



UNIVERSIDAD NACIONAL DEL ALTIPLANO
FACULTAD DE INGENIERÍA ESTADÍSTICA E
INFORMÁTICA
ESCUELA PROFESIONAL DE INGENIERÍA ESTADÍSTICA E
INFORMÁTICA



**MODELO UNIVARIANTE PARA EL PRONOSTICO MENSUAL
DE LA PRODUCCIÓN DE LECHE FRESCA EN LA REGIÓN DE
PUNO, PERIODO 2002-2022**

TESIS

PRESENTADA POR:

Bach. JOSELYNE LOURDES MAMANI MONTOYA

**PARA OPTAR AL TÍTULO PROFESIONAL DE:
INGENIERO ESTADÍSTICO E INFORMÁTICO**

PUNO – PERÚ

2024



NOMBRE DEL TRABAJO

**MODELO UNIVARIANTE PARA EL PRON
OSTICO MENSUAL DE LA PRODUCCIÓN
DE LECHE FRESCA EN LA REGIÓN DE PU
NO,**

AUTOR

**JOSELYNE LOURDES MAMANI MONTOY
A**

RECuento de palabras

12270 Words

RECuento de caracteres

70476 Characters

RECuento de páginas

74 Pages

Tamaño del archivo

49.0MB

Fecha de entrega

May 21, 2024 12:06 PM GMT-5

Fecha del informe

May 21, 2024 12:07 PM GMT-5

● 8% de similitud general

El total combinado de todas las coincidencias, incluidas las fuentes superpuestas, para cada base de datos.

- 6% Base de datos de Internet
- Base de datos de Crossref
- 5% Base de datos de trabajos entregados
- 1% Base de datos de publicaciones
- Base de datos de contenido publicado de Crossref

● Excluir del Reporte de Similitud

- Material bibliográfico
- Material citado
- Coincidencia baja (menos de 12 palabras)



UNA
PUNO

Firmado digitalmente por TITO LIPA
Jose Pantilo FAU 20145496170 hard
Motivo: Soy el autor del documento
Fecha: 21.05.2024 12:09:38 -05:00



DEDICATORIA

A Dios, quien a sido mi fortaleza y guía constante en este viaje académico. A mis padres, quienes han sido mi mayor fuente de inspiración y apoyo incondicional a lo largo de este camino. A mi familia y amigos, por su amor, aliento y comprensión en cada paso del camino. A mis docentes y mentores, por su sabiduría, orientación y enseñanzas que han enriquecido mi aprendizaje. A todas las personas que de alguna manera han contribuido a este logro, ¡gracias!

Joselyne Mamani



AGRADECIMIENTOS

Quisiera expresar mi sincero agradecimiento a todas las personas que han contribuido de alguna manera al desarrollo y culminación de este trabajo. A los docentes, por su orientación experta, valiosos consejos y paciencia infinita a lo largo de este proceso. A mi familia, por su apoyo inquebrantable, palabras de aliento y comprensión durante los momentos difíciles. A todas las personas que de una forma u otra han brindado su ayuda, ¡gracias infinitas por hacer posible este logro!.

Joselyne Mamani



ÍNDICE GENERAL

	Pág.
DEDICATORIA	
AGRADECIMIENTOS	
ÍNDICE GENERAL	
ÍNDICE DE TABLAS	
ÍNDICE DE FIGURAS	
ÍNDICE DE ANEXOS	
ACRÓNIMOS	
RESUMEN	14
ABSTRACT.....	15
CAPÍTULO I	
INTRODUCCIÓN	
1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA	17
1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA	18
1.2.1 Problema General.....	18
1.2.2 Problemas Específicos	18
1.3 OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN.....	19
1.3.1 Objetivo general	19
1.3.2 Objetivos específicos	19
1.4 HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN	19
1.4.1 Hipótesis general	19
1.4.2 Hipótesis específicas	19
1.5 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN	20
1.6 LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN	21



CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LA LITERATURA

2.1	MARCO REFERENCIAL	22
2.1.1	Ámbito Internacional	22
2.1.2	Ámbito Nacional	26
2.1.3	Ámbito regional	29
2.2	MARCO TEÓRICO	30
2.2.1	Modelos Univariantes	30
2.2.2	Pronóstico Mensual	30
2.2.3	Series de Tiempo	30
2.2.4	Componentes de una serie temporal	30
2.2.4.1	Tendencia	31
2.2.4.2	Estacionalidad	31
2.2.4.3	Aleatoriedad	31
2.2.5	Modelo de series temporales	32
2.2.6	Modelo ARIMA	33
2.2.7	Metodología Box Jenking	33
2.2.7.1	Fase 1 Identificación del modelo	33
2.2.7.2	Fase 2 Estimación del modelo	33
2.2.7.3	Fase 3 Validación del modelo	34
2.2.7.4	Fase 4 Predicción del modelo	34
2.2.8	Función de autocorrelación	34
2.2.9	Función de autocorrelación parcial	34
2.2.10	Ruido blanco	35
2.2.11	Estadístico Box Píerce	35



2.3	MARCO CONCEPTUAL	36
2.3.1	Dinámica de Producción de Leche Fresca	36
2.3.2	Producción.....	36
2.3.3	Producción de Leche Fresca.....	36
2.3.4	Leche	36
2.4	OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES	37
CAPÍTULO III		
MATERIALES Y MÉTODOS		
3.1	LUGAR DE ESTUDIO.....	38
3.2	DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN	39
3.3	TIPO DE INVESTIGACIÓN	39
3.4	POBLACIÓN Y MUESTRA.....	39
3.4.1	Población.....	39
3.4.2	Muestra	39
3.5	MÉTODO DE RECOLECCIÓN DE DATOS	40
3.6	MÉTODO DE TRATAMIENTO DE DATOS.....	40
CAPÍTULO IV		
RESULTADOS Y DISCUSIÓN		
4.1	IDENTIFICACIÓN DEL MODELO.....	43
4.2	ESTIMACIÓN DEL MODELO	50
4.3	VALIDACIÓN DEL MODELO	52
4.4	PRONOSTICO DEL MODELO	54
4.5	DISCUSIÓN	57
V.	CONCLUSIONES	59
VI.	RECOMENDACIONES	61



VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS..... 62

Área: Estadística

Tema: Modelos predictivos univariantes y multivariantes

Fecha de sustentación: 20 de Mayo del 2024



ÍNDICE DE TABLAS

	Pág.
Tabla 1: Cuadro de operacionalización de variables	37
Tabla 2: Producción de leche fresca por toneladas en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	41
Tabla 3: Resumen del modelo multiplicativo ARIMA (0,1,1)(0,2,1) para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022.....	50
Tabla 4: Prueba de aleatoriedad de Residuos Box-Pierce	53



ÍNDICE DE FIGURAS

	Pág.
Figura 1: <i>Procesos estacionarios</i>	32
Figura 2: <i>Ruido blanco de una serie holística</i>	35
Figura 3: Región de Puno	38
Figura 4: Serie histórica de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	43
Figura 5: Función de autocorrelación estimada de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	44
Figura 6: Función de autocorrelación parcial estimada de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	45
Figura 7: Primera diferencia en la serie de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	46
Figura 8: Función de Autocorrelación Estimada para el Ajuste de Producción de Leche Fresca	46
Figura 9: Función de Autocorrelación Parcial Estimada para el Ajuste de Producción de Leche Fresca	47
Figura 10: Diferenciación Estacional de la nueva serie de producción de leche fresca en la Región de Puno, 2002-2022	48
Figura 11: Función de Autocorrelación Estimadas para ajuste de Producción de Leche Fresca	49
Figura 12: Función de Autocorrelación Parciales Estimadas para el ajuste de la Producción de Leche Fresca	49



Figura 13: Función de autocorrelación de residuales para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	53
Figura 14: Función de Autocorrelación Parcial de residuales para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022	54
Figura 15: Grafica de secuencia la para producción de leche fresca para los meses del 2023 al 2033	55



ÍNDICE DE ANEXOS

	Pág.
Anexo 1: Matriz de Consistencia.....	68
Anexo 2: Plataforma de datos.....	69
Anexo 3: Pronósticos para la producción de leche fresca en el departamento de Puno en el periodo de los próximos 132 meses.....	69



ACRÓNIMOS

ARIMA:	Media Móvil Integrada Autoregresiva
AR:	Autorregresivo
MA:	Media Movíl
INEI:	Instituto Nacional de Estadística e Informática



RESUMEN

En la presente investigación, se abordó el desafío de pronosticar mensualmente la producción de leche fresca en la región de Puno durante el período extenso de 2002 a 2022. Utilizando la metodología bien establecida de Box-Jenkins, se buscó identificar un modelo univariante que pudiera ofrecer predicciones precisas y útiles para esta industria láctea crucial. Tras un riguroso análisis, se determinó que el modelo ARIMA multiplicativo $(0,1,1)(0,2,1)$ demostró ser altamente eficaz para modelar y pronosticar la producción de leche fresca en la región. Este hallazgo destacó una tendencia general de crecimiento en la producción láctea a lo largo del período estudiado, respaldada por pruebas estadísticas que confirmaron la confiabilidad del modelo. Estos resultados no solo proporcionan una visión comprensiva de la dinámica de la producción láctea en Puno, sino que también constituyen una sólida base para la toma de decisiones estratégicas en el sector, contribuyendo a la mejora continua de la industria láctea regional y su impacto en la economía y la sostenibilidad a largo plazo.

Palabras Clave: ARIMA, leche fresca, modelo univariante, producción, series de tiempo.



ABSTRACT

The present research addressed the challenge of monthly forecasting of fresh milk production in the Puno region during the extensive period from 2002 to 2022. Using the well-established Box-Jenkins methodology, the aim was to identify a univariate model that could provide accurate and useful predictions for this crucial dairy industry. Following a rigorous analysis, it was determined that the multiplicative ARIMA model $(0,1,1)(0,2,1)$ proved to be highly effective in modeling and forecasting fresh milk production in the region. This finding highlighted a general trend of growth in dairy production over the studied period, supported by statistical tests that confirmed the reliability of the model. These results not only provide a comprehensive understanding of the dynamics of milk production in Puno but also constitute a solid foundation for strategic decision-making in the sector, contributing to the continuous improvement of the regional dairy industry and its long-term impact on the economy and sustainability.

Keywords: ARIMA, fresh milk, univariate model, production, time series.



CAPÍTULO I

INTRODUCCIÓN

La producción de leche fresca es un sector crucial de la economía peruana, especialmente en la región de Puno, donde la ganadería lechera representa una fuente vital de ingresos y empleo para millas de familias. Sin embargo, la dinámica estacional y la influencia de diversos factores dificultan la planificación y toma de decisiones en el sector lácteo. En este sentido, el preciso pronóstico de la producción mensual de leche fresca es fundamental para optimizar la gestión de la producción, el almacenamiento, la distribución y la comercialización de este producto.

En el contexto actual, los modelos univariantes para el pronóstico de series temporales ofrecen una herramienta valiosa para predecir la producción de leche fresca. Estos modelos se basan en una sola variable histórica para realizar proyecciones futuras, considerando patrones y tendencias presentes en los datos. La aplicación de modelos univariantes en el pronóstico de la producción de leche ha demostrado ser efectiva, proporcionando información útil para la planificación estratégica y la toma de decisiones oportunas en el sector lácteo.

El presente estudio se centra en el desarrollo y aplicación de un modelo univariante para los pronósticos mensuales de la producción de leche fresca en la región de Puno durante el período 2002-2022. La investigación se propone abordar dos objetivos principales: Identificar el modelo univariante más adecuado para pronosticar la producción mensual de leche fresca en la región de Puno durante el período 2002-2022. Evaluar el desempeño del modelo univariante seleccionado en la predicción de la producción mensual de leche fresca en la región de Puno durante el período 2002-2022.



Los resultados de esta investigación contribuirán a mejorar la comprensión de los patrones y tendencias en la producción de leche fresca en la región de Puno, proporcionando herramientas valiosas para la planificación estratégica y la toma de decisiones informadas en el sector lácteo.

La presente investigación tendrá la siguiente estructura:

Capítulo I: Se presenta la descripción del problema, así como los objetivos de investigación, las hipótesis y la justificación del por qué se desarrolla la presente investigación.

Capítulo II: Presenta una revisión exhaustiva de la literatura relacionada con la producción de leche fresca y los modelos univariantes para el pronóstico de series temporales.

Capítulo III: Se detalla la metodología empleada en la investigación, el lugar, incluyendo la población y muestra.

Capítulo IV: Presentación de los resultados, contrastación de los resultados con diferentes autores entre los antecedentes, conclusiones y recomendaciones.

Como final de la investigación, se adjunta la bibliografía y los anexos.

1.1 DESCRIPCIÓN DEL PROBLEMA

En la región de Puno, ubicada en el sur de Perú, la producción de leche fresca es un componente crucial de la economía agrícola y un sustento vital para muchos agricultores locales. Sin embargo, la variabilidad estacional y las fluctuaciones en la producción de leche pueden representar desafíos significativos para los productores, los comerciantes y los planificadores gubernamentales.



A lo largo de los años, diversos factores, como el clima, las prácticas agrícolas, la disponibilidad de recursos y los cambios en la demanda del mercado, han influido en la producción de leche en la región. Estos factores pueden manifestarse en patrones mensuales de producción que son difíciles de predecir con precisión, lo que puede generar incertidumbre en la planificación y gestión de la cadena de suministro de productos lácteos.

Por lo tanto, el problema central que aborda esta investigación es la falta de un modelo preciso y confiable para pronosticar la producción mensual de leche fresca en la región de Puno tomando como referencia la producción mensual del período de estudio de 2002 a 2022. La capacidad de prever con precisión la producción de leche en diferentes momentos del año no solo ayudaría a los productores a planificar sus actividades y gestionar sus recursos de manera más efectiva, sino que también proporcionaría información valiosa para los actores del mercado y los responsables de la formulación de políticas para optimizar la distribución y comercialización de productos lácteos en la región.

1.2 FORMULACIÓN DEL PROBLEMA

1.2.1 Problema General

¿Cuál sería el modelo univariante para la predicción de la producción de leche fresca en la región de Puno, 2002-2022?

1.2.2 Problemas Específicos

- ¿Cuál será la tendencia de la producción de leche fresca en los siguientes años en la región de Puno?
- ¿Cómo sería la producción de leche fresca en la región de Puno en el periodo del 2023 a 2033?



- ¿Es válido el modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022?

1.3 OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIÓN

1.3.1 Objetivo general

Identificar un modelo univariante para el pronóstico mensual de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022

1.3.2 Objetivos específicos

- Identificar la tendencia de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022
- Determinar el pronóstico para el modelo univariante alcanzado para la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2023-2033
- Validar el modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022

1.4 HIPÓTESIS DE LA INVESTIGACIÓN

1.4.1 Hipótesis general

El modelo univariante proporciona un mejor ajuste para el pronóstico mensual de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022.

