



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE CIENCIAS
CARRERA ESTADÍSTICA

**ANÁLISIS Y PRONÓSTICOS DE ESCENARIOS CLIMÁTICOS
PARA LA PROVINCIA DE TUNGURAHUA**

Trabajo de Titulación

Tipo: Proyecto de Investigación

Presentado para optar al grado académico de:

INGENIERA EN ESTADÍSTICA INFORMÁTICA

AUTORA:

KAREN ELIZABETH GUAMÁN PALATE

Riobamba – Ecuador

2022



ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE CIENCIAS
CARRERA ESTADÍSTICA

**ANÁLISIS Y PRONÓSTICOS DE ESCENARIOS CLIMÁTICOS
PARA LA PROVINCIA DE TUNGURAHUA**

Trabajo de Titulación

Tipo: Proyecto de Investigación

Presentado para optar al grado académico de:

INGENIERA EN ESTADÍSTICA INFORMÁTICA

AUTORA: KAREN ELIZABETH GUAMÁN PALATE

DIRECTOR: DR. JORGE WASHINGTON CONGACHA AUSHAY, MSc.

Riobamba – Ecuador

2022

© 2022, **Karen Elizabeth Guamán Palate**

Se autoriza la reproducción total o parcial, con fines académicos, por cualquier medio o procedimiento, incluyendo la cita bibliográfica del documento, siempre y cuando se reconozca el derecho de Autor.

Yo, KAREN ELIZABETH GUAMÁN PALATE, declaro que el presente trabajo de titulación es de mi autoría y los resultados del mismo son auténticos. Los textos en el documento que provienen de otras fuentes están debidamente citados y referenciados.

Como autora asumo la responsabilidad legal y académica de los contenidos de este trabajo de titulación; el patrimonio intelectual pertenece a la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo.

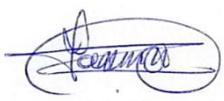
Riobamba, 14 de diciembre de 2022

A handwritten signature in blue ink, consisting of the name 'Karen Elizabeth Guamán Palate' written in a cursive style. The signature is enclosed within a large, stylized blue oval shape.

Karen Elizabeth Guamán Palate
180439199-1

ESCUELA SUPERIOR POLITÉCNICA DE CHIMBORAZO
FACULTAD DE CIENCIAS
CARRERA ESTADÍSTICA

El Tribunal del Trabajo de Titulación, certifica que: El Trabajo de Titulación; Tipo de Investigación: **ANÁLISIS Y PRONÓSTICOS DE ESCENARIOS CLIMÁTICOS PARA LA PROVINCIA DE TUNGURAHUA**, realizado por la señorita: **KAREN ELIZABETH GUAMÁN PALATE** ha sido minuciosamente revisado por los Miembros del Tribunal del Trabajo de Titulación. El mismo que cumple con los requisitos científicos, técnicos, legales, en tal virtud el Tribunal autoriza su presentación.

	FIRMA	FECHA
Ing. Johanna Enith Aguilar Reyes, MSc. PRESIDENTE DEL TRIBUNAL	 _____	2022-12-14
Dr. Jorge Washington Congacha Aushay, MSc. DIRECTOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	 _____	2022-12-14
Ing. Héctor Salomon Mullo Guaminga, PhD. ASESOR DEL TRABAJO DE TITULACIÓN	 _____	2022-12-14

DEDICATORIA

Este trabajo de investigación es dedicado a Dios quien es mi guía, fortaleza y por su amor infinito. A mi familia quienes me han brindado un apoyo incondicional y la confianza, en especial a mis padres Luis Guamán y Mariana Palate quienes me han brindado un apoyo moral y económico, confiando en mi permitiendo llegar a cumplir hoy un sueño más en mi vida, gracias por inculcarme valores y el ejemplo de esfuerzo y superación para luchar por mis sueños y nunca rendirme en el camino.

A mi hermana Alicia Guamán y mi Hermano Daniel Guamán, por su cariño y apoyo incondicional, durante todo este proceso por estar en todo momento conmigo.

Karen

AGRADECIMIENTO

A la Escuela Superior Politécnica de Chimborazo por abrirme sus puertas, y especialmente a mi Facultad de Ciencias por las enseñanzas y aprendizajes que brindaron en mi vida personal y académica.

A mi familia que son el motor de mi vida, por haberme dado la oportunidad de formarme en esta prestigiosa universidad, por el apoyo incondicional en todo momento, por su amor, por sus enseñanzas y por haber sido mi apoyo durante toda mi vida universitaria.

De manera especial agradecer a los docentes de la ESPOCH por haber dejado una huella en mi vida, con sus enseñanzas y amistad a lo largo de mi vida universitaria, al Ing. Libio Guilcapi quien me brindo la confianza para la elaboración de mi trabajo de investigación en el departamento de planificación del HGPT.

Agradecer a mi tutor de tesis Dr. Jorge Congacha, por haberme guiado en la elaboración de este trabajo de titulación, y sus consejos y correcciones hoy puedo culminar este trabajo de titulación. A los docentes que me han visto crecer como persona y gracias a su conocimiento hoy puedo sentirme dichosa y contenta por culminar mi trabajo.

