



UNIVERSIDAD POLITECNICA SALESIANA

SEDE QUITO

CARRERA DE INGENIERIA INDUSTRIAL

DESCARBONIZACIÓN EN EL SECTOR INDUSTRIAL, EVALUACIÓN DE PROCESOS, METODOLOGIAS Y PROYECCIONES DE ESCENARIOS SOSTENIBLES SEGÚN EL BALANCE ENERGÉTICO ECUADOR 2022

Trabajo de titulación previo a la obtención del

Título de Ingenieros Industriales

AUTORES: VERÓNICA MAGALY PALATE MORETA

MARIO IVÁN PÉREZ FLORES

TUTOR: CRISTIAN CRISTOBAL CUJI CUJI

Quito- Ecuador

2023

CERTIFICADO DE RESPONSABILIDAD Y AUTORÍA DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

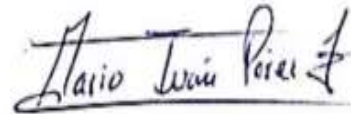
Nosotros, Palate Moreta Verónica Magaly con documento de identificación N° 1804247680 y Pérez Flores Mario Iván con documento de identificación N° 1720797339; manifestamos que: Somos los autores y responsables del presente trabajo; y, autorizamos a que sin fines de lucro la Universidad Politécnica Salesiana pueda usar, difundir, reproducir o publicar de manera total o parcial el presente trabajo de titulación.

Quito, 29 de enero del año 2024

Atentamente



Palate Moreta Verónica Magaly
1804247680



Pérez Flores Mario Iván
1720797339

CERTIFICADO DE CESIÓN DE DERECHOS DE AUTOR DEL TRABAJO DE TITULACION A LA UNIVERSIDAD POLITÉCNICA SALESIANA

Nosotros, Palate Moreta Verónica Magaly con documento de identificación N° 1804247680 y Pérez Flores Mario Iván con documento de identificación N° 1720797339, expresamos nuestra voluntad y por medio del presente documento cedemos a la Universidad Politécnica Salesiana la titularidad sobre los derechos patrimoniales en virtud de que somos autores del Artículo Académico, DESCARBONIZACIÓN EN EL SECTOR INDUSTRIAL, EVALUACIÓN DE PROCESOS, METODOLOGIAS Y PROYECCIONES DE ESCENARIOS SOSTENIBLES SEGÚN EL BALANCE ENERGÉTICO ECUADOR 2022, el cual ha sido desarrollo para optar por el título de: Ingeniero Industrial, en la Universidad Politécnica Salesiana, quedando la Universidad facultada para ejercer plenamente los derechos cedidos anteriormente.

En concordancia con lo manifestado, suscribimos este documento en el momento que hacemos la entrega del trabajo de final en formato digital a la Biblioteca de la Universidad Politécnica Salesiana.

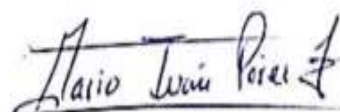
Quito, 29 de enero del año 2024

Atentamente,



Palate Moreta Verónica Magaly

1804247680



Pérez Flores Mario Iván

1720797339

CERTICADO DE DIRECCIÓN DEL TRABAJO DE TITULACIÓN

Yo, Cristian Cristóbal Cuji Cuji, con documento de identificación N° 1718002221 Docente de la Universidad Politécnica Salesiana, declaro que bajo mi tutoría fue desarrollando el trabajo de titulación: DESCARBONIZACIÓN EN EL SECTOR INDUSTRIAL, EVALUACIÓN DE PROCESOS, METODOLOGIAS Y PROYECCIONES DE ESCENARIOS SOSTENIBLES SEGÚN EL BALANCE ENERGÉTICO ECUADOR 2022, realizado por Palate Moreta Verónica Magaly con documento de identificación N° 1804247680 y Pérez Flores Mario Iván con documento de identificación N° 1720797339, obteniendo como resultado final el trabajo de titulación bajo la opción Artículo Académico, que cumple con todos los requisitos determinados por la Universidad Politécnica Salesiana.

Quito, 29 de enero del año 2024

Atentamente



Ing. Cristian Cristobal Cuji Cuji M.Sc

1718002221

Índice de contenidos

Índice de contenidos	IV
1. Introducción	1
1.1 Problema de Estudio	2
1.2 Justificación	3
1.3 Objetivo General	4
1.4 Objetivos Específicos.....	4
2. Marco Teórico.....	5
2.1 Descarbonización	5
2.2 Pronóstico	5
2.3 Industria	6
2.4 Producción	6
2.5 Agro- pesca-minería.....	7
2.5 Modelo Matemático	7
2.6 Modelos Autorregresivos	8
2.7 Modelo Autorregresivo (AR).....	8
2.8 Modelo de Media Móvil (MA)	9
2.9 Modelo autorregresivo de media móvil (ARMA)	9
2.10 Criterio Bayesiano (Criterio de información Bayesiano)	10
2.11 Criterio Akaike (Criterio de información Akaike).....	10
2.12 Valor p (p value)	11
2.13 Error Estándar	11
2.14 Estadístico T (T Statistic).....	11
3. Descripción de la solución	12
3.1 Desarrollo del modelo matemático	12

3.2 Análisis de datos	13
3.3 Flujograma	14
3.3.1 Descripción del flujograma de procesos	14
3.4 Datos	15
3.4.1 Datos por sector (Industria)	15
4. Análisis de resultados (EXCEL).....	19
4.1 Industria	20
4.1.2 Producción	22
4.1.3 Agro-Pesca-Minería.....	24
Tabla 7. Pronósticos Agro-Pesca-Minería	25
4.2 Análisis de resultados (MATLAB).....	27
4.2.1 Industria (Modelo Autorregresivo AR de orden 1).....	27
4.2.2 Industria (Modelo Autorregresivo AR de orden 2).....	28
4.2.3 Industria (Modelo Autorregresivo AR de orden 3).....	28
4.2.4 Industria (Modelo autorregresivo MA de orden 1).....	29
4.2.5 Industria (Modelo autorregresivo MA de orden 2).....	30
4.2.6 Industria (modelo autorregresivo MA de orden 3)	31
4.2.7 Industria (modelo autorregresivo ARMA de orden 1, 1).....	32
4.2.8 Industria (modelo autorregresivo ARMA de orden 2, 2).....	33
4.2.9 Industria (modelo autorregresivo ARMA de orden 3, 3).....	35
4.2.10 Producción (modelo autorregresivo ARMA de orden 1,2).....	36
4.2.11 Producción (modelo autorregresivo ARMA de orden 2,2).....	36
4.2.12 Producción (modelo autorregresivo ARMA de orden 2,3).....	37
4.2.13 Agro-Pesca-Minería (modelo autorregresivo ARMA de orden 1,1)	38
4.2.14 Agro- Pesca- Minería (modelo autorregresivo ARMA de orden 1,2)	39
4.2.15 Agro- Pesca- Minería (modelo autorregresivo ARMA de orden 2,2)	40
4.3 Comparación de resultados	41

4.3.1 Industria (T statistic)	41
4.3.2 Industria (P-Value).....	43
4.3.3 Industria (AIC-BIC).....	44
4.3.4 Producción (T Statistic)	45
4.3.5 Producción (P-Value).....	47
4.3.6 Producción (AIC-BIC).....	48
4.3.8 Agro-Pesca-Minería (P-Value)	51
4.3.9 Agro-Pesca-Minería (AIC-BIC)	52
5.- Conclusiones.....	53
6. Recomendaciones	54
7. Referencias Bibliográficas	55

Índice de Tablas

Tabla 1. <i>Condicionantes para la interpretación del valor P</i>	11
Tabla 2. <i>Datos Balance Energético Ecuador(Industria)</i>	15
Tabla 3. <i>Datos Balance Energético Ecuador (Agro-Pesca-Minería)</i>	18
Tabla 4. <i>Datos Balance Energético Ecuador (Producción)</i>	17
Tabla 5. <i>Pronósticos Industria</i>	21
Tabla 6. <i>Pronósticos Producción</i>	22
Tabla 7. <i>Pronósticos Agro-Pesca-Minería</i>	24
Tabla 8. <i>Métricas AR de orden 1</i>	27
Tabla 9. <i>Métricas AR de orden 2</i>	28
Tabla 10. <i>Métricas AR de orden 3</i>	29
Tabla 11. <i>Métricas MA de orden 1</i>	30
Tabla 12. <i>Métricas MA de orden 2.</i>	31
Tabla 13. <i>Métricas MA de orden 3</i>	32
Tabla 14. <i>Métricas ARMA de orden 1</i>	33
Tabla 15. <i>Métricas ARMA de orden 2</i>	34
Tabla 16. <i>Métricas ARMA de orden 3</i>	35

Tabla 17. Métricas ARMA de orden 1.....	36
Tabla 18. Métricas ARMA de orden 2.....	37
Tabla 19. Métricas ARMA de orden 3.....	38
Tabla 20. Métricas ARMA de orden 1.....	39
Tabla 21. Métricas ARMA de orden 2.....	40
Tabla 22. Métricas ARMA de orden 3.....	41

Índice de Figuras

Figura 1. Recolección de datos de emisiones de CO2 para ser evaluados mediante el uso de modelos autorregresivos.....	2
Figura 2. Flujo de Proceso.....	14
Figura 3. Datos Industria (Porcentajes 2012-2023).....	16
Figura 4. Datos Agro-Pesca-Minería (Porcentajes 2012-2022).....	19
Figura 5. Datos Producción (Porcentajes 2012-2022).....	18
Figura 6. Gráfica Pronósticos Industria.....	22
Figura 7. Gráfica Pronósticos Producción.....	24
Figura 8. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería.....	26
Figura 9. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo AR).....	27
Figura 10. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo AR de orden 2).....	28
Figura 11. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo AR de orden 3).....	29
Figura 12. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo MA de orden 1).....	30
Figura 13. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo MA de orden 2).....	31
Figura 14. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo MA de orden 3).....	32
Figura 15. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo ARMA de orden 1).....	33
Figura 16. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo ARMA de orden 2).....	34
Figura 17. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo ARMA de orden 3).....	35
Figura 18. Gráfica Pronósticos Producción (modelo ARMA de orden 1).....	36
Figura 19. Gráfica Pronósticos Producción (Modelo ARMA de orden 2).....	37
Figura 20. Gráfica Pronósticos Producción (Modelo ARMA de orden 3).....	38
Figura 21. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería (Modelo ARMA de orden 1).....	39
Figura 22. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería (Modelo ARMA de orden 2).....	40
Figura 23. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería (Modelo ARMA de orden 3).....	41

Figura 24. <i>Gráfica de comparaciones Industria (T statistic del modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	42
Figura 25. <i>Gráfica de comparaciones Industria (P-Value del modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	43
Figura 26. <i>Gráfica de comparaciones Industria (AIC-BIC modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	45
Figura 27. <i>Gráfica de comparaciones Producción (T statistic modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	46
Figura 28. <i>Gráfica de comparaciones Producción (P- Value modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	47
Figura 29. <i>Gráfica de comparaciones Producción (AIC-BIC modelo ARMA 1,2,3)</i>	49
Figura 30. <i>Gráfica de comparaciones Agro-Pesca-Minería (T statistic modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	50
Figura 31. <i>Gráfica de comparaciones Agro-Pesca-Minería (P-Value modelo ARMA 1,2,3)</i>	51
Figura 32. <i>Gráfica de comparaciones Agro-Pesca-Minería (AIC-BIC modelo ARMA de orden 1,2,3)</i>	52

Índice de Ecuaciones

Ecuación 1. <i>Modelo AR</i>	9
Ecuación 2. <i>Modelo MA</i>	9
Ecuación 3. <i>Modelo ARMA de orden 1</i>	9
Ecuación 4. <i>Modelo ARMA de orden 2</i>	9
Ecuación 5. <i>Modelo ARMA de orden 3</i>	10
Ecuación 6. <i>Error estándar</i>	11
Ecuación 7. <i>Estadístico T</i>	12
Ecuación 8. <i>Regresión lineal</i>	20

Resumen

Realizar predicciones sobre las emisiones de CO₂ de los sectores industria, producción, agro-pesca-minería del Ecuador, es sumamente importante a fin de conocer el impacto que tendrán en el medio ambiente, en el siguiente periodo (2022-2030). Para el presente caso se utilizó softwares como EXCEL, con su herramienta pronósticos, además del uso del software MATLAB que cuenta con herramientas de predicción más sofisticadas como son los modelos autorregresivos, para este caso nos enfocamos en el modelo autorregresivo de media móvil (ARMA). El modelo ARMA tiene como fundamento principal relacionar los datos actuales e históricos para realizar un pronóstico, basados en patrones de comportamiento temporales (anuales), en el presente documento se realiza el análisis de la eficiencia del modelo ARMA, utilizando una base de datos oficiales que busca determinar cómo este modelo se ajusta y predice la cantidad de emisiones de CO₂ que serán liberadas en el ambiente en el periodo de tiempo antes mencionado.

Palabras Claves: ARMA, CO2, EXCEL, MATLAB.

Abstract

Making predictions about CO₂ emissions from the industrial, production, and agro-fishing-mining sectors of Ecuador is extremely important in order to understand the impact they will have on the environment in the upcoming period (2022-2030). In this particular case, software such as EXCEL was used, with its forecasting tool, in addition to the use of MATLAB software, which has more sophisticated prediction tools like autoregressive models. For this case, we focused on the autoregressive moving average (ARMA) model. The main foundation of the ARMA model is to relate current and historical data to make a forecast, based on temporal (annual) behavioral patterns. In this document, we analyze the efficiency of the ARMA model, using an official database that aims to determine how this model adjusts and predicts the amount of CO₂ emissions that will be released into the environment in the aforementioned period of time.

Key Words: ARMA, CO2, EXCEL, MATLAB.

1. Introducción

En este documento se busca dar a conocer de manera predictiva el volumen de las emanaciones de CO₂ que serán emitidas por el sector industrial ecuatoriano, en los siguientes años (2023-2030) y las repercusiones que están desencadenan en el mismo. El objetivo primordial de esta investigación es analizar procesos, metodologías y proyecciones de escenarios sostenibles de la industria, mediante el uso de componentes de simulación estadística. (**MATLAB, EXCEL**).

El trabajo se centra en el análisis de los sectores industriales como: producción, industria, agropecuario, pesca y minería. Este documento es de gran importancia debido a la necesidad de predecir las proyecciones volumétricas de CO₂ para años posteriores , con la finalidad de buscar las mejores opciones para revertir la tendencia si esta excediera un nivel peligroso de Anhidrido Carbónico en el ambiente, estas iniciativas en la actualidad forman parte de las políticas gubernamentales no solo nacionales sino también a nivel mundial[1].

Al final de esta investigación se podrá determinar cuáles son los resultados de las proyecciones realizadas con los programas establecidos, a fin de que las industrias ecuatorianas puedan tomar decisiones que beneficien al medio ambiente sin afectar su economía.

Este documento se fundamenta principalmente en información obtenida de fuentes estatales, en particular del informe titulado Balance Energético Ecuador 2022 el cual es emitido de manera anual en la página oficial del Ministerio de Energía Y Minas, dicho informe proporciona datos relevantes sobre la situación energética del Ecuador, la producción de energías primaria, secundaria, las proyecciones de la demanda energética, la producción de petróleo y derivados (el gas natural e hidrocarburos), la capacidad establecida para la producción de energía eléctrica, oferta y demanda de la energía en el Ecuador (renovable y no convencional), y las emisiones contaminantes por cada sector energético [2].

Actualmente, es posible contar con una variedad de datos a nivel global, los mismos que son obtenidos mediante procedimientos de alta calidad y que son empleados en diversas investigaciones. El objetivo de estos datos es dar a conocer el volumen de emanaciones de gas carbónico presentes en el ambiente y que son resultados de los procesos industriales provenientes de distintos sectores energéticos. Es importante recalcar que en Ecuador estos datos se encuentran de forma libre para el público en general y se presentan en forma anual, sin embargo, no se conocen investigaciones con proyecciones realizadas hasta el 2030 con la

finalidad de conocer si en este lapso de tiempo el sector industrial habrá disminuido o aumentado dichas emisiones y que medidas se podrían tomar al respecto, debido a que el CO₂ y otros gases son responsables del aumento de la temperatura a nivel global[3], [4].



Figura 1. Recolección de datos de emisiones de CO₂ para ser evaluados mediante el uso de modelos autorregresivos

1.1 Problema de Estudio

Hoy en día el mundo experimenta diferentes cambios, uno de los más preocupantes es el cambio climático, al cual se le atribuye la elevación de la temperatura a nivel mundial, dentro de este concepto se involucra el efecto invernadero (hace alusión a un proceso mediante el cual la atmósfera terrestre se calienta). Este proceso ha estado presente en nuestro planeta desde cerca de 4.000 millones de años y ha sido clave para el desarrollo de la vida, sin embargo, el proceso antes mencionado se ha visto alterado de manera significativa por la presencia excesiva de algunos gases que participan en el, entre los cuales podemos destacar el CO₂ [5], [6].

El CO₂ es un gas que se encuentra como parte del medio ambiente y en nuestro entorno ha coexistido como uno de los gases que participan del proceso conocido como efecto invernadero por consiguiente su presencia en proporciones adecuadas es de suma importancia en el proceso de calentamiento de la atmósfera favoreciendo al desarrollo de la vida, sin

embargo en la actualidad debido a la intervención humana en diferentes procesos industriales (producción, industria, agropecuario pesca y minería), la presencia de este gas a aumentado de manera significativa en el medio ambiente y generando alteraciones que desencadenan varias consecuencias negativas, una de las cuales es la elevación desmesurada de la temperatura[7] [5].

Evidentemente la configuración del ambiente desempeña un punto fundamental en la influencia sobre el clima. Si la atmósfera terrestre contiene mayor cantidad de gases de efecto invernadero (GEI), como el anhídrido carbónico, la temperatura global del planeta será más alta, por el contrario si la concentración de estos gases es menor, la tierra experimentaría temperatura más frías [8].

En la actualidad el cambio climático a causa del aumento de estos gases principalmente el CO₂ es más visible ya que se está experimentando un fenómeno comparable al que se produce en un invernadero, los gases en el ambiente son como un cristal que absorbe la energía solar y que no permite su salida [9].

Las emisiones de CO₂ a nivel industrial actual ha generado grandes problemas, no solo en el ámbito global si no también dentro del ámbito nacional. Según diversas organizaciones como: El Grupo Intergubernamental de Expertos Sobre El Cambio Climático (IPCC) y quien pública de acuerdo con los estudios realizados actualmente las consecuencias negativas generadas por las emisiones de CO₂ liberadas por parte del sector industrial (producción, industria, agropecuario, pesca y minería) son responsables del cambio climático además se les atribuye daños a la salud de los seres vivos [10].