1.4.2 Hipótesis específicas

- La tendencia de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022 es bueno.
- El pronóstico del modelo univariante alcanzado para la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2023-2033, es bueno.



- El modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022 es válido

1.5 JUSTIFICACIÓN DE LA INVESTIGACIÓN

La investigación sobre el modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno durante el periodo 2002-2022 reviste una importancia crucial debido a diversos factores socioeconómicos y agropecuarios que convergen en esta área geográfica. Puno, caracterizada por su actividad ganadera y agrícola, enfrenta desafíos únicos relacionados con las condiciones climáticas, la topografía y las prácticas agrícolas tradicionales. En este contexto, comprender las variaciones en la producción de leche se vuelve esencial para promover la resiliencia económica de la región y mejorar la calidad de vida de sus habitantes.

La producción de leche no solo es un indicador económico vital, sino que también desempeña un papel fundamental en la seguridad alimentaria local. Un pronóstico preciso de la producción de leche permitirá anticipar posibles desequilibrios en el suministro, facilitando así la implementación de medidas proactivas para garantizar un abastecimiento estable y sostenible de productos lácteos. Asimismo, la identificación de patrones estacionales y tendencias a lo largo de la serie temporal facilitará la optimización de los recursos, como la gestión eficiente del ganado, la planificación de la distribución y la gestión de inventarios.

El enfoque univariante seleccionado para esta investigación proporcionará una comprensión detallada de las fluctuaciones en la producción de leche, centrándose en un solo indicador a lo largo del tiempo. Esta metodología permitirá la identificación de factores específicos que influyen en la producción láctea en la región, como condiciones climáticas particulares, cambios en las prácticas agrícolas o eventos excepcionales que



puedan haber impactado la producción en años específicos. Los resultados de esta investigación no solo serán valiosos para los productores de leche y las industrias relacionadas, sino que también servirán como base para la formulación de políticas agrícolas y estrategias de desarrollo regional. Al comprender las dinámicas de la producción de leche en Puno, las autoridades locales podrán diseñar políticas más efectivas que impulsen el crecimiento sostenible de la industria láctea, promoviendo al mismo tiempo la diversificación económica y la mejora de las condiciones de vida en la región

1.6 LIMITACIONES DE LA INVESTIGACIÓN

Las limitaciones de esta investigación incluyen desafíos relacionados con la disponibilidad y calidad de los datos históricos, la variabilidad de factores externos como condiciones climáticas y cambios en las prácticas agrícolas, la complejidad inherente del sistema de producción láctea, la presencia de estacionalidad y tendencias no lineales en los datos, las limitaciones del enfoque univariante utilizado y la posible dificultad en generalizar los resultados más allá de la región y el período de estudio específicos. Estas limitaciones podrían afectar la precisión y validez de los pronósticos realizados en la investigación.



CAPÍTULO II

REVISIÓN DE LA LITERATURA

2.1 MARCO REFERENCIAL

Los presentes estudios de investigación ofrecen una valiosa base de conocimientos que respalda investigaciones anteriores sobre modelos univariantes para la predicción. Estos estudios proporcionan una comprensión más profunda de los principios teóricos y metodológicos subyacentes en el desarrollo y aplicación de modelos univariantes en diversos contextos.

2.1.1 Ámbito Internacional

Chien et al. (2023) En su investigación *“Enfoque híbrido ARIMA-AdaBoost para la predicción de la calidad del producto en la fabricación avanzada de transformadores”*, desarrolla una nueva aproximación que combina aprendizaje automático adaptativo y regresión no lineal, llamada ARIMA-AdaBoost, para predecir con precisión la calidad de productos finales altamente personalizados en la fabricación de maquinaria industrial compleja, representa una innovadora aproximación en el ámbito de la predicción de la calidad de productos finales en la manufactura de maquinaria industrial compleja. Este enfoque, denominado ARIMA-AdaBoost, fusiona dos técnicas poderosas: el aprendizaje automático adaptativo y la regresión no lineal. La metodología ARIMA-AdaBoost se destaca por su capacidad para adaptarse de manera dinámica a patrones cambiantes y complejos presentes en la producción, permitiendo así una predicción precisa de la calidad de productos altamente personalizados.

Veerasak et al. (2023) En el estudio *“Pronóstico de nuevos casos diarios de enfermedad de la piel gruesa en Tailandia en diferentes etapas de la*



epidemia utilizando series temporales de lógica difusa, métodos NNAR y ARIMA”, llevó a cabo una comparación exhaustiva de varios modelos de series de tiempo con el objetivo de prever una posible epidemia de la enfermedad de la piel rugosa en Tailandia. La investigación aplicó modelos de series de tiempo fuzzy (FTS), auto-regresivo de red neuronal (NNAR) y auto-regresivo integrado de media móvil (ARIMA) en distintas fases de la epidemia. Sorprendentemente, los resultados revelaron que el modelo de series de tiempo fuzzy (FTS) superó consistentemente a los otros en términos de rendimiento predictivo en la mayoría de los casos analizados. Esta destacada eficacia de FTS sugiere su valiosa aplicabilidad en la formulación de políticas de prevención y control, especialmente en el contexto de la industria ganadera, donde la capacidad de anticipar y gestionar epidemias de enfermedades específicas puede tener un impacto significativo en la salud animal y, por ende, en la sostenibilidad de la producción ganadera. Estos hallazgos subrayan la importancia de la aplicación de enfoques avanzados de modelado, como FTS, en la toma de decisiones relacionadas con la salud animal y la prevención de enfermedades epidémicas en entornos ganaderos.

Lia et al. (2023) en su investigación “*ARIMA a su propio ritmo para una predicción sólida de series temporales*”, propone un marco robusto de predicción de series de tiempo llamado spARIMA, que aborda la inestabilidad causada por datos ruidosos en el modelo ARIMA. Utiliza un esquema de entrenamiento secuencial en lotes y se basa en el aprendizaje autodirigido (SPL) para reducir la interferencia del ruido en el proceso de entrenamiento. Además, se extiende a la selección de la diversidad para evitar soluciones óptimas locales. Los resultados



muestran que spARIMA es adecuado tanto para datos ruidosos como para datos normales, lo que demuestra su capacidad de generalización.

González et al. (2022) Es su investigación “*Predicción de la humedad en una plantación de patatas mediante modelos neuronales de series temporales*”, se centra en la aplicación de inteligencia artificial, específicamente redes neuronales, con el objetivo de implementar la irrigación de precisión en plantaciones de patata, buscando reducir de manera sostenible el consumo de agua. El estudio implica una comparación exhaustiva de diversos modelos y métodos de interpolación, evaluando su eficacia en la precisa predicción de las necesidades de riego. La utilización de redes neuronales permite el procesamiento complejo de datos relacionados con las características del suelo y las condiciones climáticas, posibilitando la toma de decisiones más informada y adaptativa en tiempo real. La investigación no solo busca optimizar el uso del agua en la agricultura, un recurso crítico, sino que también apunta a mejorar la eficiencia en la gestión de las plantaciones de patata, contribuyendo así a la sostenibilidad ambiental y económica de la agricultura. Este enfoque innovador refleja la integración de la tecnología de inteligencia artificial para abordar desafíos específicos en la agricultura moderna y resalta su potencial para mejorar la eficiencia y la sostenibilidad en la gestión del agua en cultivos agrícolas clave como la patata.

Jordan & Vergara (2020) en su estudio “*Trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH) en niños y adolescentes. Una revisión clínica*”, se enfocó en evaluar la validez de una entrevista diagnóstica para el trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH) en países de habla persa asiáticos. Para llevar a cabo este análisis, se empleó una versión basada en los criterios del DSM-5 de la entrevista PAPA, y se evaluó su precisión en un grupo de 300 niños.



Los resultados obtenidos revelaron que la entrevista PAPA exhibió una alta sensibilidad en la identificación del TDAH en esta población específica. Estos hallazgos son de gran relevancia, ya que proporcionan evidencia respaldada por datos empíricos sobre la utilidad y eficacia de la entrevista diagnóstica en el contexto cultural de países de habla persa asiáticos. Este estudio contribuye significativamente a la validación y adaptación de herramientas diagnósticas en entornos culturales específicos, siendo crucial para mejorar la precisión de los procesos de evaluación del TDAH en niños en esta región.

Ashourloo et al. (2020) realizaron un estudio titulado “*Un método novedoso para el mapeo automático de patatas utilizando series temporales de imágenes de Sentinel-2*”, esta investigación representó un avance significativo al desarrollar un método automático innovador para diferenciar campos de cultivo de patata de otros cultivos mediante el análisis de imágenes satelitales y la identificación de características espectrales distintivas. La metodología propuesta aprovechó la capacidad de las imágenes satelitales para captar información multispectral, permitiendo la discriminación efectiva de campos de patata en función de sus características únicas en el espectro electromagnético. Los resultados del estudio revelaron que el método logró una alta precisión en la identificación de campos de patata, destacando su eficacia para la clasificación automática y precisa de áreas cultivadas específicas. Este enfoque tiene importantes implicaciones para la monitorización y gestión de cultivos, proporcionando una herramienta valiosa para agricultores, investigadores y autoridades agrícolas. La capacidad de distinguir de manera automática campos de patata de otros cultivos mediante análisis de imágenes satelitales contribuye a



optimizar la planificación agrícola y a mejorar la eficiencia en la toma de decisiones, facilitando así un manejo más sostenible de los recursos agrícolas.

2.1.2 **Ámbito Nacional**

Díaz (2022) en su investigación “*Sistema de Producción de Leche y Desarrollo Sostenible en Comunidades Campesinas del Distrito de Paruro, 2021*” tuvo como objetivo investigar la interacción entre el sistema de producción láctea y el desarrollo familiar sostenible en comunidades rurales del distrito de Paruro en 2021. El estudio empleó un diseño de investigación correlacional básico, utilizando un enfoque analítico y descriptivo basado en dimensiones e indicadores. Se adoptó un diseño correlacional transversal. Los hallazgos revelaron que el porcentaje de hogares con un nivel medio de sistema de producción láctea fue del 67,0%, confirmando la hipótesis descriptiva de que los sistemas de producción láctea en las comunidades de Paruro se encuentran dentro del rango medio. Además, el porcentaje de hogares con un nivel medio de desarrollo sostenible fue del 62,5%, corroborando la hipótesis descriptiva de que el desarrollo sostenible en las comunidades de Paruro se encuentra en un nivel medio.

Jiménez & Vásquez (2019) en su investigación “*Modelos Arima univariante de series temporales para la producción y demanda de agua en el distrito de Lambayeque, periodo 2002 – 2017*”, tuvieron como objetivo principal identificar un modelo univariado capaz de pronosticar con precisión la producción y demanda de agua en el distrito de Lambayeque para el período comprendido entre 2002 y 2017. Emplearon la metodología Box-Jenkins para identificar el



modelo más adecuado para los datos observados. Con base en este análisis, determinaron que el modelo SARMA (1,0,2) (1,0,0) explica mejor el patrón de producción de agua durante el período especificado. Y el modelo ARIMA (0,1,1) es el que detalla de mejor manera el comportamiento de la demanda de agua.

Huañahui & Cjuno (2021) en su investigación “*Modelo De Prediccion Mensual De Infeccion Respiratoria Aguda (Ira) En Niños Menores De 5 Años En La Micro Red El Descanso – Cusco, 2014-2019*”, tuvieron como objetivo identificar el modelo univariado más adecuado para predecir la incidencia mensual de Infecciones Respiratorias Agudas (IRA) en la Micro Red El Descanso, Cusco, del 2014 al 2019. La población de estudio estuvo compuesta por el total de casos de Infección Respiratoria Aguda (IRA) en niños menores de cinco años de la Micro Red El Descanso, Cusco, del 2014 al 2019. Para el análisis se empleó la metodología de Box-Jenkins, utilizando el método Rstudio. software. Se determinó que el modelo univariado más adecuado para la predicción mensual, identificado mediante el enfoque de Box-Jenkins, era SARIMA(0,1,1)(0,1,1). Este modelo demostró ser el más eficaz para capturar y predecir los patrones de series temporales de casos de IRA en la población objetivo.

Villacorta (2024) en su investigación “*Modelo Predictivo Basado En Redes Neuronales Artificiales Para Pronosticar El Consumo De Agua Potable En La Ciudad De Iquitos*”, tuvo como objetivo pronosticar con precisión el consumo de agua potable, el tipo de investigación fue aplicada y se centró en desarrollar un modelo de predicción basado en redes neuronales artificiales. Las variables de entrada o predictoras identificadas fueron la temperatura máxima y mínima, la precipitación y la población de Iquitos. La salida o variable prevista fue el consumo de agua potable. El modelo de predicción logró un margen de error



inferior al 5 %, lo que permitió realizar con éxito una previsión precisa del consumo de agua potable.

Zandoval (2021) en la investigación titulada “Modelo ARIMA sobre el consumo de agua de uso poblacional en la ciudad de Tacna”, tuvo como objetivo pronosticar los patrones de consumo de agua potable en la ciudad de Tacna, Perú, este estudio empleó análisis de series de tiempo y modelación ARIMA. La investigación examinó los datos históricos del consumo de agua potable, que abarcan 383 meses desde enero de 2006 hasta julio de 2017, para identificar patrones subyacentes, tendencias, estacionalidad y fluctuaciones cíclicas. El análisis reveló las características claves del consumo de agua en Tacna. pronosticar con mayor precisión los patrones de consumo de agua potable en la ciudad de Tacna, Perú, este estudio se basó en un análisis de series de tiempo y en la creación de un modelo ARIMA. Donde examinaron 383 meses de datos históricos del consumo de agua potable, que abarcan desde enero de 2006 hasta julio de 2017, con el objetivo de identificar patrones subyacentes, tendencias estacionales y fluctuaciones cíclicas. El análisis exhaustivo les permitió revelar las características clave del consumo de agua en Tacna. Mediante la aplicación de la metodología Box-Jenkins, se desarrolló el modelo ARIMA (0,1,1)(0,1,1)₁₂, el cual se identificó como el modelo más efectivo para pronosticar el consumo de agua potable de la población de la ciudad.



2.1.3 **Ámbito regional**

Quispe (2024) en su estudio sobre la “*Aplicación De La Metodología Box Jenkins En La Producción De Leche Y Queso Mensualizado De La Provincia De Melgar*”, tuvo como objetivo Realizar un análisis de la producción de lácteos y quesos regional y nacional utilizando la metodología univariada de Box Jenkins para el periodo 2018-2021. De 66 plantas queseras potenciales, se seleccionaron 57 como muestra. Los volúmenes anuales de adquisición de leche se registraron para los años 2018, 2019, 2020 y 2021, ascendiendo a 17.544.476 litros, 18.404.094 litros, 16.166.338 litros y 19.117.069 litros, respectivamente. Se obtuvo el modelo ARIMA (1, 2, 1) para analizar los datos y los resultados indicaron un nivel de ruido blanco del 5% y se generó un pronóstico de dos años que revela una tendencia al alza en la compra de leche.