Karen

ÍNDICE DE CONTENIDO

ÍNDICE DE TABLAS.....	x
ÍNDICE DE ILUSTRACIONES.....	xii
INDICE DE ECUACIONES	xiv
ÍNDICE DE ANEXOS	xv
RESUMEN.....	xvi
ABSTRACT.....	xvii
INTRODUCCIÓN.....	1

CAPÍTULO I

1. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL.....	6
1.1. Bases conceptuales	6
1.1.1. <i>Análisis exploratorio de datos</i>	6
1.1.2. <i>Pronósticos</i>	6
1.1.3. <i>Metodología Box Jenkins</i>	6
1.1.4. <i>Identificación del modelo de Box Jenkins</i>	8
1.1.5. <i>Estimación del modelo Box Jenkins</i>	9
1.1.6. <i>Diagnóstico del modelo Box Jenkins</i>	9
1.1.7. <i>Coefficiente de determinación R2 ajustado</i>	9
1.1.8. <i>Métodos estadísticos</i>	10
1.1.9. <i>Serie temporal</i>.....	10
1.1.10. <i>Suavización exponencial de Winter</i>	11
1.1.11. <i>Criterio de información de Akaike AIC</i>	11
1.1.12. <i>Criterio de Akaike corregido AICc</i>	12
1.1.13. <i>Criterio de información Bayesiano BIC</i>.....	12
1.2. Bases teóricas	13
1.2.1. <i>Meteorología</i>.....	13
1.2.2. <i>Estaciones meteorológicas</i>	13
1.2.3. <i>Clima</i>.....	13
1.2.4. <i>Climatología</i>	13
1.2.5. <i>Cambio climático</i>.....	14
1.2.6. <i>Elementos y factores del clima</i>.....	14
1.2.7. <i>Temperatura</i>	14
1.2.8. <i>Temperatura atmosférica</i>	15
1.2.9. <i>Velocidad de viento</i>	15

1.2.10.	<i>Dirección de viento</i>	15
1.2.11.	<i>Humedad</i>	15
1.2.12.	<i>Precipitación</i>	16
1.2.13.	<i>Escenario de cambio climático</i>	16

CAPÍTULO II

2.	MARCO METODOLÓGICO	17
2.1.	Tipo de investigación	17
2.2.	Diseño de la investigación	17
2.2.1.	<i>Localización de estudio</i>	17
2.2.2.	<i>Población de estudio</i>	18
2.2.3.	<i>Método de muestreo</i>	18
2.2.4.	<i>Tamaño de la muestra</i>	18
2.2.5.	<i>Técnica de recolección de datos</i>	18
2.2.6.	<i>Identificación de variables</i>	18
2.2.7.	<i>Modelo estadístico</i>	19
2.3.	Variables en estudio	19
2.3.1.	<i>Operacionalización de variables</i>	19
2.3.2.	<i>Matriz de consistencia</i>	20

CAPÍTULO III

3.	MARCO DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS	22
3.1.	Análisis exploratorio de datos (AED)	22
3.1.1.	<i>Identificación de datos meteorológicos</i>	22
3.1.2.	<i>Análisis exploratorio de datos</i>	26
3.1.3.	<i>Análisis descriptivo de las variables meteorológicas</i>	32
3.2.	Modelos Suavización exponencial de Winter y Box Jenkins	34
3.2.1.	<i>Modelo de Suavización exponencial de Winter</i>	34
3.2.2.	<i>Modelación Box-Jenkins (ARIMA)</i>	44
3.3.	Análisis selección de los mejores predictores	64
3.3.1.	<i>Estación Baños</i>	64
3.3.2.	<i>Estación Guadalupe</i>	67

CONCLUSIONES	71
RECOMENDACIONES	72
BIBLIOGRAFÍA	
ANEXOS	

ÍNDICE DE TABLAS

Tabla 1-2:	Operacionalización de variables.....	19
Tabla 2-2:	Operacionalización de las variables meteorológicas en estudio.....	20
Tabla 3-2:	Matriz de consistencia.....	20
Tabla 1-3:	Valores faltantes de la estación Parque de la Familia Baños y estación Guadalupe Patate	25
Tabla 2-3:	Matriz de correlación de variables cuantitativas	25
Tabla 3-3:	Resumen de estadísticas de estación meteorológica Parque de la Familia.....	32
Tabla 4-3:	Resumen de estadísticas de estación meteorológica Guadalupe	33
Tabla 5-3:	Valores p de los supuestos del modelo Winter.....	36
Tabla 6-3:	Predicciones para el 2025 de la variable dirección de viento con el modelo Holt-Winter Multiplicativo	36
Tabla 7-3:	Predicciones para el 2025 de la variable temperatura máxima con el modelo Holt-Winter Multiplicativo	38
Tabla 8-3:	Test de Dickey Fuller	44
Tabla 9-3:	Modelos para dirección de viento.....	46
Tabla 10-3:	Comparación de modelos para dirección de viento.....	46
Tabla 11-3:	Test de normalidad para errores	47
Tabla 12-3:	Test de homocedasticidad para errores.....	48
Tabla 13-3:	Test de independencia para errores	48
Tabla 14-3:	Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (1,0,1) [12] para la variable dirección de viento estación Parque de la Familia.....	49
Tabla 15-3:	Comparación de modelos para temperatura máxima.....	51
Tabla 16-3:	Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (2,0,0) [12] para la variable temperatura máxima estación Parque de la Familia	52
Tabla 17-3:	Comparación de modelos para temperatura media.....	53
Tabla 18-3:	Comparación de modelos para temperatura mínima	54
Tabla 19-3:	Comparación de modelos para velocidad de viento	55
Tabla 20-3:	Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (2,1,0) [12] para la variable velocidad de viento estación Parque de la Familia	56
Tabla 21-3:	Comparación de modelos para Humedad máxima	58
Tabla 22-3:	Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (2,0,1) [12] para la variable humedad máxima estación Parque de la Familia.....	59
Tabla 23-3:	Comparación de modelos para humedad media	60
Tabla 24-3:	Comparación de modelos para humedad mínima.....	61
Tabla 25-3:	Comparación de modelos para precipitación.....	62
Tabla 26-3:	Predicciones para el 2025 con el modelo (0,1,1) (1,0,1) [12] para la variable precipitación estación Parque de la Familia	62