La descarbonización involucra el reemplazo de los procesos industriales tradicionales contaminantes para la obtención de energía, hacia nuevos procesos limpios sostenibles y consientes con el medio ambiente. Progresar en el proceso de descarbonización industrial es primordial en el Ecuador, generando mejoras hacia una industria sostenible [11].

1.2 Justificación

En los últimos años el nivel de industrialización ha crecido de manera desmesurada, lo que genera expansión de los efectos nocivos para el medio ambiente, entre los principales tenemos, el alza de las emisiones de GEI destacándose entre ellos el anhídrido de carbono[12].

La descarbonización de las industrias es prioridad a nivel nacional y global, en la lucha para mitigar el incremento del calentamiento global el mismo que se origina debido a las altas emisiones de CO₂ que se encuentran dispersas en el ambiente. El estudio de la descarbonización industrial usando modelos predictivos ayuda a conocer la situación actual y futura a fin de poder plantearse cambios estratégicos que beneficiaran no solo a la empresa, sino también al medio ambiente y a la sociedad en conjunto[13]. La contribución del presente estudio está enfocada en obtener aproximaciones del volumen de CO₂ que estará presente a futuro en el país. Los datos predictivos obtenidos pueden ser una base para la aplicación de acciones con un enfoque dedicado a frenar el cambio climático y fomentar la innovación. Al abrazar la descarbonización estamos construyendo un futuro más limpio, sostenible y saludable para todos[12], [14].

Al conocer todos los efectos nocivos que causan las emisiones de CO₂ liberadas por la actividad en el sector industrial ecuatoriano, se considera de suma importancia realizar este estudio del volumen que dichas emisiones podrían alcanzar en un lapso de tiempo de 8 años, esto se realizara aplicando una metodología cuantitativa por medio de la recolección y análisis de datos, mismos que se recopilan del Balance Energético Ecuador 2022 y servirán como base para la realización del pronóstico ponderado[15], [16].

1.3 Objetivo General

Analizar procesos, metodologías y proyecciones de escenarios sostenibles para la descarbonización del sector industrial según el balance energético Ecuador 2022.

1.4 Objetivos Específicos

- Analizar los datos compilados, cuantitativos para entender patrones y tendencias en las emisiones de carbono, en base a los datos recopilados.
- Modelar técnicas estadísticas avanzadas y matemáticas con el uso de diversos softwares para desarrollar modelos predictivos que relacionen las variables tiempo y volumen de CO₂ utilizando los modelos de Auto regresión.
- Evaluar los aspectos más relevantes de investigación sobre la descarbonización industrial para fomentar la innovación tecnológica, involucrando a la sociedad y creando así una base de apoyo para futuras iniciativas sostenibles.

2. Marco Teórico

El reto que adquiere el Ecuador es la reducción de las emisiones de CO₂, con el fin de hacer frente al cambio climático en los siguientes años (2023-2030), se debe afrontar el desafío de un proceso de descarbonización dentro del sector industrial, sector producción, sectores agro-pesca-minería[17]. Los pronósticos desempeñan un papel crucial en el diseño e implementación de estrategias efectivas de descarbonización. Al proporcionar una visión anticipada, permiten una toma de decisiones informada y la adaptación a un futuro sostenible. Su importancia radica en su capacidad para guiar acciones concretas, monitorear el progreso y garantizar que los esfuerzos sean eficaces y equitativos a lo largo del tiempo. Para esto se debe contar con pronósticos confiables, que ayuden a guiar el camino a fin de cumplir este objetivo, dichos procesos van de la mano de las herramientas estadísticas, como los modelos autorregresivos de medias móviles (ARMA), herramientas matemáticas y herramientas tecnológicas [18].

2.1 Descarbonización

La descarbonización es un proceso fundamental que busca reducir o eliminar las emisiones de dióxido de carbono (CO₂) y otros gases de efecto invernadero (GEI) que contribuyen al calentamiento global y al cambio climático. El objetivo principal de la descarbonización es alcanzar un estado, en el cual las actividades humanas tanto a nivel individual como industrial no generen emisiones netas de carbono[19].

En el boletín N074 emitido el 20 de junio del 2023 por el Ministerio del Ambiente ecuatoriano se refiere a la descarbonización como el proceso que constituye un enfoque estratégico y progresivo cuyo propósito es disminuir las emisiones de gases de efecto invernadero originadas por diversas actividades. Este enfoque tiene como objetivo atenuar los efectos del cambio climático y sus consecuencias, promoviendo de esta manera la transición hacia un futuro sustentable[20],[21].

2.2 Pronóstico

Es una predicción o estimación técnica, se usa generalmente para prever futuros valores o tendencias de una variable calculada con base en datos y patrones históricos. Este proceso implica el uso de modelos matemáticos y estadísticos para hacer proyecciones acerca de cómo

evolucionará una serie temporal u otro tipo de datos a futuro. Los pronósticos usan información disponible o recopilan nueva información con el objetivo de anticipar necesidades futuras [22].

Los pronósticos son fundamentales para la toma de decisiones estratégicas que se deban adoptar pues constituyen el quehacer a mediano o largo plazo[23].

Su objetivo principal en estadística es proporcionar información útil y confiable sobre el comportamiento probable de una variable en el futuro, permitiendo a las personas u organizaciones tomar decisiones informadas, basándose en observaciones previas y asumiendo que los patrones de tendencias históricas seguirán siendo válidas en el futuro [24].

2.3 Industria

La industria se refiere al conjunto de actividades económicas relacionadas con la producción, fabricación o transformación de bienes y servicios mediante la utilización de recursos y tecnologías específicas[2],[8]. Estas actividades implican la transformación de materias primas mediante el uso de la energía y otros insumos en productos finales o productos terminados que pueden ser consumidos por los individuos que los necesiten, a o su vez estos pueden ser incorporados en nuevas etapas de la producción[3],[18]. La industria es la portadora de las transformaciones que el avance de la ciencia va incorporando de manera tecnológica a la actividad económica y social, siendo ahí donde se realizan los grandes procesos de manufactura. La industria no solo cuenta como un conjunto de fábricas, sino que también implica el desarrollo de diversos sectores de la sociedad [25],[26].

2.4 Producción

El concepto de producción engloba los procesos que se emplean para transformar los diferentes recursos en productos terminados y que cumplan con las demandas del mercado. Para realizar este proceso se debe contar con factores como suelo, trabajo, inversión, tecnología, con el objetivo de producir bienes de valor y contribuir al crecimiento económico[27].

En el ámbito corporativo, la producción consta de una serie de pasos a seguir los cuales van desde la concepción del bien o servicio según sea la demanda hasta su entrega en mercado o al consumidor final. Al ser este un proceso complejo cuenta con diferentes etapas las cuales van desde el diseño, la producción propiamente dicha y la distribución. También se toma en cuenta procesos que generan un valor agregado como lo son: la gestión óptima de recursos, la

reducción de costes, la mejora continua y la capacidad de adaptarse a un mercado altamente cambiante[28].

Si bien históricamente la producción a sido una fuente de empleos, actualmente y debido a los avances tecnológicos dicho proceso se encuentra camino hacia la automatización, lo que representa un desafío para las personas que laboran dentro de esta industria [29].

2.5 Agro- pesca-minería

En Ecuador los sectores de la agricultura, pesca y minería son cruciales para su economía, desempeñando un rol tanto en el ámbito doméstico, como en las exportaciones.

- La Agricultura:

Es un sector muy diverso gracias al clima variado del país, lo que convierte a este sector en el suministro de alimentos, sino también el uno de los primeros ingresos económicos mediante las exportaciones. Entre lo más notable de la agricultura se puede destacar el cacao, café, flores, frutas, verduras [30].

- La pesca:

Actualmente se encuentra enfocado principalmente en la exportación de atún y camarones, lo que lo convierte en uno plus de la economía ecuatoriana, e incluso se a llegado a posicionar como uno de los países líderes en la exportación de camarón a nivel mundial. También tiene gran influencia interna dentro de la gastronomía [31].

- La Minería:

Aunque este sector no es tan desarrolla a nivel nacional, actualmente ha ido ganando relevancia, ya que se cuenta con yacimientos de oro, plata y cobre, lo que genera nuevas oportunidades de crecimiento económico [32].

2.5 Modelo Matemático

Un modelo es la representación de un proceso en una forma sencilla, comprensible, de una parte, de la realidad empírica, ya sea un objeto, un concepto o un conglomerado de conexiones, que se utiliza con el propósito de analizar y estudiar[33].

Los modelos matemáticos se emplean para representar, examinar y anticipar como se comporta el sistema complejo que deseamos examinar, ofreciendo una estructura y un enfoque para comprender su funcionamiento mediante ecuaciones matemáticas y conexiones lógicas[33].

Para la elaboración de estos debemos tener en cuenta que los modelos y la realidad deben conectarse mediante dos procesos: la abstracción y la interpretación. En el primero nos impulsa identificar los aspectos más significativos del problema y sus distintos accesorios. Para determinar la importancia de un elemento se debe realizar una evaluación de su impacto relativo y como este tiene relevancia dentro de la evolución del sistema [34],[35]. Con respecto a la comprensión se debe concebir como la manera en la que los elementos del modelo (entre los que destacan parámetros, variables) y su conducta pueden establecer conexiones con los elementos, características y comportamiento del sistema real que estamos intentando representar. En cuanto a los nexos entre un modelo autorregresivo y un modelo matemático se refiere al hecho de que el modelo matemático se aplica a secuencias temporales y constituye una formulación matemática que explica como los valores previos de una serie temporal fluyen en el valor presente y futuro de dicha serie [36],[37].

2.6 Modelos Autorregresivos

La definición de modelos autorregresivos afirma que son aquellos en los que una variable o un conjunto de variables se expresan, al menos en parte, en dependencia de sus valores previstos. Estos modelos han ganado una gran trascendencia en los campos de la econometría y la economía. Se ha comprobado que los modelos simples de este tipo que involucran un número reducido de variables y parámetros, disputan e incluso superan en términos de capacidad predictiva y simulación a lo extensos modelos macroeconómicos creados en las décadas de los cincuenta y sesenta, y los cuales incluyen una cantidad elevada de variables y parámetros [38],[39].

2.7 Modelo Autorregresivo (AR)

En este modelo autorregresivo la variable de interés se relaciona linealmente con sus propios valores pasados, es decir, es una regresión de sí misma en función a sus valores anteriores. Para trabajar con este método se requiere recopilar datos históricos de la variable en cuestión, observar su evolución a lo largo del tiempo y analizar los patrones recurrentes presentes en los datos [40],[41],[42].

Para abreviar, los modelos autorregresivos se identifican con la abreviatura “AR”, seguida por el orden del modelo, como AR (1), AR (2), ETC. El orden del modelo indica el número de observaciones retrasadas de la serie temporal en cuestión que se incluyen en la ecuación.

Por ejemplo, un modelo AR (1) se expresaría de la siguiente manera:

$$Y_t = \phi_0 + \phi_1 Y_{t-1} + a_t \quad ($$

Ecuación 1.
Modelo AR

2.8 Modelo de Media Móvil (MA)

En el modelo de media móvil, la variable de interés se relaciona con un término de error actual y términos de error pasados. Esto implica que el valor actual se calcula en función de errores aleatorios observados en periodos anteriores[40], [43].

Por lo general, estos modelos se representan con la abreviatura “MA” seguida, al igual que en los modelos autorregresivos, de orden especificado entre paréntesis. De esta manera, un modelo con q términos de error **MA (q)** se definiría de la siguiente manera:

$$Y_t = \mu + a_t + \phi_1 a_{t-1} + \phi_2 a_{t-2} + \dots + \phi_q a_{t-q} \quad ($$

Ecuación 2. Modelo MA

2.9 Modelo autorregresivo de media móvil (ARMA)

Este modelo es la combinación de los modelos anteriores, el modelo autorregresivo (AR) y el modelo de media móvil (MA) por lo tanto su ecuación final es la mezcla de las dos ecuaciones anteriores, y para el siguiente trabajo la representaremos en sus tres órdenes:

Orden 1

$$(1 - \phi_1 L)y_t = c + (1 + \theta_1 L)c_t$$

Ecuación 3. Modelo ARMA de orden 1

Orden 2

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)y_t = C + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2)c_t$$

Ecuación 4. Modelo ARMA de orden 2

Orden 3

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \phi_3 L^3)y_t = c + (1 + \phi_1 L + \phi_2 L^2 + \phi_3 L^3)c_t$$

Ecuación 5. Modelo ARMA de orden 3

2.10 Criterio Bayesiano (Criterio de información Bayesiano)

El enfoque permite la toma de decisiones y el cálculo de la distribución marginal posterior para cada parámetro del modelo, utilizándola para estimar los valores posteriores probables, como la media o la mediana, junto con sus intervalos de credibilidad. Una preeminencia del método Bayesiano es su capacidad para integrar información previa y conocimiento experto en el modelo, permitiendo nuevas distribuciones a partir basándose en estudios previos, datos históricos o suposiciones fundamentales sobre los parámetros. A la vez que se acumula más información, el impacto de las distribuciones anteriores se reduce, la influencia de los datos observados aumenta. Esta distribución toma en cuenta la perplejidad en los criterios del modelo y proporciona lapsos de predicción que reflejan esta duda, así como la incorporación de información preliminar.

Si el BIC es superior, denota que el modelo no se ajusta adecuadamente a los datos en contraposición con otro modelo que tiene un BIC más bajo. Además, el criterio BIC sanciona la complejidad del modelo en mayor medida que el AIC, por lo que un BIC más grande sugiere un modelo más complicado que podría estar ajustándose en exceso a los datos.

Si el criterio BIC es menor, nos da el indicativo que el modelo se ajusta de mejor manera a los datos que otro con un BIC superior. Además, el criterio sanciona la complejidad del modelo, lo que implica que los valores del BIC más bajos corresponden a modelos más simples y quizás más apropiados[36],[44].

2.11 Criterio Akaike (Criterio de información Akaike)

El criterio Akaike constituye una herramienta estadística empleada en la selección de modelos, facilitando la identificación del modelo más apropiado para un conjunto de datos dado. Cuando el valor del criterio AIC es más elevado sugiere que el modelo no se ajusta adecuadamente a los datos en comparación con otro modelo que presenta un AIC más bajo. Este aumento puede indicar que el modelo es más complejo o que se ajusta deficientemente a

los datos. En términos generales, un AIC elevado refleja un desequilibrio entre el ajuste y la complejidad de modelo lo cual puede dar lugar a un ajuste excesivo[45],[44].

2.12 Valor p (p value)

El valor P se utiliza para decidir si la hipótesis nula se rechaza o es aceptada [46],[47].

Tabla 1. Condicionantes para la interpretación del valor P

Valor P conceptos
Un valor de $p < 0,05$ la hipótesis se considera nula es falsa
Un valor de $p > 0,05$ la hipótesis se considera nula es verdadera
Mientras el valor p sea mas bajo, el resultado del estudio es mas confiable
Un valor de $p < 0,05$ indica que su resultado es relevante
Un valor de $p > 0,05$ indica que su resultado no es relevante

2.13 Error Estándar

El error estándar se presenta como una estimación de la magnitud en la que el valor estadístico de la prueba realizada fluctúa entre las diferentes muestras, constituye la dimensión que refleja la incertidumbre asociada a la prueba [48].

$$SE = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}$$

Ecuación 6. Error estándar

2.14 Estadístico T (T Statistic)

El estadístico T evalúa la magnitud de la discrepancia en proporción a la variabilidad presente en los datos. T statistic representa la divergencia en el cálculo que se expresa en términos de unidades. A medida que la magnitud T aumenta se fortalece la evidencia en contra de la hipótesis nula [49],[50].

$$t = \frac{x - \mu}{\frac{s}{\sqrt{n}}}$$

Ecuación 7. Estadístico T

3. Descripción de la solución

La Industria, Producción y Agro-Pesca-Minería son sectores estratégicos para el desarrollo del país. Estos sectores no solo son componentes cruciales para la generación de riqueza y empleo, sino que también juegan un papel fundamental en el progreso económico a través de la innovación, la explotación y la creación de infraestructuras. Su dinamismo y capacidad para impulsar el desarrollo hacen que sea un actor clave en la economía del Ecuador.

La presente investigación busca dar a conocer un modelo adecuado y óptimo de pronóstico para la descarbonización de los sectores antes mencionados en el periodo de tiempo 2022-2030. Para realizar la investigación tenemos como primer punto la recolección de datos contenidos en el BEN, los datos recolectados son las emisiones de CO2 divididas en sectores y cuantificadas en kilotoneladas. Como siguiente punto está el análisis de los procesos autorregresivos que son indispensables para interpretar y modelar variables volumétricas. Dichos modelos tienen su fundamento en valores históricos de una variable y son usados para predecir futuros valores, mediante el uso de softwares en este caso EXCEL y MATLAB.

Los Softwares antes mencionados representan formas flexibles para el análisis de datos tanto de forma gráfica como numérica. En el caso de EXCEL se fundamenta en estadística básica, mientras que en el caso de MATLAB su plataforma usa modelos autorregresivos de diferente orden a fin de lograr la mayor aproximación en el pronóstico [51].

Como punto final, se realizará una comparación de todas las métricas obtenidas de los distintos ensayos y se identificará el mejor modelo.

3.1 Desarrollo del modelo matemático

- Se recopilarán y ordenarán los datos sobre emisiones de CO2 presentes en el balance energético Ecuador desde el año 2012 hasta el año 2022.

- Se organizará los datos recopilados por sectores (Producción, Industria, Agro – Pesca - Minería).
- El primer análisis a realizar será mediante EXCEL con uso de herramienta ‘pronósticos’ fin de obtener datos estimados, los mismos que serán comparados con los obtenidos mediante el uso de MATLAB, específicamente utilizando la Apps ‘Econometric Modeler’.
- Las técnicas de estimación servirán para ajustar los parámetros de modelado, en este caso se utilizará el método de verosimilitud y mínimos cuadrados.
- Se cotejará los resultados obtenidos de los diferentes modelos a fin de seleccionar el modelo óptimo para el pronóstico de emisiones de CO₂.

3.2 Análisis de datos

En esta parte se puede evidenciar que las unidades de los datos recolectados están en kilotoneladas de dióxido de carbono (kton CO₂ eq) esta es una medida utilizada para expresar la cantidad de gases de efecto invernadero liberados a la atmósfera, expresada en términos de su equivalencia.

La razón de utilizar el término “equivalente de dióxido de carbono” se debe a que distintos gases de efecto invernadero tienen distintas capacidades de retener el calor en la atmósfera. Para poder comparar y sumar las emisiones de diferentes gases, se convierten a una medida común que refleje su impacto en términos de CO₂.

