing	0.000095617	0.000034468	2.7741	0.0077154 **
Precio Cab Franc LAG3	-0.082137215	0.031856294	-2.5784	0.0128571 *
EMAE LAG5	0.174890489	0.057902229	3.0204	0.0039379 **
Precio x Botella LAG6	-0.608393219	0.170385959	-3.5707	0.0007872 ***
EMAE LAG8	-0.167113156	0.051037655	-3.2743	0.0019065 **
Precio Cab Franc LAG9	-0.113711982	0.032804208	-3.4664	0.0010794 **

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	12.41526	13	0.49392
Ljung-Box ARCH(1)	0.39065	1	0.53196

SE of regression 4.82685
 R-squared 0.75384
 Log-lik.(n=60) -175.08799

P11

	coef	std.error	t-stat	p-value
ar4	0.36683831	0.08392745	4.3709	0.00005946173 ***
ar10	0.31088238	0.08946383	3.4750	0.0010393 **
Gastos Marketing	0.00049918	0.00015733	3.1728	0.0025343 **
Gastos Marketing LAG1	0.00058936	0.00015942	3.6968	0.0005263 ***
EMAE LAG5	1.26600925	0.19698647	6.4269	0.00000004053 ***
Gastos Marketing LAG6	-0.00049830	0.00019153	-2.6016	0.0120564 *
EMAE LAG9	-1.23273269	0.19290048	-6.3905	0.00000004630 ***
Gastos Marketing LAG11	0.00052131	0.00017356	3.0037	0.0040953 **

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	5.98315	13	0.94676
Ljung-Box ARCH(1)	0.21071	1	0.64621

SE of regression 20.78773
 R-squared 0.79903
 Log-lik.(n=60) -263.19808

P12

	coef	std.error	t-stat	p-value
ar4	0.297064951	0.098210528	3.0248	0.0038317 **
ar5	0.210083841	0.095108413	2.2089	0.0315277 *
ar8	0.306485224	0.085392079	3.5892	0.0007246 ***
EMAE LAG2	0.144139976	0.026523983	5.4343	0.000001414325198 ***
EMAE LAG5	0.082582394	0.025960935	3.1810	0.0024535 **
EMAE LAG9	-0.226920110	0.025558654	-8.8784	0.000000000004545 ***
Gastos Marketing LAG10	0.000038414	0.000011749	3.2694	0.0018964 **

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	9.3528	13	0.74580
Ljung-Box ARCH(1)	1.1571	1	0.28207

SE of regression 1.98749
 R-squared 0.65187
 Log-lik.(n=60) -122.84881

P13

	coef	std.error	t-stat	p-value
ar4	0.358172630	0.091706563	3.9056	0.0002994 ***
ar9	0.310662655	0.087887875	3.5348	0.0009286 ***
EMAE	0.613575150	0.115056128	5.3328	0.0000027075855828 ***
EMAE LAG5	0.993241198	0.109046005	9.1085	0.0000000000059650 ***
Cambio USD LAG5	0.369261903	0.126390988	2.9216	0.0053374 **
EMAE LAG7	-0.528211333	0.108549654	-4.8661	0.0000132103674188 ***
Gastos Marketing LAG7	0.000177852	0.000043478	4.0906	0.0001673 ***
Cambio USD LAG7	0.478495962	0.139403191	3.4325	0.0012574 **
Gastos Marketing LAG8	-0.000194796	0.000048220	-4.0397	0.0001966 ***
Precio Cerveza LAG8	1.248747099	0.474941154	2.6293	0.0115276 *
Precio x Botella LAG9	-0.685483733	0.316372793	-2.1667	0.0353606 *
EMAE LAG10	-1.026567010	0.105529879	-9.7277	0.0000000000007746 ***
Gastos Marketing LAG10	0.000101331	0.000045969	2.2043	0.0324347 *

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	8.4658	13	0.81199
Ljung-Box ARCH(1)	2.6365	1	0.10443