Guerra et al. (2022) en su investigación “*Aplicación de un modelo ARIMA para pronosticar la producción de leche en vacas Brown Swiss del altiplano peruano*”, se tuvo como objetivo utilizar un modelo ARIMA para pronosticar la producción de leche en vacas Brown Swiss del Altiplano Peruano. Los datos se obtuvieron del hato del Centro de Investigación y Producción Chuquibambilla de la Universidad Nacional del Altiplano en Puno, abarcando los meses de los años 2008 al 2016. Para desarrollar un modelo ARIMA, primero se visualizó las tendencias de la producción anual de leche utilizando un gráfico horizontal y examinamos los patrones estacionales utilizando un gráfico de distribución mensual. Donde identificaron el modelo ARIMA (1,0,0) (2,0,0) como el más adecuado para pronosticar la producción de leche. Concluye que el pronóstico del modelo ARIMA para 2017, acompañado de intervalos de confianza del 80% y



95%, proporciona una estimación de la producción de leche esperada para ese año junto con un rango de valores plausibles.

2.2 MARCO TEÓRICO

2.2.1 Modelos Univariantes

Los modelos univariantes son herramientas estadísticas utilizadas para analizar y predecir series de tiempo, como la producción de leche fresca, utilizando solo una variable independiente. Muñoz & Gaggeo (2023) Indican que estos modelos se basan en la suposición de que la variable de interés está influenciada solo por su propio pasado y no por otras variables externas.

2.2.2 Pronóstico Mensual

El pronóstico mensual implica predecir la producción de leche fresca para cada mes del año en la región de Puno. (Slimstock, 2024) Es esencial para la planificación y gestión efectiva de la producción lechera, permitiendo a los productores anticipar cambios estacionales y tomar decisiones informadas sobre el manejo del ganado y la distribución de recursos.

2.2.3 Series de Tiempo

Sotaquirá (2022) Indica que las series de tiempo son conjuntos de datos ordenados cronológicamente, como la producción mensual de leche fresca en la región de Puno. (Rojas, 2022) Los datos pueden exhibir patrones estacionales, tendencias a largo plazo y variabilidad aleatoria, lo que los hace adecuados para el análisis y pronóstico utilizando modelos estadísticos especializados

2.2.4 Componentes de una serie temporal

Una serie temporal es una secuencia de datos recogidos o registrados en intervalos de tiempo sucesivos donde los componentes de una serie temporal se



refieren a los distintos patrones o características que pueden identificarse en los datos, lo que ayudan a entender y modelar el comportamiento de los datos a lo largo del tiempo (Rojas, 2022) .Las principales componentes son:

2.2.4.1 Tendencia

Rojas (2022), la tendencia representa la dirección general del cambio a largo plazo en los datos de la serie de tiempo, como un aumento o disminución constante en la producción a lo largo de los años. Identificar y comprender la tendencia es crucial para el pronóstico preciso y la toma de decisiones estratégicas en la gestión de la producción lechera

2.2.4.2 Estacionalidad

BBVA (2023) La estacionalidad se refiere a patrones cíclicos o recurrentes en los datos, como aumentos o disminuciones regulares en la producción de leche fresca que pueden estar asociados con cambios estacionales en el clima, la alimentación del ganado o la demanda del mercado. Identificar y comprender estos patrones es esencial para el análisis y pronóstico de la producción lechera. (Silva, 2023) da a conocer que la estacionalidad describe los patrones repetitivos en la actividad comercial que están asociados a ciertos momentos del año, como estaciones, días festivos o eventos específicos.

2.2.4.3 Aleatoriedad

La aleatoriedad, o componente irregular, se refiere a las fluctuaciones impredecibles en una serie temporal que no pueden ser atribuidas a la tendencia o estacionalidad. Estas variaciones son causadas

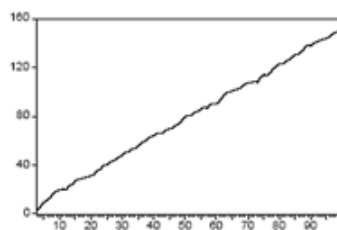
por factores aleatorios o eventos imprevistos que no siguen ningún patrón específico (Extensión Académica) . La aleatoriedad puede complicar el análisis y la previsión de la serie temporal, ya que no sigue una estructura identificable.

2.2.5 Modelo de series temporales

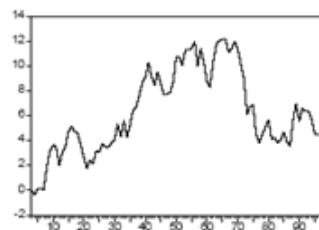
Un modelo de series temporales es una representación matemática utilizada para describir y prever el comportamiento de una serie temporal, capturando las diferentes componentes como la tendencia, la estacionalidad y la aleatoriedad, siendo fundamentales para comprender la dinámica de los datos a lo largo del tiempo, y estos modelos pueden variar desde los más simples, como los modelos de promedio móvil, hasta los más complejos, como los modelos ARIMA.

Figura 1:

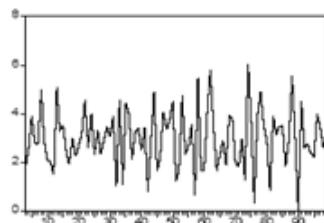
Procesos estacionarios



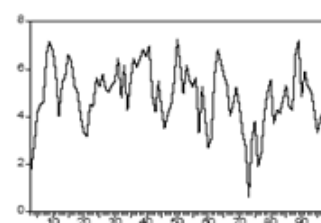
Serie no estacionaria en media



Serie no estacionaria en media y varianza



Serie estacionaria en media y varianza



Serie estacionaria en media pero no en varianza

2.2.6 Modelo ARIMA

El modelo ARIMA (AutoRegressive Integrated Moving Average) es ampliamente utilizado para describir y prever datos de series temporales que presentan tendencia y estacionalidad, combinando tres componentes: autoregresión (AR), diferencia integrada (I) y promedio móvil (MA), donde la componente AR utiliza los valores pasados de la serie para predecir los futuros, la componente I transforma la serie en estacionaria eliminando la tendencia y la componente MA emplea los errores pasados de predicción para mejorar la precisión del modelo.

2.2.7 Metodología Box Jenking

La metodología Box-Jenkins es un enfoque sistemático para construir modelos ARIMA de series temporales, desarrollado por George Box y Gwilym Jenkins, y consiste en una serie de pasos para identificar, estimar y validar un modelo de series temporales.

2.2.7.1 Fase 1 Identificación del modelo

En la fase de identificación se examinan los datos de la serie temporal para determinar su estructura y componentes presentes, como la tendencia, estacionalidad y aleatoriedad, utilizando herramientas como gráficos de series temporales, funciones de autocorrelación (ACF) y funciones de autocorrelación parcial (PACF) para identificar el orden de las componentes AR, I y MA.

2.2.7.2 Fase 2 Estimación del modelo

Una vez identificado el modelo se procede a estimar sus parámetros, lo que implica el uso de técnicas estadísticas y algoritmos para ajustar el modelo a los datos históricos de la serie, siendo la estimación precisa de los parámetros



crucial para asegurar que el modelo refleje correctamente la estructura de los datos.

2.2.7.3 Fase 3 Validación del modelo

Después de la estimación, el modelo debe ser validado para asegurar su adecuación a los datos; la validación se realiza revisando los residuos del modelo, es decir, las diferencias entre los valores observados y los predichos, y si los residuos son aleatorios y no presentan patrones sistemáticos, el modelo se considera válido.

2.2.7.4 Fase 4 Predicción del modelo

Una vez validado, el modelo se utiliza para hacer predicciones futuras que pueden ser a corto o largo plazo según el objetivo del análisis, y la precisión de las predicciones depende de la calidad del modelo y de la variabilidad inherente en la serie temporal.

2.2.8 Función de autocorrelación

La función de autocorrelación (ACF) mide la correlación entre los valores de una serie temporal y sus valores retardados, ayudando a identificar patrones y dependencias en los datos, y un gráfico de la ACF muestra si existen relaciones significativas en diferentes retardos, lo cual es útil para identificar la componente autoregresiva (AR) de un modelo ARIMA.

2.2.9 Función de autocorrelación parcial

La función de autocorrelación parcial (PACF) mide la correlación entre los valores de una serie temporal y sus valores retardados, controlando el efecto de los retardos intermedios, y la PACF ayuda a identificar la longitud del término

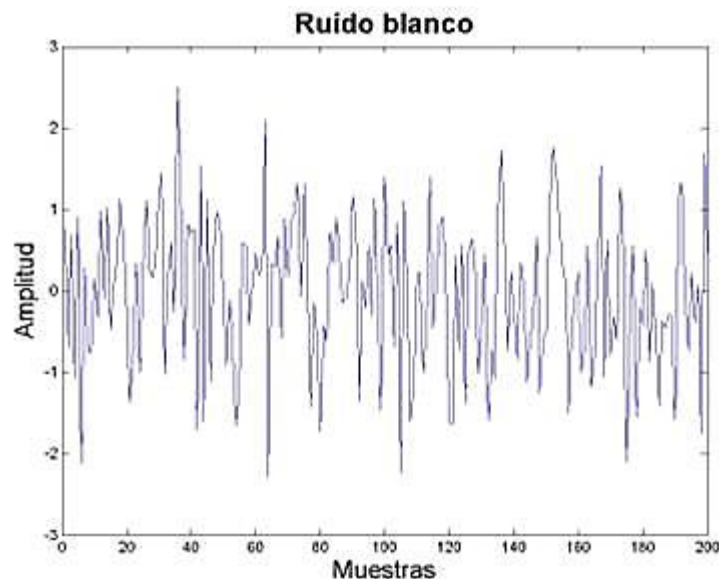
autoregresivo (AR) en un modelo ARIMA, mostrando la correlación que no es explicada por los retardos intermedios.

2.2.10 Ruido blanco

El ruido blanco es una serie temporal cuyos valores son aleatorios y no están correlacionados entre sí, presentando una media constante y una varianza constante, y no mostrando patrones discernibles, y el ruido blanco se utiliza como referencia para evaluar la calidad de otros modelos de series temporales.

Figura 2:

Ruido blanco de una serie holística



2.2.11 Estadístico Box Pierce

El estadístico Box-Pierce es una prueba que se utiliza para evaluar la independencia de los residuos de un modelo de series temporales, midiendo si los residuos de un modelo están libres de autocorrelación, y si los residuos son independientes y distribuidos aleatoriamente, el modelo se considera adecuado, siendo la prueba de Box-Pierce una herramienta importante para la validación de modelos de series temporales.



2.3 MARCO CONCEPTUAL

2.3.1 Dinámica de Producción de Leche Fresca

Según MINAGRI (2023) La dinámica de producción de leche fresca se refiere al análisis de los procesos y factores que influyen en la cantidad y calidad de la leche producida en una región determinada. Esto incluye el estudio de la genética del ganado, las prácticas de manejo, la nutrición animal, el clima y otros factores que afectan la productividad y la eficiencia de la producción lechera.

2.3.2 Producción

Robert (2022) Se refiere al proceso de crear o transformar bienes y servicios a partir de recursos y materias primas. Implica la aplicación de trabajo, maquinaria y tecnología para convertir insumos en productos finales que satisfagan necesidades o deseos. La función de la producción es facilitar el acceso a un bien o servicio para que pueda cumplir con las demandas de los consumidores.

2.3.3 Producción de Leche Fresca

Carrasco, (2023) La producción de leche fresca es el resultado del proceso de producción en el cual se obtiene la cantidad total de leche fresca de vacas lecheras en una región específica durante un período de tiempo determinado. Este indicador es esencial para la economía agrícola y la seguridad alimentaria de la región, ya que la leche es una fuente importante de nutrientes para la población.

2.3.4 Leche

Campos (2021) La leche es un líquido nutritivo producido por las glándulas mamarias de los mamíferos, incluidas las vacas, y utilizado como alimento por sus crías. (Tonato, 2024) Es una fuente importante de proteínas, grasas, carbohidratos, vitaminas y minerales esenciales para el crecimiento y



desarrollo humano. Según (García, 2020) la leche fresca se refiere a la leche recién obtenida de la ubre de la vaca, sin procesar ni someterse a ningún tratamiento térmico. Conserva su sabor natural, valor nutricional y propiedades biológicas intactas, pero tiene un período de almacenamiento limitado debido a su naturaleza no procesada.

2.4 OPERACIONALIZACIÓN DE VARIABLES

Tabla 1:

Cuadro de operacionalización de variables

	Variables	Indicador	Índice
Dependiente	Indicador de producción.	Cifras mensuales de leche	Tonelada
Independiente	La misma variable dependiente rezagada en periodos	Enero del 2002 a diciembre del 2022	Meses

Nota: Elaboración propia

CAPÍTULO III

MATERIALES Y MÉTODOS

3.1 LUGAR DE ESTUDIO

El presente estudio se desarrolló en la Región de Puno, ubicada en el sur del Perú. La Región de Puno es reconocida por su singularidad geográfica y su riqueza cultural. Se encuentra situada en la meseta del Collao, a una altitud promedio de más de 3,800 metros sobre el nivel del mar, lo que la convierte en una de las regiones más elevadas del país. Su paisaje se caracteriza por la presencia del lago Titicaca, el lago navegable más alto del mundo, así como por extensas llanuras y altiplanicies que son hábitat de una diversa fauna y flora. Además de su importancia geográfica y turística, la Región de Puno desempeña un papel crucial en el sector agropecuario del Perú, la ganadería en particular la producción de leche, es una de las actividades económicas más relevantes en la región, las condiciones climáticas y geográficas de Puno, junto con las prácticas tradicionales de los agricultores y ganaderos locales, han contribuido al desarrollo de una industria láctea significativa.

Figura 3:
Región de Puno



Nota: Tomado de la pagina (Aymara Uta jaya mara aru)



3.2 DISEÑO DE LA INVESTIGACIÓN

El diseño de la presente investigación es no experimental y de corte longitudinal con observación, con un enfoque cuantitativo (Sampieri, 2018). Esto implica que se realizará un análisis de datos históricos sin intervenir en el proceso de producción de leche fresca ya que se recopilarán observaciones a lo largo de un período de tiempo extenso para identificar patrones y tendencias en la producción láctea

3.3 TIPO DE INVESTIGACIÓN

El nivel de investigación es predictivo, ya que se busca desarrollar un modelo univariante para la producción de leche fresca en la Región de Puno ya que esto permitirá predecir el comportamiento futuro de la producción en función de los datos históricos recopilados.

3.4 POBLACIÓN Y MUESTRA

3.4.1 Población

Para la presente investigación, la población se define como los datos mensuales de producción de leche fresca registrados hasta el año 2022 según el Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2023), esto incluye un total de 252 observaciones mensuales correspondientes a los años comprendidos entre 2002 y 2022.

