

Pronóstico univariado del precio del cordero patagónico: Un enfoque dinámico bajo aprendizaje estadístico¹

Ana Karina Haique

Patricia Villarreal

Gustavo Gimenez

anahaique@gmail.com

Recibido 13/11/2025– Aceptado 26/12/2025

Resumen:

Este trabajo propone una metodología de pronóstico aplicada al precio del cordero patagónico, integrando modelos univariados tradicionales (ARIMA, ETS) y Prophet, algoritmo asociado al *machine learning*. Sobre los datos del INTA (2014 - 2023), se aplicó una validación cruzada para datos temporales que permitió evaluar la robustez y adaptabilidad de los modelos en distintos contextos temporales. El ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12] mostró el mejor desempeño promedio, aunque no de forma constante. Este hallazgo evidencia una superioridad condicional, según la cual ningún modelo es óptimo en diferentes horizontes de tiempo y subraya la necesidad de una validación dinámica. Algunas limitaciones fueron: el tamaño reducido de la muestra, la no inclusión de variables exógenas y una aplicación circunscrita al mercado del cordero patagónico. La singularidad de este estudio es proponer una metodología con una evaluación rigurosa de desempeño temporal que aporte herramientas prácticas para precios con estacionalidad.

Palabras clave: series de tiempo, validación cruzada, modelización univariada.

Clasificación JEL: C10 Métodos econométricos y estadísticos: Generalidades

Abstract:

This study proposes a forecasting methodology applied to the price of Patagonian lamb, integrating traditional univariate models (ARIMA, ETS) and Prophet, an algorithm associated with machine learning. Using data from INTA (2014–2023), a time-series cross-validation was performed, allowing for the evaluation of model robustness and adaptability across different temporal contexts. The ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12] model demonstrated the best average performance, although not consistently. This finding highlights conditional superiority, indicating that no single model is optimal

¹ Publicación conjunta: Universidad Nacional del Comahue e Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria

across varying time horizons and underscoring the need for dynamic validation. Some limitations included the small sample size, the exclusion of exogenous variables, and the application being confined to the Patagonian lamb market. The uniqueness of this study lies in proposing a methodology with a rigorous evaluation of temporal performance, providing practical tools for forecasting prices with seasonality.

Key Words: time series, cross-validation, univariate modelling

JEL Classification: C10 - Econometric and statistical methods: Generalities

Introducción

El pronóstico de precios es un elemento crucial para la toma de decisiones en el sector agropecuario (Peralta & Darwin, 2019). Contar con herramientas confiables de predicción permite a los productores anticipar las fluctuaciones de precios y optimizar sus estrategias de producción y comercialización (Ruiz Hernández et al., 2019). Esta capacidad para realizar pronósticos resulta especialmente relevante en un mercado caracterizado por patrones estacionales. En el caso del cordero patagónico, esto comprende desde el servicio de apareamiento en otoño, hasta la faena y comercialización en primavera-verano (Consejo Federal de Inversiones, 2024). Este ciclo productivo determina los principales drivers de costo de la actividad, que incluyen: la alimentación suplementaria, el manejo sanitario y las tácticas de comercialización (Haique, 2024). Estos factores determinan la optimización de ingresos y la eficiencia operativa a lo largo del ciclo productivo.

En este contexto, el pronóstico de precios actúa como una guía para la toma de decisiones y la planificación productiva. Para abordar este reto, el estudio de las series de tiempo es la base que permite modelar la evolución histórica de los precios y capturar sus componentes: tendencia, estacionalidad y ciclos irregulares (Gujarati, 2010). Sin embargo, la volatilidad propia de los mercados agropecuarios, influenciada por factores climáticos, demanda estacional y políticas comerciales, introduce complejidad en su modelización.

En este marco, cobran valor las metodologías que muestran adaptabilidad para manejar cambios en los patrones que proponen los datos. El aprendizaje automático permite ajustar dinámicamente la complejidad del modelo según el comportamiento observado, optimizando su capacidad predictiva (Hyndman & Athanasopoulos, 2021). La implementación de estas alternativas de pronóstico requiere herramientas de validación —como la validación cruzada temporal— que permiten evitar sobreajustes y garantizar robustez en las predicciones.

Por todo ello, el objetivo principal de este trabajo es proponer una metodología adaptable de pronóstico de precios para el cordero patagónico. Esta propuesta integra marcos estadísticos y econométricos tradicionales —como los modelos ETS (Exponential Time Smoothing) y ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average)— con técnicas avanzadas de aprendizaje estadístico —como el algoritmo *Prophet*— permitiendo su selección en función de su desempeño predictivo.

La metodología inicia con un análisis exploratorio inicial de la serie histórica de precios proporcionada por el Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (INTA) (2023) que abarca el período de abril de 2014 a noviembre de 2023. En la siguiente fase se ajustan los tres algoritmos propuestos, se implementa una validación cruzada temporal para evaluar la eficacia predictiva de los modelos seleccionados y finalmente se realiza el pronóstico del precio promedio del cordero patagónico para un horizonte de 12 meses futuros.

Materiales y métodos

Los datos empleados se basan en una serie que corresponde a 116 meses que abarcan el periodo desde abril 2014 a noviembre 2023. Corresponde al precio del kilo limpio al gancho del cordero de hasta 12 kilos, sin impuestos, que es recibido por el criador. Los valores son nominales debido a que se trata de una predicción de corto plazo y para ser consistente con las publicaciones oficiales del mercado de la carne en la región.

La metodología propuesta combina técnicas de análisis de series temporales, aprendizaje estadístico y validación cruzada adaptada para series temporales. El flujo de trabajo se desarrolló utilizando el lenguaje de programación R versión 4.2.1 (R Foundation for Statistical Computing, 2023), con paquetes específicos como tidymodels, modeltime, forecast, y timetk. A continuación, se describe cada etapa del proceso metodológico.