Tabla 27-3:	Criterios de evaluación para las diferentes variables en estudio de la estación meteorológica (Parque de la Familia-Baños).....	64
Tabla 28-3:	Criterios de información AIC y BIC para las diferentes variables en estudio de la estación (Parque de la Familia-Baños)	66
Tabla 29-3:	Criterios de evaluación de las diferentes variables en estudio de la estación meteorológica (Guadalupe-Patate)	67
Tabla 30-3:	Criterios de evaluación para los posibles modelos de las diferentes variables (Guadalupe-Patate)	69

ÍNDICE DE ILUSTRACIONES

Ilustración 1-2:	Mapa de la Ubicación del HGPT	17
Ilustración 1-3:	Series de tiempo con datos faltantes de la estación Parque de la Familia Baños	23
Ilustración 2-3:	Gráfico de patrón de datos faltantes de la estación Parque de la Familia Baños	24
Ilustración 3-3:	Gráfico de patrón de datos faltantes de la estación Guadalupe Patate	24
Ilustración 4-3:	Correlograma de las variables de la estación Baños (Parque de la Familia)	25
Ilustración 5-3:	Serie de tiempo multivariante sin datos faltantes de las variables de la estación Parque de la Familia-Baños	26
Ilustración 6-3:	Temperatura ambiente estación meteorológica Parque la Familia, período 2013-2021	27
Ilustración 7-3:	Humedad relativa estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021	28
Ilustración 8-3:	Dirección de viento estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021	28
Ilustración 9-3:	Velocidad de viento estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021	29
Ilustración 10-3:	Precipitación estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013- 2021	29
Ilustración 11-3:	Temperatura ambiente estación meteorológica Guadalupe, período 2013- 2021	30
Ilustración 12-3:	Humedad relativa estación meteorológica Guadalupe, período 2013- 2021.....	30
Ilustración 13-3:	Dirección de viento estación meteorológica Guadalupe período 2013-2021	31
Ilustración 14-3:	Velocidad de viento estación meteorológica Guadalupe, período 2013-2021	31
Ilustración 15-3:	Precipitación estación meteorológica Guadalupe, período 2013-2021	32
Ilustración 16-3:	Representación con y sin datos sospechosos de dirección de viento	34
Ilustración 17-3:	Series de tiempo dirección de viento (Parque la Familia-Baños)	35
Ilustración 18-3:	Gráfico de normalidad de los residuos de dirección de viento del modelo Winter.....	35
Ilustración 19-3:	Datos predichos de dirección de viento para la estación Parque de la Familia Baños	36
Ilustración 20-3:	Datos predichos de la temperatura ambiente máxima, estación meteorológica Parque de la Familia.....	38
Ilustración 21-3:	Datos predichos de temperatura ambiente media estación meteorológica Parque de la Familia	40
Ilustración 22-3:	Datos predichos de temperatura ambiente mínima estación meteorológica Parque de la Familia	40

Ilustración 23-3:	Datos predichos de humedad relativa máxima estación meteorológica Parque de la Familia Baños	41
Ilustración 24-3:	Datos predichos de la humedad relativa media estación meteorológica Parque de la Familia Baños	41
Ilustración 25-3:	Datos predichos de humedad relativa mínima estación meteorológica Parque de la Familia	42
Ilustración 26-3:	Predicciones de velocidad de viento estación meteorológica Baños Parque de la Familia	42
Ilustración 27-3:	Predicciones de la variable precipitación estación meteorológica Baños Parque de la Familia	43
Ilustración 28-3:	Serie de tiempo dirección de viento Parque de la Familia.....	45
Ilustración 29-3:	Función de autocorrelación simple de la parte ordinal	45
Ilustración 30-3:	Función de autocorrelación parcial de la parte ordinal	45
Ilustración 31-3:	Diagnostico del modelo (1,0,0) (1,0,1) variable dirección de viento estación Parque de la Familia-Baños	47
Ilustración 32-3:	Pronósticos de la variable dirección de viento modelo ARIMA (1, 0,0) (1,0,1) estación Parque de la Familia -Baños	49
Ilustración 33-3:	Pronósticos de la variable temperatura máxima ARIMA (0, 0,0) (2,0,0) estación Parque de la Familia -Baños	51
Ilustración 34-3:	Pronósticos de la variable dirección de viento modelo ARIMA (0,0,1) (0,1,1) para la estación Parque de la Familia -Baños.....	54
Ilustración 35-3:	Pronósticos de la variable temperatura mínima modelo ARIMA (1, 0,2) (1,1,2) para la estación Parque de la Familia -Baños.....	55
Ilustración 36-3:	Pronósticos de la variable velocidad de viento modelo ARIMA (1, 0,0) (2,1,0) para la estación Parque de la Familia -Baños.....	56
Ilustración 37-3:	Pronósticos de la variable humedad máxima modelo ARIMA (1, 0,0) (2,0,1) para la estación Parque de la Familia -Baños.....	58
Ilustración 38-3:	Pronósticos de la variable humedad media modelo ARIMA (2, 0,2) (1,1,1) para la estación Parque de la Familia -Baños	60
Ilustración 39-3:	Pronósticos de la variable humedad mínima modelo ARIMA (1, 0,1) (1,0,1) para la estación Parque de la Familia -Baños.....	61
Ilustración 40-3:	Pronósticos de la variable precipitación modelo ARIMA (0, 1,1) (1,0,1) para la estación Parque de la Familia -Baños	62

INDICE DE ECUACIONES

Ecuación 1-1:	Coeficiente de determinación R^2 ajustada.....	10
Ecuación 2-1:	Criterio de información de Akaike	11
Ecuación 3-1:	Criterio de Akaike corregido	12
Ecuación 4-1:	Criterio de información Bayesiano	12

ÍNDICE DE ANEXOS

ANEXO A: AVAL DEL HGPT.