3.4.2 Muestra

La muestra utilizada en este estudio estuvo conformada por los datos de la serie holística mensual del volumen de leche en toneladas de la Región de Puno. Se empleó un muestreo no probabilístico, dado que se trata de información temporal de corte longitudinal, la muestra abarcó el período desde enero de 2002 hasta diciembre de 2022, además es importante mencionar que los datos fueron



obtenidos del Instituto Nacional de Estadística e Informática (INEI, 2023), garantizando así su fiabilidad y validez para el análisis.

3.5 MÉTODO DE RECOLECCIÓN DE DATOS

Los datos utilizados en este estudio fueron obtenidos directamente de la base de datos del INEI ya que esta fuente es reconocida por su rigor metodológico y su exhaustividad en la recopilación y el mantenimiento de datos estadísticos a nivel nacional, la base de datos proporciona información confiable y actualizada sobre una amplia gama de indicadores económicos, sociales y demográficos, incluida la producción de leche fresca en la Región de Puno, al obtener los datos directamente de esta fuente oficial, se garantiza su calidad y validez para su uso en el análisis para la investigación.

3.6 MÉTODO DE TRATAMIENTO DE DATOS

Para el análisis y pronóstico de la producción mensual de leche fresca en la Región de Puno, se empleará la metodología de Box-Jenkins, también conocida como el enfoque de modelado ARIMA, es ampliamente reconocida y utilizada en el análisis de series temporales, el enfoque de Box-Jenkins se basa en la identificación, estimación y diagnóstico de modelos estadísticos para pronosticar el comportamiento futuro de una serie temporal, consiste en tres etapas principales la primera es la identificación del modelo, la segunda es la estimación de los parámetros del modelo y por último el diagnóstico del modelo, al aplicar la metodología se espera desarrollar un modelo univariante preciso y confiable que permita pronosticar la producción de leche fresca en la Región de Puno para el período de estudio.

CAPÍTULO IV

RESULTADOS Y DISCUSIÓN

Una vez procesada la información, representamos los cuadros y gráficos para su respectivo análisis discusión e interpretación de la serie correspondiente a la producción de leche en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022.

Tabla 2:

Producción de leche fresca por toneladas en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022

	Ene	Feb	Mar	Abr	May	Jun	Jul	Ago	Set	Oct	Nov	Dic
2002	1818.2	2439.7	2959.5	3071.3	3209.2	2982.1	2855.5	2230.6	1733.4	1557.4	1731.5	1915.0
2003	1824.7	3622.0	5075.6	4979.3	4216.2	3800.0	3128.8	2703.0	1888.5	1671.6	1908.4	1939.6
2004	4335.1	4589.1	5498.4	5423.1	5298.9	4678.2	3115.1	2705.0	1970.8	1683.6	1967.8	2261.1
2005	4611.7	5226.1	6840.9	6106.2	5305.2	4971.5	3484.2	3052.5	2597.0	2096.4	2454.2	2823.7
2006	5700.9	7097.6	9525.8	7637.8	6033.4	5721.6	4446.5	3638.3	3001.6	2488.6	2846.4	3489.3
2007	6040.9	7998.7	10052.3	8437.7	6469.7	5966.6	4539.6	3720.8	2977.1	2492.8	2815.4	3650.9
2008	6760.6	9153.7	9970.9	8466.8	6621.3	6194.6	4694.7	3770.5	3102.4	2651.3	2808.5	3755.5
2009	7190.6	9626.6	10594.0	9813.2	6692.5	6053.6	4558.1	3675.9	3023.0	2788.0	3159.0	3873.0
2010	8137.7	10979.3	11764.1	10610.2	7317.8	6428.5	5031.5	4184.9	3684.4	3177.9	3527.6	4193.9
2011	8137.7	10979.3	11764.1	10610.2	7317.8	6428.5	5031.5	4184.9	3684.4	3177.9	3527.6	4193.9
2012	8174.1	11993.0	12953.0	11651.0	8450.0	7245.0	5350.0	4510.0	3937.0	3245.0	3761.6	4562.1
2013	9121.0	11861.7	12624.3	12124.9	9283.5	7891.8	6338.3	5384.0	4236.8	3453.6	4067.4	4899.7
2014	8648.3	12611.5	13232.3	12597.4	10280.0	8637.8	6743.5	5720.7	4525.4	3666.0	4323.5	4429.3
2015	8276.8	11985.4	12714.3	12469.4	10854.4	9455.1	7867.3	7173.7	5888.3	6508.5	6868.9	6891.1
2016	8557.5	12740.2	13393.5	12902.1	11167.5	10140.6	7991.2	7221.9	5982.8	6562.1	6886.2	6919.3
2017	8812.4	12801.2	13412.4	12995.3	12583.7	10455.4	8431.5	7480.1	6125.9	6615.8	7067.4	7889.5
2018	10350.8	13387.1	13977.2	13106.4	12838.4	10605.2	9030.3	8079.0	6193.7	6739.5	7478.3	8069.1
2019	10665.9	13698.3	14790.9	14255.5	13638.4	12015.4	9564.4	8549.8	6576.2	7119.3	7779.0	8356.2
2020	10916.2	14170.5	15425.8	14396.6	13988.6	12198.4	10146.1	8948.1	6967.7	7630.8	8291.9	8675.3
2021	11566.60	14387.49	15867.69	14898.94	14039.47	12988.68	10900.31	9411.29	7663.97	7903.85	8564.71	9134.15
2022	11929.59	14642.22	16196.66	15483.76	14619.88	13404.39	11627.34	9919.14	8238.51	7976.32	8362.62	9075.33

Nota: Datos de la producción de leche fresca en el departamento de Puno extraídos del INEI 2023

La tabla proporcionada presenta los datos de producción de leche en el departamento de Puno durante el período de 2002 a 2022, desglosados por mes. Estos datos son fundamentales para comprender la dinámica de la producción láctea en la región a lo largo del tiempo. Al observar los datos, se puede apreciar una variabilidad estacional

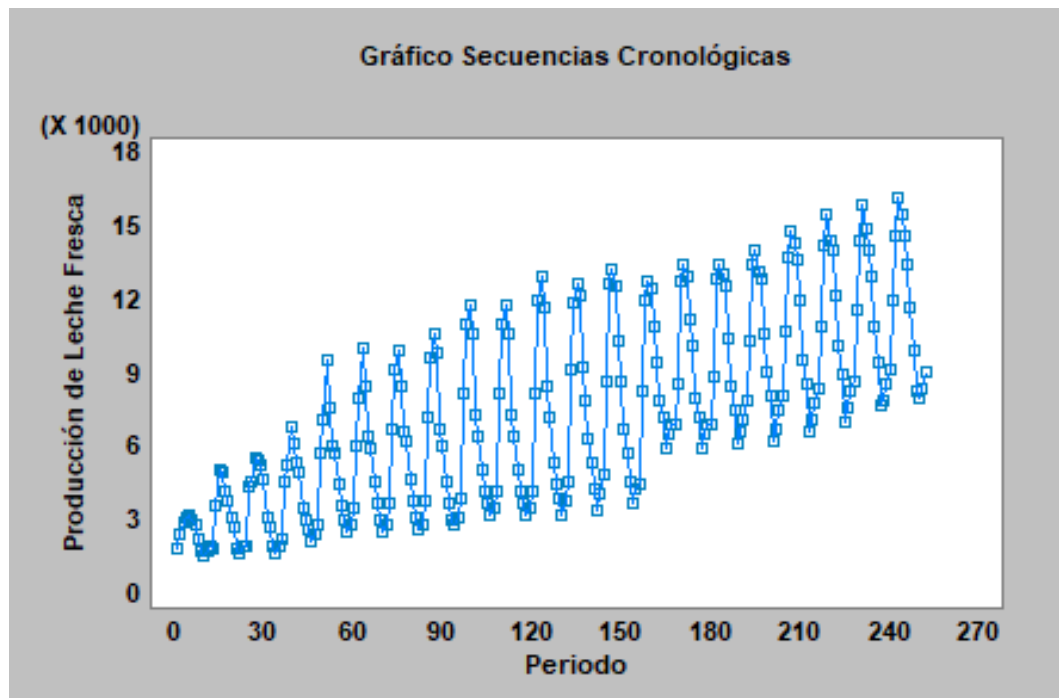


en la producción de leche a lo largo de los meses y un aumento general en la producción a lo largo de los años, durante los primeros años del período analizado, la producción mensual de leche muestra fluctuaciones, con valores que van desde alrededor de 1,557.4 a 16,196.66 toneladas durante este periodo, a medida que avanza el tiempo, se observa una tendencia general al alza en la producción, con cifras que superan los 10,000 toneladas mensuales en los años más recientes, es importante destacar que se observa una estacionalidad marcada en la producción de leche, con picos de producción que tienden a ocurrir en los meses de abril a julio, seguidos de una disminución gradual hacia fines de año, se muestra un patrón estacional puede estar influenciado por factores climáticos, como la disponibilidad de pastos y la temperatura, así como por factores económicos y de mercado que pueden afectar la demanda de productos lácteos, además se puede observar una tendencia general al aumento de la producción de leche a lo largo de los años, lo que sugiere un crecimiento en la actividad ganadera en la región de Puno, este aumento puede estar relacionado con mejoras en las prácticas agrícolas y ganaderas, así como con el acceso a tecnologías y prácticas de manejo del ganado más eficientes.

4.1 IDENTIFICACIÓN DEL MODELO

Figura 4:

Serie histórica de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022

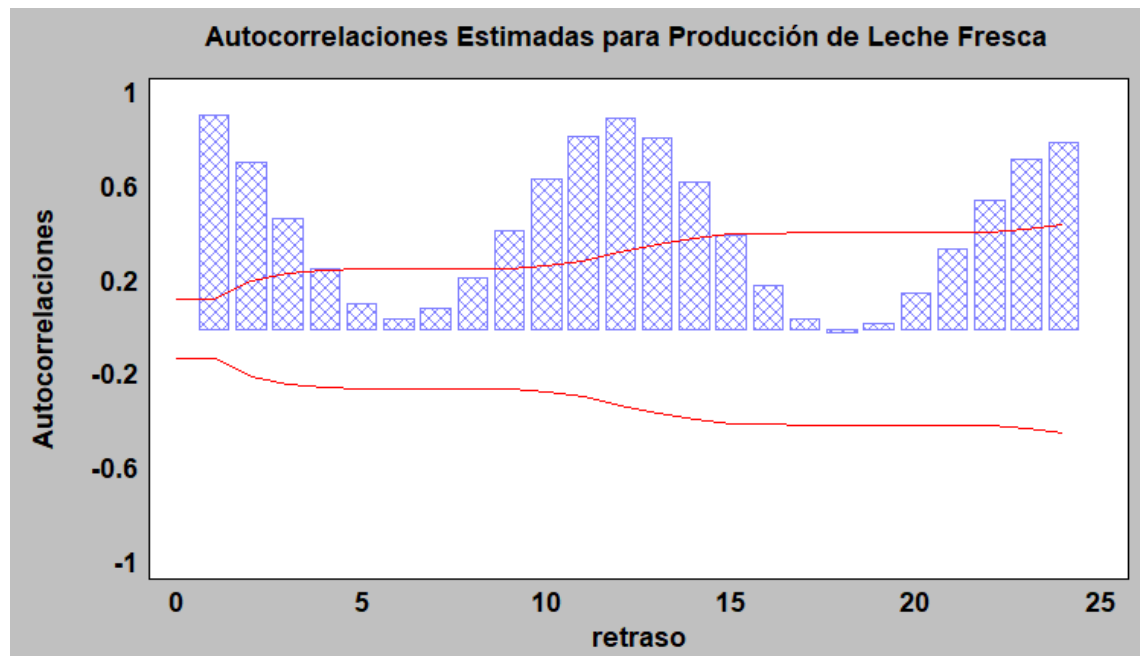


De la serie histórica de la producción de leche fresca en el departamento de Puno se observa periodos grandes y pequeños, por lo que se tiene una serie estacional y no estacional. Al observar la segunda mitad de la serie, se nota una reducción en la varianza de los datos por un período corto, seguida de un aumento leve y fluctuaciones irregulares, esta dinámica sugiere la presencia de cambios en los patrones de producción de leche en el departamento de Puno, que podrían estar relacionados con eventos específicos o tendencias emergentes en el sector lácteo. La tendencia ascendente sugiere un crecimiento continuo en la producción de leche en la región durante el período considerado. Además, se identifican fluctuaciones periódicas regulares en los datos, lo que indica la presencia de estacionalidad en la producción de leche, estas fluctuaciones periódicas pueden estar influenciadas por factores estacionales como las condiciones climáticas, la disponibilidad

de alimentos para el ganado y los ciclos de reproducción del ganado, es importante señalar que la serie exhibe una variabilidad considerable en los datos, con fluctuaciones irregulares a lo largo de los años, esta variabilidad puede deberse a una serie de factores, incluidos cambios en las condiciones económicas, políticas y climáticas que afectan la producción de leche en la región.

Figura 5:

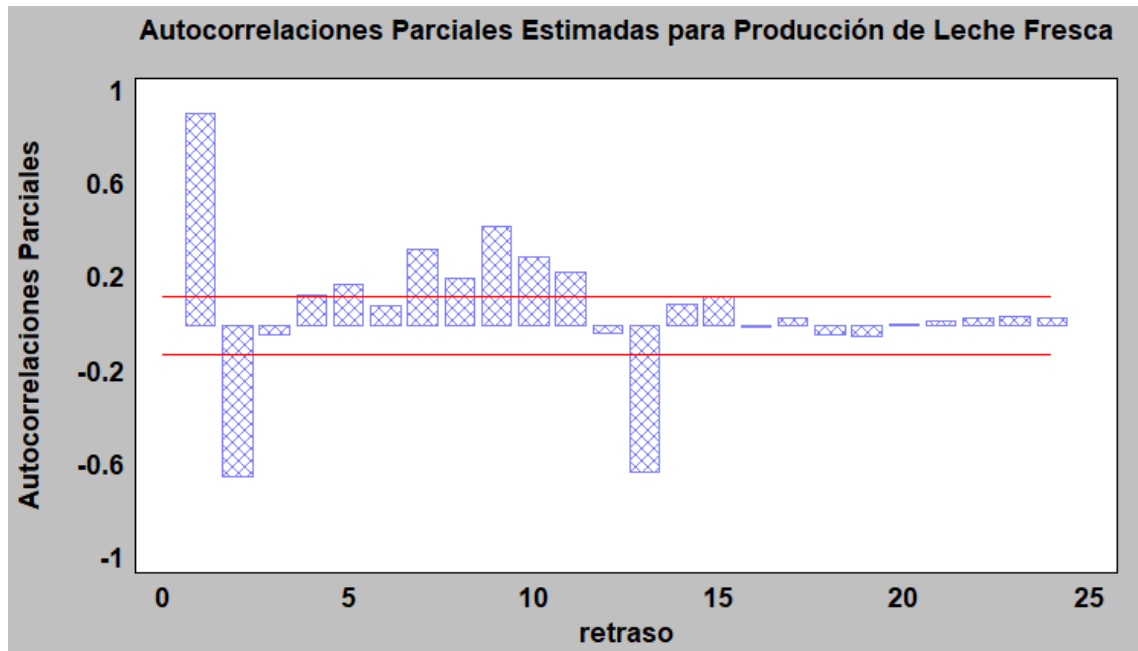
Función de autocorrelación estimada de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022



En el correlograma se presenta 24 coeficientes de autocorrelación, de estos se tiene que 13 de los 24 coeficientes son significativos a un nivel de confianza del 95%, por lo que la serie puede no ser completamente estacionaria, sugiriendo que las observaciones no siguen un patrón predecible a lo largo del tiempo.