Análisis exploratorio de datos

Se realizó un análisis descriptivo exhaustivo de la serie temporal para identificar patrones estacionales, tendencias y anomalías. Se emplearon herramientas gráficas como diagramas de línea para representar la evolución temporal del precio en su escala original y transformada logarítmica. Además, se aplicó la descomposición STL (Seasonal and Trend decomposition using Loess) para separar la serie en componentes de tendencia, estacionalidad y residuos. La detección de anomalías se llevó a cabo utilizando cuartiles y rangos intercuartílicos (Dancho, 2024), mientras que las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) permitieron analizar la dependencia temporal de los datos (Gujarati, 2010).

Preparación de datos

Para facilitar el análisis y mejorar la precisión de los modelos, se aplicó una transformación logarítmica para estabilizar la varianza de la serie (Gujarati, 2010). Luego, se estandarizó la serie utilizando la media y la desviación estándar de los datos transformados. Finalmente, siguiendo la prescripción de Hyndman & Athanasopoulos (2021), la serie fue dividida en conjuntos de entrenamiento (80%) y prueba (20%), asegurando que el conjunto de prueba contuviera los datos más recientes.

Modelos predictivos

Los algoritmos considerados fueron:

Suavizamiento Exponencial con estacionalidad y tendencia: La ecuación (1) es valor estimado de Y , la serie en estudio, para el momento $t + h$ dadas las observaciones t de pronóstico, también conocido como método de Holt-Winters aditivo.

$$\hat{Y}_{t+h}|t = \ell_t + hb_t + s_{t+h-m(k+1)} \quad (1)$$

El método combina tres componentes: nivel (ℓ_t), tendencia (b_t) y estacionalidad (s_t), ajustados en el tiempo t . Donde m representa la periodicidad estacional (por ejemplo, 12 para este caso) y $k=(h-1)/m$, que asegura que las estimaciones de los índices estacionales utilizados para el pronóstico provengan del último año de la muestra. Este modelo es especialmente adecuado para series con estacionalidad y tendencia lineal bien definidas (Hyndman & Athanasopoulos, 2021), como las observadas en los precios del cordero patagónico.

ARIMA: Permite capturar estructuras complejas de dependencia temporal en series que presentan tanto patrones no estacionales como efectos estacionales regulares (Cowpertwait & Metcalfe, 2009).

Componente autorregresivo (AR): introduce dependencia con los valores pasados de la serie, a través de dos partes, la primer sumatoria corresponde al componente no estacional y la segunda encargada de capturar la estacionalidad, ver ecuación (2):

$$Y_t = c + \sum_{i=1}^p \phi_i Y_{t-i} + \sum_{i=1}^P \Phi_i Y_{t-im} + \varepsilon_t \quad (2)$$

Donde m representa la periodicidad estacional. Estos componentes permiten que el valor actual dependa de observaciones previas a rezagos ordinarios y estacionales.

Componente de diferenciación (I): aplica diferencias sobre la serie para hacerla estacionaria en media y varianza, ecuación (3). El operador B denota el rezago temporal.

$$\Delta^d \Delta_m^D Y_t = (1 - B)^d (1 - B^m)^D Y_t = \varepsilon_t \quad (3)$$

Componente de media móvil (MA): incorpora los efectos de choques pasados ε_{t-i} (no estacional) y ε_{t-im} (estacional). Este componente, ecuación 4, mejora la capacidad de capturar fluctuaciones no explicadas por las partes AR y de diferenciación (Cowpertwait & Metcalfe, 2009).

$$Y_t = c + \varepsilon_t + \sum_{i=1}^q \theta_i \varepsilon_{t-i} + \sum_{i=1}^Q \Theta_i \varepsilon_{t-im} \quad (4)$$

Prophet: esta alternativa representa la serie temporal como la suma aditiva de componentes estructurados (Taylor & Letham, 2018):

$$Y(t) = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t \quad (5)$$

Donde $g(t)$ captura la tendencia de largo plazo, permitiendo cambios de pendiente mediante funciones segmentadas continuas, $s(t)$ modela la estacionalidad periódica mediante series de Fourier, típicamente anuales, mensuales y semanales, $h(t)$ permite incorporar, de ser necesario, los efectos de eventos recurrentes o feriados definidos exógenamente y ε_t representa el componente aleatorio.

En la fase inicial de selección de modelos, se realizó una evaluación de diversas configuraciones para cada uno de los modelos. Este procedimiento permitió identificar las configuraciones más prometedoras para cada tipo de modelo. En las distintas variantes de los modelos mencionados, se realizó un ajuste preliminar utilizando el conjunto de entrenamiento, seguido de una evaluación en el grupo de testeo.

De estas variantes, se seleccionó la configuración óptima en función de las métricas observadas en el grupo de prueba, como el Error Absoluto Medio (MAE), el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) y el Error Cuadrático Medio (RMSE). Estas métricas proporcionan una medida objetiva del rendimiento predictivo de cada modelo, asegurando que la selección final esté basada en su capacidad para generalizar a datos no vistos previamente (Dancho, 2024). Validación Cruzada.

Para evaluar la robustez y precisión de los modelos, se implementó una validación cruzada adaptada para series temporales con cinco particiones (*folds*). Se optó por esa cantidad de particiones por tratarse de una serie corta, un mayor número hubiese reducido demasiado el primer conjunto de entrenamiento. Cada partición incluyó un período de evaluación de 24 meses y un salto de 6 meses entre cada partición con punto de origen fijo. Para cada modelo evaluado —ETS, ARIMA y PROPHET—, se calcularon las métricas de rendimiento: Error Absoluto Medio (MAE), el Error Porcentual Absoluto Medio (MAPE) y el Error Cuadrático Medio (RMSE). Estas se midieron tanto para el valor medio como para la dispersión en cada partición, lo que permitió una comparación exhaustiva del desempeño predictivo de los modelos.