Entonces, cuando se habla de “kilotoneladas de dióxido de carbono equivalente”, se está haciendo referencia a la cantidad total de emisiones de gases de efecto invernadero.

3.3 Flujoograma

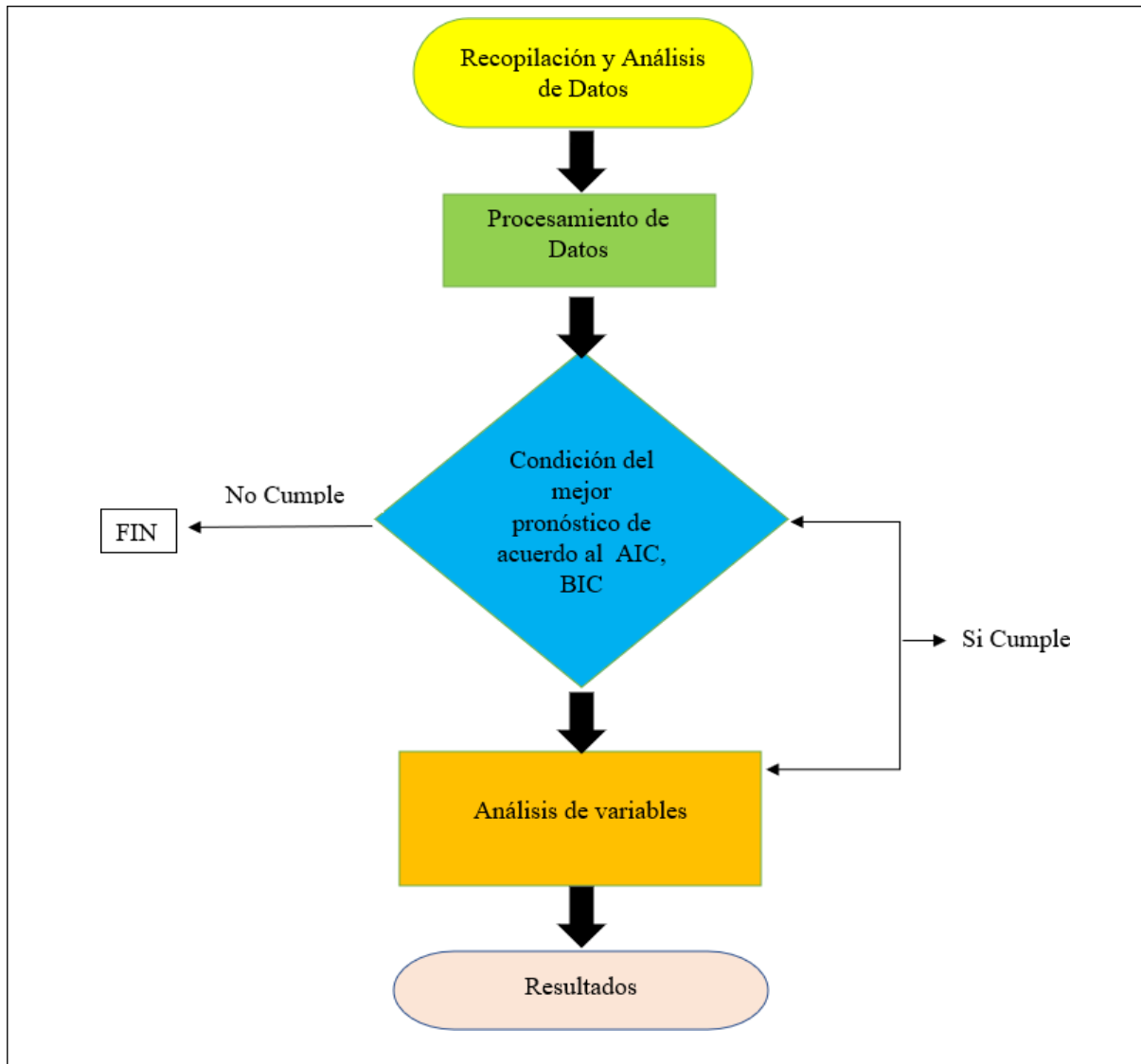


Figura 2. Flujoograma de proceso

3.3.1 Descripción del flujoograma de procesos

- **Recopilación y análisis de datos:** Ingreso de los datos recopilados del Balance Energético Ecuador en el periodo de tiempo 2012-2022.
- **Procesamiento de datos (Softwares):** Separar, ordenar e introducir en EXCEL y MATBAL los datos de acuerdo a los sectores energéticos seleccionados con anterioridad (producción, industria, agro-pesca-minería).
- **Condición del mejor pronóstico de acuerdo al criterio AIC y BIC:**

El mejor pronostico se seleccionará de acuerdo al valor de AIC y BIC teniendo en cuenta que en ambos casos el valor seleccionado será el menor, caso contrario los valores superiores serán desestimados.

- **Análisis de las variables**

Al utilizar la herramienta econometric modeler de MATLAB, los resultados obtenidos serán de valores como P value, T stadistic, Error estándar los cuales deben ser analizados teniendo en cuenta los parámetros establecidos.

- **Resultados**

Una vez obtenidos los resultados, se realizará una comparación de todos los parámetros y valores para así determinar el modelo óptimo.

3.4 Datos

Los datos recopilados para la presente investigación provienen de la base oficial del Ministerio de Energía y Minas los mismos que son presentados en su documento titulado Balance Energético Ecuador.

3.4.1 Datos por sector (Industria)

Tabla 2. Datos Balance Energético Ecuador(Industria)

Datos Industria	
Años	Kton CO2
2012	5332
2013	5651
2014	6028
2015	5698
2016	3298
2017	3279
2018	3409
2019	3924
2020	4297
2021	4948
2022	4924

En la **tabla 2.** Se observa valores recopilados de las emisiones de CO2 liberadas por el sector industria en Ecuador mismas que son cuantificadas en kilotoneladas dentro del periodo

2012-2022. Como se puede evidenciar al analizar los datos el pico más alto de emisiones de CO₂ se alcanzó en el año 2014, mientras que el valor más bajo se lo alcanzo en el 2017. Podemos identificar en el patrón de comportamiento que los valores muestran un crecimiento en el periodo establecido con algunos altibajos, desde el año 2012 hasta el año 2015 se evidencia un crecimiento, tiendo un descenso en el año 2016 y 2017, mismo que toma como referencia un nuevo punto de partida de manera ascendente hasta el año 2021, donde hay se observa una disminución muy baja en las emisiones de CO₂.

El uso de estos datos servirá para realizar futuros cálculos. A pesar de las fluctuaciones en el tiempo , esta serie presenta cierta estabilidad, en los últimos años, con valores cercanos desde el año 2020 hasta el año 2022, lo que sugiere una consolidación de una variable en torno a ciertos niveles.

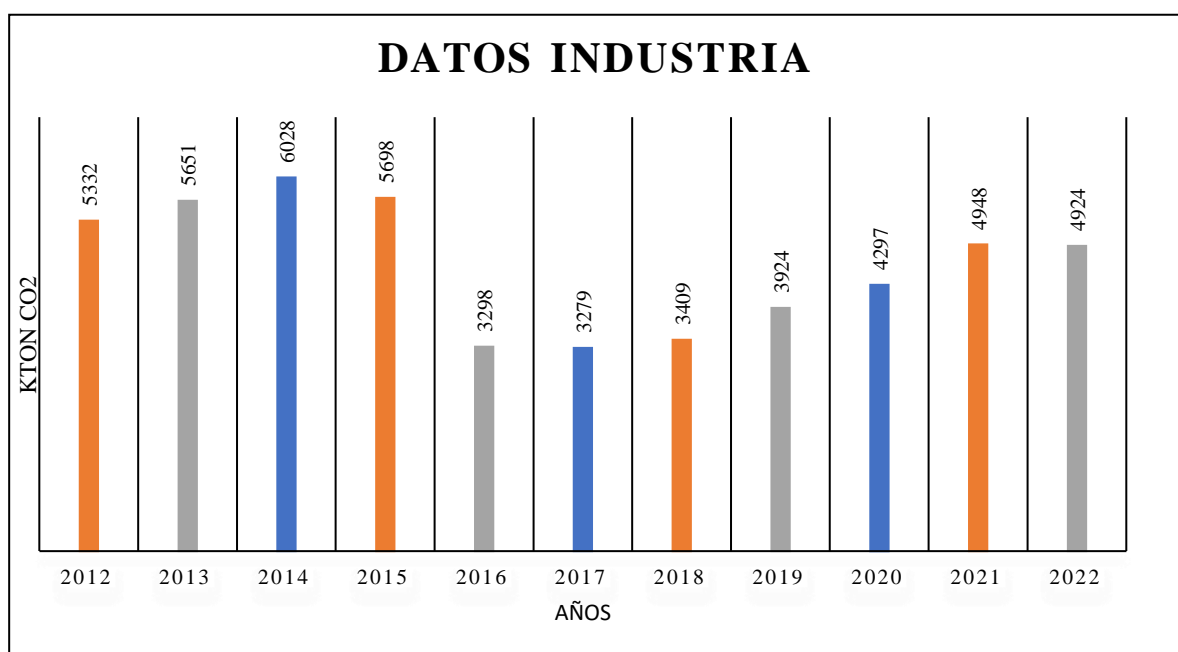


Figura 3. Datos Industria (diagrama de barras 2012-2022)

En la **figura 3**, se representan de manera gráfica los valores recopilados de emisiones de CO₂ en kilotoneladas anuales con su respectiva relación correspondientes del sector Industria en el periodo 2012-2022.

Tabla 3 . Datos Balance Energético Ecuador (Producción)

Datos Producción	
Años	Kton CO2
2012	167
2013	170
2014	185
2015	176
2016	183
2017	175
2018	170
2019	172
2020	155
2021	154
2022	157

En la **tabla 3** se puede observar los datos recopilados de las emisiones de CO₂, liberadas en el medio ambiente, dichas emisiones son pertenecientes al sector de la producción ecuatoriana dentro del periodo 2012-2022 y fueron cuantificadas en kilotoneladas. Al realizar un análisis de los datos se puede observar una serie temporal con fluctuaciones en los valores presentes, como primer punto se observa una serie ascendente desde el año 2012 hasta llegar al punto más alto que en este caso se presenta en el año 2014, donde experimenta fluctuaciones poco significativas, es decir no tiene variaciones altas dentro de su continuidad, hasta el año 2020, en este punto presenta un descenso mismo que se mantiene hasta el año 2022.

Se puede tomar como conclusión que si bien las fluctuaciones anuales no son altamente significativas el patrón que se está generando se encuentra en forma descendente. Este patrón comienza su tendencia de caída a partir del año 2018 lo que indica claramente una reducción de las emisiones de CO₂ presentes en el ambiente, reducción que se da por diferentes factores.

Estos datos serán usados como puntos de partida para realizar pronósticos, a fin de conocer su tendencia en los años siguientes.

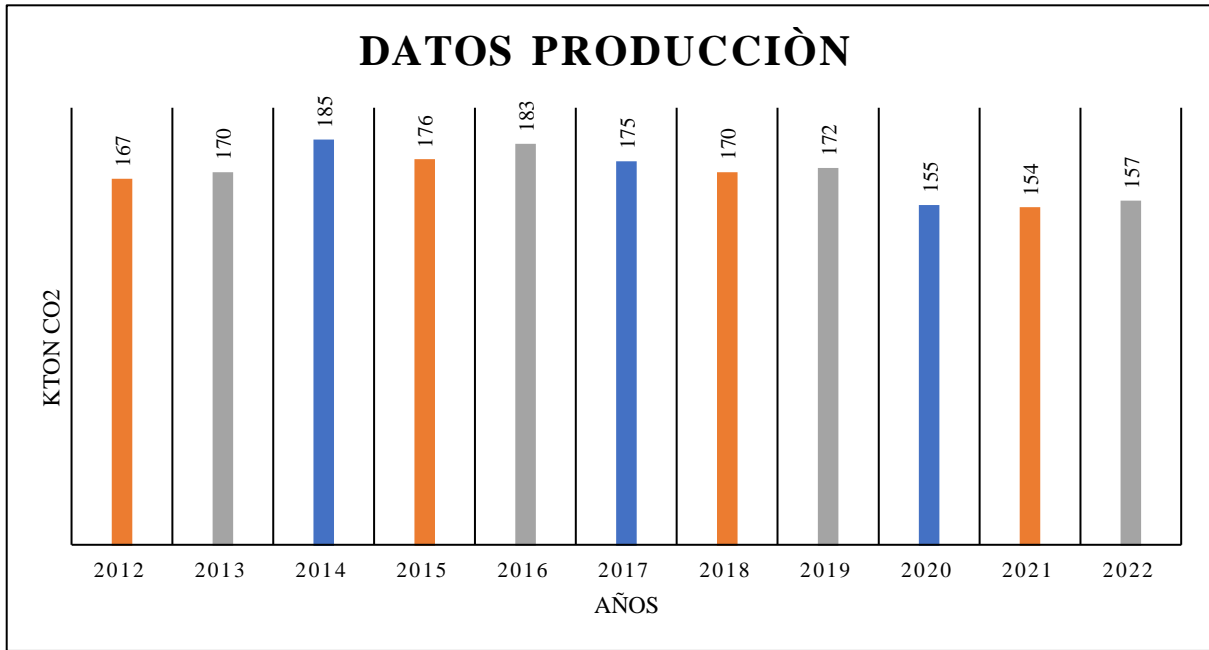


Figura 4. Datos Producción (Diagrama de barras 2012-2022)

En la **figura 5**, se representan los valores recopilados de emisiones de CO₂ en kilotoneladas anuales con sus porcentajes correspondientes del sector producción en el periodo 2012-2022.

Tabla 4. Datos Balance Energético Ecuador (Agro-Pesca-Minería)

Datos Agro-Pesca-Minería	
Años	KtonCO2
2012	316
2013	347
2014	372
2015	372
2016	330
2017	371
2018	396
2019	433
2020	395
2021	486
2022	489

En la **tabla 4** se puede observar los datos recopilados de las emisiones de CO₂ liberadas en el ambiente por parte del sector Agro-Pesca-Minería en el periodo 2012-2030. La revisión de estos datos revela un patrón de incremento durante este lapso de tiempo.

Lo que nos indica que, si bien este sector es muy importante para el crecimiento económico ecuatoriano, es alarmante como dichas emisiones van en aumento, a pesar de las nuevas propuestas de energías limpias en todos los sectores.

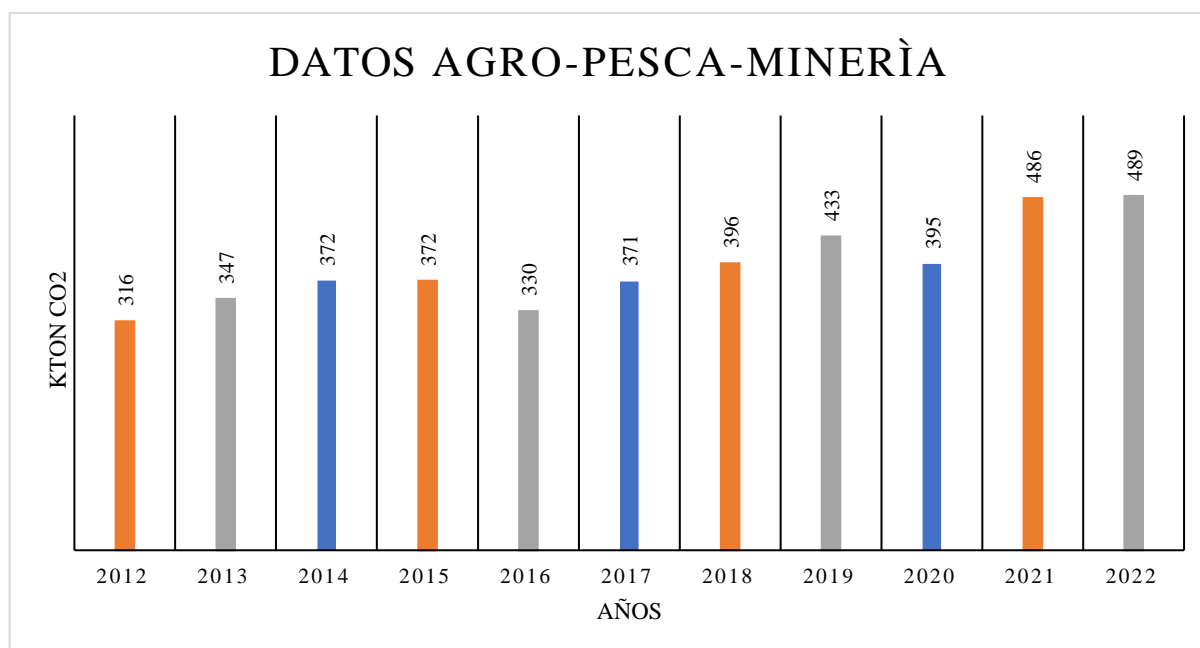


Figura 5. Datos Agro-Pesca-Minería (Diagrama de barras 2012-2022)

En la **figura 4**, se representan los valores recopilados de emisiones de CO₂ en kilotoneladas anuales con sus porcentajes correspondientes del sector Agro-Pesca-Minería en el periodo 2012-2022.

4. Análisis de resultados (EXCEL)

La herramienta estadística PRONOSTICO del software de Microsoft EXCEL desempeña la función de prever o realizar el cálculo de un valor en un tiempo futuro, esto lo realiza mediante el análisis de datos existentes. En este contexto, utiliza los datos conocidos disponibles, específicamente los valores conocidos de las variables x, y, para realizar una proyección del valor que necesitamos conocer a futuro y de la variable asociada a un valor

especifico de x. Este método tiene como fundamento la aplicación técnica de modelos de regresión lineal, lo que facilita la realización de estimaciones precisas a partir de la relación lineal identificada entre las variables involucradas [52].

$$y = b_0 + b_1X + \epsilon$$

Ecuación 8. Regresión lineal.

Donde:

y = es la variable dependiente que vamos a predecir.

X = es la variable independiente que se usa para realizar la predicción.

b_0 = es la ordenada al origen (intercepto en y), es decir, el valor de y cuando X es 0

b_1 = es la pendiente de la lineal de regresión, que indica cuanto cambia y por una unidad de cambio en X .

ϵ = es el termino de error, que representa la diferencia de los valores observados de y y los valores obtenidos mediante su estimación.