Figura 6:

Función de autocorrelación parcial estimada de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022

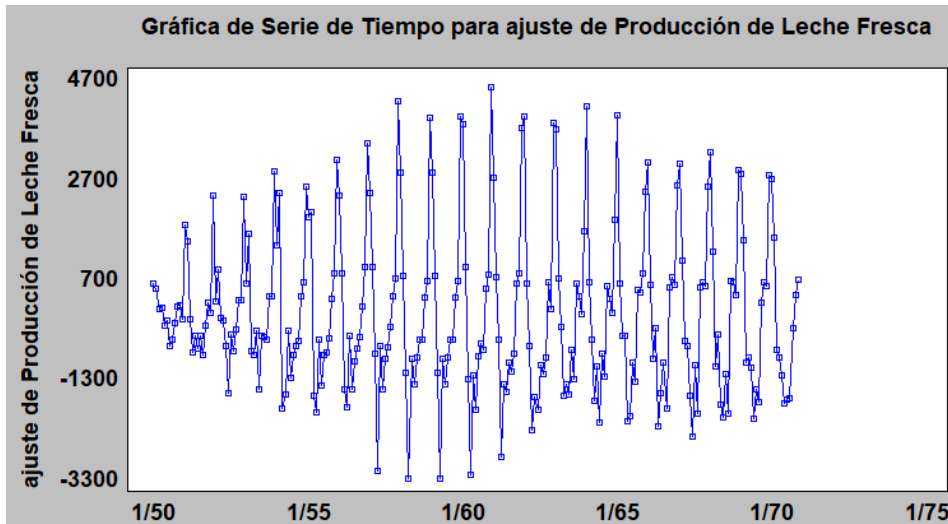


En el gráfico se muestra los límites de probabilidad de la producción de leche en la región de Puno. Donde 10 de 24 coeficientes de autocorrelación parcial son significativos al 95% de confianza. Se observa un ajuste adecuado y una varianza reducida en los datos, indicando una uniformidad y consistencia en la producción a lo largo del tiempo, esto señala que la serie histórica se asemeja a un ruido blanco, un proceso estocástico en el que las observaciones son independientes y tienen la misma varianza, lo que sugiere un comportamiento aleatorio y una falta de patrones discernibles en la producción de leche fresca en la región de Puno durante el período estudiado. Se requiere realizar la primera diferencia para que la serie sea completamente aleatoria.

Diferencia no Estacional

Figura 7:

Primera diferencia en la serie de la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022

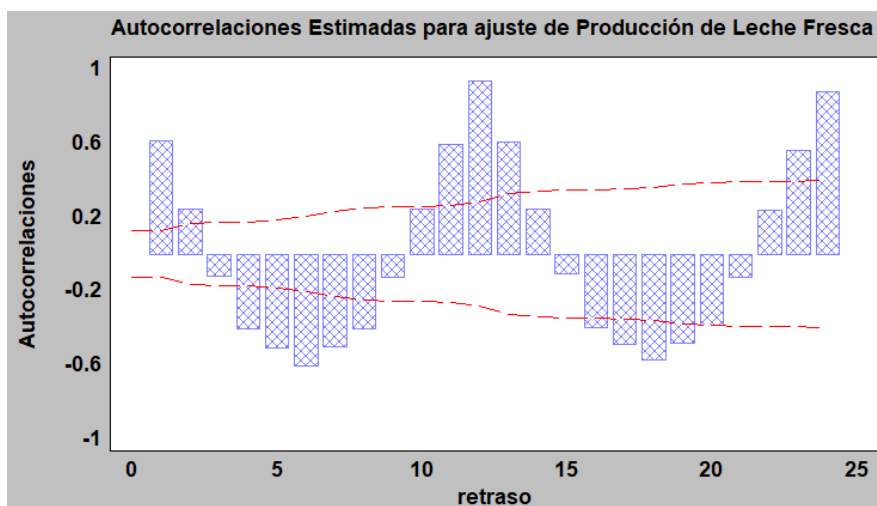


Se observa que al aplicar la primera diferencia en la serie de producción de leche fresca en la Región de Puno, 2002 – 2022, los datos no presentan ninguna tendencia en absoluto.

Autocorrelación de la Diferenciación no Estacional

Figura 8:

Función de Autocorrelación Estimada para el Ajuste de Producción de Leche Fresca

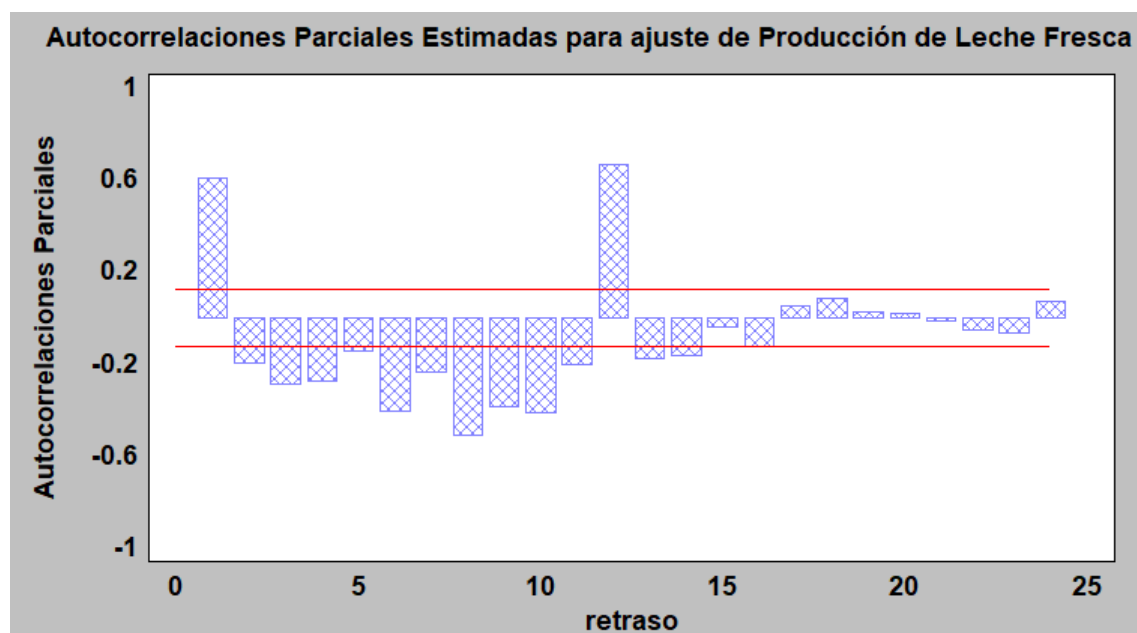


Del correlograma se observa que 17 coeficientes presentan una alternancia de signos y son significativos al 95% de confianza. Por lo que aun la serie no es completamente aleatoria.

Autocorrelación Parcial de la Diferenciación no estacional

Figura 9:

Función de Autocorrelación Parcial Estimada para el Ajuste de Producción de Leche Fresca

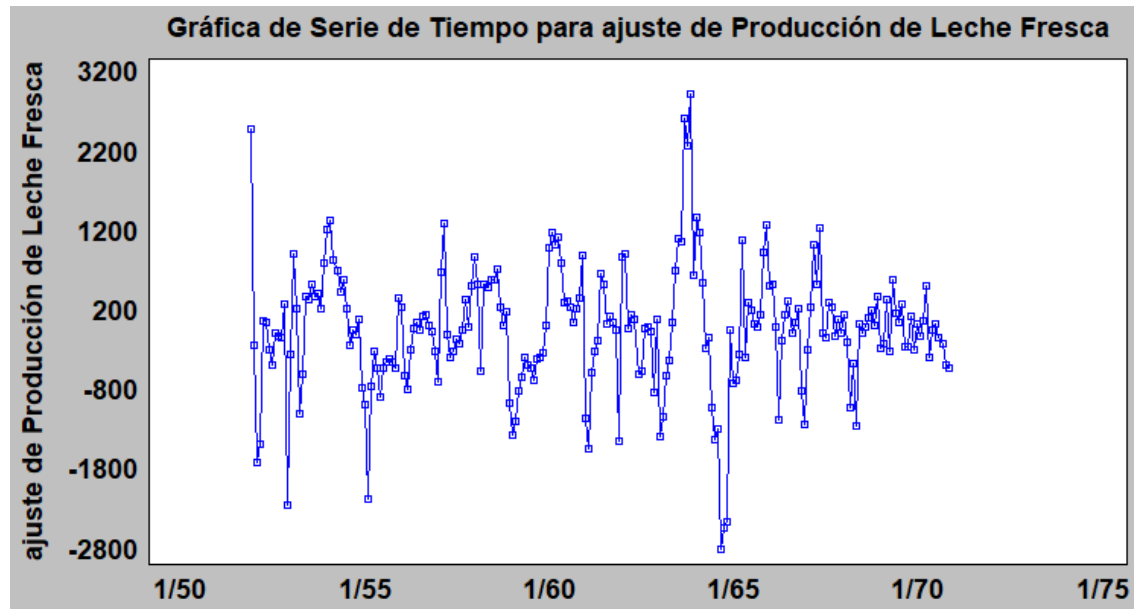


Del correlograma se observa que el comportamiento de la nueva serie en la parte de abajo presenta una mayor caída de coeficiente, 14 coeficientes de 24 son significativos al 95% de confianza. A partir del coeficiente 15 se aprecia que los coeficientes se encuentran cercanos a 0, faltando así para ser un ruido blanco. Presenta la característica de un modelo de Media Movil (MA) en vista que en su primer retardo tiene un pico significativo.

Diferenciación Estacional

Figura 10:

Diferenciación Estacional de la nueva serie de producción de leche fresca en la Región de Puno, 2002-2022

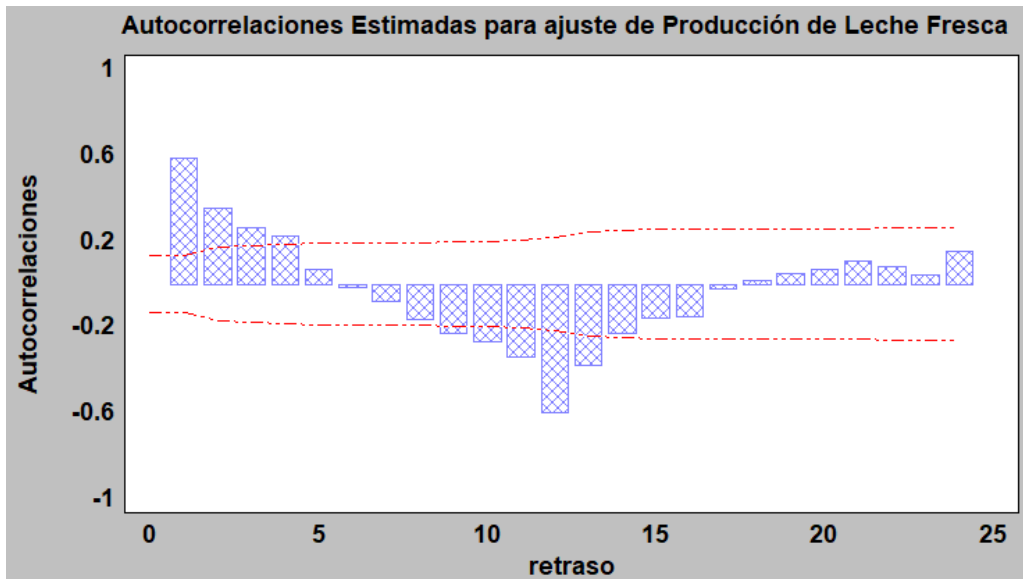


En la diferencia estacional se pierden 12 datos al inicio y se observa que los datos se presentan algo regular respecto a la diferencia no estacional. Asimismo, presenta periodos, pero no una tendencia, podemos decir que tenemos una serie casi estacionaria que se corroboran con las autocorrelaciones.

Autocorrelación Estimadas de la Diferenciación Estacionaria

Figura 11:

Función de Autocorrelación Estimadas para ajuste de Producción de Leche Fresca

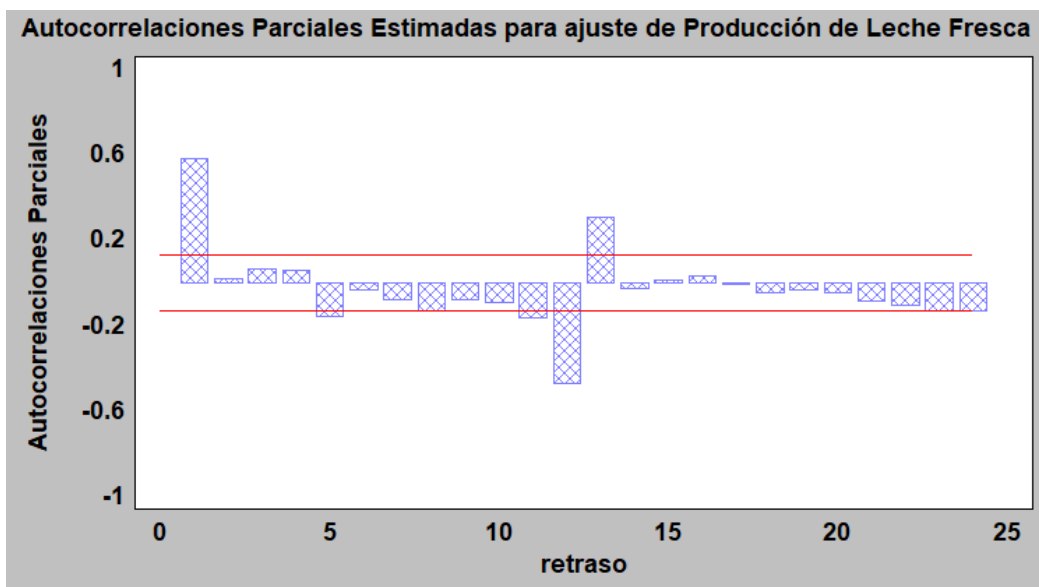


Se observa en el correlograma que 9 coeficientes son significativos, los demás se encuentran dentro de los límites al borde de 0. Es por eso que se podrían considerar como ceros.