Identificado el modelo seleccionado por la metodología, fue reajustado con el 100% de los datos disponibles para generar un pronóstico de 12 meses hacia el futuro. El intervalo de pronóstico se calculó utilizando un nivel de confianza del 95% que surge de tomar la variabilidad observada en los datos de entrenamiento durante el proceso de validación cruzada utilizado durante la calibración del modelo.

Resultados

El análisis exploratorio de datos reveló patrones notorios en la serie temporal del precio promedio nominal mensual del cordero patagónico (PPCord). La Figura 1 muestra una tendencia exponencial ascendente en los precios, lo que indica un incremento sostenido a lo largo del período de estudio (abril de 2014 a noviembre de 2023). Esta tendencia sugiere que el mercado ha experimentado aumentos interanuales con una tasa creciente. La transformación logarítmica aplicada a la serie, (Figura 2) permitió estabilizar la varianza y facilitar la identificación de patrones subyacentes.

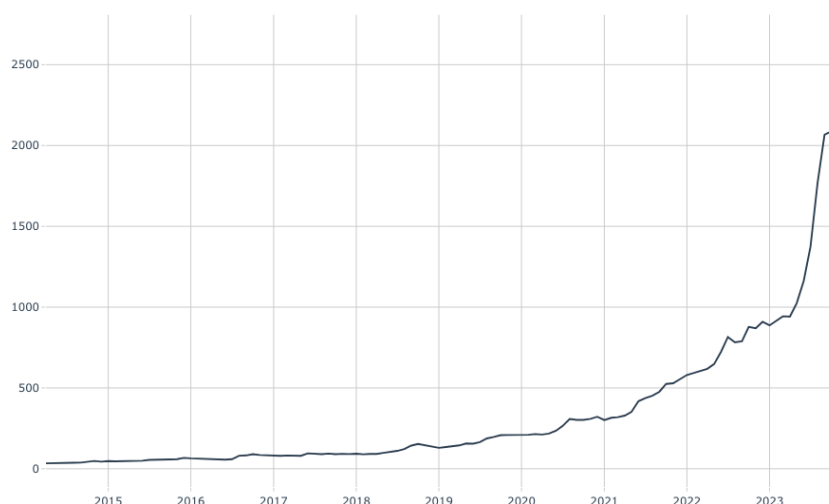


Figura 1: Precio Promedio Nominal Mensual del Cordero Patagónico desde abril 2014 hasta noviembre 2023.



Figura 2: Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio Nominal Mensual del Cordero Patagónico desde abril 2014 hasta noviembre 2023.

Los diagramas de caja elaborados con diferentes periodicidades (Figura 3) no mostraron problemas de heterocedasticidad. Se evidenció una estacionalidad moderada: los precios tienden a incrementarse hacia los meses de verano, momento en el cual se concentra la faena y venta del cordero primicia, coincidiendo con una mayor demanda que incrementa la presión sobre los precios (Figura 4). La detección gráfica de anomalías (Figura 5) no reveló valores atípicos importantes.

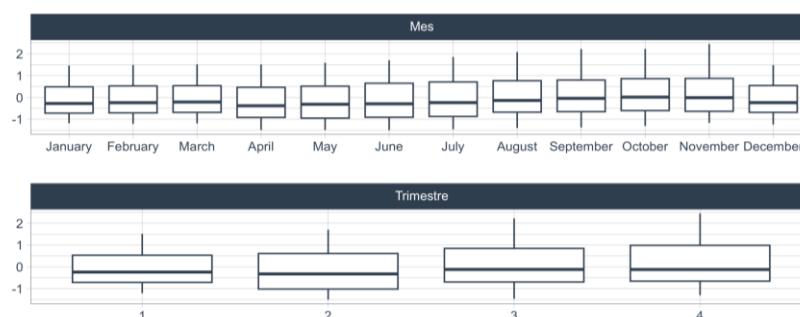


Figura 3: Estacionalidad Mensual del Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio del Cordero Patagónico.

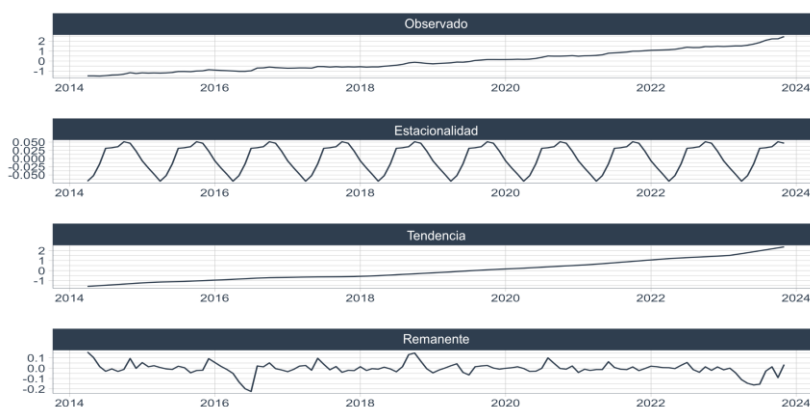


Figura 4: Descomposición STL del Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio del Cordero Patagónico.

El correlograma de las funciones de autocorrelación (ACF) mostró correlaciones positivas decrecientes, comportamiento típico de datos con tendencia creciente y la función de autocorrelación parcial (PACF) presentó un corte después del primer retraso, sugiriendo la aplicabilidad de un modelo autorregresivo de orden 1 tras diferenciar la serie. En otras palabras, luego de remover el comportamiento estacional, el precio de un mes está altamente condicionado por el valor del mes anterior. Esta dependencia temporal, junto con la estacionalidad estructural, sirvió para orientar la elección de modelos hacia enfoques capaces de capturar ambos componentes: la dinámica local de precios y los patrones de recurrencia anual.