SE of regression 7.16512
R-squared 0.80367
Log-lik.(n=60) -196.78980

P14

	coef	std.error	t-stat	p-value
ar1	0.246483	0.101049	2.4392	0.0183094 *
ar2	-0.361971	0.094530	-3.8292	0.0003593 ***
ar8	0.326898	0.098135	3.3311	0.0016319 **
Cambio USD	0.322622	0.105650	3.0537	0.0036173 **
EMAE LAG2	0.231869	0.065462	3.5420	0.0008705 ***
Precio Cab Franc LAG5	0.108347	0.039075	2.7728	0.0077888 **
EMAE LAG6	0.458104	0.087191	5.2541	0.0000030740 ***
Cambio EUR LAG6	-0.361506	0.112687	-3.2081	0.0023334 **
EMAE LAG8	-0.557060	0.095558	-5.8296	0.0000004023 ***
Cambio USD LAG11	-0.357053	0.121076	-2.9490	0.0048376 **

Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	7.24758	13	0.88895
Ljung-Box ARCH(1)	0.72001	1	0.39614

SE of regression 6.18916
R-squared 0.65695
Log-lik.(n=60) -189.50431

P15

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar1	0.473834	0.105895	4.4746	0.00004197	***
ar8	0.351677	0.098836	3.5582	0.0008071	***
ar10	0.432955	0.111360	3.8879	0.0002883	***
ar11	-0.374793	0.127227	-2.9459	0.0048093	**
EMAE LAG4	0.537391	0.187332	2.8687	0.0059437	**
Precio x Botella LAG5	-0.695899	0.239700	-2.9032	0.0054083	**
EMAE LAG8	-1.079572	0.239767	-4.5026	0.00003818	***
EMAE LAG10	0.569287	0.244626	2.3272	0.0238847	*

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	17.85390	13	0.16315
Ljung-Box ARCH(1)	0.11639	1	0.73298

SE of regression 15.69780
 R-squared 0.68843
 Log-lik.(n=60) -246.34755

P16

	coef	std.error	t-stat	p-value	
ar1	0.270897	0.102749	2.6365	0.0109657	*
ar3	0.268819	0.096487	2.7861	0.0073862	**
ar9	0.314563	0.096190	3.2702	0.0018918	**
EMAE LAG4	0.557648	0.267419	2.0853	0.0418741	*
EMAE LAG9	-1.647816	0.423880	-3.8875	0.0002839	***
EMAE LAG10	1.120651	0.445927	2.5131	0.0150445	*
Precio SB LAG11	0.502766	0.203535	2.4702	0.0167572	*

 Signif. codes: 0 '***' 0.001 '**' 0.01 '*' 0.05 '.' 0.1 ' ' 1

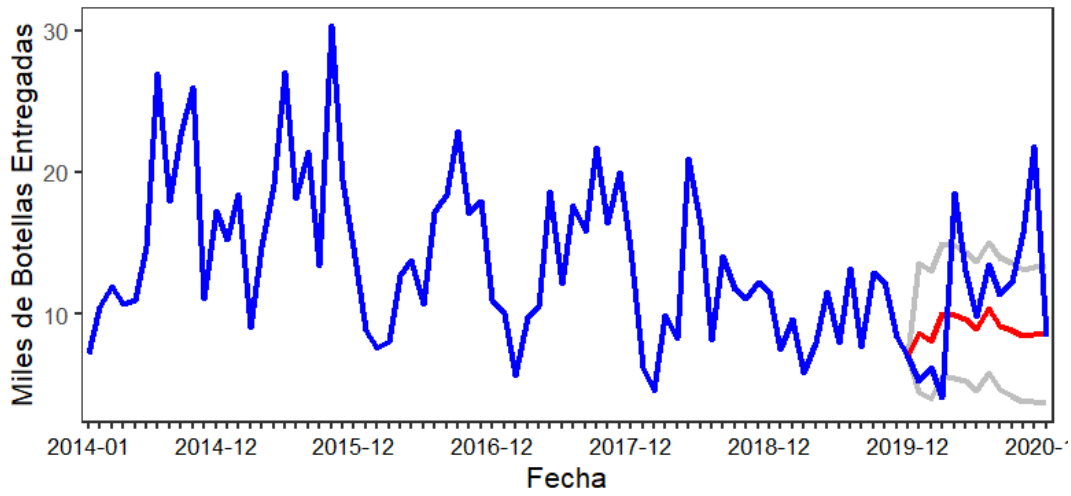
Diagnostics and fit:

	Chi-sq	df	p-value
Ljung-Box AR(13)	11.480687	13	0.57062
Ljung-Box ARCH(1)	0.012623	1	0.91054