Esta fórmula es la base de la regresión lineal simple, en la cual se establece la relación entre variables. Dentro de la regresión lineal múltiple se puede observar más variables adicionales lo que hace que la formula se expanda y por ende cada variable tendrá su propio coeficiente. Esta ecuación es aplicada para diferentes disciplinas, como la econometría, la biología, la ingeniería y la investigación social, para entender y predecir la relación entre variables. Sin embargo, hay que tomar en cuenta las limitaciones del modelo, ya que la admisión de la linealidad en todos los casos no es posible.

4.1 Industria

Sector industrial ecuatoriano: este sector incluye todo tipo de actividad industrial ya sea extractiva o manufacturera y energética (pequeña, mediana, gran industria).

Siendo este uno de los pilares fundamentales en la economía del país, también se encuentra entre una de las fuentes de mayor contaminación presentes actualmente[13].

Tabla 3. Pronósticos Industria

		Datos Industria	
		Años	Kton CO2
Datos Conocidos	2012	5332	
	2013	5651	
	2014	6028	
	2015	5698	
	2016	3298	
	2017	3279	
	2018	3409	
	2019	3924	
	2020	4297	
	2021	4948	
	2022	4924	
Pronósticos	2023	3882	
	2024	3783	
	2025	3804	
	2026	4022	
	2027	4364	
	2028	4353	
	2029	4277	
	2030	4145	

En la **tabla 5**, se presentan los datos conocidos en años de las Kton de CO₂ y el pronóstico realizado de la industria desde el año 2012 hasta el año 2030. Los datos presentados a partir del año 2023 hasta el año 2030 son los pronósticos obtenidos del sector industrial y están expresados en kilotoneladas. Basándonos en dicha serie se pueden extraer varias conclusiones como :

La tendencia general es de alza, aunque hay fluctuaciones anuales, la tendencia general a lo largo de este periodo da a conocer un aumento en las emisiones de CO₂ del sector antes mencionado, esto sugiere un crecimiento en las actividades industriales o una dependencia continua de las fuentes de energía que generan emisiones de gases de efecto invernadero.

Hay una disminución temporal y posterior aumento entre el 2023, 2024, 2025, sin embargo, a partir del 2026, hay un aumento significativo y sostenido hasta el 2028 seguido de una leve disminución hacia el 2030.

PRONÓSTICO INDUSTRIA

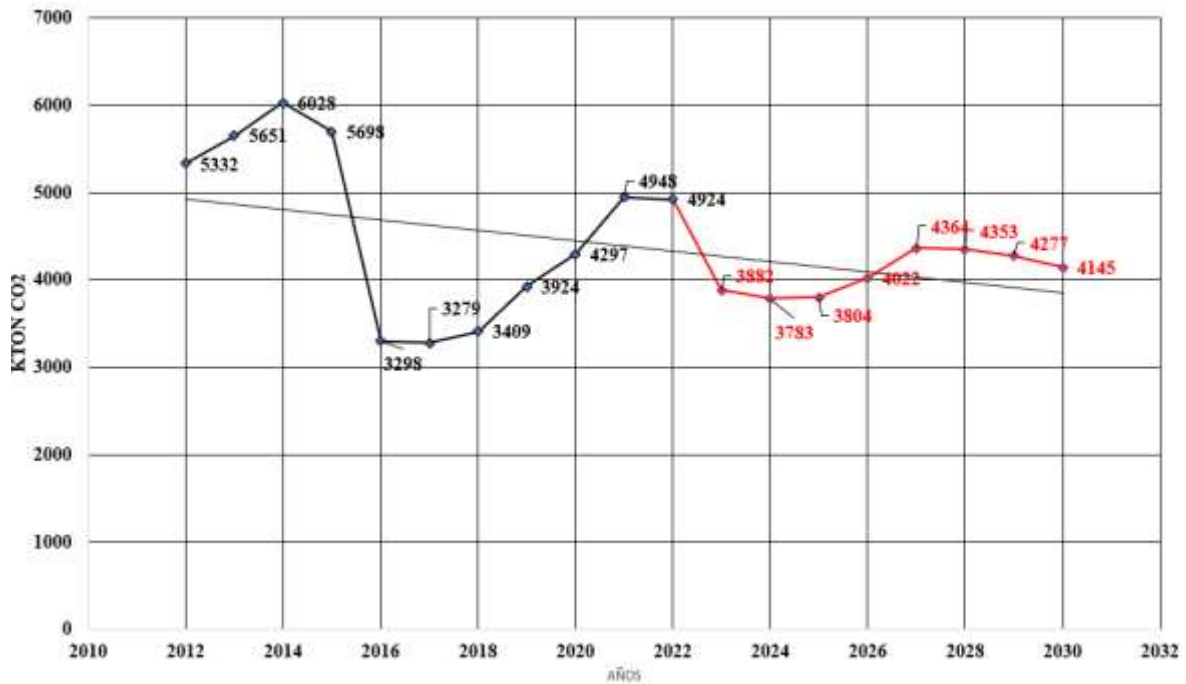


Figura 6. Gráfica Pronósticos Industria

En la **figura 6**, se representa de los datos conocidos y el pronóstico de la industria desde el año 2012 hasta el año 2030. Es importante recalcar que la línea de tendencia nos permitió observar la relación entre variables y se establece que esta no es muy fuerte, y que existe una variación significativa en los datos. En otras palabras, significa que la capacidad de la línea de tendencia central para predecir valores futuros o explicar la variabilidad de la variable dependiente es escaso.

4.1.2 Producción

El sector de producción hace referencia a la fabricación de bienes tangibles. Este sector se encarga de materias primas en productos elaborados.

Tabla 4. Pronósticos Producción

	Datos Producción	
	Años	Kton CO2
Datos Conocidos	2012	167
	2013	170
	2014	185
	2015	176
	2016	183
	2017	175
	2018	170
	2019	172
	2020	155
	2021	154
	2022	157
Pronósticos	2023	157
	2024	152
	2025	147
	2026	143
	2027	139
	2028	137
	2029	134
	2030	131

En la **tabla 6**, se contemplan los datos conocidos del periodo 2012-2022 en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector producción desde el año 2022 hasta el año 2030 utilizando EXCEL. Los pronósticos indican una tendencia decreciente desde 2023 con un valor de 157 kton de CO₂ hasta llegar al 2030 con un valor 131 kton de CO₂. Esta disminución sostenida sugiere una mejora progresiva en la eficiencia energética, la adopción de tecnologías más limpias o una combinación de ambas en este sector, lo cual es positivo en términos de esfuerzos para mitigar el cambio climático.

A partir del año 2023 esta tendencia comienza su descenso de manera ininterrumpida hasta llegar al 2030 donde se puede observar el punto más bajo.



Figura 7. Gráfica Pronósticos Producción

En la **figura 7**, se observa los datos públicos del periodo 2012-2022 en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector producción desde el año 2022 hasta el año 2030, así como también se encuentra representada la línea de tendencia. Al observar la línea de tendencia se puede sugerir que este modelo de predicción tiene la capacidad de explicar la variabilidad en la variable dependiente, lo que respaldaría el uso de este modelo para predecir. Sin embargo, es importante que se haga un análisis adicional para evaluar la validez de los supuestos del modelo.

4.1.3 Agro-Pesca-Minería

El sector de agro-pesca-minería, abarca las actividades como la producción de alimentos, recursos acuáticos y minerales. El agropecuario ecuatoriano engloba la producción de recursos alimenticios y la cría de animales, la pesca se enfoca en la captura de peces teniendo como prioridad se consumió, mientras que la minería se enfoca en la extracción de minerales.

Tabla 5. Pronósticos Agro-Pesca-Minería

	Datos Agro-Pesca-Minería	
	Años	KtonCO2
Datos Conocidos	2012	316
	2013	347
	2014	372
	2015	372
	2016	330
	2017	371
	2018	396
	2019	433
	2020	395
	2021	486
	2022	489
Pronósticos	2023	483
	2024	498
	2025	518
	2026	542
	2027	566
	2028	581
	2029	597
	2030	614

En la **tabla 7**, se reflejan los datos públicos del 2012-2022 en kton de CO₂ y el pronóstico de los sectores Agro-Pesca-Minería desde el año 2022 hasta el año 2030 utilizando EXCEL. Los pronósticos muestran un aumento constante y significativo en las emisiones de CO₂ desde el año 2023 con un valor de 483 hasta que en el año 2030 llega a un valor de 614.

Esta tendencia esta de manera ascendente y de forma ininterrumpida lo que se traduce en un crecimiento en las actividades de estos sectores, lo que conlleva a mayores emisiones de carbono, representando un desafío creciente para los esfuerzos por mitigar el cambio climático.



Figura 8. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería

En la **figura 8**, se puede observar los datos conocidos desde el periodo 2012 -2022 en kton de CO₂ y el pronóstico de los sectores Agro-Pesca-Minería desde el año 2022 hasta el año 2030, dentro de esta grafica se puede visualizar también la línea de tendencia central.

Al realizar un análisis de la línea de tendencia se observa una relación estadísticamente fuerte entre las variables, ya que este modelo explicaría de manera muy efectiva la variabilidad de la variable dependiente. Pero es importante que consideremos que hay que tomar en cuenta otros aspectos de análisis tales como la validez de las suposiciones y la significancia de los coeficientes.

4.2 Análisis de resultados (MATLAB)

4.2.1 Industria (Modelo Autorregresivo AR de orden 1)

$$(1 - \phi_1 L)Y_t = C + \epsilon_t \quad (9)$$

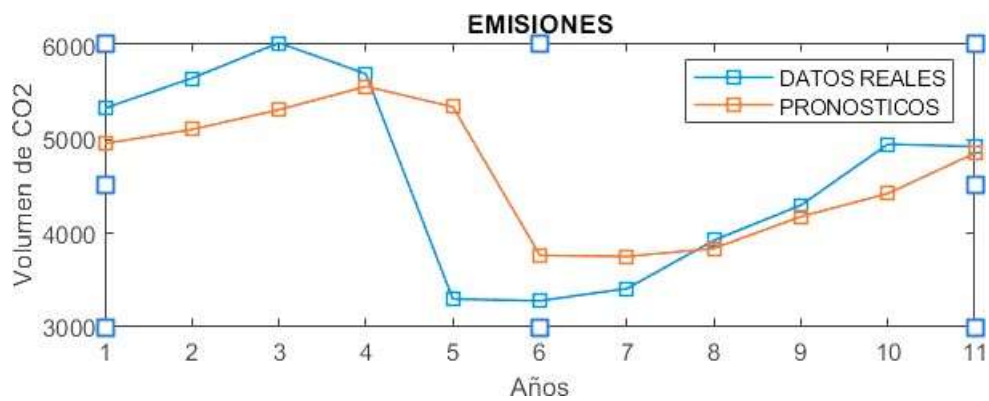


Figura 9. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo AR)

En la **figura 9**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **AR de orden 1**.

Tabla 6. Métricas AR de orden 1

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,5988	0,5493
AR{1}	1,2133	0,225
Variance	1,2939	0,1957
AR (1)	AIC	BIC
Años	182,3252	183,2330

4.2.2 Industria (Modelo Autorregresivo AR de orden 2)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2) Y_t = c + c_t \quad (10)$$

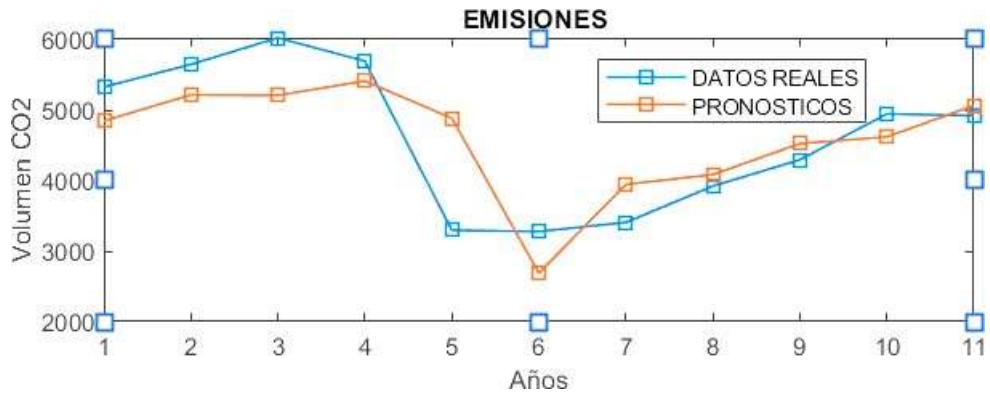


Figura 10. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo AR de orden 2)

En la **figura 10**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **AR de orden 2**.

Tabla 7. Métricas AR de orden 2

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	1,2041	0,2285
AR{1}	2,7054	0,0068
AR{2}	-1,2636	0,2064
Variance	1,2598	0,2077
AR (2)	AIC	BIC
Años	181,6463	182,4351

4.2.3 Industria (Modelo Autorregresivo AR de orden 3)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \phi_3 L^3) Y_t = c + c_t \quad (11)$$

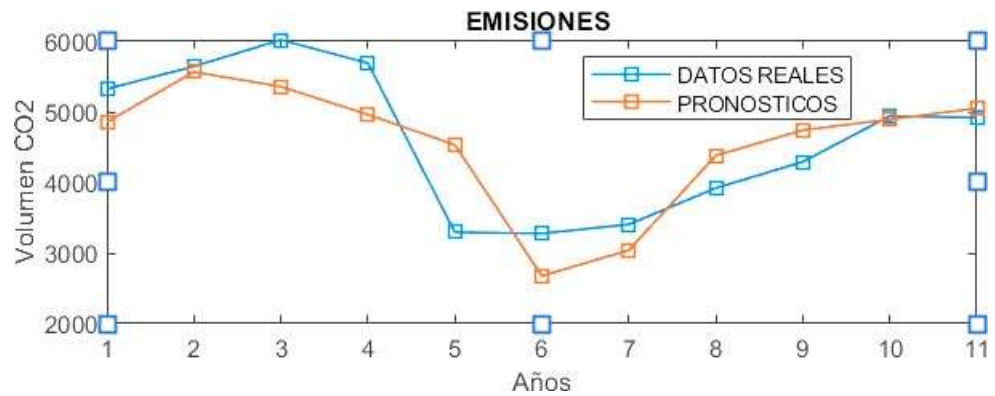


Figura 11. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo AR de orden 3)

En la **figura 11**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **AR de orden 3**.

Tabla 8. Métricas AR de orden 3

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	2,8383	0,0045
AR{1}	2,3766	0,0175
AR{2}	-0,1960	0,8446
AR{3}	-1,5606	0,1186
Variance	1,4358	0,1510
AR (3)	AIC	BIC
Años	181,1309	181,5282

4.2.4 Industria (Modelo autorregresivo MA de orden 1)

$$y_t = c + (1 + \theta_1 L)s_t \quad (12)$$

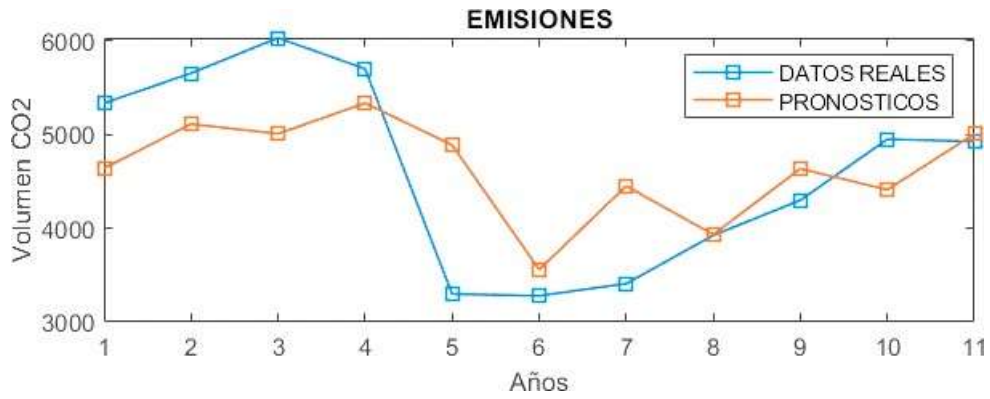


Figura 12. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo MA de orden 1)

En la **figura 12**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **MA de orden 1**.

Tabla 9. Métricas MA de orden 1

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	7,4158	0,0012
MA{1}	0,8724	0,3830
Variance	1,2646	0,2060
MA (1)	AIC	BIC
Años	184,0121	185,2058

4.2.5 Industria (Modelo autorregresivo MA de orden 2)

$$y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2) \varepsilon_t \quad (13)$$

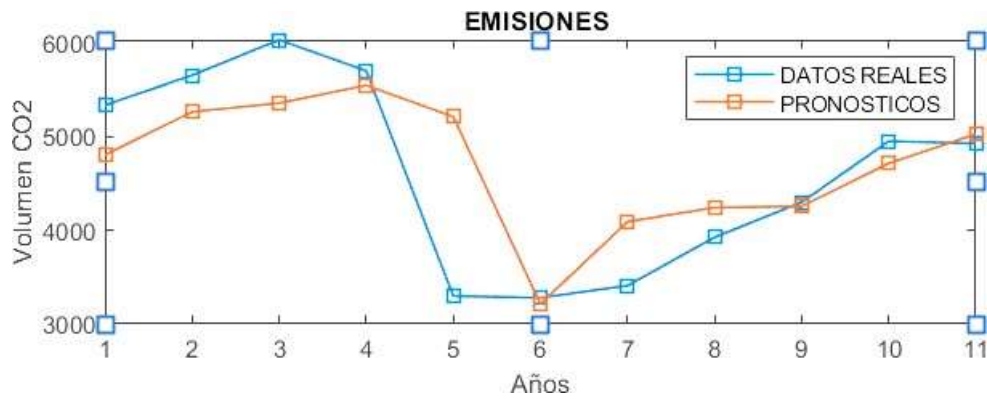


Figura 13. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo MA de orden 2)

En la **figura 13**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **MA de orden 2**.

Tabla 10. Métricas MA de orden 2.

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	3,1816	0,0015
MA{1}	0,3325	0,7395
MA{2}	0,1785	0,8583
Variance	1,4078	0,1592
MA (2)	AIC	BIC
Años	185,1274	186,7190

4.2.6 Industria (modelo autorregresivo MA de orden 3)

$$y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \theta_3 L^3) s_t \quad (14)$$

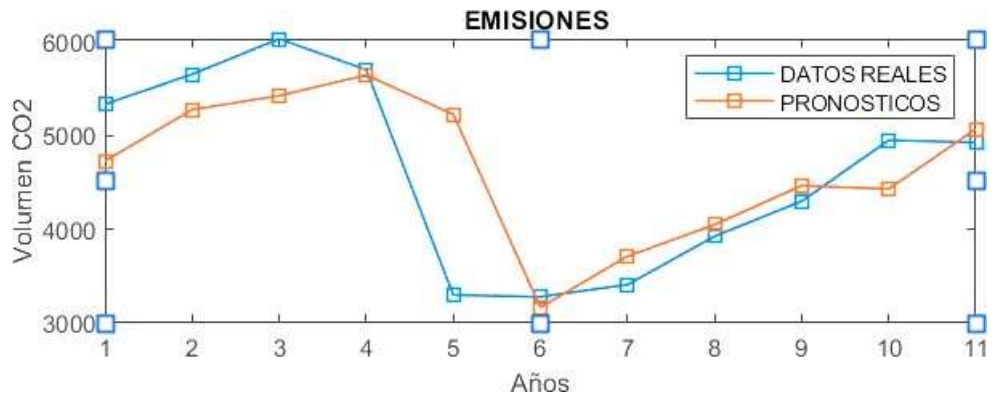


Figura 14. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo MA de orden 3)

En la **figura 14**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **MA de orden 3**.