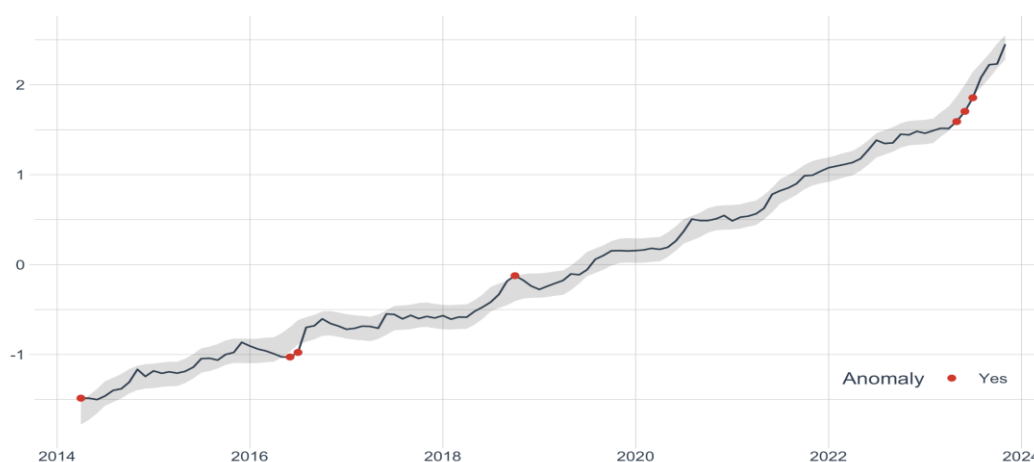


Figura 5: Detección de Anomalías en el Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio del Cordero Patagónico.

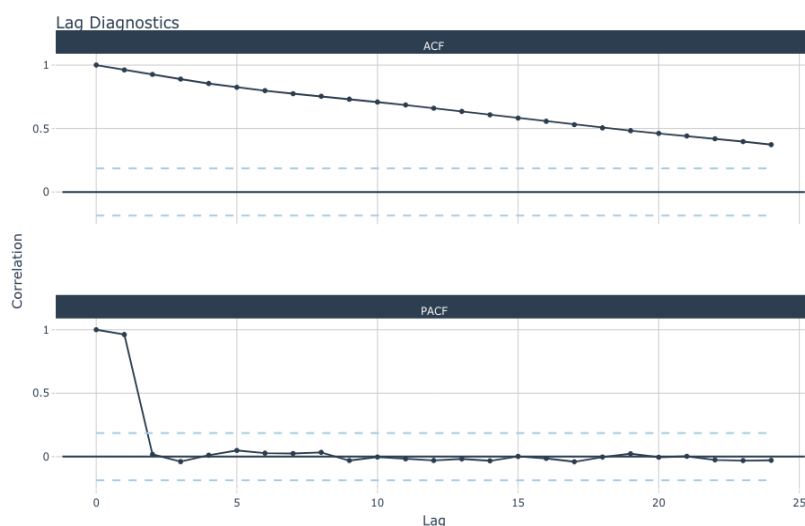


Figura 6: Función de Autocorrelación y Autocorrelación Parcial del Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio del Cordero Patagónico.

Luego de efectuar múltiples configuraciones basadas en las características de la serie temporal detectadas en el análisis exploratorio y con base en las métricas de rendimiento calculadas en el grupo de testeo (ver figura 7), se identificaron las configuraciones óptimas:

- Modelo ETS: se seleccionó la variante con tendencia y estacionalidad por su buen desempeño en términos de MAE y RMSE.
- Modelo ARIMA: la configuración $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]$ destacó por su capacidad para capturar tanto la tendencia como la estacionalidad de la serie.
- Modelo PROPHET: la configuración correspondiente al ajuste estándar fue superada realizando calibraciones en los hiperparámetros: *changeoint _ num* (números de puntos de cambio), *changeoint _ range* (rango de los puntos de cambio) y *prior_scales_changeoints* (ajusta cuán flexible son los cambios de tendencia).

Las mejores versiones de cada modelo se sometieron a un proceso de validación cruzada adaptada para series temporales, denominado secuencial anidado (*expanding window cross-validation*). Este proceso utilizó cinco particiones (*folds*), cada una con un período de prueba de 24 meses y un salto de 6 meses entre particiones. La Figura 8 ilustra el plan de validación cruzada, donde cada partición amplía el conjunto de entrenamiento mientras mantiene un período de prueba constante.