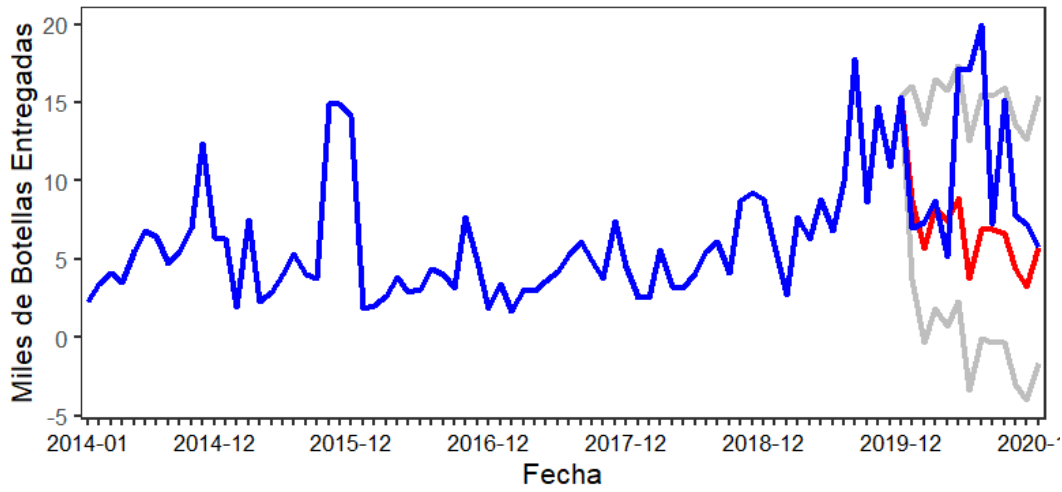
SE of regression 22.64343
 R-squared 0.68383
 Log-lik.(n=60) -268.82849