Tabla 11. Métricas MA de orden 3

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	3,6798	0,0002
MA {1}	0,4042	0,6860
MA {2}	0,2821	0,7779
MA {3}	0,1462	0,8838
Variance	1,2635	0,2064
MA (3)	AIC	BIC
Años	186,9480	188,9374

4.2.7 Industria (modelo autorregresivo ARMA de orden 1, 1)

$$(1 - \phi_1 L)y_t = c + (1 + \theta_1 L)s_t \quad (15)$$

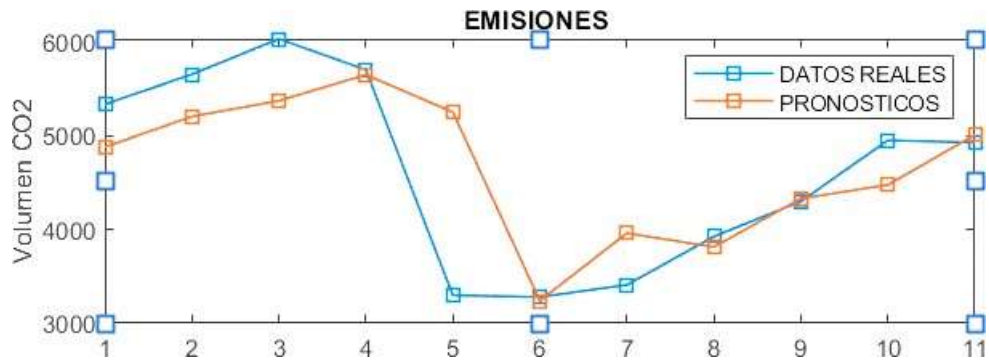


Figura 15. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo ARMA de orden 1, 1)

En la **figura 15**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 1**.

Tabla 12. Métricas ARMA de orden 1,1

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,3315	0,7403
AR{1}	0,4217	0,6732
MA{1}	0,1723	0,8632
Variance	1,1256	0,2603
ARMA (1,1)	AIC	BIC
Años	185,0494	186,2597

4.2.8 Industria (modelo autorregresivo ARMA de orden 2, 2)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2) y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2) \varepsilon_t \quad (16)$$

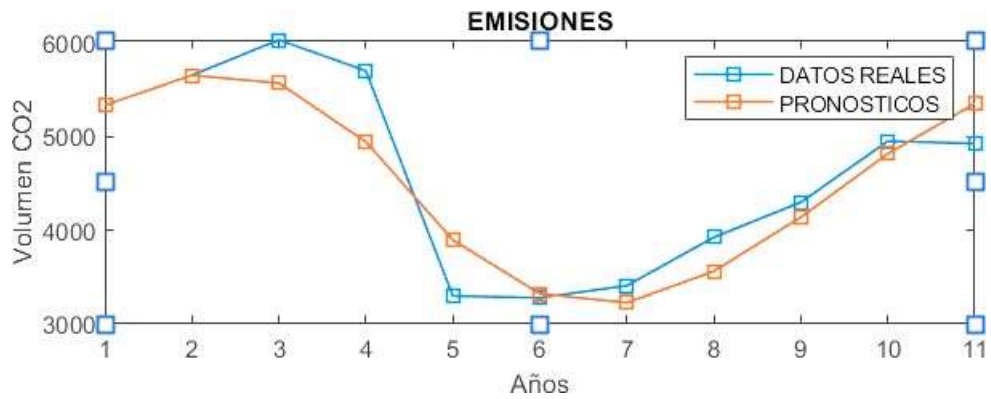


Figura 16. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo ARMA de orden 2, 2)

En la **figura 16**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 2**.

Tabla 13. Métricas ARMA de orden 2

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,2513	0,8016
AR{1}	1,5579	0,1193
AR{2}	-0,5817	0,5608
MA{1}	-0,1937	0,8464
MA{2}	0,0427	0,9659
Variance	2,54E+09	0,0000
ARMA (2,2)	AIC	BIC
Años	195,5025	196,6859

4.2.9 Industria (modelo autorregresivo ARMA de orden 3, 3)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \phi_3 L^3) y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \theta_3 L^3) s_t \quad (17)$$

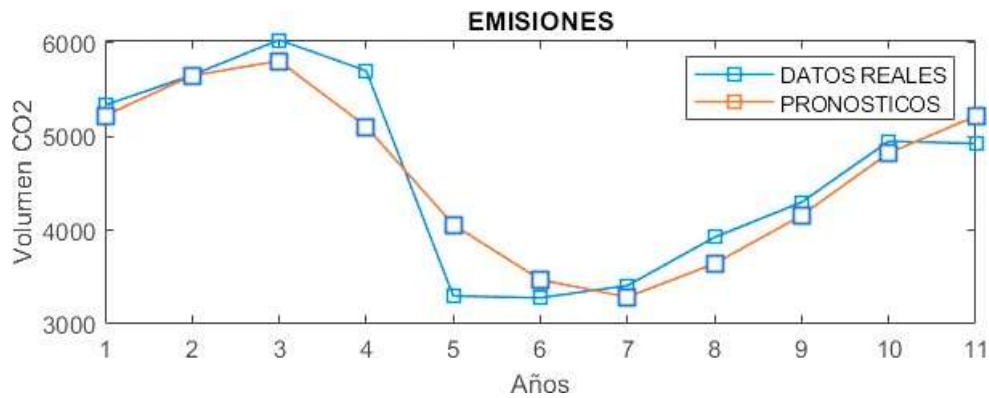


Figura 17. Gráfica Pronósticos Industria (Modelo ARMA de orden 3, 3)

En la **figura 17**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector industrial desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 3**.

Tabla 14. Métricas ARMA de orden 3

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,2257	0,8214
AR{1}	0,1266	0,8992
AR{2}	0,0413	0,9670
AR{3}	-0,1608	0,8723
MA{1}	-0,2228	0,8237
MA{2}	-0,0373	0,9702
MA{3}	0,0549	0,9563
Variance	1,43E+08	0,0000
ARMA (3,3)	AIC	BIC
Años	188,9936	189,6291

4.2.10 Producción (modelo autorregresivo ARMA de orden 1,2)

$$(1 - \phi_1 L)y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2)s_t \quad (18)$$

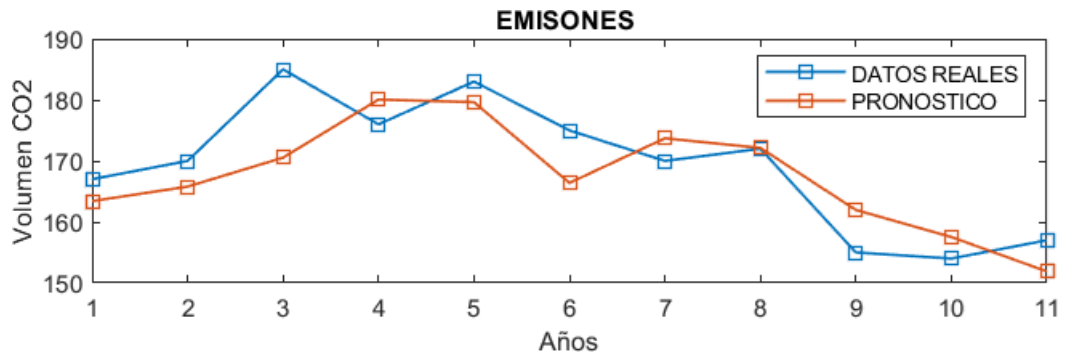


Figura 18. Gráfica Pronósticos Producción (modelo ARMA de orden 1,2)

En la **figura 18**, se representa los datos conocidos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector producción desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 1,2**.

Tabla 15. Métricas ARMA de orden 1,2

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	1,2579	0,2084
AR{1}	0,5515	0,5813
MA{1}	1,4059	0,1598
MA{2}	3,4619	5,36E-04
Variance	1,1968	0,2314
ARMA(1,2)	AIC	BIC
AÑOS	81,8572	83,3701

4.2.11 Producción (modelo autorregresivo ARMA de orden 2,2)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2)y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2)s_t \quad (19)$$

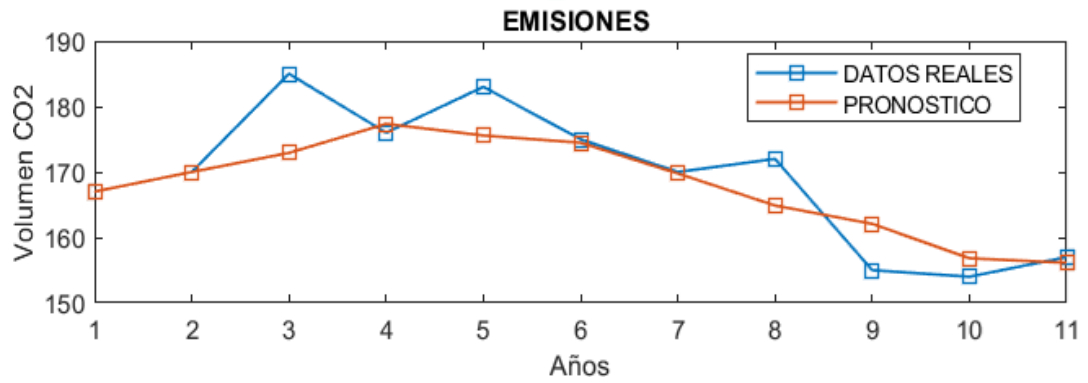


Figura 19. Gráfica Pronósticos Producción (Modelo ARMA de orden 2,2)

En la **figura 19**, se representa los datos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector producción desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 2,2**.

Tabla 16. Métricas ARMA de orden 2,2

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,3403	0,7336
AR{1}	3,4033	6,66E-04
AR{2}	-4,9034	9,42E-07
MA{1}	-1,2636	0,2064
MA{2}	0,3799	0,704
Variance	1,2883	0,1976
ARMA(2,2)	AIC	BIC
AÑOS	80,0374	81,2208

4.2.12 Producción (modelo autorregresivo ARMA de orden 2,3)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \phi_3 L^3) y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \theta_3 L^3) s_t \quad (20)$$

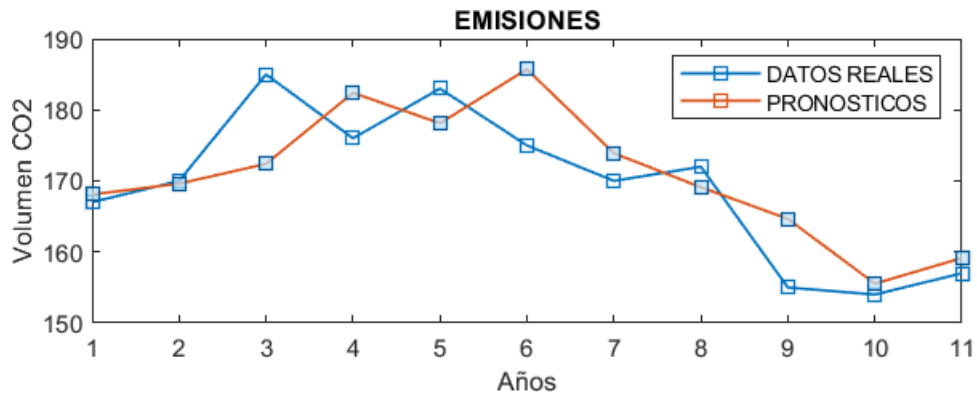


Figura 20. Gráfica Pronósticos Producción (Modelo ARMA de orden 2,3)

En la **figura 20**, se representa los datos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector producción desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 2,3**.

Tabla 17. Métricas ARMA de orden 2,3

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,5564	0,578
AR{1}	1,178	0,239
AR{2}	-0,6118	0,5407
MA{1}	-0,4416	0,6588
MA{2}	0,4937	0,6215
MA{3}	1,0305	0,3028
Variance	0,936	0,3493
ARMA(1,2)	AIC	BIC
AÑOS	86,3778	87,7583

4.2.13 Agro-Pesca-Minería (modelo autorregresivo ARMA de orden 1,1)

$$(1 - \phi_1 L)y_t = c + (1 + \theta_1 L)s_t \quad (21)$$

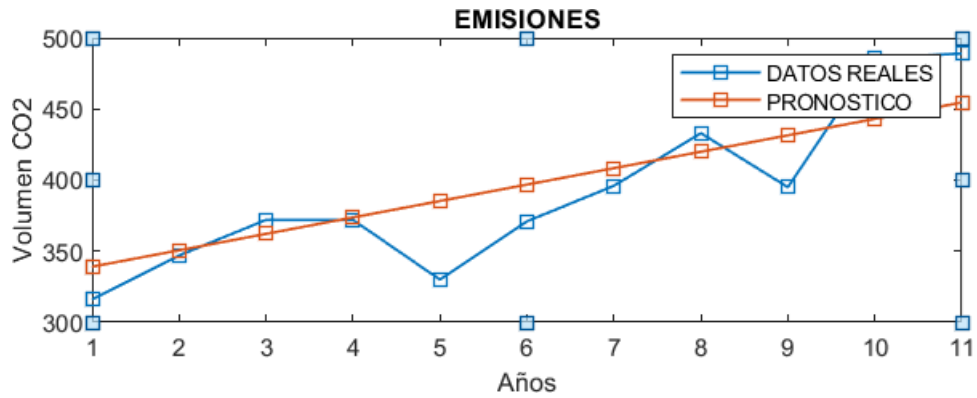


Figura 21. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería (Modelo ARMA de orden 1,1)

En la **figura 21**, se representa los datos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector Agro-Pesca-Minería desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 1**.

Tabla 18. Métricas ARMA de orden 1,1

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,2939	0,7688
AR{1}	9,1937	3,80E-20
MA{1}	-2,3795	0,0173
Variance	1,2084	0,2269
ARMA(1,1)	AIC	BIC
AÑOS	113,0637	114,2740

4.2.14 Agro- Pesca- Minería (modelo autorregresivo ARMA de orden 1,2)

$$(1 - \phi_1 L)y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2)s_t \quad (22)$$

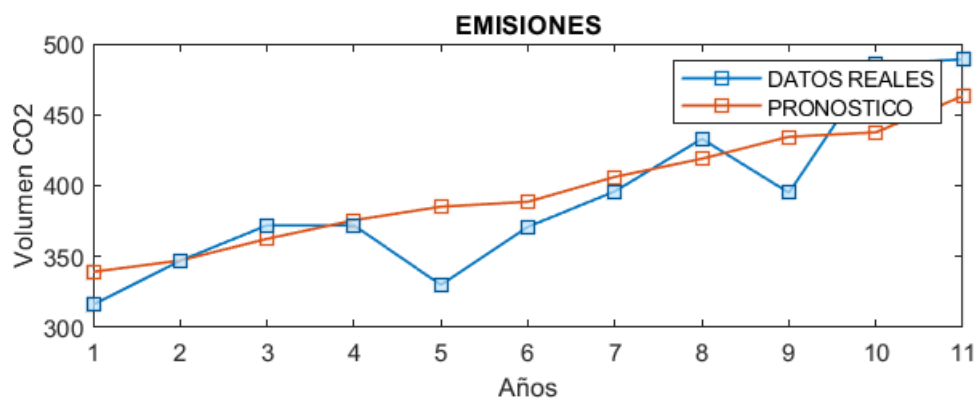


Figura 22. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería (Modelo ARMA de orden 1,2)

En la **figura 22**, se representa los datos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector Agro-Pesca- Minería desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 1,2**.

Tabla 19. Métricas ARMA de orden 1,2

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,1539	0,8777
AR{1}	4,5532	5,28E-06
MA{1}	-1,6029	0,1089
MA{2}	-0,2312	0,8171
Variance	1,2121	0,2255
ARMA(1,2)	AIC	BIC
AÑOS	114,8286	116,3415

4.2.15 Agro- Pesca- Minería (modelo autorregresivo ARMA de orden 2,2)

$$(1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2) y_t = c + (1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2) s_t \quad (23)$$

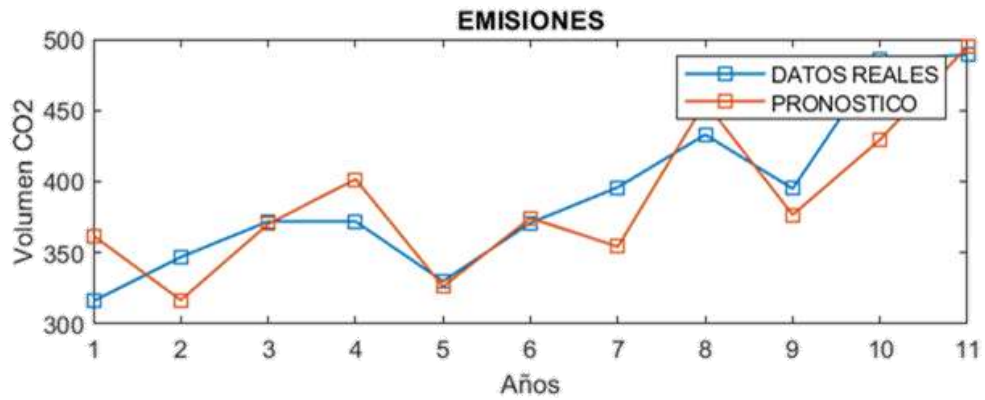


Figura 23. Gráfica Pronósticos Agro-Pesca-Minería (Modelo ARMA de orden 2,2)

En la **figura 23**, se representa los datos en Kton de CO₂ y el pronóstico del sector agro-pesca- minería desde el año 2012 hasta el año 2030 utilizando el modelo autorregresivo **ARMA de orden 2,2**.