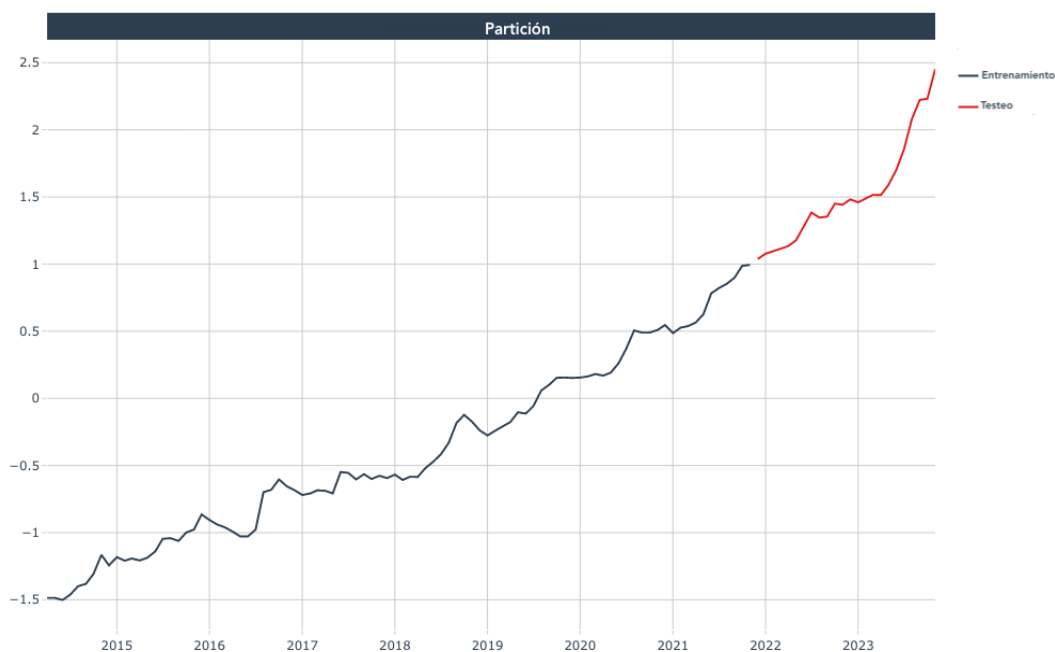


Figura 7: Partición de la serie en grupo de entrenamiento y grupo de testeo

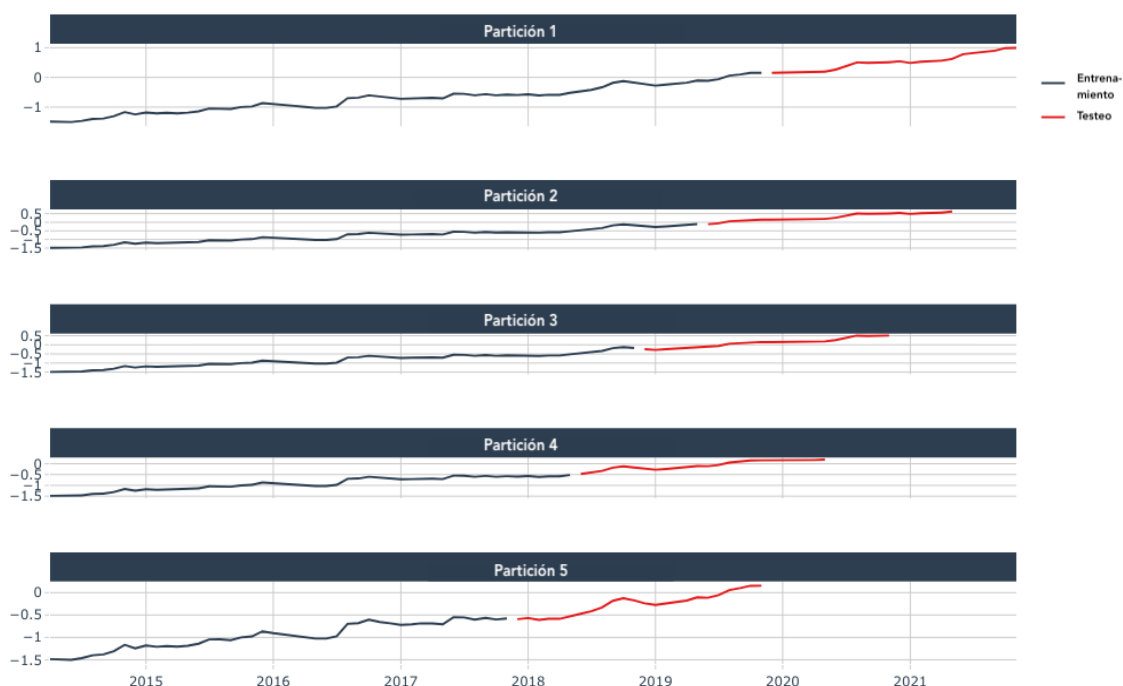


Figura 8: Plan de Validación Cruzada para los Modelos de Pronóstico del Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio del Cordero Patagónico

Los resultados de la validación cruzada se presentan en los Cuadros 1 y 2. El modelo $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]$ obtuvo los valores más bajos en todas las métricas evaluadas (MAE, MAPE y RMSE), tanto en términos de media como de dispersión.

Modelo	MAE	MAPE	RMSE
$ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]$	0,109	64,7	0,130
ETS(A,A,A)	0,178	115	0,213
PROPHET con Ajustes	0,190	114	0,217

Cuadro 1: Medias de las métricas de rendimiento en la validación cruzada.

Modelo	MAE	MAPE	RMSE
$ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]$	0,035	64,7	0,130
ETS(A,A,A)	0,178	153	0,212
PROPHET con Ajustes	0,082	81.4	0,085

Cuadro 2: Desvío Estándar de las métricas de rendimiento en la validación cruzada.

La Figura 9 muestra fluctuaciones en el rendimiento de los modelos dependiendo del lapso de tiempo que se usó para entrenar. Se puede identificar claramente que el modelo ARIMA tiene un mejor rendimiento medio, línea vertical. Es interesante observar que el modelo ARIMA fue superior en las particiones con menos datos de entrenamiento (4 y 5) y en la partición más reciente (1), mientras que el modelo ETS superó al ARIMA en las particiones 2 y 3. ARIMA tiende a ofrecer un desempeño más estable incluso con ventanas de entrenamiento más cortas, probablemente debido a su capacidad para capturar explícitamente la raíz unitaria y la estacionalidad mediante diferenciación lo cual es crucial en series como la estudiada.

ETS, en cambio, muestra una mejora progresiva a medida que aumenta la longitud de la muestra de entrenamiento lo que sugiere una mayor dependencia a disponer suficiente información histórica para estabilizarse. Estas observaciones refuerzan la elección de un esquema de validación con ventanas crecientes: permite evaluar no sólo el error promedio, sino también la robustez de los modelos antes de distintos regímenes de disponibilidad de datos, un aspecto relevante.

Estos resultados subrayan que la superioridad de un modelo es condicional y puede variar dependiendo del período de tiempo y las condiciones específicas del mercado. La validación cruzada no solo permitió identificar el modelo más adecuado para el conjunto actual de datos, sino que también destacó la importancia de un enfoque dinámico y adaptable en el pronóstico de precios (Haique, 2024).