7.2. Valores Reales vs Predicción

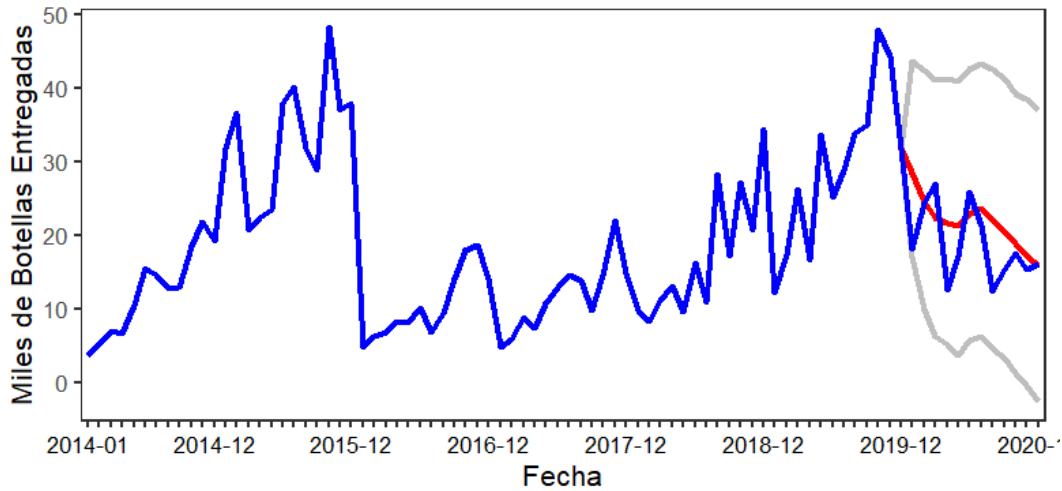
Valores Reales vs Predicción - P1



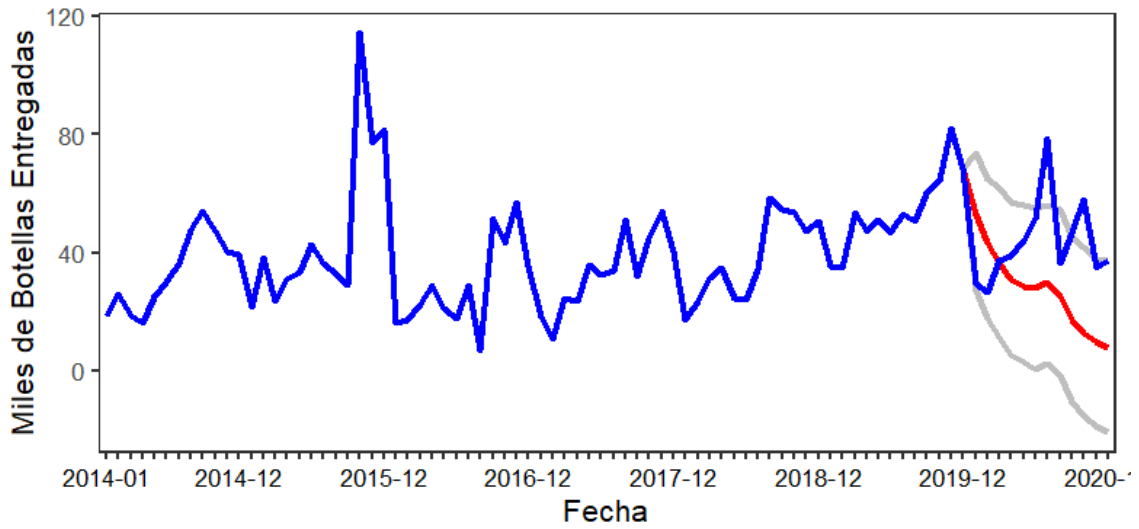
Valores Reales vs Predicción - P3



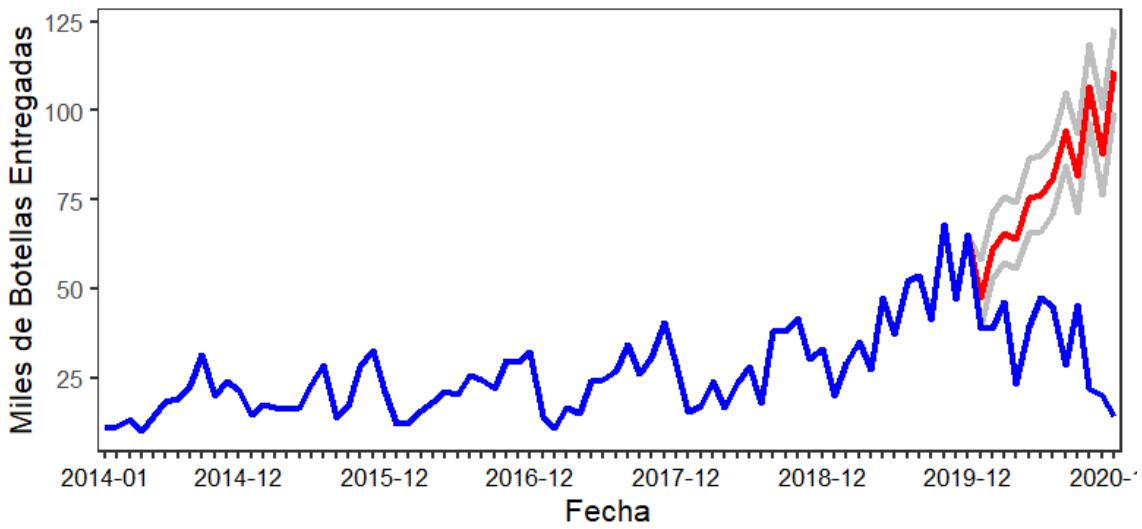