Tabla 20. Métricas ARMA de orden 2,2

Parameter	t Statistic	P-Value
Constant	0,2932	0,7694
AR{1}	-0,3083	0,7579
AR{2}	0,4436	0,6573
MA{1}	2,5218	0,0117
MA{2}	0,9801	0,327
Variance	1,0512	0,2932
ARMA(2,2)	AIC	BIC
AÑOS	119,7596	120,9430

4.3 Comparación de resultados

4.3.1 Industria (T statistic)

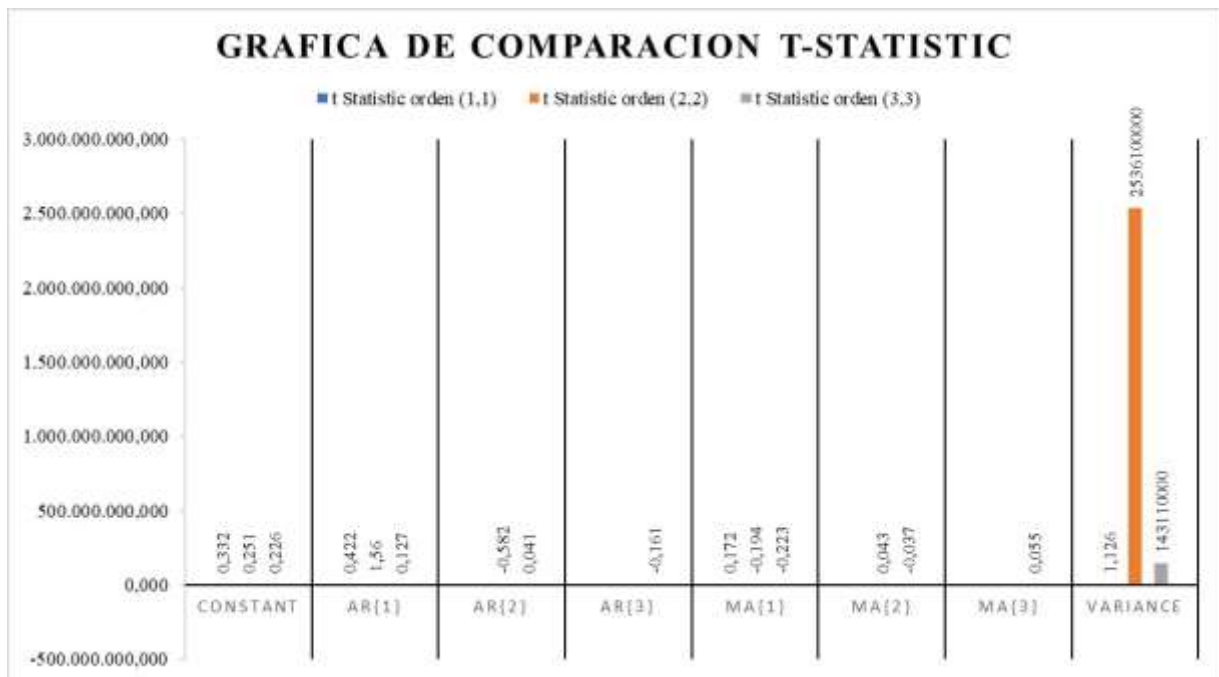


Figura 24. Gráfica de comparaciones Industria (T statistic del modelo ARMA de orden 1,1; 2,2; 3,3)

En la **figura 24**, se visualiza la comparación del T statistic del Modelo ARMA de orden 1,1; 2,2 ;3,3.

Se puede evidenciar que el coeficiente para la constante no es estadísticamente significativo en ninguno de los casos ARMA de las órdenes mencionadas, ya que sus valores 0.332, 0.251, 0.226 están por debajo de la media requerida.

El coeficiente AR {1} muestra un valor t de 0.422 en el primer orden, al igual que el coeficiente de orden 3 que muestra un valor t de 0.127 los cuales no son valores estadísticamente significativos. Sin embargo, el valor AR {1} de orden 2 es de 1.56 por lo que sugiere una relevancia leve.

Por otra parte AR {2} presenta los siguientes valores; en primer orden tenemos un valor 0, y el en orden 3 un valor de 0.0041 por tanto ambos valores no se consideran relevantes, mientras que el valor -0.582 perteneciente al orden 2 toma una relevancia significativa por ser un número negativo. Para AR {3} presenta un valor de -0.161 lo que se considera significativo.

El coeficiente MA{1} presenta los valores de 0.172 para el orden 1, -0.194 para orden 2 y -0.223 para orden 3 lo que nos da el indicador que los valores negativos de orden 2 y 3 son significativos. Para MA {2} se presentan valores de 0, para el orden 1, 0.043 para el orden 2 y -0.037 para el orden 3 por que se toma en cuenta el tercer valor como significativo mientras los dos valores anteriores no son relevantes. Para MA {3} el valor 0.055 no tiene relevancia alguna.

La varianza tiene valores de 1.126 para el orden 1, 253610000 para el orden 2, 143110000 para el orden 3, lo que sugiere que los dos últimos valores toman una relevancia significativa estadística mientras que el primero es descartado.

Los resultados indican que la especificación del modelo ARMA es relevante para los datos de segundo orden. Además, la varianza es altamente significativa en los órdenes 2 y 3. Se debe considerar una revisión del modelo para ajustar y mejorar su rendimiento, especialmente en lo que respecta a los términos de auto regresión y media móvil en diferentes órdenes.

4.3.2 Industria (P-Value)

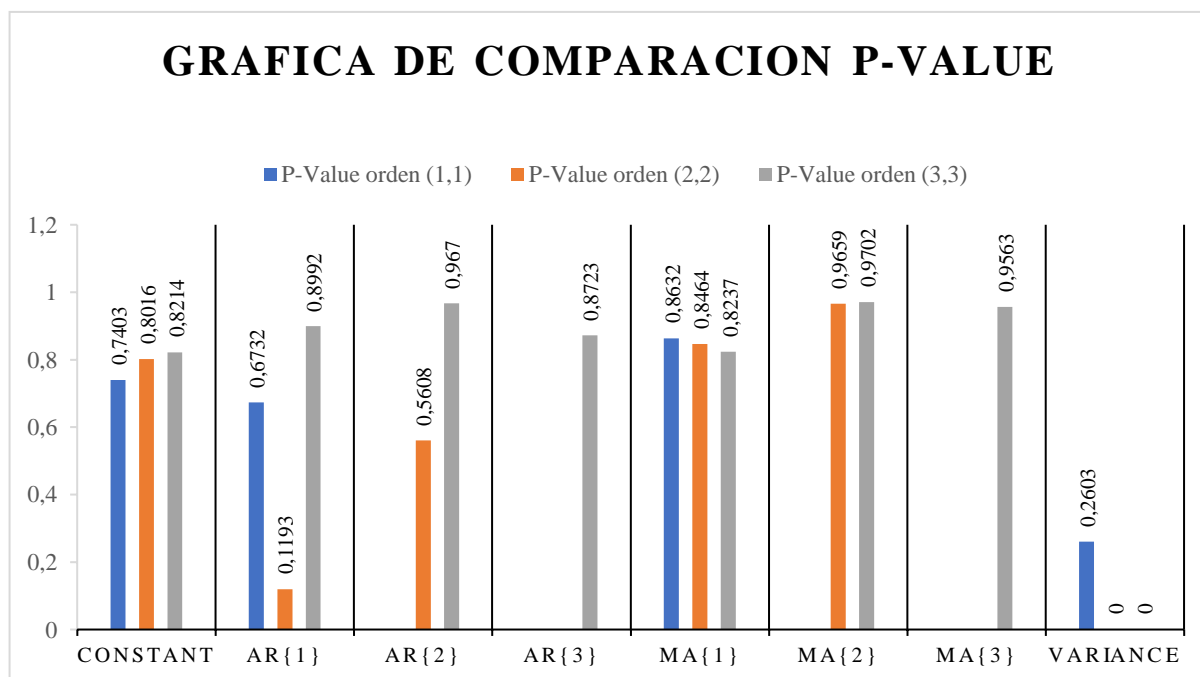


Figura 25. Gráfica de comparaciones Industria (P-Value del modelo ARMA de orden 1,1; 2,2; 3,3)

En la **figura 25**, se visualiza la comparación del P- value del Modelo ARMA de orden 1,1; 2,2; 3,3 podemos evidenciar de acuerdo al P- valor para la constante los siguientes valores, 0.7403 para el orden 1, 0.8016 para el orden 2 y 0.8214 para el orden 3, lo que sugiere que el valor del primer orden es el que más se ajusta al modelo.

Para AR {1}, el valor en el primer orden es 0.6732, y 0.8992 para el orden tres lo que representa que el orden 2 es el que mejor se ajusta con un valor de 0.1193. Para AR{2}, los valores presentes son 0.5608 de orden 2 y 0.967 de orden 3, lo que nos indica que los dos valores no se ajustan al modelo. Para AR {3} tenemos el valor 0.8723 que es un valor que no se ajusta al modelo.

Para MA {1}, el P- valor es de 0.8632 en el orden 1, 0.8464 en el orden 2, lo que representa que el orden que más se ajusta es el orden tres con un valor de 0.8237. Para MA {2}, los valores presentes son 0.9659 de orden 2 y 0.9702 de orden 3 lo que nos indica que los valores no se ajustan al modelo. Para MA {3} el valor es 0.9563 que es un valor que no se ajusta al modelo.

La varianza de P- valor es relativamente baja en todos los órdenes, 0.2603 para el orden uno, mientras que los siguientes ordenes tienen un valor 0. Dándonos a conocer que el primer orden es el único que se ajusta al modelo.

Los resultados indican que el orden a tomarse en cuenta dentro del modelo ARMA es orden 1,1.

4.3.3 Industria (AIC-BIC)

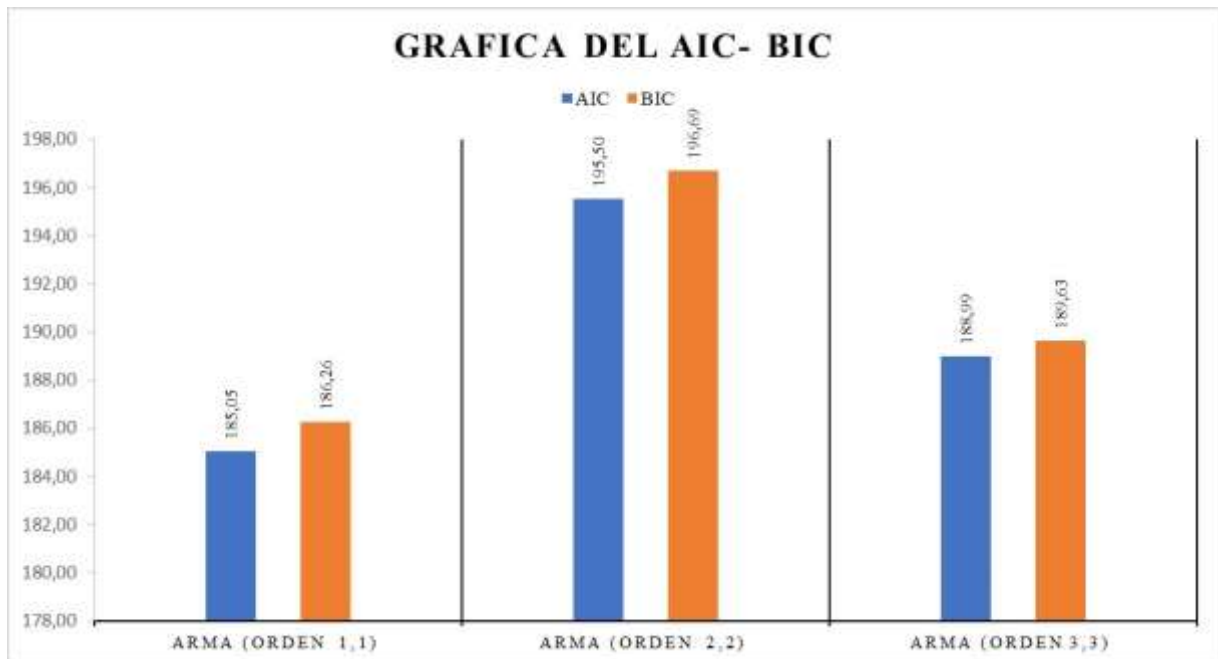


Figura 26. Gráfica de comparaciones Industria (AIC-BIC modelo ARMA de orden 1,1; 2,2; 3,3)

En la **figura 26**, se visualiza la comparación del AIC y BIC del modelo ARMA de orden 1,1; 2,2; 3,3 al analizar la gráfica de barras podemos evidenciar lo siguiente:

Para ARMA (1,1) tenemos un AIC de 185.05 y un BIC de 186.26.

Este modelo tiene un AIC y BIC altos, lo que sugiere un mínimo ajuste a los datos de especificación.

Para ARMA (2,2) tenemos un AIC de 195.50 y un BIC de 196.69.

Este modelo tiene un AIC y BIC considerados muy altos, lo que sugiere que no se ajustan a los datos de especificación.

Para ARMA (3,3) tenemos un AIC de 188.99 y un BIC 189.63.

Este modelo tiene un AIC y BIC considerados muy altos, lo que sugiere que no se ajusta a los datos de especificación.

Como conclusión se toma al modelo ARMA de orden 1,1 como el más apropiado.

4.3.4 Producción (T Statistic)

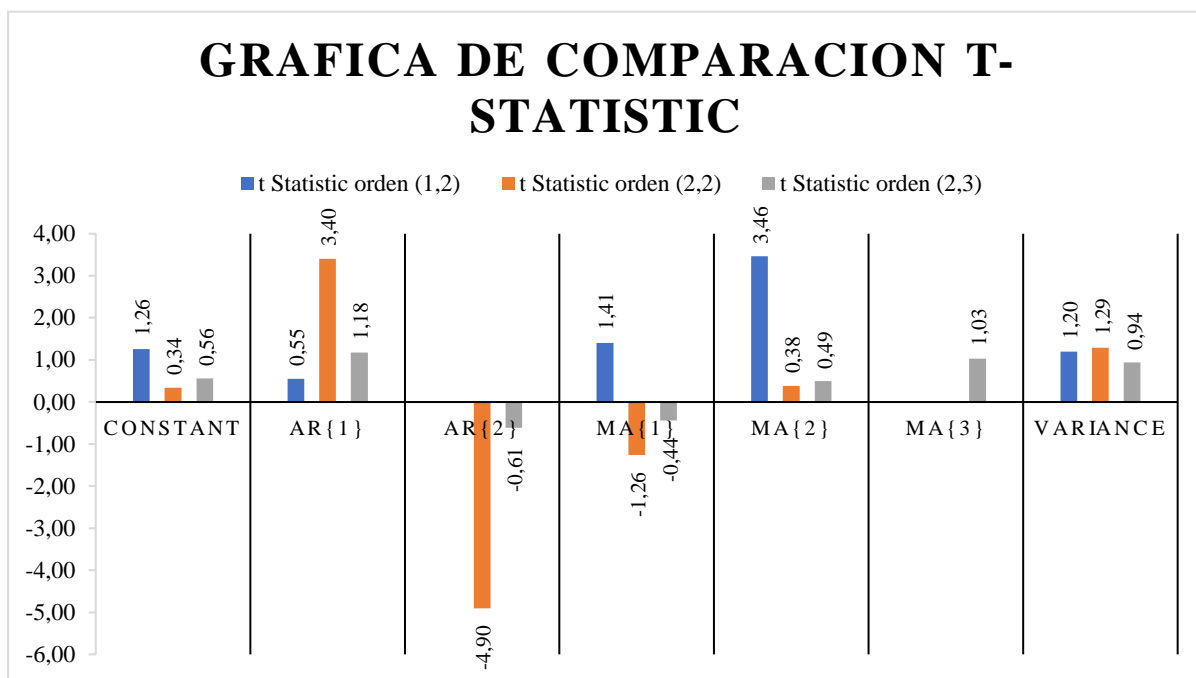


Figura 27. Gráfica de comparaciones Producción (T-Statistic modelo ARMA de orden 1,2; 2,2; 2,3)

En la **figura 27**, se visualiza la comparación del T -statistic del modelo ARMA de orden 1,2; 2,2; 2,3.

Podemos evidenciar que el coeficiente para la constante no es estadísticamente significativo en el segundo (1,2) y tercer orden (2,2) puesto que los valores de t son 0.34 y 0.56 respectivamente. Sin embargo, en el primer orden (1,1) con un valor de t igual a 1.26, parece tener cierta significancia.

El coeficiente AR {1} muestra un valor de t de 0.55 en el primer orden (1,1), lo que indica que no es un valor significativo. Pero en el segundo orden (1,2), el valor de t es de 3.40, lo que sugiere una fuerte significancia estadística. Por otro lado, el coeficiente de AR {2} es significativo para el orden (1,2) con el valor de t igual a -4.90. lo que implica que la autocorrelación en el segundo (1,2) orden es negativa y significativa.

El coeficiente MA{1} es significativo en el primer orden (1,1) con un valor de t igual a 1.41, pero no lo es para los órdenes posteriores. Para MA {2} muestra una fuerte significancia en el primer orden (1,1) valor de t igual 3.46. Sin embargo, en los siguientes órdenes no hay mayor importancia. En MA{3} tiene un valor de t de 1.03, señala cierta significancia estadística.

La varianza es significativa en todos los órdenes (1,1; 1,2; 1,3), con valores de t de 1.20,1.29,0.94. Esto sugiere que la varianza juega un papel importante en el modelo en todos los órdenes.

Los datos reflejan que la especificación del modelo ARMA es relevante para los datos en el segundo orden (1,2), especialmente en los datos de autocorrelación. Además, la varianza es significativa en todos los órdenes.