Figura 9: Resultados de las Métricas de Rendimiento en la Validación Cruzada en Serie Temporal del Logaritmo Estandarizado del Precio Promedio del Cordero Patagónico

Con base en los resultados de la validación cruzada, se seleccionó el modelo $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]$ para generar un pronóstico a 12 meses hacia el futuro. Este modelo se reajustó utilizando el 100% de los datos disponibles para aprovechar toda la información histórica y mejorar la precisión de las proyecciones. La Figura 10 muestra el pronóstico junto con los intervalos de pronóstico al 95%. El pronóstico indica un aumento continuo en los precios del cordero patagónico, consistente con la tendencia observada históricamente.

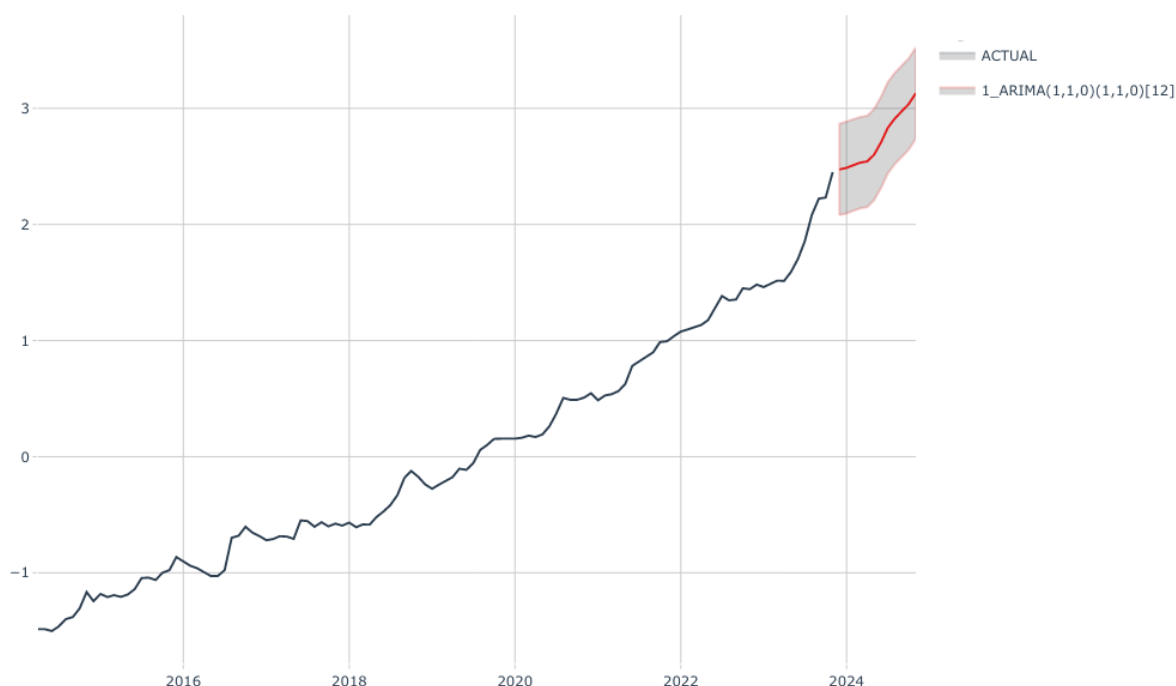


Figura 10: Pronóstico de 12 Meses mediante el Modelo $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12]$, Reajustado con Datos Completos.

Discusión

En este estudio se evaluaron tres modelos ampliamente utilizados en la predicción de precios de bienes primarios: Suavizamiento Exponencial (ETS), ARIMA y PROPHET. Estos modelos han demostrado su utilidad en diversas aplicaciones, como lo evidencian estudios previos sobre pronósticos de precios de productos agropecuarios. Por ejemplo, Rojas et al. (2022) utilizaron modelos ARIMA con y sin intervención para predecir el precio de la miel, mientras que Zielińska-Sitkiewicz y Chrzanowska (2021) compararon métodos de tendencia local y ARIMA para pronosticar el precio de la carne de cerdo en Polonia. Estos estudios muestran una tendencia a abordar el pronóstico de los precios mediante el uso de un modelo en particular que se compara contra un modelo de referencia. Otro enfoque, como el que se propone en este artículo, consiste en permitir que los modelos compitan entre sí, como lo hacen Menculini et al. (2021), Fernandez Lavalley (2019) y Chan (2020).

El presente trabajo se distingue por su enfoque integral, en el que no solo se seleccionó el "mejor" modelo para el conjunto de datos disponible, sino que también se evaluó la adaptabilidad de los modelos a diferentes contextos mediante validación cruzada. Este enfoque refleja una evolución en la práctica del pronóstico de precios, en la que la comparación exhaustiva y la adaptabilidad se vuelven esenciales para entender los patrones de comportamiento en mercados específicos, como el del cordero patagónico.

Hyndman y Athanasopoulos (2021) subrayan la conveniencia del uso de modelos autorregresivos univariados en problemas de pronóstico. Esta elección se basa en varias razones claves. Primero, la serie analizada presenta patrones que pueden modelarse adecuadamente con información histórica propia, aprovechando la autocorrelación inherente a los datos, tal como señala Gujarati (2010). Incluir variables exógenas no solo exige datos precisos y frecuentes, sino también un conocimiento profundo de sus relaciones dinámicas con el precio objetivo. Esto añade complejidad, incrementa el riesgo de errores y dificulta la interpretación, especialmente en contextos volátiles influenciados por factores políticos o cambios en la formulación de políticas económicas. Siguiendo el principio de parsimonia, se priorizó una metodología simple pero robusta, alineada con la literatura que respalda estos modelos para pronosticar precios de bienes primarios.