Valores Reales vs Predicción - P4



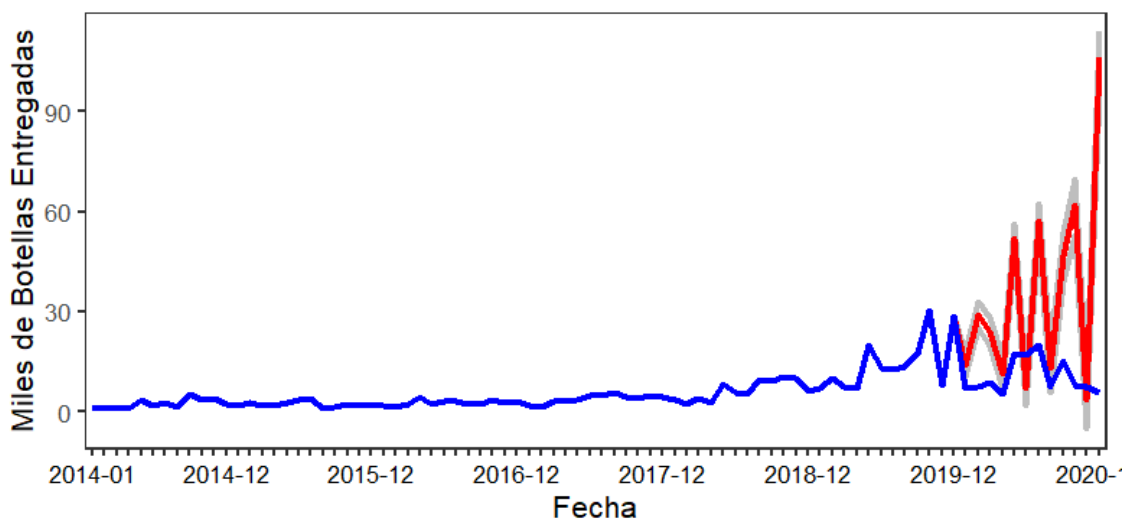
Valores Reales vs Prediccion - P5



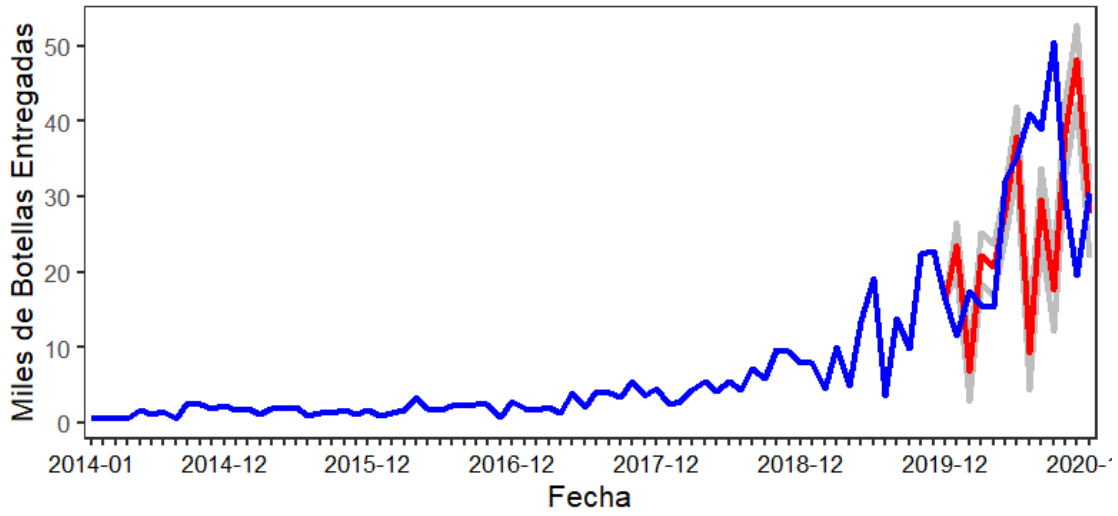
Valores Reales vs Prediccion - P6