ANEXO B: CÓDIGO USADO PARA EL CÁLCULO EN R ESTUDIO

RESUMEN

El presente trabajo de investigación tiene como objetivo determinar los modelos de pronósticos para escenarios de cambio climático en los cantones de la provincia de Tungurahua, mediante modelos ARIMA y derivados para que con este conocimiento se pueda tomar decisiones acertadas para los escenarios climáticos para la provincia de Tungurahua. Para la realización del trabajo de investigación se utilizó los datos mensuales del período 2013-2021 facilitadas por el Honorable Gobierno Provincial de Tungurahua, en el cual se analizó las variables: Dirección del viento, humedad máxima, media, y mínima, precipitación, temperatura máxima, media, mínima, velocidad de viento en las cuales son registradas en las estaciones meteorológicas del (HGPT) de la provincia de Tungurahua. A través de un análisis exploratorio de los datos, se encontró datos faltantes en el cual se realizó imputación de los datos para realizar una mejor modelación, se detectó datos atípicos en las variables en estudio, además se realizó una descomposición de las series de tiempo y se observó que existe estacionalidad. Utilizando la metodología de Box Jenkins, se encontró los mejores modelos para las series temporales y para la validación de los modelos planteados se probó los supuestos de normalidad, homocedasticidad e independencia a los errores. Mediante el criterio de información Akaike y Bayesiano se escoge cuáles de los modelos propuestos son los mejores para las variables en estudio, para la variable Temperatura máxima se presenta como mejor modelo un ARIMA (0,0,0)(2,0,0)[12], el cual cumple con los supuestos de validación. Finalmente se obtuvo predicciones utilizando los modelos propuestos para las variables meteorológicas en estudio del cantón Baños y Patate. Se concluye que la técnica de Box Jenkins es la mejor técnica para las predicciones. Se recomienda en el estudio de pronósticos utilizar y actualizar técnicas como Machine Learning para una mejor precisión de pronósticos.

Palabras clave: <ESTADÍSTICA>, <ARIMA>, <MODELACIÓN>, <PRONÓSTICOS >, <METEOROLOGÍA >.

0164-DBRA-UPT-2023



ABSTRACT

The objective of this research work is to determine the forecast models for climate change scenarios in the cantons of the province of Tungurahua, through ARIMA models and derivatives so that with this knowledge correct decisions can be made for the climate scenarios for the province of Tungurahua. To accomplish the research work, the monthly data for the period 2013-2021 provided by the Honorable Provincial Government of Tungurahua was used, in which the variables analyzed were: wind direction, maximum, average, and minimum humidity, precipitation, maximum, average and minimum temperature, wind speed which are registered in the meteorological stations of the (HGPT) of Tungurahua. Through an exploratory analysis of the data, missing data was found which was imputed to perform a better modeling, atypical data was detected in the variables under study, in addition a decomposition of the time series and it was observed that there is seasonality. Using the Box Jenkins methodology, the best models for the time series were found and for the validation of the proposed models, the assumptions of normality, homoscedasticity and independence to errors were tested. Using the Akaike and Bayesian information criteria, the best of the proposed models for the variables under study were chosen. For the variable Maximum Temperature, an ARIMA (0,0,0) (2,0,0) [12] is presented as the best model, which meets the validation assumptions. Finally, predictions were obtained using the models proposed for the meteorological variables under study in the Baños and Patate cantons. It is concluded that the Box Jenkins technique is the best technique for predictions. It is recommended in the study of forecasts to use and update techniques such as Machine Learning for better forecast accuracy.

Keywords: <STATISTICS>, <ARIMA>, <MODELING>, <FORECAST>, <METEOROLOGY >



Edgar Mesías Jaramillo Moyano
0603497397

INTRODUCCIÓN

En la actualidad el cambio climático sea ha convertido en un tema primordial ya que se está alterando significativamente las variaciones climáticas. Han existido en tiempos pasado el efecto en diferentes fenómenos naturales. Sin embargo, en las últimas décadas se han producido variaciones anómalas causadas por la actividad humana, que alteran la estructura universal atmosférica.

En el marco del proyecto acción provincial frente al cambio climático se desea realizar un estudio para estimar el riesgo climático a nivel de la provincia de Tungurahua para revelar el estado de los sectores de mitigación a nivel provincial. El estudio de niveles de riesgo se realizará en 6 sectores: Agricultura, Infraestructura vial, Patrimonio Hídrico, Patrimonio Natural, Salud, Asentamientos Humanos, que fueron adaptados a partir de los establecimientos en la Estrategia Nacional de Cambios Climáticos, el estudio de investigación servirá para orientar el diseño de acciones que gestionen los impactos del cambio climático.

Los escenarios de cambio climático son unas representaciones simples del clima futuro basados en un conjunto de relaciones climatológicas, que se construyen para ser utilizados de forma explícita en la investigación de las consecuencias potenciales del cambio climático y que sirven de insumo para las simulaciones de los impactos. (Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático, 2017) (Climático, 2017 pág. 5).