4.3.5 Producción (P-Value)

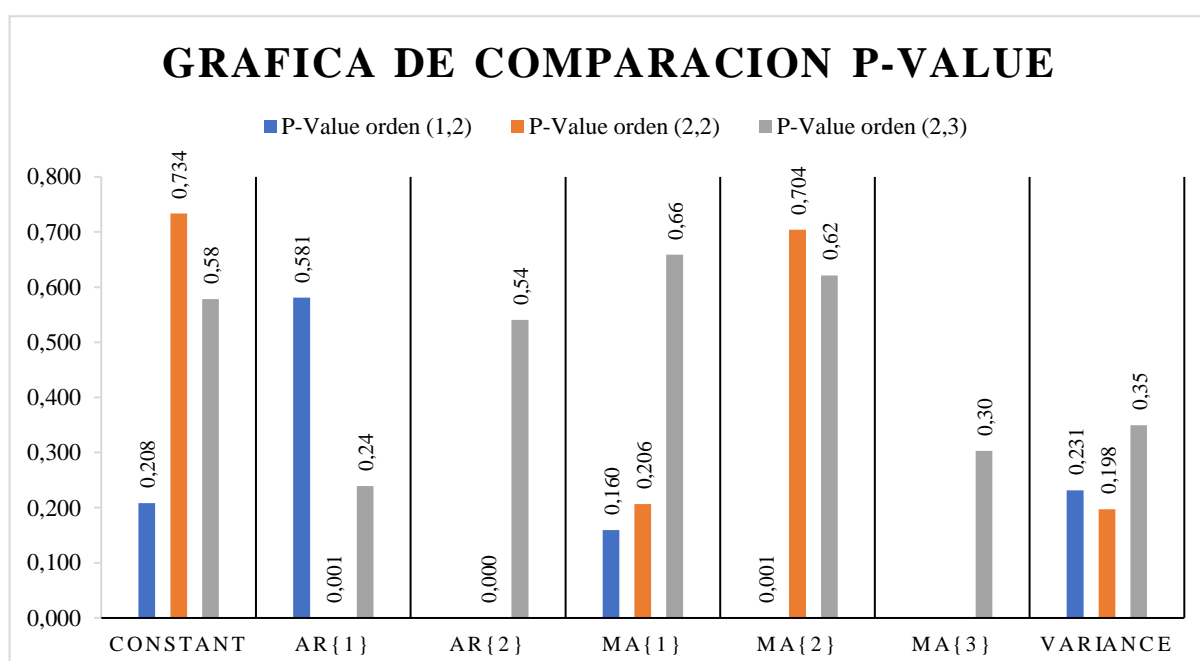


Figura 28. Gráfica de comparaciones Producción (P- Value modelo ARMA de orden 1,2; 2,2; 2,3)

En la **figura 28**, se visualiza la comparación del P – Value del modelo ARMA de orden 1,2; 2,2; 2,3.

Podemos evidenciar el P-valor para la constante en el primer orden(1,1) es de 0.208,este es el que mejor se adapta al modelo .En el segundo (1,2) y tercer orden(2,2), los valores P-valor son mayores 0.734 y 0.5 respectivamente. Estos sugieren que la constante tiene un margen de error superior a lo requerido en los dos órdenes.

Para $AR\{1\}$, el valor de P-valor en el primer orden (1,1) es de 0.581 y el de orden tres es 0.24 sugieren que son modelos con un error significativo en comparación con el de orden (1,2) que su coeficiente tiene un valor de bajo de (0.001), indicando una fuerte significancia estadística. Esto implica que la autocorrelación en el segundo orden (1,2) es importante para el modelo. Mientras $AR\{2\}$ muestra un P-valor extremadamente bajo en el primer orden (1,1) cuyo valor es 0.00000094 indica una fuerte significancia estadística.

En $MA\{1\}$ el P-valor es de 0.16 para el primer orden (1,1), lo que indica que no son significativos. En el segundo (1,2) y tercer orden (2,2), los P-valores son aún mayores (0.2060 y 0.66 respectivamente) por ende tampoco son significativos. Para $MA\{2\}$ muestra un P-valor de 0.001 en el primer orden (1,1), señalando significancia estadística. Sin embargo, en el segundo (1,2) y tercer orden (2,2), los P-valores son elevados 0.704 y 0.62 respectivamente. Esto sugiere que la importancia de $MA\{2\}$ disminuye en órdenes superiores. Mientras que $MA\{3\}$ tiene un P-valor de 0.30, indicando cierta significancia estadística.

La varianza tiene P-valores relativamente altos en todos los órdenes con valores de 0.23, 0.198 y 0.35. Lo que nos sugiere que la varianza puede ser significativa en el modelo.

Los resultados obtenidos señalan que las especificaciones del modelo ARMA son relevante para los datos en términos de auto regresión en el segundo orden (1,2).

4.3.6 Producción (AIC-BIC)

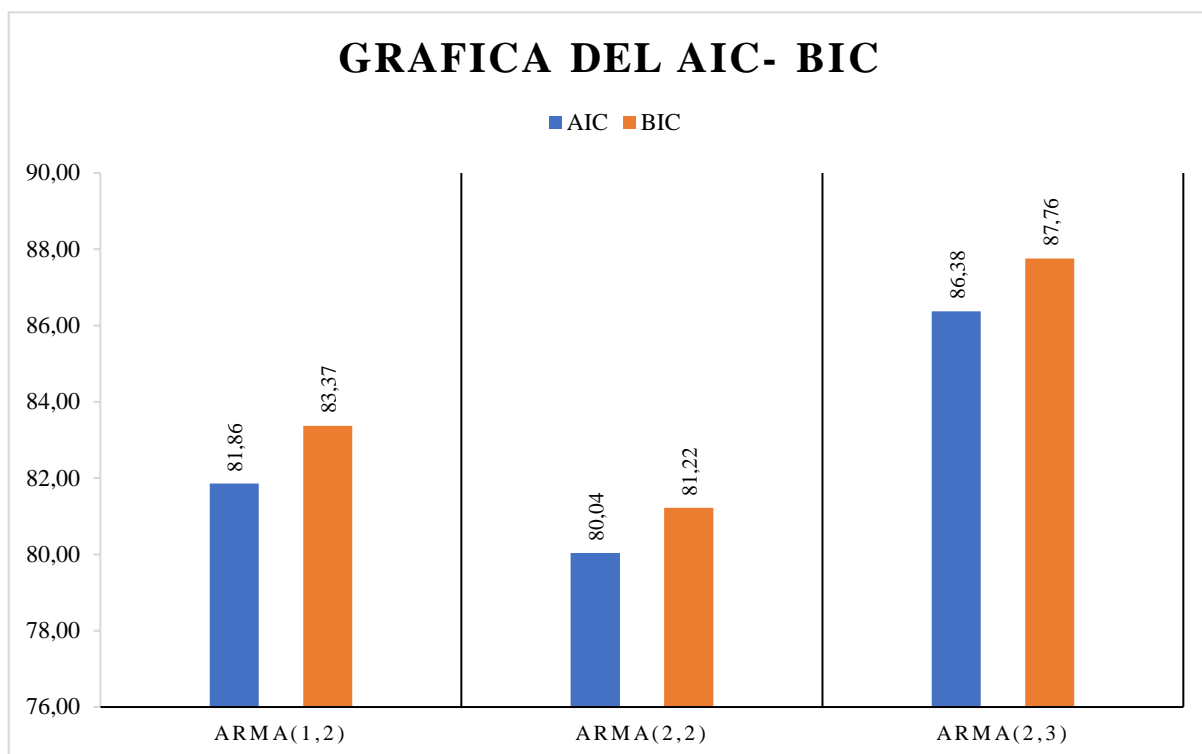


Figura 29. Gráfica de comparaciones Producción (AIC-BIC modelo ARMA 1,2; 2,2; 2,3)

En la **figura 29**, se visualiza la comparación del AIC y BIC del modelo ARMA de orden 1,2; 2,2; 2,3. Al analizar la gráfica de barras podemos evidenciar lo siguiente:

Para ARMA (1,2) el AIC y BIC, tienen valores de 81.86 y 83.37 respectivamente. Este modelo tiene un AIC relativamente bajo, lo que sugiere un buen ajuste a los datos. Sin embargo, el BIC también es relevante y tiende a penalizar modelo con más parámetros. En este caso, el BIC es más alto que el AIC, indicando que la inclusión de más parámetros podría no estar justificada.

Para ARMA (2,2) el AIC y BIC, tienen valores de 80.04 y 81.22 respectivamente. Este modelo tiene el AIC más bajo de los tres modelos presentados, lo que sugiere el mejor ajuste a los datos en comparación con los otros modelos. El BIC también es bajo, lo que indica que la complejidad adicional introducida por los parámetros adicionales es justificada en este caso.

Para ARMA (2,3) el AIC y BIC presentan los valores de 86.38 y 87.76 respectivamente. Este modelo tiene el AIC más alto de los tres órdenes, indicando que el ajuste a los datos es

menos favorable en comparación con los otros modelos. A demás, el BIC también es alto, sugiriendo que la inclusión del tercer término en el componente de media móvil podría no ser justificada dada la complejidad adicional introducida.

Basándose en os criterios AIC Y BIC, el modelo ARMA (2,2) es el más adecuado para los datos proporcionados, ya que tiene los valores más bajos tanto de AIC como de BIC. Este modelo ofrece un buen equilibrio entre la capacidad de ajuste y la simplicidad, siendo preferible entre todos los modelos presentados.

4.3.7 Agro-Pesca-Minería (T statistic)

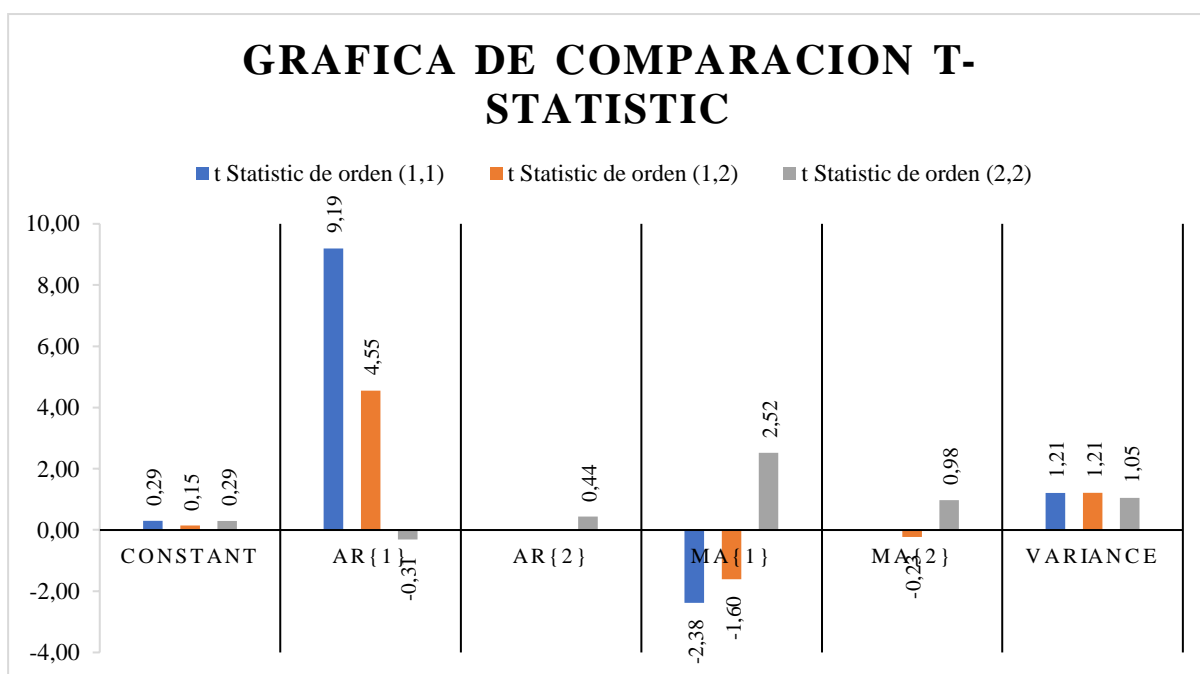


Figura 30. Gráfica de comparaciones Agro-Pesca-Minería (T statistic modelo ARMA de orden 1,1; 1,2; 2,2)

En la **figura 30**, se visualiza la comparación del T statistic del modelo ARMA de orden 1,1; 1,2; 2,2.

Podemos observar en las gráficas de barras que el t -statistic en el modelo es 0.29 en el primer orden(1,1), 0.15 en el segundo orden (1,2) y 0.29 en el tercer orden(2,2). La constante

parece no ser estadísticamente significativa en ninguna de las combinaciones, ya que el valor absoluto del estadístico t no supera los valores convencionales de significancia.

El AR{1} tiene valores del t-statistic en el orden (1,2) y (2,2) con valores de 9.19 y 4,55 respectivamente, lo que indica una fuerte relación autorregresiva. En AR{2} el valor de t-statistic es de 0.44 lo que no indica una fuerte significancia. La auto regresión parece ser mejor en el primer orden (1,1).

En MA {1} los valores del t- statistic en el orden (1,1) y (2,2) son de -2.38 y 2.52 respectivamente, indicando una fuerte relación de medias móviles de primer orden. En MA{2} no es significativo en ninguna de los órdenes.

La varianza los valores de t-statistic en todos los órdenes analizados son significativos.

Con base a los t-statistic, hay argumentos de relaciones autorregresivas y de medias móviles significativas en los datos.

4.3.8 Agro-Pesca-Minería (P-Value)

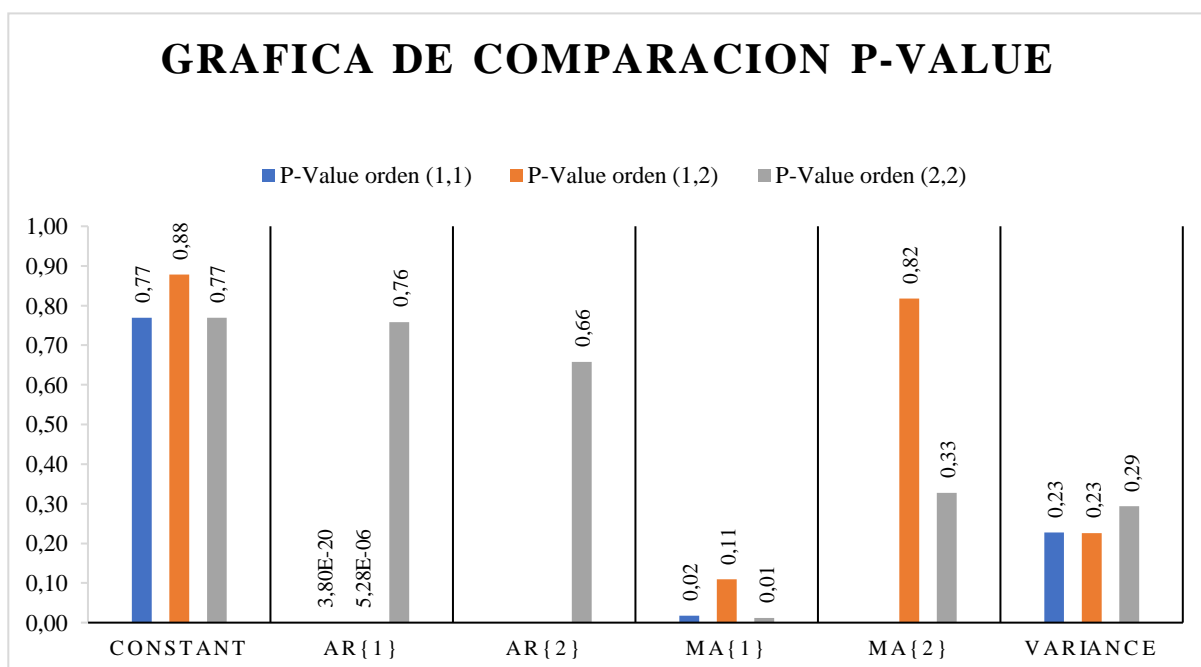


Figura 31. Gráfica de comparaciones Agro-Pesca-Minería (P-Value modelo ARMA 1,1; 1,2; 2,2)

En la **figura 31**, se visualiza a la comparación del P – Value del modelo ARMA de orden 1,1; 1,2; 2,2.

Se observa en la gráfica de barras que el P-valor para la constante es 0.77 en el orden 1, 0.88 en el orden 2 y 0.77 en el orden 3. En todos los casos el nivel de significancia supera el nivel convencional, lo que significa que estadísticamente no hay significancia estadística en ninguna de los órdenes analizados.

Los valores de P- valor para AR {1} son extremadamente bajos en los órdenes (ARMA 1,1 ;1,2;) con valores 3.80E-20, 5.28E-6 respectivamente lo que indica una gran significancia. Para AR{2} tiene un valor de 0.66 respecto al P- valor lo que significa que tiene significancia.

Para MA {1} tienen significancia el primer y tercer orden pues sus valores son de 0.02 y 0.01 respectivamente, mientras que el segundo orden no tiene significancia. En MA {2} no es significativo en ninguno de los órdenes.

Los valore de P- valor para la varianza es de aproximadamente de 0.23 lo que quiere decir que no son significativo para ningún orden.

4.3.9 Agro-Pesca-Minería (AIC-BIC)

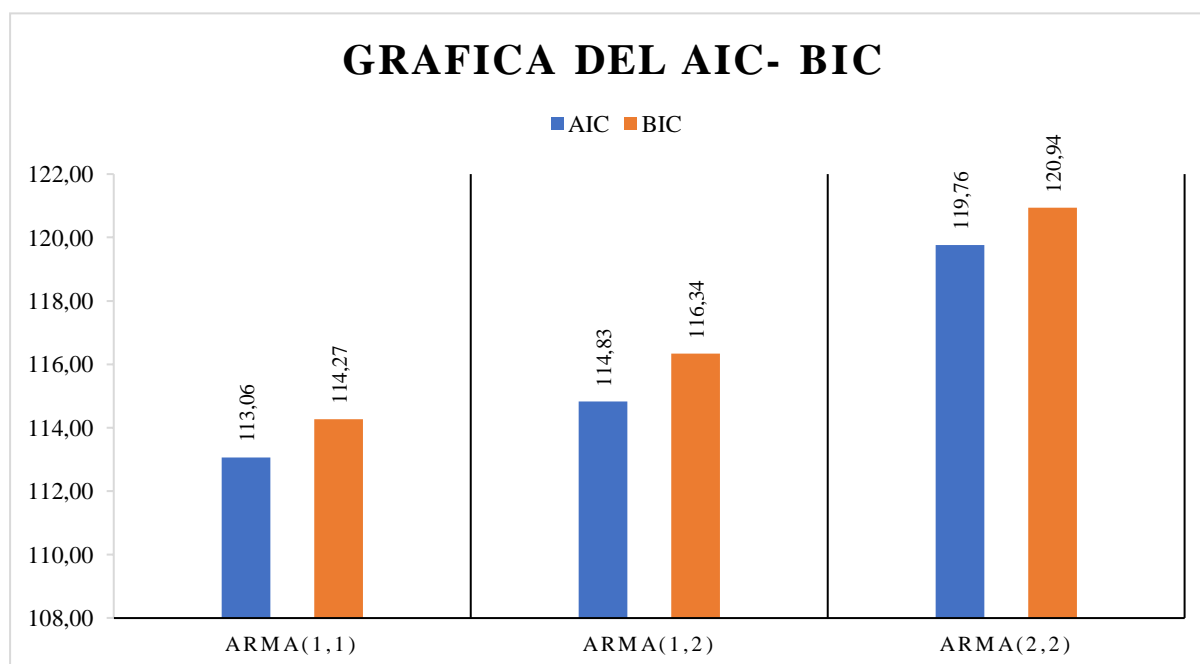


Figura 32. Gráfica de comparaciones Agro-Pesca-Minería (AIC-BIC modelo ARMA de orden 1,1; 1,2; 2,2)

En la **figura 32**, se visualiza de AIC y BIC del modelo ARMA de orden 1,1; 1,2; 2,2.