Los modelos propuestos, aunque no son la única opción, resultan apropiados para este estudio. Sin embargo, esto no descarta futuras integraciones de técnicas más avanzadas, como el aprendizaje automático, conforme avancen las herramientas disponibles y mejore el acceso a datos relevantes. Si bien el modelo $ARIMA(1,1,0)(1,1,0)$ [12] mostró un desempeño destacado en términos de precisión predictiva —con métricas como MAE, MAPE y RMSE consistentemente favorables en la mayoría de las particiones—, su rendimiento no fue uniforme a lo largo de todos los subperíodos analizados. De hecho, en ciertas particiones, el modelo ETS logró superar al ARIMA, lo que evidencia que la eficacia de un modelo no es una propiedad estática, sino que puede variar según el tramo de la serie evaluado y las características específicas de los datos disponibles. Este fenómeno plantea una advertencia metodológica relevante: incluso modelos que se desempeñan muy bien en términos globales pueden verse superados en escenarios particulares (Haique, 2024).

La técnica de validación cruzada con inicio fijo y ventana deslizante para el grupo de prueba, propuesta por Bergmeir y Benítez (2012), resultó ser una herramienta valiosa para evaluar la robustez de los modelos. Esta variante no sólo permitió comparar el rendimiento de los modelos en diferentes períodos, si no que resultó muy útil cuando el modelo necesita ajustarse a cambios o tendencias en los datos a medida que avanza en el tiempo. Además, la validación cruzada reveló que la superioridad de un modelo no es absoluta, sino que depende de las condiciones específicas del contexto de los datos. Este hallazgo tiene implicaciones prácticas importantes. En un entorno económico en constante cambio, como el mercado del cordero patagónico, es crucial reentrenar periódicamente los modelos para ajustarlos a nuevas tendencias y condiciones. La validación cruzada no sólo proporciona una estimación más realista del rendimiento de los modelos, sino que también permite anticipar posibles cambios en su efectividad.

Limitaciones y alcances del estudio

Es importante reconocer algunas limitaciones de este estudio. En primer lugar, el enfoque autorregresivo univariado utilizado no incorpora variables exógenas que pueden influir en la dinámica de precios, especialmente en sistemas de producción extensiva como el cordero patagónico, como precipitaciones invernales (pluviales y níveas), las sequías estivales y la disponibilidad de recursos forrajeros entre veranadas e invernadas que afectan la oferta de corderos en cada campaña y por ende su precio (Albertoli, 2015). Aunque este enfoque es adecuado para capturar patrones intrínsecos en la serie, su capacidad para anticipar cambios abruptos debido a factores externos podría ser limitada. Futuras investigaciones podrían explorar la integración de variables exógenas y la aplicación de técnicas de aprendizaje automático para mejorar la precisión y robustez de los pronósticos. También se sugiere explorar, en investigaciones futuras, la integración de modelos híbridos que combinen modelos estadísticos con algoritmos de aprendizaje automático, esta opción puede ofrecer un equilibrio adecuado entre la interpretabilidad de los primeros y la capacidad de modelado flexible de los segundos (Haique, 2024).

El estudio se centró exclusivamente en el mercado del cordero patagónico, lo que podría restringir la generalización de los resultados a otros contextos.

Se debe mencionar que el tamaño de la muestra utilizada en el estudio puede considerarse pequeño. Si bien se han utilizado técnicas robustas, esta limitación puede influir en el alcance de los resultados.

Conclusiones

Este artículo presenta una metodología integral y dinámica para el pronóstico del precio promedio del cordero patagónico, un bien primario de gran relevancia económica en el sur argentino. El objetivo principal fue desarrollar un enfoque replicable que permitiera seleccionar entre diferentes modelos predictivos y generar pronósticos precisos y confiables a corto plazo. Los resultados obtenidos no solo cumplen con los objetivos planteados, sino que también abren nuevas perspectivas para la investigación y aplicación de modelos de pronóstico en contextos similares.

Es importante destacar que la metodología propuesta no se limita a los tres modelos analizados en este estudio. El enfoque desarrollado permite la incorporación y comparación de otros modelos predictivos, sean estos estadísticos o basados en aprendizaje automático, ampliando así las posibilidades de encontrar la solución más óptima para cada contexto específico.

El análisis exploratorio inicial de la serie temporal del precio del cordero patagónico reveló patrones estacionales que fundamentaron la selección de las calibraciones realizadas en los modelos ARIMA, ETS y PROPHET, cada uno de los cuales fue ajustado y evaluado mediante un riguroso proceso de

validación cruzada adaptado para series temporales. Este enfoque proporcionó una base sólida para identificar el modelo más adecuado en función de métricas robustas como el MAE, MAPE y RMSE.

El modelo ARIMA(1,1,0)(1,1,0)[12] emergió como el más efectivo en el contexto actual, destacándose por su precisión y estabilidad en las predicciones. Sin embargo, es crucial reconocer que esta superioridad es condicional y puede variar con el tiempo y las dinámicas del mercado. Por ello, se propone un enfoque iterativo de reentrenamiento periódico de los modelos, asegurando que los pronósticos permanezcan alineados con las condiciones más recientes del mercado.

Una contribución clave de este trabajo es la metodología propuesta que combina el análisis exploratorio de datos, la selección y ajuste de modelos, y la validación cruzada adaptada para series temporales. Este flujo de trabajo no solo permite evaluar el rendimiento de diferentes modelos en un contexto específico, sino que también establece una base replicable para futuras investigaciones en el campo del pronóstico de precios. La decisión de adoptar un enfoque autorregresivo univariado, sin incorporar variables exógenas, refleja un compromiso con la parsimonia, priorizando la simplicidad interpretativa.

Desde una perspectiva práctica, los resultados de este estudio tienen importantes implicaciones para los actores del sector ovino. Un pronóstico preciso del precio del cordero patagónico permite a los productores planificar mejor sus actividades, optimizar sus recursos y tomar decisiones informadas sobre estrategias de producción y comercialización.