En este trabajo de titulación se realizará una descripción general del análisis estadístico donde se los diferentes escenarios climáticos se presentar en la investigación el mismo que tiene propósito un diagnóstico de riesgo climático para generar un estado de mitigación para la provincia de Tungurahua.

ANTECEDENTES

La meteorología es una ciencia, aunque la mayoría de los individuos hablan con frecuencia sobre el clima, tienen nociones muy vagas de esta parte de la física de la atmósfera, en la que se debería considerar diversas variables como temperatura, humedad, dirección del viento, presión atmosférica, entre otros.

El análisis de series temporales es un concepto que hace referencia a una sucesión de datos medidos en determinados momentos los cuales son ordenados cronológicamente. Uno de los usos más comunes de series temporales es su análisis el cual ayuda para realizar pronósticos

En el mundo entero se puede evidenciar que las temperaturas, entre otros factores se han incrementado causando un daño gradual al planeta. Desde mediados del siglo XIX, estos fenómenos han venido causando consecuencias como el calentamiento global, el cual produce un cambio de patrones climáticos afectando a diferentes sectores como: Agricultura, Infraestructura vial, Patrimonio hídrico, Patrimonio Natural, Salud, Asentamientos Humanos en todo el planeta.

El cambio climático dará lugar a un aumento gradual de la temperatura media, terrestre y de los océanos, existen cambios en los patrones de precipitación, cambios de intensidad y frecuencia de los eventos climáticos extremos y un alza en el nivel medio del mar (IPCC, 2007). Se estima que, para finales del siglo XXI, el aumento de la temperatura de la superficie terrestre podría estar entre 2,6 y 4,8°C, y el aumento del nivel medio del mar podría estar entre 45 u 82 centímetros. Además, se prevé que la precipitación incremente en las latitudes altas y en el Ecuador, y que disminuya en las zonas subtropicales (IPCC, 2013) (Uribe Botero, 2015 pág. 7).

En la perspectiva de territorial la Estrategia Nacional de Cambio Climático del Ecuador 2012-2025 en el nivel provincial, se busca integrar alternativas de adaptación y mitigación del cambio climático dentro de la planificación de los Gobiernos Autónomos Descentralizados. Desde una visión multisectorial, se visibilizó el rol de diversos actores y sus contribuciones para que, desde la provincia, se apuntale el cumplimiento de los compromisos establecidos por el país (ENCC, 2012-2025 pág. 25).

La Estrategia Provincial de Cambio Climático es fundamental para establecer políticas públicas de adaptación y mitigación del cambio climático para la provincia, y estructurar las acciones estratégicas que el territorio debe impulsar para enfrentar los impactos del cambio climático y promover la reducción de emisiones, todo ello en el marco de las prioridades de desarrollo territorial y en consonancia con las metas establecidas en el Plan Nacional de Desarrollo vigente,

la Estrategia Nacional de Cambio Climático y demás instrumentos conexos para el Ecuador. Considerando el rol de intermediarios involucrados a nivel provincial, el EPCC posibilita la acción coordinada en múltiples niveles y promueve la difusión de información y la mejora del conocimiento local, condiciones que aseguran una gestión favorable del cambio climático a través de su carácter práctico, trascendiendo la geopolítica y las capacidades administrativas.

El estado en que se encuentra los sistemas naturales (deteriorados o conservados) así como los sistemas sociales, económicos y político-institucionales (debilitados o fortalecidos) en la provincia, influirá en su forma de responder ante los efectos del cambio climático en el territorio. El conocimiento de esta realidad, en buena medida, se encuentra determinada en los estudios de base de los Planes de Desarrollo y Ordenamiento Territorial, sus planteamientos de modelo territorial actual y en los diagnósticos provinciales de cambio climático (Diagnóstico Provinciales de Cambio Climático). (CONGOPE, 2019 pág. 5)

PLANTEAMIENTO DEL PROBLEMA

Enunciado del problema

En la actualidad el estudio del cambio climático es de suma importancia ya que mediante la recopilación y la predicción se conocerá el mejor modelo. Los resultados informaran sobre aspectos de mitigación al cambio climático de las diferentes zonas de la provincia de Tungurahua.

Mediante observaciones históricas de los datos meteorológicos se determinarán medidas descriptivas y gráficas, además inferenciales para conocer las amenazas de cada sector en estudio; así se podrá concientizar al hombre de la situación desfavorable o daño que estamos causando daño a nuestro planeta.

Formulación (Incógnita)

¿Existe la necesidad de realizar pronósticos de las observaciones meteorológicas para conocer los impactos del cambio climático a fin de ayudar a la toma decisiones en las políticas del departamento de Planificación del HGPT?

JUSTIFICACIÓN

El cambio climático es de suma importancia debido a que es uno de los primeros problemas que afecta a la humanidad por sus efectos ambientales, y principalmente porque su factor principal es el aumento de gases de efecto invernadero inducidos por el hombre.