Autocorrelación Parcial de la Diferenciación Estacional

Figura 12:

Función de Autocorrelación Parciales Estimadas para el ajuste de la Producción de Leche Fresca



Del correlograma se observa coeficientes con una alternancia de signos, en comparación a los datos originales se observa que los datos están suavizados por lo que tenemos una característica de un modelo de Media Movil Simple (SMA).

Por lo tanto, el modelo identificado viene a ser un modelo (MA) para la parte no estacional y un modelo (SMA) para la parte estacional, concluyendo así un modelo multiplicativo ARIMA(0,1,1)(0,2,1)₁₂ y su ecuación viene a ser lo siguiente:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - 2y_{t-13} + y_{t-14} - \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} - \hat{\theta}_{12} \hat{\varepsilon}_{t-12} + \hat{\theta}_{13} \hat{\varepsilon}_{t-13}$$

4.2 ESTIMACIÓN DEL MODELO

Una vez ya identificado el modelo ARIMA multiplicativo para la producción de leche fresca en la Región de Puno, se estimaron sus parámetros y demás componentes, utilizando el programa estadístico Statgraphics Centurion, que se muestra en la tabla siguiente:

Tabla 3:

Resumen del modelo multiplicativo ARIMA (0,1,1)(0,2,1) para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022

Parámetro	Estimado	Error Estd.	t	Valor-P
MA(1)	0.287056	0.0623872	4.60121	0.000007
SMA(1)	0.939877	0.0154319	60.9047	0.000000

La tabla presenta el resumen del modelo multiplicativo ARIMA (0,1,1)(0,2,1) estimado para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el período 2002-2022, los parámetros estimados del modelo, junto con sus errores estándar, valores t y valores p, proporcionan información crucial sobre la relación entre las observaciones pasadas y presentes de la producción láctea en la región, el parámetro MA(1) presenta un valor estimado de 0.287056 siendo este menor a 1, por lo que es aceptado, con un error estándar de 0.0623872. Este coeficiente de promedio móvil de primer orden muestra una

fuerte relación entre los errores pasados y presentes del modelo, los valores t y p indican una significancia estadística muy alta para este parámetro, lo que sugiere su importancia en el modelado de la producción láctea. El parámetro SMA(1) tiene un valor estimado de 0.939877 que también es menor que 1 y es aceptado, con un error estándar de 0.0154319 este coeficiente de promedio móvil estacional de primer orden indica una relación significativa entre los errores estacionales pasados y presentes del modelo. Al igual que los otros parámetros, el valor t y el valor p extremadamente altos reflejan una significancia estadística muy alta para este parámetro.

En conjunto, los parámetros estimados del modelo ARIMA multiplicativo sugieren una relación significativa entre las observaciones pasadas y presentes de la producción de leche fresca en el departamento de Puno, lo que respalda la utilidad del modelo para pronosticar la producción futura de leche fresca en la región, lo que puede ser invaluable para la planificación y gestión eficaz de la industria láctea local. La varianza estimada del ruido blanco viene a ser 230715. con 225 grados de libertad, lo que indica la variabilidad inherente de los residuos del modelo. Además, la desviación estándar estimada del ruido blanco es de 480.328, lo que proporciona una medida de la dispersión de los residuos alrededor de su media, además se realizaron 6 iteraciones en esta prueba para obtener una evaluación más robusta del ajuste del modelo lo que proporciona un ajuste adecuado a los datos de producción de leche fresca en Puno y no hay evidencia suficiente para indicar que el modelo no se ajusta bien a los datos.

Luego el modelo estimado es:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - 2y_{t-13} + y_{t-14} - \hat{\theta}_1 \hat{\epsilon}_{t-1} - \hat{\theta}_{12} \hat{\epsilon}_{t-12} + \hat{\theta}_{13} \hat{\epsilon}_{t-13}$$

El parámetro $\hat{\theta}_{13}$ se calcula por el producto de $\hat{\theta}_1 * \hat{\theta}_{12}$:

$$\hat{\theta}_{13} = \hat{\theta}_1 * \hat{\theta}_{12} = (0.287056)(0.939877) = 0.269797$$

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - 2y_{t-13} + y_{t-14} - 0.287056\hat{\varepsilon}_{t-1} - 0.939877\hat{\varepsilon}_{t-12} + 0.269797\hat{\varepsilon}_{t-13}$$

El modelo estimado es:

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - 2y_{t-13} + y_{t-14} - 0.287056\varepsilon_{t-1} - 0.939877\varepsilon_{t-12} + 0.269797\varepsilon_{t-13}$$

4.3 VALIDACIÓN DEL MODELO

- Valores estimados en valor absoluto menores que 1:

$$|\hat{\theta}_1| = |0.287056| < 1 \text{ y } |\hat{\theta}_{12}| = |0.939877| < 1$$

Los valores estimados del modelo ARIMA (0,1,1)(0,2,1) son menores que 1, por lo que cumple con la condición necesaria para la validez del modelo, es estacionaria.

- Valor de los coeficientes estimados menor que 0.05

MA(1): P-valor = 0.000007 < 0.05

SMA(1): P-valor 0.000000 < 0.05

Son significativos.

Planteamiento de Hipótesis del Modelo ARIMA(0,1,1)(0,2,1)

- Ho: Los residuos no presentan autocorrelación significativa, son considerados como ceros, lo que indica que cumplen con la suposición de ruido blanco.
- H1: Los residuos presentan autocorrelación significativa, no son considerados como ceros, lo que indica que no cumplen con la suposición de ruido blanco.

Prueba Box-Pierce

Tabla 4:

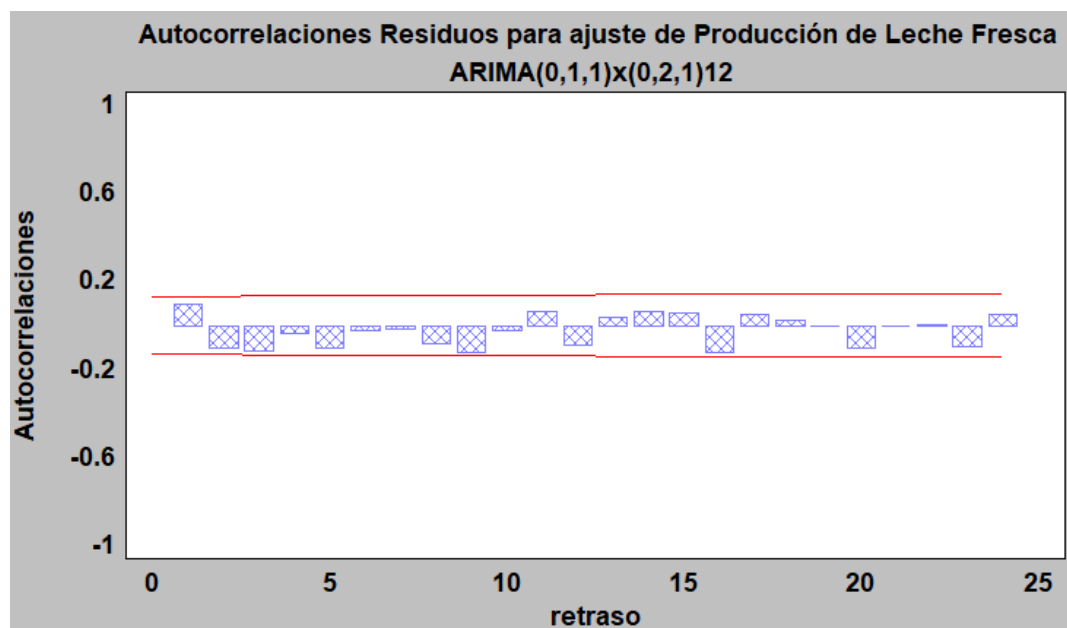
Prueba de aleatoriedad de Residuos Box-Pierce

Autocorrelaciones	Estadístico	Valor-P
24	29.3014	0.136455

Basada en las primeras 24 autocorrelaciones, arroja un estadístico de prueba para muestras grandes de 29.3014, y un Valor de $P = 0.136455 > 0.05$, por lo que, no se puede rechazar la hipótesis nula, la serie es aleatoria y todas las autocorrelaciones son consideradas como ceros, a un nivel de confianza del 95%. La serie es un ruido blanco, por lo que el modelo es válido.

Figura 13:

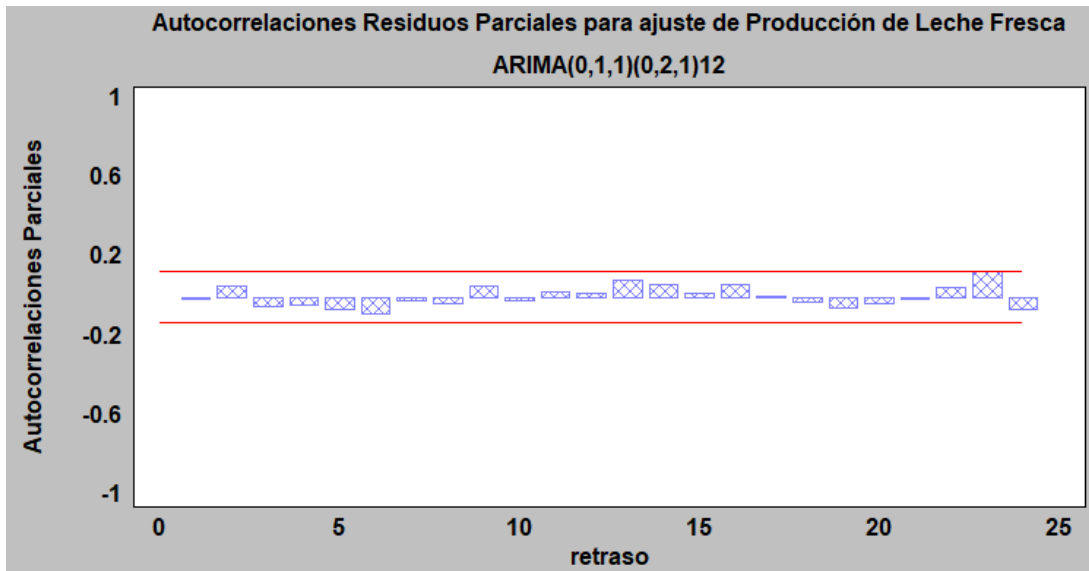
Función de autocorrelación de residuales para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022



Del correlograma se observa que todos los coeficientes están dentro de los límites del 95% de confianza, es una propiedad fuerte para validar el modelo.

Figura 14:

Función de Autocorrelación Parcial de residuales para la producción de leche fresca en el departamento de Puno durante el periodo 2002 – 2022



Del correlograma se observa que todos los coeficientes están dentro de los límites del 95% de confianza, los coeficientes pueden considerarse como cero, es un ruido blanco.

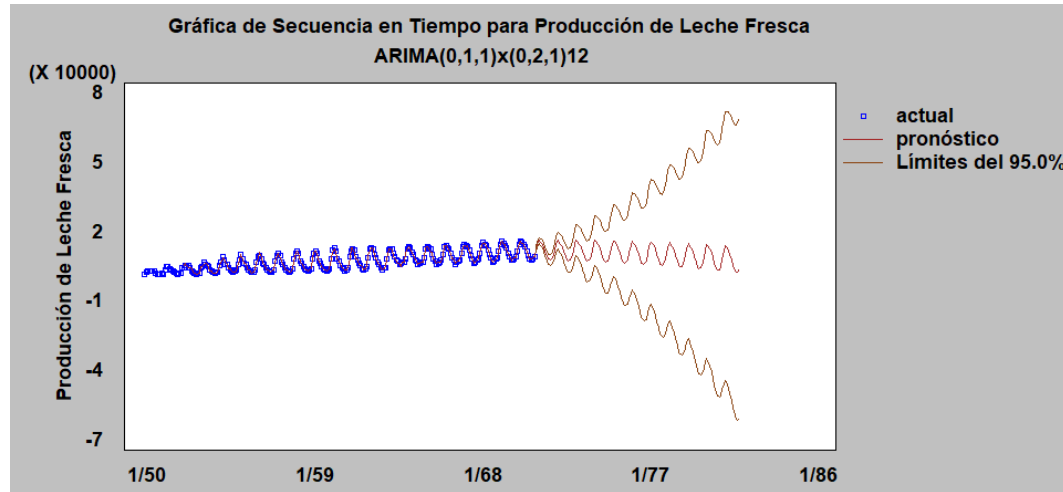
4.4 PRONOSTICO DEL MODELO

Se presenta los pronósticos para la producción de leche fresca en el departamento de Puno para los próximos 132 meses, abarcando desde enero del 2023 hasta diciembre del 2033, cada fila corresponde a un periodo futuro, con su respectivo pronóstico, así como los límites inferior y superior del intervalo de confianza del 95% para el pronóstico.

De los pronósticos se observa un incremento en la producción teniendo una producción variada con un mínimo de 2602.22 toneladas hasta 16401.6 toneladas en producción de leche fresca en la Región de Puno durante los años 2023 hasta el 2033.

Figura 15:

Gráfica de secuencia la para producción de leche fresca para los meses del 2023 al 2033



Se observa que la producción a lo largo de los años venideros del 2023 al 2033 presentan un ligera disminución en la producción, la producción más alta tendrá lugar en marzo de 2024 teniendo una producción de 16401.6 toneladas, los resultados brindan una estimación del nivel esperado de producción para cada mes, además los intervalos de confianza proporcionan información sobre la incertidumbre asociada a estos pronósticos, lo que permite evaluar la variabilidad en las estimaciones, esto resulta crucial para la planificación y la toma de decisiones relacionadas con la producción y distribución de leche fresca en la región de Puno.

$$\hat{y}_t = y_{t-1} + y_{t-12} - 2y_{t-13} + y_{t-14} - \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_{t-1} - \hat{\theta}_{12} \hat{\varepsilon}_{t-12} + \hat{\theta}_{13} \hat{\varepsilon}_{t-13}$$

$$\hat{y}_{253} = 9075.33 + 9134.15 - 2(8564.71) + 7903.85 - 0.287056\varepsilon_{t-1} - 0.939877\varepsilon_{t-12} + 0.269797\varepsilon_{t-13}$$

$$\hat{Y}_{253} = 11952.7$$

El modelo ARIMA revela relaciones significativas entre los valores previos de la producción de leche y los errores pasados, y su influencia en el valor actual. El coeficiente



negativo para el valor de la producción de leche en el período anterior (-0.287056) sugiere una tendencia negativa, indicando que una disminución en la producción anterior está asociada con una disminución en el valor actual. Los coeficientes para los errores pasados (-0.939877) señala una corrección en el valor actual en respuesta a los errores previos, mientras que el coeficiente positivo para el error ocurrido hace 13 meses (0.269797) sugiere una posible tendencia a largo plazo, donde un error positivo en el pasado tiende a contribuir a un aumento en el valor actual.