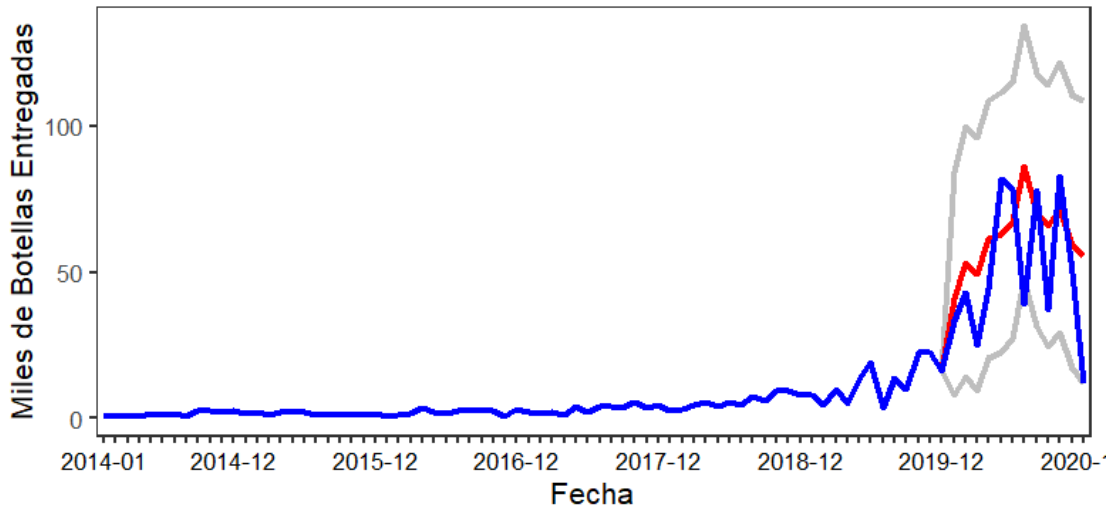
Valores Reales vs Prediccion - P7



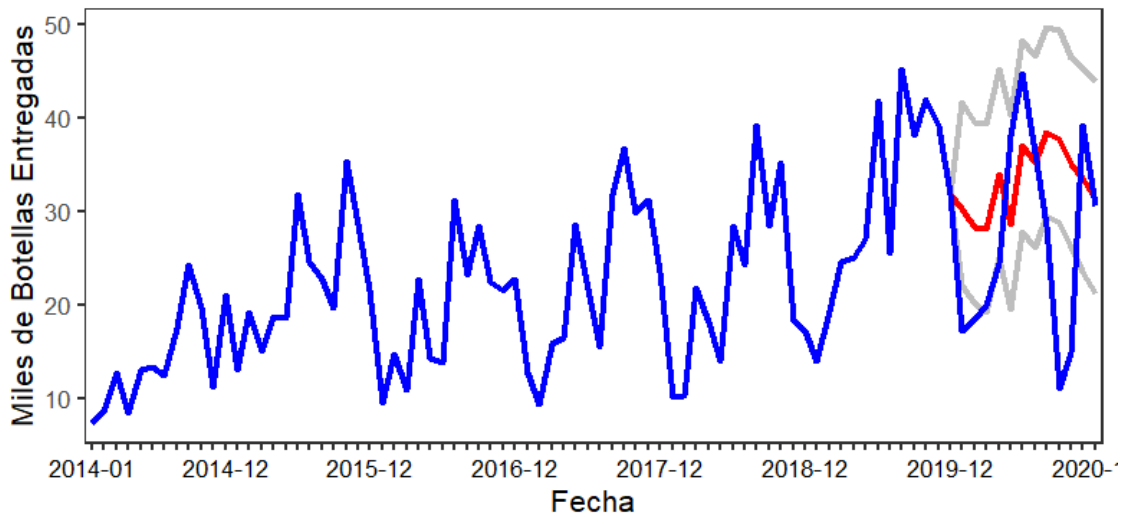
Valores Reales vs Prediccion - P8



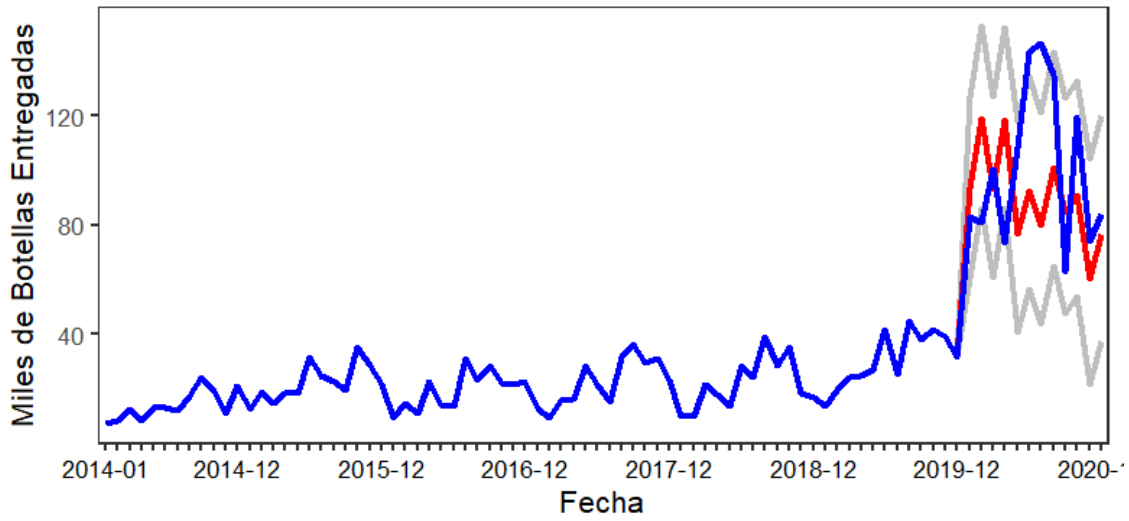
Valores Reales vs Prediccion - P9