El cambio climático es un problema global que afecta todos los sectores y segmentos de la sociedad, y su gestión eficaz representa un desafío sin precedentes. La búsqueda de causa-efecto y soluciones han reunido en todo el mundo a diversos actores, tales como la comunidad científica internacional, gobierno, sector privado, grupos de interés y sociedad civil. Por tal razón, se tiene consenso sobre la necesidad de desarrollar medidas que permitan que los seres humanos se adapten a las nuevas condiciones climáticas, de por sí variables en el corto plazo, pero como se espera, cambiantes en el mediano y largo plazos. (Aldama, 2017 pág. 13)

Los especialistas en cambio climático señalaron que los índices asociados a las temperaturas, si bien en el clima presente se presenta una tendencia baja al aumento de la cantidad máxima de días consecutivos al año con temperaturas altas, bajo los escenarios de cambio climático esta tendencia se incrementa considerablemente, especialmente en las “trayectorias de concentración representativas (RCP) 8.5 donde se tendrían incrementos de la calidad de días entre 2 y 5 años.

En el cantón Ambato, entre ellos se menciona el incremento de días secos consecutivos, lo cual afecta a la agricultura y la dotación de agua. El incremento de lluvias extremas, disminución de la frecuencia con aumento de la intensidad en las precipitaciones, lo cual genera eventos adversos como deslizamientos e inundaciones. De igual forma existe un incremento hasta el año 2000 de 2,1 grados centígrados en la temperatura del cantón, lo cual afecta a los ecosistemas como el páramo, perturbación de los sistemas productivos y agropecuarios al generarse un estrés térmico en plantas, y animales.

El propósito de la investigación es pronosticar cambios de escenarios a futuro de las variables en estudios de las estaciones Baños y Patate de la provincia de Tungurahua, mediante técnicas estadísticas (ARIMA) que permitan establecer temporadas climáticas.

OBJETIVOS

Objetivo general

- Determinar modelos de pronósticos ARIMA y derivados para escenarios de cambio climático en los cantones de la provincia de Tungurahua en sus diferentes sectores prioritarios.

Objetivos específicos

- Realizar un análisis exploratorio de los datos provenientes de las variables meteorológicas de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua.
- Elaborar modelos ARIMA y derivados de los escenarios de cambio climático de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua.
- Determinar los pronósticos mediante los modelos elaborados en el inciso anterior de escenarios de cambio climáticos para la buena toma de decisiones.

CAPÍTULO I

1. MARCO TEÓRICO REFERENCIAL

1.1. Bases conceptuales

1.1.1. *Análisis exploratorio de datos*

El análisis exploratorio de datos es un conjunto de técnicas estadísticas cuyo propósito es obtener una comprensión fundamental de los datos y las relaciones existentes entre las variables que se analizan. El objetivo del análisis exploratorio de datos proporciona métodos sistemáticos simples para organizar y preparar los datos, detectar errores en la recopilación y el diseño de datos, procesar y evaluación de datos ausentes (missing), identificación de casos atípicos (outliers) y comprobación de los supuestos subyacentes en la mayoría de las técnicas multivariantes (normalidad, linealidad, homocedasticidad) (Salvador Figueras, y otros, 2003 pág. 108).

1.1.2. *Pronósticos*

Las personas confían en los pronósticos del tiempo porque es una de las cosas más importante que se puede hacer el pronóstico de tiempo ya es que es predecir si el clima es peligroso o no para tomar buenas decisiones.

- Las personas responsables de la gestión de las aerolíneas aéreas deben tener informes meteorológicos completos que confirmen la seguridad de los vuelos.
- Los agricultores necesitan saber si lloverá o si la temperatura está por debajo de la congelación para que sus cultivos puedan crecer.
- El departamento de planificación debe prepararse para ayudar los sectores prioritarios frente al cambio climático.

1.1.3. *Metodología Box Jenkins*

El método de modelado ARIMA fue establecida en el año 1976 por Box-Jenkins, por tal razón se lo llama modelos Box-Jenkins, la técnica fue creada desde el punto de vista de que la serie de tiempo pronosticada es generada por un proceso estocástico caracterizado y representad por un modelo. Es decir, consiste en encontrar un modelo matemático que muestre el comportamiento

de las series temporales de datos y hacer predicciones solamente ingresando el período proporcionado (Jiménez, et al., 2006, pp. 187-188).

El modelo ARIMA no involucra variables independientes, utilizan la información de la propia serie para generar las predicciones, depende del patrón de autocorrelación de los datos. Se refiere a un conjunto de procedimientos para identificar, ajustar y verificar modelos ARIMA con los datos de las series de temporales. La predicción realizada proviene directamente a partir de la forma de un modelo ajustado.

Los datos estimados en el modelo seleccionado se comparan con los datos históricos para observar la serie correcta, para esto se tiene en cuenta si los residuos son muy pequeños, que se distribuyen aleatoriamente, si el modelo especificado no es satisfactorio se repetir el proceso utilizando un nuevo modelo que mejora el original y en este punto, se considerara útil para la predicción de los datos (Hanke & Wichern, 2010, p. 399).

El modelo ARIMA no incluye variables independientes en su construcción. En su lugar, utiliza la información de la propia serie para generar pronosticas.

El método de pronósticos Box-Jenkins para crear pronósticos es diferente a la mayoría de los métodos en que no asume un patrón particular de datos históricos de las series que se van a pronosticar.

Enfoque de Modelado

El objetivo de la metodología Box-Jenkins es identificar y estimar un modelo estadístico que puede ser interpretado como generador de la información de la muestra.