También quedan planteadas diversas líneas de investigación futura que pueden ampliar y enriquecer el campo del pronóstico de precios. Entre las áreas prioritarias se incluyen la exploración de nuevas técnicas de validación cruzada, el desarrollo de modelos híbridos que combinan enfoques estadísticos y de aprendizaje automático, y la aplicación de métodos de *ensemble* para mejorar la precisión y robustez de los pronósticos. Por otra parte, la integración de variables exógenas relevantes, como el precio de los insumos o factores macroeconómicos, podría ser explorada en estudios futuros, especialmente si se dispone de los datos adicionales pertinentes.

En resumen, este artículo plantea un marco metodológico replicable y adaptable para el pronóstico de precios en otros contextos agropecuarios. Las herramientas y enfoques desarrollados en este estudio tienen el potencial de optimizar la toma de decisiones en el sector ganadero y promover su crecimiento.

Referencias bibliográficas

Albertoli, F. S. (2015). *Sustentabilidad de sistemas ganaderos extensivos ovinos en zonas áridas y semiáridas en Patagonia* [Tesis de grado, Universidad Nacional del Sur]. Repositorio Digital UNS. <https://repositoriodigital.uns.edu.ar/handle/123456789/3165>

- Bergmair, C., & Benítez, J. (2012). On the use of cross-validation for time series predictor evaluation. *Information Sciences*, 191, 192-213. <https://doi.org/10.1016/j.ins.2011.12.028>
- Chan, W. N. (2020). Stock Market Prediction for Myanmar Stock Price: A Comparative Study of ARIMA and PROPHET Model. *Journal of Computer Applications and Research*, 1(1), 75-79. https://www.ucstgi.edu.mm/storage/2020/10/JCAR2020_75_80.pdf
- Cleveland, R. B., Cleveland, W. S., McRae, J. E., & Terpenning, I. (1990). STL: A Seasonal-Trend Decomposition Procedure Based on Loess. *Journal of Official Statistics*, 6(1), 3-33. <https://www.math.unm.edu/~lil/Stat581/STL.pdf>
- Consejo Federal de Inversiones. (2024). *Estrategia Logística Patagonia. Cadena Carne Ovina*. https://cfi.org.ar/assets/docs/estrategias_logisticas/PAT-Carne-ovina-CFI.pdf
- Cowpertwait, P. S.P., & Metcalfe, A. V. (2009). *Introductory Time Series with R*. Springer New York.
- Dancho, M. (2024). *Modeltime: The tidymodels extension for time series modeling* (Versión 1.3.0) [Software de computación]. GitHub. <https://github.com/business-science/modeltime>
- Fernández Lavalle, N. (s.f.). *Reservas, deuda externa y precio de commodities: pronósticos para el caso argentino* [Tesis de maestría, Universidad de San Andrés]. Repositorio UdeSA. <https://repositorio.udes.edu.ar/jspui/bitstream/10908/18464/1/%5bP%5d%5bW%5d%20T.M.%20Eco.%20Fern%3%a1ndez%20Lavalle%2c%20Nicol%3%a1s.pdf>
- Gujarati, D. N. (2010). *ECONOMETRIA*. McGraw-Hill Interamericana de España S.L.
- Haique, A. K. (2024). *Una metodología de pronóstico de precios aplicada al mercado del cordero patagónico en contexto de aprendizaje estadístico* [Tesis de grado, Universidad Nacional del Comahue]. Repositorio Digital Institucional UNCo. <https://rdi.uncoma.edu.ar/handle/uncomaid/18203>
- Hyndman, R. J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and practice* (3a ed.). OTexts. <https://otexts.com/fpp3/>
- Instituto Nacional de Tecnología Agropecuaria (2023). *Informe de precios de carne y ganado de la Patagonia [Diciembre 2023]*. <http://hdl.handle.net/20.500.12123/16690>
- Menculini, L., Marini, A., Proietti, M., Garinei, A., Bozza, A., Moretti, C., & Marconi, M. (2021). *Comparing Prophet and Deep Learning to ARIMA in Forecasting Wholesale Food Prices*. <https://doi.org/10.48550/arXiv.2107.12770>
- Peralta, T., & Darwin, J. (2019). Pronósticos financieros como herramienta para la toma de decisiones en proyectos de inversión de empresas de producción. En *Memorias del Congreso UTMACH*. Editorial UTMACH. <http://repositorio.utmachala.edu.ec/handle/48000/14985>

R Foundation for Statistical Computing. (2023). R version 4.2.1: A Language and Environment for Statistical Computing. In *R Core Team* (R version 4.2.1). Vienna, Austria. <https://www.R-project.org/>

Rojas, S. L., García Sánchez, R. C., García Mata, R., Arana Coronado, O. A., & Ramírez Valverde, B. (2022). Modelo de intervención y pronóstico de precios pagados al productor de la miel de abeja (*Apis mellifera* L.) en México. *Agrociencia*, 56(3), 638-668. <https://agrociencia-colpos.org/index.php/agrociencia/issue/view/196/27>

Ruiz Hernández, J. A., Barrios Puente, G., & Gómez Gómez, A. A. (2019). Análisis del precio de la manzana mediante un modelo SARIMA. *Revista mexicana de ciencias agrícolas*, 10(2), 225 - 237. <https://doi.org/10.29312/remexca.v10i2.509>

Taylor, S., & Letham, B. (2018). Forecasting at scale. *The American Statistician*, 72(1), 37--45. [10.7287/peerj.preprints.3190v2](https://doi.org/10.7287/peerj.preprints.3190v2)

Zielińska-Sitkiewicz, M., & Chrzanowska, M. (2021). Prediction of pork meat prices by selected methods as an element supporting the decision-making process. *Operations Research and Decisions*, 31(3), 163–182. <https://www.google.com/search?q=https://doi.org/10.37190/ord210307>