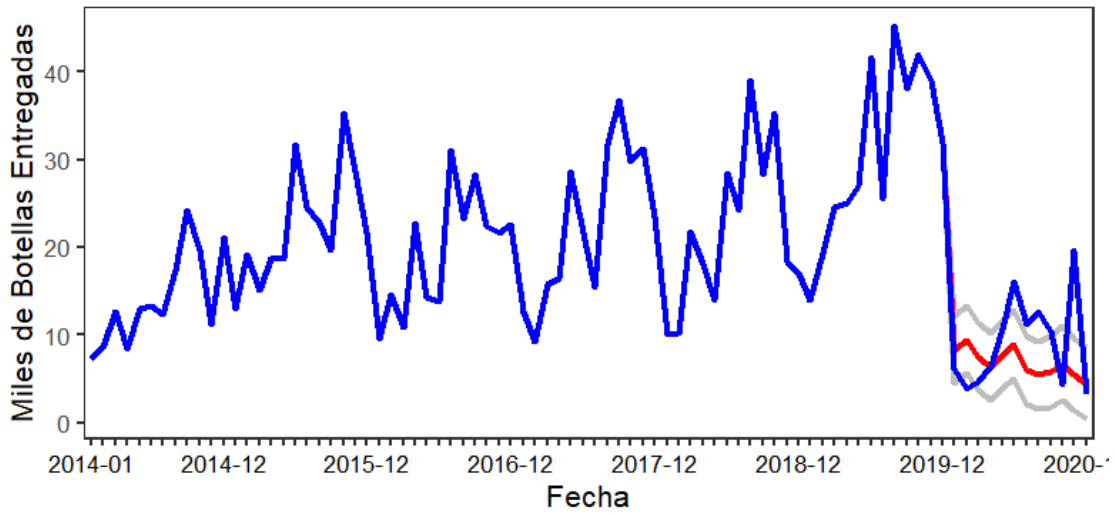
Valores Reales vs Prediccion - P10



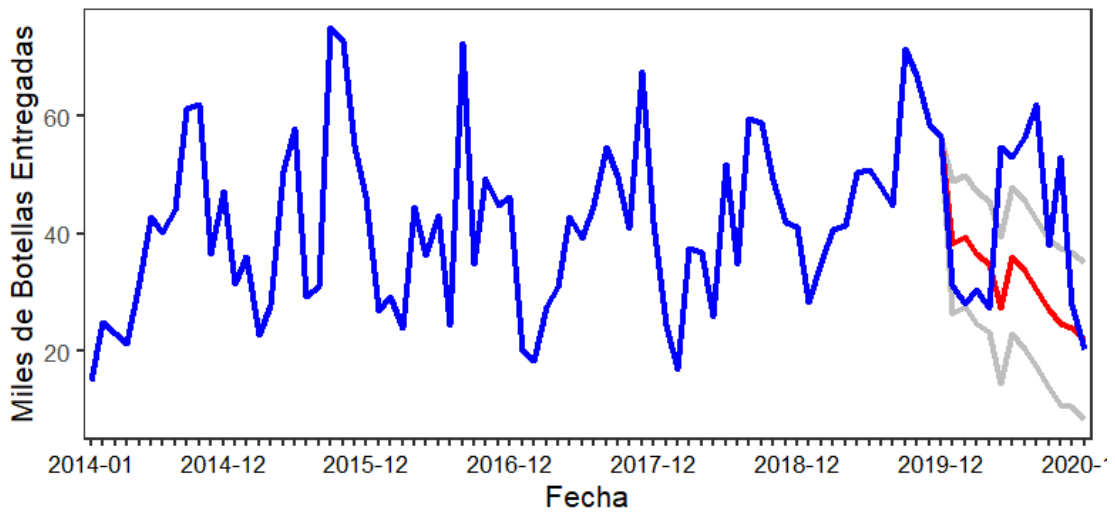
Valores Reales vs Prediccion - P11



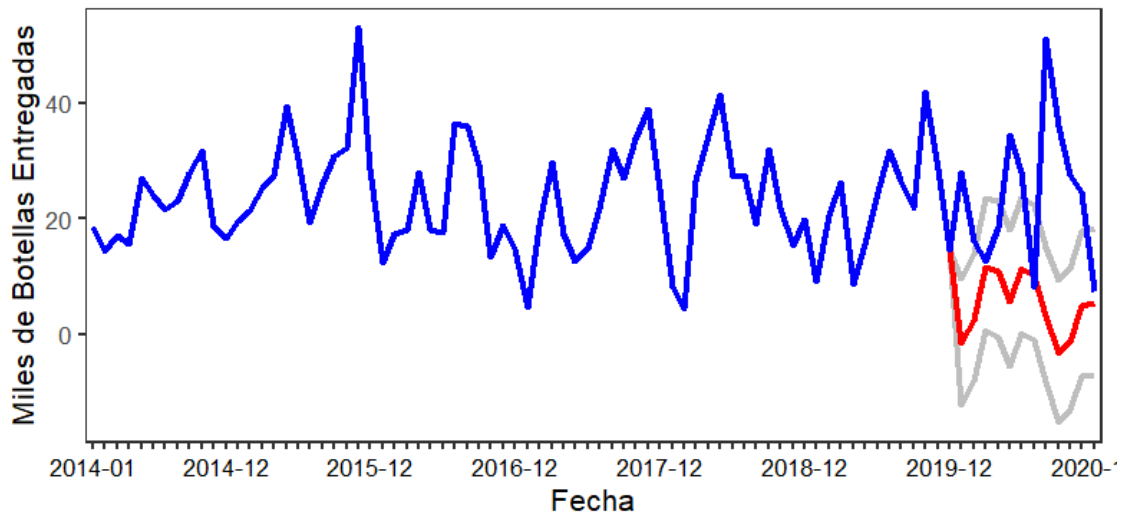