- **Identificación del modelo:** consiste en detectar el tipo de proceso que ha generado los datos. Es decir que se asegura de que las variables sean estacionarias, identificando la estacionalidad en la serie dependiente y utilizando graficas de las funciones de autocorrelación (ACF) y autocorrelación parcial (PACF) de la serie de tiempo dependiente para decidir que componente autorregresivo o de media móvil se de utilizar en el modelo. Esto significa encontrar los valores adecuados de p , d y q del modelo ARIMA. Las herramientas fundamentales en la identificación son el correlograma y el correlograma parcial muestral.
- **Estimación:** mediante algoritmos de cálculo para llegar a los coeficientes que mejor se ajustan al modelo ARIMA seleccionado. Los métodos más comunes utilizan la estimación de máxima verosimilitud o la estimación por mínimos cuadrados no lineales. En esta etapa se estiman los

coeficientes de los términos autorregresivos y de media móvil incluidos en el modelo, cuyo número de rezagos p y q ya que ha sido identificados en la etapa anterior.

- **Verificación del modelo:** En esta etapa se busca evaluar si el modelo estimado se ajusta a los datos en forma razonablemente buena, ya que es posible que exista otro modelo ARMA que también lo haga. A esta etapa también se le conoce como validación o comprobación de diagnóstico en la cual se efectúan algunas pruebas antes de hacer uso del modelo para la predicción. La validación o verificación incluye el análisis de los coeficientes o parámetros del modelo, la evaluación de la bondad de ajuste y análisis de los residuos.

1.1.4. Identificación del modelo de Box Jenkins

Estacionariedad y estacionalidad: El primer paso para desarrollar un modelo de Box-Jenkins es determinar si la serie de tiempo es estacionaria y si existe alguna estacionalidad significativa que deba modelarse (Terrell, 2019, pp-53-60).

Detección de estacionariedad: La estacionariedad se puede evaluar a partir de un diagrama de secuencia de ejecución. La gráfica de la secuencia de ejecución debe mostrar una ubicación y una escala constantes. También se puede detectar a partir de un gráfico de autocorrelación. Específicamente, la no estacionariedad a menudo se indica mediante una gráfica de autocorrelación con un decaimiento muy lento (Terrell, 2019, pp.53-60).

Detección de la estacionalidad: La estacionalidad (o periodicidad) generalmente se puede evaluar a partir de una gráfica de autocorrelación, una gráfica de subserie estacionaria o una gráfica espectral (Terrell, 2019, pp.53-60).

Diferenciación para lograr la estacionariedad: Box y Jenkins recomiendan el enfoque de diferenciación para lograr la estacionariedad y en el mismo contexto, también se puede utilizar ajustar una curva y restar los valores ajustados de los datos originales (Terrell, 2019, pp. 53-60).

Diferenciación estacional: Para los modelos de Box-Jenkins, no se elimina explícitamente la estacionalidad antes de ajustar el modelo. En su lugar, se incluye el orden de los términos estacionales en la especificación del modelo para el software de estimación ARIMA. Sin embargo, puede ser útil aplicar una diferencia estacional a los datos y regenerar las gráficas de autocorrelación y autocorrelación parcial. Esto puede ayudar en la identificación del modelo del

componente no estacional del modelo. En algunos casos, la diferenciación estacional puede eliminar la mayor parte o la totalidad del efecto de estacionalidad (Terrell, 2019, pp.53-60).

Identificar p y q: Una vez que se han abordado la estacionalidad y la estacionalidad, el siguiente paso es identificar el orden, es decir, la p y q de los términos autorregresivos y de media móvil. Hay varias maneras de abordar esta incógnita algunos autores usan el AICC o criterio de información de Akaike con corrección. Otros autores utilizan la gráfica de autocorrelación y la gráfica de autocorrelación parcial (Terrell, 2019, pp.53-60), (Gilroy, 2018, pp. 16-111).

1.1.5. Estimación del modelo Box Jenkins

La estimación de parámetros de los modelos de Box-Jenkins implica la aproximación numérica de soluciones a ecuaciones no lineales. Los métodos principales para ajustar los modelos de Box-Jenkins son los mínimos cuadrados no lineales y la estimación de máxima verosimilitud. La estimación de máxima verosimilitud es generalmente la técnica preferida. Hoy en día, el software estadístico está diseñado para realizar estos cálculos (Terrell, 2019, pp. 53-60).

1.1.6. Diagnóstico del modelo Box Jenkins

El diagnóstico del modelo para los modelos Box-Jenkins es similar a la validación del modelo para el ajuste por mínimos cuadrados no lineales. Es decir, se supone que el término de error sigue los supuestos para un proceso univariado estacionario. Los residuos deben ser independientes cuando sus distribuciones son normales con una media y varianza constantes. Una forma de evaluar si los residuos del modelo de Box-Jenkins siguen los supuestos es generar gráficos estadísticos de los residuos.

Si el modelo de Box-Jenkins es un buen modelo para los datos, los residuos deben satisfacer estos supuestos. Si no se cumplen estos supuestos, es necesario ajustar un modelo más apropiado. Es decir, volver a la fase de identificación del modelo e intentar desarrollar un modelo mejor (F., David, 2018, pp. 27-140).

1.1.7. Coeficiente de determinación R^2 ajustado

Se define como el coeficiente de determinación muestral múltiple y es la métrica más común para el ajuste de una línea de regresión. Halla la proporción de la varianza de la

variable endógena explicada por las variables independientes en estadística descriptiva, presenta dos propiedades iniciales de R^2 (Vélez, 2016).

$$R^2 = \frac{SCE}{SCT} = 1 - \frac{SCR}{SCT} \quad (1-1)$$

Dónde:

SCE es la suma de cuadrados explicados,

SCR es la suma de cuadrados de los residuos

SCT es la suma de cuadrados total.

Las desventajas son:

- Evalúa bien la bondad dentro del modelo, más no da seguridad que lo haga fuera.
- Al comparar dos o más valores, la variable endógena debe ser la misma.
- R^2 no reduce si se añaden más variables (Vélez, 2016).