Podemos señalar que de acuerdo a los valores el modelo ARMA (1,1) posee el AIC mas bajo con un valor de 113.06 luego le sigue ARMA (1,2) y ARMA (2,2). Similarmente en términos del criterio BIC, el valor más bajo lo tiene el modelo ARMA (1,1) seguido por los valores de 114,83 y 119,76 respectivamente de los modelos ARMA (1,2) y ARMA (2,2).

Basados en los criterios AIC y BIC, el modelo ARMA (1,1) es el más adecuado entre las opciones proporcionadas, ya que tiene los valore más bajos de AIC como de BIC. Esto sugiere del modelo ARMA (1,1) proporciona un equilibrio entre el ajuste de los datos y lo simple que tiene que ser un modelo.

5.- Conclusiones

En el presente estudio se analizó los modelos autorregresivos, con un enfoque en el modelo ARMA (Modelo Autorregresivo de Medias Móviles) y sus diferentes órdenes, evaluando la variable emisiones de CO₂ (kilotoneladas) para los sectores Industria, Producción, Agro-Pesca-Minería por años. La identificación los componentes detrás de las variaciones y la aplicación de métodos estadísticos avanzados (modelo lineal, modelos autorregresivos) proporcionaron una comprensión más profunda sobre la proyección de emisiones de CO₂.

Para la industria los datos indican cambios en cuanto a las emisiones de CO₂ en el lapso de tiempo establecido, las proyecciones a partir del 2023 hasta el 2030 muestran una tendencia decreciente con ciertas fluctuaciones.

Para la producción se concluye que las proyecciones sugieren la disminución de las emisiones de CO₂ en el periodo establecido con una línea de tendencia decreciente, que es el resultado de los esfuerzos proactivos para aplicar prácticas ambientales sostenibles en el proceso de producción.

Para el sector agro-pesca-minería mediante al análisis se determinó una dinámica compleja en las emisiones de CO₂, el aumento de la línea de tendencia es un indicador de la importancia de implementar medidas sostenibles y eficientes para mitigar el impacto ambiental.

En conclusión, conocer de manera predictiva las emisiones de CO₂ de los sectores Industria, Producción y Agro-Pesca-Minería del Ecuador es el punto de partida para abordar los desafíos ambientales, cumplir con los compromisos tanto nacionales como internacionales, fomentar la innovación y la mejora de la sostenibilidad global.

6. Recomendaciones

Basado en el presente estudio se recomienda que se profundice el análisis de la cantidad de emisiones de CO₂, que se generan por sector industrial a fin de apoyar iniciativas de investigación y desarrollo que impulsan la sostenibilidad global.

Se insta a la colaboración entre las empresas de los diferentes sectores industriales del país a trabajar de la mano con las entidades gubernamentales con la finalidad de explorar nuevas tecnologías que reduzcan la contaminación ya que si se logra este trabajo en equipo se puede acelerar la descarbonización.

Se sugiere implementar sistemas de monitoreo continuo, así como también sistemas predictivos con el fin de evaluar en tiempo real y tiempo futuro esta problemática, además de tener una visión óptima de los planteamientos dados y saber si las medidas que se implementó están operando de forma efectiva.

El presente estudio nos da una perspectiva sobre la cantidad de emisiones que estarán presentes en los siguientes 8 años , por ende, se sugiere se tome en consideración este estudio como punto de partida para futuras investigaciones.

7. Referencias Bibliográficas

- [1] E. A. Mediavilla and C. C. Cuji, “Fuzzy Controller for Energy Management in a Transition Process from Thermal Generation Plant to Renewables,” no. 18, pp. 61–73, 2022, [Online]. Available: <https://pure.ups.edu.ec/en/publications/controlador-difuso-para-gestión-de-la-energía-en-un-proceso-de-tra>
- [2] V. S. Espinoza, V. Guayanlema, and J. Martínez-Gómez, “Energy efficiency plan benefits in ecuador: Long-range eneralternative planning model,” *Int. J. Energy Econ. Policy*, vol. 8, no. 4, pp. 42–54, 2018, [Online]. Available: <https://www.researchgate.net/publication/327187227%0AEnergy>
- [3] D. M. Copara Allauca, “Análisis Técnico Y Económico De La Descarbonización A Largo Plazo (2010-2050) Del Sector Residencial Del Ecuador, Usando Datos De Los Impulsores De Demanda De Energía A Una Alta Resolución Espacial Y Temporal,” 2016. [Online]. Available: <https://repositorio.uta.edu.ec/handle/123456789/34112>
- [4] R. W. Katz, “Statistics of extremes in climate change,” *Clim. Change*, vol. 100, no. 1, pp. 71–76, 2010, doi: 10.1007/s10584-010-9834-5.
- [5] R. L. Seiler, P. R. Sheppard, R. J. Speakman, G. Ridenour, and M. L. Witten, “Efecto Invernadero, Calentamiento Global Y Cambio Climático: Una Perspectiva Desde Las Ciencias De La Tierra,” *Appl. Geochemistry*, vol. 21, no. 4, pp. 713–714, 2006, doi: 10.1016/j.apgeochem.2006.02.001.
- [6] A. Giddens, “La política del cambio climático,” *Libr. / B. Rev.*, vol. 69, pp. 525–528, 2011, [Online]. Available: <https://www.mendeley.com/viewer/?fileId=1cff3be4-653c-3bff-2df5-c4ff1435d052&documentId=0c91b729-8921-3cf9-b2a9-27245ebe7f92>
- [7] H. Javadikasgari, E. G. Soltesz, and A. M. Gillinov, “Surgery for Atrial Fibrillation,” *Atlas of Cardiac Surgical Techniques*. pp. 479–488, 2018. doi: 10.1016/B978-0-323-46294-5.00028-5.
- [8] Oficina de Cambio Climático and Ministerio del Medio Ambiente, “Plan Nacional De Adaptación Al Cambio Climático,” *Gob. chile*, vol. S.N., no. S.N., pp. 1–55, 2014, [Online]. Available: <https://mma.gob.cl/wp-content/uploads/2016/02/Plan-Nacional-Adaptacion-Cambio-Climatico-version-final.pdf>

- [9] C. Franco-Crespo, J. Guamán Pozo, J. Chuqui, and R. Tufiño, “Measuring Climate Change Effects on Traditional Crops of the Highlands, Ecuador 2 3,” 2023, [Online]. Available: <https://ssrn.com/abstract=4396486>
- [10] G. Díaz Cordero, “El Cambio Climático,” *Urban themes*, 2012, [Online]. Available: <https://unhabitat.org/topic/climate-change>
- [11] Miteco, “Estrategia De Descarbonización A Largo Plazo 2050,” *Miteco*, p. 73, 2020, [Online]. Available: https://www.miteco.gob.es/es/prensa/documentoelp_tcm30-516109.pdf
- [12] L. A. Moreno Rios, “Propuesta De Descarbonización Del Sistema De Transporte Público De La Ciudad De Guayaquil,” 2022, [Online]. Available: <http://www.dspace.espol.edu.ec/handle/123456789/56378>
- [13] J. G. Villarreal and C. C. Cuji, “Design and Evaluation of a Standalone Photovoltaic System for Rural Road Lighting and Electric Vehicle Charging Based on a Multipurpose Approach Diseño y Evaluación de un Sistema Fotovoltaico Aislado para Iluminación en Vías Rurales y Carga de Vehículos E,” no. 20, pp. 47–57, 2024.
- [14] Kevin Fabricio Nacimba Anasi, “Escenario De Descarbonización Y Su Posible Factibilidad Integrando Generación Renovable Al Sistema Nacional Interconectado,” *Univ. Politécnica Sales. Sede Quito*, p. 38, 2020, [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/21874>
- [15] D. Polanco and C. Cuji, “Estimation of Energy Payback Time Applied In Hydrogen Production For Electricity Generation Purposes Estimación Del Tiempo De Recuperación De Energía Aplicado En Producción,” *Rev. técnica “energía,”* no. 18, pp. 74–84, 2022, [Online]. Available: <https://pure.ups.edu.ec/en/publications/estimación-del-tiempo-de-recuperación-de-energía-aplicado-en-prod>
- [16] IIGE, “Balance Energético Nacional 2021,” *Minist. Energía y Minas*, p. 181, 2022, [Online]. Available: https://www.recursoyenergia.gob.ec/wp-content/uploads/2022/08/Balance_Energético_Nacional_2021-VF_opt.pdf
- [17] C. Cristóbal, C. Cuji, and H. David Sisa, “Evaluation of electricity consumption according to the bioclimatic architecture using the ASHRAE Model and Gauss T-Student,” *Rev. I+D Tecnológico*, vol. 17, no. 1, p. 2021, 2018, [Online]. Available:

<https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/>

- [18] A. Cárdenas, “Análisis de las políticas de los sectores Agricultura y Uso del Suelo y Cambio de Uso del Suelo y Silvicultura (USCUSS) para mitigar el cambio climático en la primera Contribución Determinada a Nivel Nacional (NDC) del Ecuador y propuestas de mejora,” 2022, [Online]. Available: <https://repositorio.uasb.edu.ec/handle/10644/9195>
- [19] R. C. Ana, “Descarbonización Y Economía Circular Aplicadas A La Envoltura,” p. 151, 2020, [Online]. Available: <https://idus.us.es/handle/11441/130985>
- [20] A. y T. E. Ministerio del Ambiente, “Expertos se reúnen para evaluar los costos y beneficios de la descarbonización en Ecuador,” pp. 10–12, 2023.
- [21] D. A. Inga García, “Análisis, Modelado Y Simulación Para Implementar Procesos De Descarbonización A Largo Plazo De Las Islas Galápagos,” *Univ. Católica Cuenca*, pp. 1–71, 2021, [Online]. Available: <https://dspace.ucacue.edu.ec/handle/ucacue/9712>
- [22] O. Publishing and P. E. Central, *Desarrollando las habilidades correctas: Evaluar y anticiparse a los cambios en las necesidades*. 2023. [Online]. Available: <https://searchworks.stanford.edu/view/12128709>
- [23] J. B. Cadena Lozano, *Gestion del Pronostico Estrategico: una herramienta de planificacion en las empresas*. Colegio de Estudios Superiores de Administracion - CESA, 2016. [Online]. Available: <https://elibro.net/es/lc/bibliotecaups/titulos/222468>
- [24] F. Villarreal, ““Introducción a los modelos de Pronósticos ”,” *Univ. Nac. del Sur*, pp. 1–121, 2016, [Online]. Available: http://www.matematica.uns.edu.ar/uma2016/material/Introduccion_a_los_Modelos_de_Pronosticos.pdf
- [25] A. Gómez Galvarriato *et al.*, *Estudios Sobre La Industria En América Latina Interpretaciones Y Debates*. [Online]. Available: <https://revistas.utadeo.edu.co/index.php/TyE/article/view/1215>
- [26] J. del Val, “Industria 4.0. La Transformación Digital de la Industria Española,” *Coddiinforme*, p. 120, 2012, [Online]. Available: <http://coddii.org/wp-content/uploads/2016/10/Informe-CODDII-Industria-4.0.pdf>

- [27] D. A. Guizado Freire, “Diseño De Una Metodología Para La Implementación De Indicadores De Producción (Kpis) Basado En Conceptos De Industria 4.0,” pp. 1–9, 2012, [Online]. Available: <https://repositorio.uta.edu.ec/jspui/handle/123456789/35572>
- [28] L. A. Echeverri, “Análisis de la Producción y las Operaciones,” vol. 5, no. 2, p. 739, 2001, [Online]. Available: <https://doi.org/10.21500/issn.2256-3202>
- [29] Cuji Cuji Cristian Cristobal, “” Diseño y Construcción de un módulo manipulador de objetos para el Robot móvil Robotino de Festo para la Carrera de Ingeniería Electrónica, Sede Quito Campus Sur”,” *Tesis*, p. 80, 2019, [Online]. Available: <https://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/5169/6/UPS-ST000979.pdf>
- [30] M. E. Guandinango Lanchimba, “La Agricultura Familiar Campesina y Comercialización Directa: ¿ Caminos Hacia el Buen Vivir En El Canton Cotacachi?,” *Tesis*, pp. 1–63, 2016, [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/5081/1/UPS-CYT00109.pdf>
- [31] J. Saltos, “El sector camaronero y su incidencia en el crecimiento económico de la provincia del Guayas durante el periodo 2013-2018,” *Univ. Politec. Sales.*, p. 15, 2020, [Online]. Available: [file:///C:/Users/HP/Downloads/Saltos 2020.pdf](file:///C:/Users/HP/Downloads/Saltos%202020.pdf)
- [32] G. López Montaleza and P. Y. Medina Añasco, “Propuesta de un modelo de valoración económica para las pequeñas empresas mineras del Ecuador, caso de estudio Compañía Doblonecuador S.A.,” 2015, [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/handle/123456789/7740>
- [33] H. Zhou, “Analysis of a mathematical model arising from stage-structured predator–prey in a chemostat,” *Nonlinear Anal. Real World Appl.*, vol. 77, p. 104031, 2024, doi: 10.1016/j.nonrwa.2023.104031.
- [34] Y. Guo, X. Lai, and M. Gan, “Cyanobacterial biomass prediction in a shallow lake using the time series SARIMAX models,” *Ecol. Inform.*, vol. 78, p. 102292, 2023, doi: 10.1016/j.ecoinf.2023.102292.
- [35] F. Yu, C. Lu, J. Zhou, and L. Yin, “Mathematical model and knowledge-based iterated greedy algorithm for distributed assembly hybrid flow shop scheduling problem with dual-resource constraints,” *Expert Syst. Appl.*, vol. 239, p. 122434, 2024, doi: 10.1016/j.eswa.2023.122434.

- [36] K. M. Andrade Flores and L. V. Flores Carvajal, “Evaluación De Producción De Energía Renovable Utilizando Tres Modelos Autorregresivos,” *Tesis*, pp. 1–100, 2022, [Online]. Available: <http://dspace.ups.edu.ec/bitstream/123456789/5081/1/UPS-CYT00109.pdf>
- [37] M. Matem, “Modelos Matematicos,” *Libr. Model. Mat. en Biol.*, pp. 1–12, 2010, [Online]. Available: http://matema.ujaen.es/jnavas/web_modelos/pdf_mmb08_09/introduccion.pdf
- [38] P. Alvarez De Toledo-Saavedra, A. Crespo-Marquez, F. Nuñez-Hernandez, and C. Usabiaga-Ibañez, “Introducción de Elementos Autorregresivos En Modelos De Dinámica De Sistemas,” *Rev. Dinámica Sist.*, vol. 2, no. Marzo, pp. 37–66, 2006, [Online]. Available: https://www.researchgate.net/profile/Carlos-Usabiaga/publication/28138313_Introduccion_de_elementos_autorregresivos_en_modelos_de_dinamica_de_sistemas/links/09e4150868d7707c4c000000/Introduccion-de-elementos-autorregresivos-en-modelos-de-dinamica-de-sistemas.pdf
- [39] T. Ter and Y. Yukai, “Specification , Estimation and Evaluation of Vector Smooth Transition Autoregressive Models with Applications,” 2014, [Online]. Available: <https://ideas.repec.org/p/cor/louvco/2014062.html>
- [40] D. L. F. G. David And Quezada Fernandez Isabel, “Prevision Cuantitativa,” 1996.
- [41] S. Nassar, K. P. Schwarz, N. El-Sheimy, and A. Noureldin, “Modeling inertial sensor errors using autoregressive (AR) models,” *Navig. J. Inst. Navig.*, vol. 51, no. 4, pp. 259–268, 2004, doi: 10.1002/j.2161-4296.2004.tb00357.x.
- [42] N. Chakravarthy, A. Spanias, L. D. Iasemidis, and K. Tsakalis, “Autoregressive Modeling and Feature Analysis of DNA Sequences,” *EURASIP J. Appl. Signal Processing*, vol. 2004, no. 1, pp. 13–28, 2004, doi: 10.1155/S111086570430925X.
- [43] R. De Arce and M. Ramón, “Modelos Arima Mayo 2001,” 2001, [Online]. Available: <http://www.uam.es/departamentos/economicas/econapli/pdf/Box-Jenkins.PDF>
- [44] L. Amaya Jiménez, “Criterio De Akaike Para La Selección De Modelos Con Transformaciones,” 2018, [Online]. Available: <https://repository.usta.edu.co/bitstream/handle/11634/12544/2018leonelamaya.pdf?sequence=1&isAllowed=y>

- [45] L. Bai *et al.*, “Predicting monthly hospital outpatient visits based on meteorological environmental factors using the ARIMA model,” *Sci. Rep.*, vol. 13, no. 1, pp. 1–11, 2023, doi: 10.1038/s41598-023-29897-y.
- [46] D. G. Altman and J. M. Bland, “How to obtain the P value from a confidence interval,” *BMJ*, vol. 343, no. 7825, pp. 1–2, 2011, doi: 10.1136/bmj.d2304.
- [47] J. P. A. Ioannidis, “The proposal to lower P value thresholds to .005,” *JAMA - J. Am. Med. Assoc.*, vol. 319, no. 14, pp. 1429–1430, 2018, doi: 10.1001/jama.2018.1536.
- [48] J. Jimenes, “Metodos estadisticos aplicados,” pp. 1–14, 1983, [Online]. Available: <https://d1wqtxts1xzle7.cloudfront.net/56510283/010-libre.pdf?>
- [49] R. Rivas Ruiz, M. Pérez Rodríguez, and J. Talavera, “Investigación clínica XV Del juicio clínico al modelo estadístico. Diferencia de medias. Prueba t de Student,” *Rev. Med. Inst. Mex. Seguro Soc.*, vol. 51, no. 3, pp. 300–303, 2013, [Online]. Available: <http://www.redalyc.org/articulo.oa?id=457745489012%0ACómo>
- [50] F. J. Gravetta and L. B. Wallnau, “Introduction to the t statistics: Essentials of statistics for behavioral sciences. Eighth Edition,” pp. 1–41, 2014, [Online]. Available: <https://thuvienso.hoasen.edu.vn/handle/123456789/12011>
- [51] J. Quintero Cataño, “Complemento en excel ® 2010 para el pronóstico no paramétrico de series de tiempo,” 2011, [Online]. Available: <https://repository.eia.edu.co/entities/publication/58de357e-b8d5-4f8f-9b22-96664d81f116>
- [52] D. Montoro, “Regresión lineal simple,” *Regresión Lineal*, p. 11, 2015, [Online]. Available: <http://www4.ujaen.es/~dmontoro/Metodos/Tema 9.pdf>