Valores Reales vs Prediccion - P12



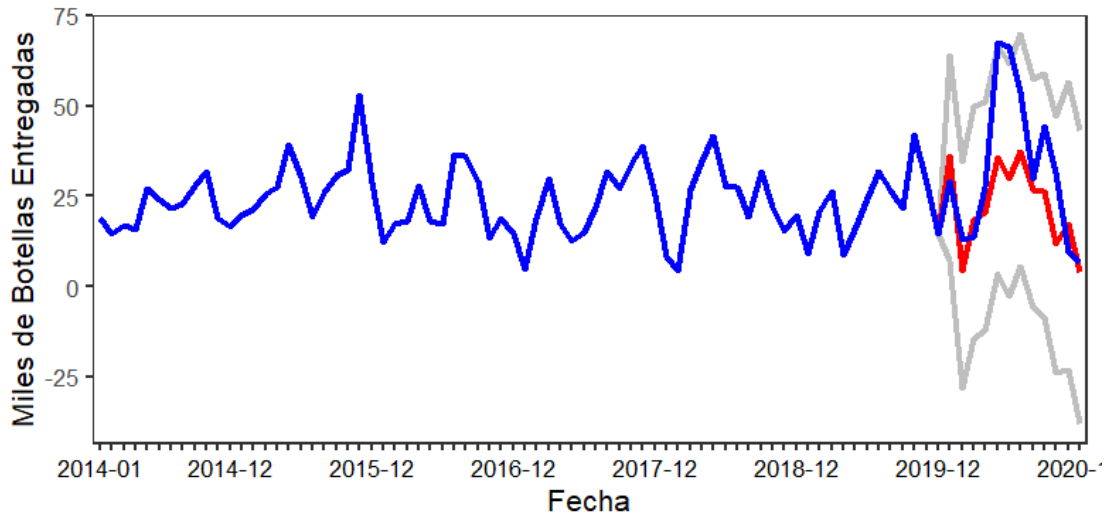
Valores Reales vs Prediccion - P13



Valores Reales vs Prediccion - P14



Valores Reales vs Prediccion - P15



Valores Reales vs Prediccion - P16