4.5 DISCUSIÓN

La eficacia del modelo ARIMA identificado en la predicción de la producción de leche fresca en la región de Puno refleja una tendencia común en la literatura. Investigaciones como la de Chien et al. (2023), que aplicaron un enfoque híbrido ARIMA-AdaBoost para predecir la calidad del producto en la fabricación de maquinaria industrial, destacan la capacidad de los modelos ARIMA para manejar patrones complejos y cambios dinámicos en los datos. Además, Lia et al. (2023) proponen un marco robusto de predicción de series de tiempo llamado spARIMA, que aborda la inestabilidad causada por datos ruidosos en el modelo ARIMA. Estos estudios respaldan la elección del modelo ARIMA como una herramienta eficaz para modelar y predecir fenómenos complejos como la producción de leche fresca en Puno.

La observación de una tendencia creciente en la producción de leche fresca en la región de Puno está respaldada por investigaciones previas en campos relacionados. Guerra et al. (2022) pronosticaron la producción de leche en vacas Brown Swiss del Altiplano Peruano y también observaron una tendencia creciente en la producción. Este patrón puede atribuirse a varios factores, como mejoras en las prácticas agrícolas, avances en la tecnología de producción y cambios en la demanda del mercado. Además, Quispe (2024) analizó la producción de lácteos y quesos utilizando la metodología univariada de Box Jenkins y encontró resultados consistentes con una tendencia al alza en la compra de leche en la provincia de Melgar. Estos hallazgos respaldan la consistencia de la tendencia creciente en la producción láctea en diferentes regiones de Perú.

La precisión de los pronósticos generados por el modelo ARIMA es fundamental para la toma de decisiones informadas en la industria láctea. Este hallazgo está en línea con investigaciones previas que destacan la importancia de la precisión predictiva en



diferentes contextos. Veerasak et al. (2023) encontraron que un modelo de series temporales fuzzy superó a otros en la predicción de epidemias de enfermedades en Tailandia, resaltando la necesidad de precisión en la predicción para la formulación de políticas de prevención y control. Además, Huañahui & Cjuno (2021) identificaron el modelo SARIMA(0,1,1)(0,1,1) como el más adecuado para predecir la incidencia mensual de Infecciones Respiratorias Agudas (IRA) en niños menores de cinco años en Cusco, demostrando la importancia de modelos precisos para la predicción de eventos de salud pública.

La validación del modelo ARIMA mediante pruebas estadísticas como la prueba Box-Pierce respalda su fiabilidad y precisión en la predicción de la producción de leche fresca en Puno. Este enfoque de validación se asemeja a la metodología utilizada en estudios como el de Jordan & Vergara (2020), quienes identificaron modelos ARIMA para predecir la producción y demanda de agua en un distrito específico. Además, Ashourloo et al. (2020) desarrollaron un método automático innovador para diferenciar campos de cultivo de patata de otros cultivos mediante el análisis de imágenes satelitales, utilizando características espectrales distintivas. Estos hallazgos respaldan la confiabilidad y la adaptabilidad de los modelos ARIMA en diferentes contextos y sugieren su aplicabilidad en la predicción precisa de fenómenos complejos en diversas industrias.



V. CONCLUSIONES

PRIMERO: Los datos de producción de leche fresca en la región de Puno durante el periodo comprendido entre 2002 y 2022 ha identificado el modelo ARIMA multiplicativo $(0,1,1)(0,2,1)$ como una herramienta eficaz para modelar y pronosticar la producción mensual de leche fresca en la región, este modelo ha sido respaldado por una serie de pruebas de ajuste y significancia estadística, proporciona una base sólida para comprender y predecir la dinámica de la producción láctea en la región, ofreciendo valiosa información para la planificación y toma de decisiones en el sector lácteo.

SEGUNDO: Nuestro análisis revela que la producción de leche fresca en la región de Puno ha experimentado una tendencia generalmente creciente durante el período de estudio, con fluctuaciones estacionales y cíclicas, desde un inicio en 2002 con alrededor de 1818.2 unidades hasta alcanzar un pico en 2022 con aproximadamente 10916.2 unidades.

TERCERO: El modelo ARIMA multiplicativo $(0,1,1)(0,2,1)$ nos permite generar pronósticos precisos para la producción futura de leche fresca en la región de Puno, según nuestras estimaciones se espera que la producción continúe aumentando en los próximos meses con pronósticos que van desde aproximadamente 11791.3 toneladas en el próximo periodo hasta alrededor de 8024.6 toneladas en el último periodo proyectado ya que estos pronósticos brindan información valiosa para la planificación estratégica y operativa en el sector lácteo.

CUARTO: La prueba Box-Pierce, confirman la adecuación del modelo ARIMA multiplicativo $(0,1,1)(0,2,1)$ para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, los resultados obtenidos respaldan la fiabilidad y precisión del modelo, además una varianza estimada del ruido blanco de y un estadístico de prueba de 29.3014 para



muestras grandes, junto con un valor p de 0.136455 en la prueba Box-Pierce, podemos afirmar con confianza que el modelo proporciona pronósticos sólidos y confiables para la producción de leche fresca en la región de Puno.



VI. RECOMENDACIONES

PRIMERO: Considerando la efectividad del modelo ARIMA multiplicativo $(1,1,1)(0,2,2)$ en la predicción de la producción mensual de leche fresca en la región de Puno, se recomienda su implementación continua como una herramienta fundamental en la planificación y toma de decisiones en el sector lácteo ya que es crucial mantener actualizados los datos y realizar análisis periódicos para ajustar el modelo según sea necesario, garantizando así su relevancia y utilidad a lo largo del tiempo.

SEGUNDO: Con base en la tendencia creciente de la producción de leche fresca en la región de Puno, se recomienda que los actores del sector lácteo, incluidos productores, procesadores y autoridades gubernamentales, continúen invirtiendo en el desarrollo y fortalecimiento de la infraestructura y la cadena de suministro lácteo, esto podría incluir mejoras en la tecnología agrícola, programas de capacitación para productores y acciones para promover la calidad y seguridad de los productos lácteos.

TERCERO: Para optimizar el uso de los pronósticos generados por el modelo ARIMA multiplicativo, se recomienda establecer mecanismos de comunicación eficaces entre los actores del sector lácteo y las autoridades locales por lo que esto facilitará la coordinación de actividades de producción, distribución y comercialización, asegurando una respuesta rápida y eficiente a las fluctuaciones en la producción de leche fresca y las demandas del mercado.

CUARTO: Dado el éxito de la validación del modelo para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, se recomienda continuar monitoreando de cerca su desempeño y realizar evaluaciones periódicas de su precisión y relevancia, además se sugiere explorar otras técnicas y modelos complementarios que puedan mejorar aún más la capacidad predictiva y la robustez del sistema de pronóstico.



VII. REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- Ashourloo, D., Shahrabi, H., Azadbakht, M., Rad, A. M., Aghighi, H., & Radiom, S. (Agosto de 2020). Un método novedoso para el mapeo automático de patatas utilizando series temporales de imágenes de Sentinel-2. *ScienceDirect*, 175. doi:10.1016/j.compag.2020.105583
- BBVA. (1 de Agosto de 2023). Obtenido de Economía y Finanzas: <https://www.bbva.com/es/economia-y-finanzas/que-es-y-como-nos-afecta-la-estacionalidad/>
- Campos, R. M. (26 de Abril de 2021). Leche y Bebida Vegetales. *IBERO PUEBLA*, 6. Obtenido de <https://repositorio.iberopuebla.mx/bitstream/handle/20.500.11777/5017/Leche%20y%20bebidas%20vegetales.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Carrasco, J. C. (2023). *Producción nacional de leche fresca de vaca alcanzó las 1.732.508 toneladas entre enero y octubre de 2022*. Nacional, MIDAGRI. Obtenido de <https://agraria.pe/noticias/produccion-nacional-de-leche-fresca-de-vaca-alcanzo-las-1-73-30539>
- Chien, C. H., Trappey, A., & Wang, C. C. (Agosto de 2023). Enfoque híbrido ARIMA-AdaBoost para la predicción de la calidad del producto en la fabricación avanzada de transformadores. (ELSEVIER, Ed.) *ScienceDirect*, 57. doi:10.1016/j.aei.2023.102055
- Díaz, W. M. (2022). *Sistema De Producción De Leche Y Desarrollo Sostenible En Comunidades Campesinas Del Distrito De Paruro, 2021*. Universidad Andina del Cusco, PosGrado, Cusco. Obtenido de <https://repositorio.una.edu.pe/4199/1/tnl01m385a.pdf>



- Extensión Académica. (s.f.). Series y Modelos de Tiempo. 4. Obtenido de https://gc.scalahed.com/recursos/files/r161r/w25491w/Tema2_MCF.pdf
- García, P. G. (2020). *LACTALIS PULEVA*. Obtenido de <https://www.lechepuleva.es/la-leche/leche-fresca#:~:text=La%20leche%20fresca%20es%20la,potencialmente%20peligrosos%20que%20pueden%20provocar>
- González, M. E., Baseca, C. C., Gonzáles, M. N., Moradillo, J. C., Puente, Á. A., & Cosío, Á. H. (2022). *Predicción de la humedad en una plantación de patatas mediante modelos neuronales de series temporales*. Universidad de Burgos. Elsevier. doi:10.1016/j.jocs.2021.101547
- Guerra, U. H., Sucari, R. M., Quispe, Y. P., Chuchi, E. A., Ruelas, E. F., & Durand, M. G. (1 de Octubre de 2022). Aplicación de un modelo “ARIMA” para pronosticar la producción de leche en vacas Brown Swiss del altiplano peruano. *IX(2)*. doi:10.36610/j.jsaas.2022.090200077
- Huañahui, J. C., & Cjuno, S. C. (2021). *Modelo De Prediccion Mensual De Infeccion Respiratoria Aguda (Ira) En Niños Menores De 5 Años En La Micro Red El Descanso – Cusco, 2014-2019*. Tesis, Universidad Nacional de San Antonio Abad del Cusco, Ciencias, Cusco. Obtenido de https://repositorio.unsaac.edu.pe/bitstream/handle/20.500.12918/5621/253T20210025_TC.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- INEI. (2023). *Producción agropecuaria según principales productos, 2001-2023*. Instituto Nacional de Estadística e Informática, Publicaciones Digitales, Región Puno. Obtenido de https://www.inei.gob.pe/media/MenuRecursivo/publicaciones_digitales/Est/Lib1921/puno.htm



- Jiménez, K. J., & Vásquez, W. J. (2019). *Modelos Arima univariante de series temporales para la producción y demanda de agua en el distrito de Lambayeque, periodo 2002 – 2017*. TESIS, Universidad Nacional Pedro Ruiz Gallo, Ciencias Físicas y Matemáticas, Lambayeque. Obtenido de <https://repositorio.unprg.edu.pe/handle/20.500.12893/8216>
- Jordan, F. R., & Vergara, C. C. (21 de Setiembre de 2020). Trastorno por déficit de atención con hiperactividad (TDAH) en niños y adolescentes. Una revisión clínica. *SciELO*, 83(3). doi:10.20453/rnp.v83i3.3794
- Lia, Y., Wu, K., & Liu, J. (7 de Junio de 2023). ARIMA a su propio ritmo para una predicción sólida de series temporales. (ELSEVIER, Ed.) *ScienceDirect*, 269(C). doi:10.1016/j.knosys.2023.110489
- MINAGRI. (2023). *Observatorio de COMMODITIES Leche y Derivados*. Lima: Ministerio de Desarrollo Agrario y Riego. Obtenido de https://repositorio.midagri.gob.pe/bitstream/20.500.13036/1405/1/Observatorio%20de%20Commodities%20Leche%20y%20Derivados_%20jul-set%202022.pdf
- Muñoz, T. G., & Gaggero, A. (2023). *Digibug*. Obtenido de <https://digibug.ugr.es/bitstream/handle/10481/80670/Econometria%203.pdf?sequence=1&isAllowed=y>
- Punyapornwithaya, V., Arjkumpa, O., Buamithup, N., Kuatako, N., Klaharn, K., Sansamur, C., & Jampachaisri, K. (Agosto de 2023). Pronóstico de nuevos casos diarios de enfermedad de la piel grumosa en Tailandia en diferentes etapas de la epidemia utilizando series temporales de lógica difusa, métodos NNAR y ARIMA. *Medicina Veterinaria Preventiva*, 217. doi:10.1016/j.prevetmed.2023.105964



- Quispe, R. C. (2024). *Aplicación de la Metodología Box Jenkins en la Producción de Leche y Queso Mensualizado de la Provincia de Melgar*. TESIS, Universidad Nacional del Altiplano, Ingeniería Estadística e Informática, Puno. Obtenido de http://repositorio.unap.edu.pe/bitstream/handle/20.500.14082/21238/Chuquimamani_Quispe_Roger.pdf?sequence=1&isAllowed=y
- Robert, J. (Octubre de 2022). Producción. Puebla, México: Publicaciones Bajo el Volcán. Obtenido de <http://www.apps.buap.mx/ojs3/index.php/bevol/article/view/2465/1884>
- Rojas, J. K. (2022). Análisis de Series de Tiempo. En J. K. Rojas, *Ciencias de Datos para Ciencias Naturales*. Costa Rica. Obtenido de https://bookdown.org/keilor_rojas/CienciaDatos/an%C3%A1lisis-de-series-de-tiempo.html
- Sampieri. (2018). *uca.ac.cr*. Obtenido de Metodología de investigación: <https://www.uca.ac.cr/wp-content/uploads/2017/10/Investigacion.pdf>
- Silva, I. (05 de Abril de 2023). *ALURA*. Obtenido de Artículos de Tecnología: <https://www.aluracursos.com/blog/tipos-de-estacionalidad>
- Slimstock. (2024). *Slimstock*. Obtenido de <https://www.slimstock.com/es/blog/cada-cuanto-realizar-un-forecast/#:~:text=El%20forecast%20mensual%20significa%20que,m%C3%A1s%20en%20un%20a%C3%B1o%20determinado.>
- Sotaquirá, M. (3 de Junio de 2022). Obtenido de Guía completa para el Análisis de Series de Tiempo: <https://www.codificandobits.com/blog/guia-analisis-de-series-de-tiempo/>
- Tonato, A. P. (2024). *Diseño y Simulación de una Línea de Producción Piloto de Queso de Leche de Vaca*. Universidad Politécnica Salesiana Sede Quito. Ecuador:



Publicaciones de Repositorio Institucional. Obtenido de MAPA:

<https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/27373/1/TTQ1491.pdf>

Uta, A. (s.f.). *Aymara Uta jaya mara aru*. Obtenido de

<https://aymara.org/webarchives/www2001/mapa/puno.html>

Villacorta, J. M. (2024). *Modelo Predictivo Basado en Redes Neuronales Artificiales para*

Pronosticar el Consumo de Agua Potable en la Ciudad de Iquitos. Tesis,

Universidad Nacional Federico Villarreal, PosGrado, Iquitos. Obtenido de

https://repositorio.unfv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.13084/8532/TESIS_RA

[MIREZ%20VILLACORTA%20JIMMY%20MAX_.pdf?sequence=1&isAllowe](https://repositorio.unfv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.13084/8532/TESIS_RA)

[d=y](https://repositorio.unfv.edu.pe/bitstream/handle/20.500.13084/8532/TESIS_RA)

Zandoval, E. M. (22 de Mayo de 2021). Modelo ARIMA sobre el consumo de agua de

uso poblacional en la ciudad de Tacna. *REVISTA VERITAS ET SCIENTIA - UTP,*

10(1). doi:10.47796/ves.v10i1.461



ANEXOS

Anexo 1: Matriz de Consistencia

PROBLEMAS	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES	METODOLOGÍA
<p>Planteamiento del problema.</p> <p>¿Cuál sería el modelo univariante para la predicción de la producción de leche fresca en la región de Puno, 2002-2022?</p> <p>Problemas específicos.</p> <ul style="list-style-type: none"> - ¿Cuál será la tendencia de la producción de leche fresca en los siguientes años en la región de Puno? - ¿Cómo sería la producción de leche fresca en la región de Puno en el periodo del 2023 a 2033? <p>¿Es válido el modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022?</p>	<p>Objetivo General.</p> <p>Identificar un modelo univariante para el pronóstico mensual de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022.</p> <p>Objetivos Específicos.</p> <ul style="list-style-type: none"> - Identificar la tendencia de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022 - Determinar el pronóstico para el modelo univariante alcanzado para la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2023-2033 - Validar el modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022 	<p>Hipótesis General</p> <p>El modelo univariante proporciona un mejor ajuste para el pronóstico mensual de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022.</p> <p>Hipótesis Específicas.</p> <ul style="list-style-type: none"> - La tendencia de la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022 es bueno. - El pronóstico del modelo univariante alcanzado para la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2023-2033, es bueno. - El modelo univariante para pronosticar la producción de leche fresca en la región de Puno, periodo 2002-2022 es válido 	<p>Variable Dependiente:</p> <p>Indicador de producción.</p> <p>Variable Independiente:</p> <p>Producción de leche fresca en la región de Puno 2002-2022.</p>	<p>Diseño de la investigación.</p> <p>No experimental de corte longitudinal con observación</p> <p>Tipo de investigación.</p> <p>Descriptivo analítico-aplicado y predictivo.</p> <p>Metodología de análisis de datos.</p> <p>Box-Jenkins, modelos ARIMA.</p> <p>Población y muestra.</p> <p>Para la presente investigación se consideró datos mensuales desde enero del 2002 hasta diciembre del 2022. Teniendo un total de 252 datos mensuales</p>

Anexo 2: Plataforma de datos

INEI INSTITUTO NACIONAL DE ESTADÍSTICA E INFORMÁTICA

MICRODATOS
BASE DE DATOS

Inicio

Consulta por Encuestas Documentación

PRESENTACIÓN GUÍA DE USUARIO

PRESENTACIÓN

El Instituto nacional de Estadística e Informática (INEI), en el marco de sus actividades para la promoción y difusión de las investigaciones estadísticas que realiza, pone a disposición del público en general el sistema de Microdatos.

Este sistema, proporciona las bases de datos y la documentación derivada de las investigaciones y encuestas ejecutadas por el INEI durante los últimos años, resguardando el secreto estadístico de la información.

Una de las bondades de este sistema es facilitar la búsqueda, identificación y recuperación de información de las encuestas que realiza el INEI. El usuario puede, asimismo, obtener los módulos y la documentación de las encuestas en formatos compatibles y de amplia divulgación en el mercado (SPSS, Microsoft Excel, Acrobat Reader).

Anexo 3: Pronósticos para la producción de leche fresca en el departamento de Puno en el periodo de los próximos 132 meses

Periodo	Pronóstico	Límite en 95.0%	
		Inferior	Superior
Ene-23	11952.7	11006.2	12899.2
Feb-23	14718.6	13556.2	15881
Mar-23	16333.5	14989.4	17677.6
Abr-23	15615.2	14111.2	17119.2
May-23	14733	13084.6	16381.5
Jun-23	13472.7	11691.5	15253.9
Jul-23	11664.4	9759.65	13569.2
Ago-23	9877.38	7856.6	11898.1
Set-23	8149.49	6019.02	10280
Oct-23	7831.68	5596.89	10066.5
Nov-23	8198.6	5864.15	10533
Dic-23	8948.06	6518.04	11378.1
Ene-24	11907	8953.79	14860.2
Feb-24	14726.2	11462.1	17990.3
Mar-24	16401.6	12853.8	19949.4
Abr-24	15677.9	11867.5	19488.4
May-24	14777.4	10721.2	18833.5
Jun-24	13472.2	9184.5	17760
Jul-24	11632.7	7125.23	16140.2
Ago-24	9766.83	5049.83	14483.8
Set-24	7991.69	3074.09	12909.3
Oct-24	7618.25	2507.93	12728.6



Nov-24	7965.79	2669.75	13261.8
Dic-24	8752.01	3276.55	14227.5
Ene-25	11792.5	5793.73	17791.4
Feb-25	14665	8293.86	21036.2
Mar-25	16400.9	9677.93	23123.8
Abr-25	15671.8	8614.66	22729
May-25	14752.9	7376.63	22129.2
Jun-25	13403	5720.83	21085.2
Jul-25	11532.2	3555.91	19508.6
Ago-25	9587.5	1327.49	17847.5
Set-25	7765.1	-769.165	16299.4
Oct-25	7336.05	-1463.94	16136
Nov-25	7664.2	-1393.71	16722.1
Dic-25	8487.18	-821.509	17795.9
Ene-26	11609.3	1745.15	21473.5
Feb-26	14535.1	4241.34	24828.8
Mar-26	16331.4	5625.28	27037.5
Abr-26	15597	4493.84	26700.1
May-26	14659.7	3173.24	26146.2
Jun-26	13265	1407.56	25122.4
Jul-26	11363	-854.142	23580.1
Ago-26	9339.38	-3227.13	21905.9
Set-26	7469.74	-5436.72	20376.2
Oct-26	6985.06	-6252.62	20222.7
Nov-26	7293.83	-6266.98	20854.6
Dic-26	8153.56	-5722.85	22030
Ene-27	11357.3	-3116.95	25831.5
Feb-27	14336.3	-623.282	29295.9
Mar-27	16193.1	763.353	31622.8
Abr-27	15453.3	-432.634	31339.3
May-27	14497.7	-1831.72	30827.1
Jun-27	13058.2	-3703.01	29819.3
Jul-27	11124.9	-6057.16	28307
Ago-27	9022.49	-8570.42	26615.4
Set-27	7105.58	-10888.8	25100
Oct-27	6565.29	-11821.8	24952.4
Nov-27	6854.67	-11916.9	25626.2
Dic-27	7751.17	-11397.1	26899.5
Ene-28	11036.5	-8756.62	30829.5
Feb-28	14068.8	-6264.87	34402.5
Mar-28	15986	-4874.23	36846.3
Abr-28	15240.9	-6132.98	36614.7
May-28	14266.9	-7608.49	36142.3
Jun-28	12782.6	-9583.15	35148.3



Jul-28	10818.1	-12027.4	33663.6
Ago-28	8636.81	-14678.6	31952.2
Set-28	6672.65	-17103.4	30448.7
Oct-28	6076.73	-18151.2	30304.7
Nov-28	6346.74	-18324.8	31018.3
Dic-28	7279.99	-17827.3	32387.3
Ene-29	10646.9	-15154.8	36448.5
Feb-29	13732.5	-12664.7	40129.7
Mar-29	15710.2	-11269.5	42689.8
Abr-29	14959.7	-12590.1	42509.4
May-29	13967.4	-14141	42075.7
Jun-29	12438.2	-16217.8	41094.2
Jul-29	10442.5	-18750.9	39635.9
Ago-29	8182.35	-21538.8	37903.5
Set-29	6170.94	-24068.7	36410.5
Oct-29	5519.39	-25229.9	36268.7
Nov-29	5770.02	-25480.7	37020.8
Dic-29	6740.02	-25004.2	38484.3
Ene-30	10188.5	-22301.4	42678.4
Feb-30	13327.4	-19813.1	46467.9
Mar-30	15365.5	-18413	49144.1
Abr-30	14609.7	-19795.2	49014.5
May-30	13599	-21420.9	48618.9
Jun-30	12025	-23599.3	47649.4
Jul-30	9998.08	-26220.6	46216.7
Ago-30	7659.11	-29144.3	44462.5
Set-30	5600.44	-31778.6	42979.5
Oct-30	4893.27	-33052.6	42839.2
Nov-30	5124.51	-33379.9	43628.9
Dic-30	6131.28	-32923.7	45186.3
Ene-31	9661.34	-30191.8	49514.5
Feb-31	12853.5	-27705.5	53412.6
Mar-31	14952.1	-26300.7	56205
Abr-31	14190.9	-27744.2	56126
May-31	13161.9	-29444.6	55768.4
Jun-31	11543.1	-31724.4	54810.6
Jul-31	9484.9	-34433.6	53403.4
Ago-31	7067.08	-37492.9	51627.1
Set-31	4961.16	-40231.2	50153.6
Oct-31	4198.37	-41617.7	50014.4
Nov-31	4410.23	-42021.1	50841.6
Dic-31	5453.75	-41584.9	52492.4
Ene-32	9065.39	-38825.1	56955.9
Feb-32	12310.9	-36341.1	60962.8



Mar-32	14469.9	-34931.7	63871.6
Abr-32	13703.3	-36436.8	63843.4
May-32	12656	-38211.9	63523.9
Jun-32	10992.4	-40593	62577.8
Jul-32	8902.94	-43390.1	61196
Ago-32	6406.27	-46585	59397.6
Set-32	4253.09	-49427.3	57933.5
Oct-32	3434.69	-50926.1	57795.5
Nov-32	3627.16	-51405.6	58660
Dic-32	4707.44	-50989.2	60404.1
Ene-33	8400.67	-48202.5	65003.8
Feb-33	11699.4	-45721.2	69120
Mar-33	13919	-44307.6	72145.5
Abr-33	13147	-45874.6	72168.5
May-33	12081.3	-47724.6	71887.2
Jun-33	10372.9	-50207.3	70953
Jul-33	8252.19	-53092.4	69596.8
Ago-33	5676.68	-56423	67776.3
Set-33	3476.25	-59369.4	66321.9
Oct-33	2602.22	-60980.7	66185.1
Nov-33	2775.31	-61536.4	67087
Dic-33	3892.34	-61139.9	68924.6



AUTORIZACIÓN PARA EL DEPÓSITO DE TESIS O TRABAJO DE INVESTIGACIÓN EN EL REPOSITORIO INSTITUCIONAL

Por el presente documento, Yo Joselyne Lourdes Mamani Montoya,
identificado con DNI 7476 0010 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado
Ingeniería Estadística e Informática

informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación denominada:

“ MODELO UNIVARIANTE PARA EL PRONOSTICO MENSUAL
DE LA PRODUCCIÓN DE LECHE FRESCA EN LA
REGIÓN DE PUNO, PERÍODO 2002-2022 ”

para la obtención de Grado, Título Profesional o Segunda Especialidad.

Por medio del presente documento, afirmo y garantizo ser el legítimo, único y exclusivo titular de todos los derechos de propiedad intelectual sobre los documentos arriba mencionados, las obras, los contenidos, los productos y/o las creaciones en general (en adelante, los “Contenidos”) que serán incluidos en el repositorio institucional de la Universidad Nacional del Altiplano de Puno.

También, doy seguridad de que los contenidos entregados se encuentran libres de toda contraseña, restricción o medida tecnológica de protección, con la finalidad de permitir que se puedan leer, descargar, reproducir, distribuir, imprimir, buscar y enlazar los textos completos, sin limitación alguna.

Autorizo a la Universidad Nacional del Altiplano de Puno a publicar los Contenidos en el Repositorio Institucional y, en consecuencia, en el Repositorio Nacional Digital de Ciencia, Tecnología e Innovación de Acceso Abierto, sobre la base de lo establecido en la Ley N° 30035, sus normas reglamentarias, modificatorias, sustitutorias y conexas, y de acuerdo con las políticas de acceso abierto que la Universidad aplique en relación con sus Repositorios Institucionales. Autorizo expresamente toda consulta y uso de los Contenidos, por parte de cualquier persona, por el tiempo de duración de los derechos patrimoniales de autor y derechos conexos, a título gratuito y a nivel mundial.

En consecuencia, la Universidad tendrá la posibilidad de divulgar y difundir los Contenidos, de manera total o parcial, sin limitación alguna y sin derecho a pago de contraprestación, remuneración ni regalía alguna a favor mío, en los medios, canales y plataformas que la Universidad y/o el Estado de la República del Perú determinen, a nivel mundial, sin restricción geográfica alguna y de manera indefinida, pudiendo crear y/o extraer los metadatos sobre los Contenidos, e incluir los Contenidos en los índices y buscadores que estimen necesarios para promover su difusión.

Autorizo que los Contenidos sean puestos a disposición del público a través de la siguiente licencia:

Creative Commons Reconocimiento-NoComercial-CompartirIgual 4.0 Internacional. Para ver una copia de esta licencia, visita: <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

En señal de conformidad, suscribo el presente documento.

Puno 14 de Mayo del 2024

FIRMA (obligatoria)



Huella



DECLARACIÓN JURADA DE AUTENTICIDAD DE TESIS

Por el presente documento, yo Joselyne Lourdes Mamani Montoya
identificado con DNI 74760010 en mi condición de egresado de:

Escuela Profesional, Programa de Segunda Especialidad, Programa de Maestría o Doctorado
Ingeniería Estadística e Informática

informo que he elaborado el/la Tesis o Trabajo de Investigación denominada:

“ MODELO UNIVARIANTE PARA EL PRONOSTICO
MENSUAL DE LA PRODUCCION DE LECHE FRESCA EN
LA REGION DE PUNO, PERIODO 2002-2022 ”

Es un tema original.

Declaro que el presente trabajo de tesis es elaborado por mi persona y **no existe plagio/copia** de ninguna naturaleza, en especial de otro documento de investigación (tesis, revista, texto, congreso, o similar) presentado por persona natural o jurídica alguna ante instituciones académicas, profesionales, de investigación o similares, en el país o en el extranjero.

Dejo constancia que las citas de otros autores han sido debidamente identificadas en el trabajo de investigación, por lo que no asumiré como tuyas las opiniones vertidas por terceros, ya sea de fuentes encontradas en medios escritos, digitales o Internet.

Asimismo, ratifico que soy plenamente consciente de todo el contenido de la tesis y asumo la responsabilidad de cualquier error u omisión en el documento, así como de las connotaciones éticas y legales involucradas.

En caso de incumplimiento de esta declaración, me someto a las disposiciones legales vigentes y a las sanciones correspondientes de igual forma me someto a las sanciones establecidas en las Directivas y otras normas internas, así como las que me alcancen del Código Civil y Normas Legales conexas por el incumplimiento del presente compromiso

Puno 14 de mayo del 20 24

FIRMA (obligatoria)



Huella