1.1.8. Métodos estadísticos

Son procedimientos que nos permiten analizar datos cuantitativos y cualitativos utilizando métodos de recolección. Los métodos estadísticos permiten probar hipótesis y determinar relaciones en un determinado fenómeno.

1.1.9. Serie temporal

Es una secuencia de observaciones, medidos en determinados momentos del tiempo, ordenados cronológicamente de manera uniforme, así los datos usualmente son dependientes entre sí. El principal objetivo de una serie de tiempo es su análisis para hacer pronóstico (Villavicencio, 2016).

Componentes de una serie temporal

- **Tendencia:** Es una trayectoria con un movimiento suave a largo plazo de los datos en estudio es decir indica el decrecimiento o crecimiento de la serie.
- **Estacionalidad:** Es un patrón que se asemeja a ciclos, son cambios que se repiten año tras año, consta de una característica que es el tiempo de las crestas consecutivas: en los ciclos ese tiempo es superior a un año, y en la estacionalidad, es inferior a un año es decir son de corto plazo

- **Aleatoriedad:** Esta componente no responde a ningún patrón de comportamiento, sino que es el resultado de factores fortuitos o aleatorios que inciden de forma aislada en una serie de tiempo.

Clasificación descriptiva de las series temporales

- **Estacionarias:** Indica una estabilidad a lo largo del tiempo, es decir, cuando la media y varianza son constantes. La media y la variabilidad es constante y gráficamente los valores tienden a oscilar en la serie permaneciendo constante en el tiempo.
- **No estacionarias:** Son series en las cuales la tendencia y variabilidad cambian en el tiempo. Los cambios en la media determinan una tendencia a crecer o decrecer a largo plazo, por lo que la serie no oscila alrededor de un valor constante.

1.1.10. Suavización exponencial de Winter

La técnica de Holt suaviza directamente el nivel y la pendiente usando diferentes constantes de suavización para cada uno. Estas constantes de suavización proporcionan estimados del nivel y la pendiente que se adaptan en el tiempo conforme se dispone de nuevas observaciones. Una de las ventajas de la técnica de Holt es que ofrece un alto grado de flexibilidad en la selección de coeficientes con los cuales se controla el nivel y la tendencia.

1.1.11. Criterio de información de Akaike AIC

El criterio de información de Akaike (AIC) es una medida de la calidad relativa de un modelo estadístico, para un conjunto dado de datos. Como tal, el AIC proporciona un medio para la selección del modelo.

El criterio de información de Akaike es un coeficiente que ayuda a medir la calidad de un modelo de series de tiempo. Si se tiene un conjunto de modelos, el criterio AIC ayuda a la selección del modelo más adecuado. Se escoge el modelo cuyo coeficiente AIC es menor. La expresión del coeficiente AIC es:

$$AIC = \frac{2k}{n} - \ln(\sigma_e^2) \quad (2-1)$$

Donde:

k: es el número de parámetros en el modelo estadístico

σ_e^2 : es la varianza del error

1.1.12. Criterio de Akaike corregido AICc

El criterio de Akaike corregido de igual manera se lo utiliza en series de tiempo para saber la calidad del modelo planteado cuando el tamaño de muestra es finito: La expresión del coeficiente AICc viene dada por:

$$AICc = AIC + \frac{2k^2 + 2k}{n - k - 1} \quad (3-1)$$

1.1.13. Criterio de información Bayesiano BIC

En estadística, el criterio de información bayesiano (BIC) o el más general criterio de Schwarz (SBC también, SBIC) es un criterio para la selección de modelos entre un conjunto finito de modelos. Se basa, en parte, de la función de probabilidad y que está estrechamente relacionado con el (AIC).

La expresión del criterio BIC viene dato por:

$$BIC = n * \ln(\sigma_e^2) + k * \ln(n) \quad (4-1)$$

Donde:

n : es el tamaño de la muestra

σ_e^2 : es la varianza del error

k : es el número de parámetros en el modelo estadístico

Es decir, BIC penaliza más la complejidad que AIC, busca el modelo más abstracto, más sencillo y que hace predicciones en un contexto más amplio. Por su parte AIC dará con un modelo más complejo y pragmático que hace predicciones con mayor detalle dentro de nuestros propios datos.

Tanto el BIC y AIC resuelven este problema mediante la introducción de un término de penalización para el número de parámetros en el modelo, el término de penalización es mayor en el BIC que en el AIC.

1.2. Bases teóricas

1.2.1. Meteorología

Estudia la atmósfera, sus propiedades y los fenómenos que en ella ocurren y ocurren en cada momento, utilizando parámetros como la temperatura, la humedad, la presión barométrica, el viento o la precipitación, el cambio en el espacio y el tiempo.

Predecir el tiempo que hará en 24 o 48 horas y en menor medida es el principal objetivo de la meteorología (Rodríguez, et al., 2004, p. 6).

1.2.2. Estaciones meteorológicas

Las estaciones meteorológicas son lugares propicios para colocar diferentes instrumentos que permiten la medición de diferentes variables que afectan el estado de la atmósfera. En otras palabras, es un lugar donde se pueden observar los fenómenos atmosféricos y donde se ubican los instrumentos para medir las variables atmosféricas (Anchundia & Michael, 2015, p. 30).

Una estación meteorológica es el lugar donde se realizan mediciones y observaciones puntuales de los diferentes parámetros meteorológicos utilizando los instrumentos adecuados para así poder establecer el comportamiento atmosférico. A través del mismo se podrán determinar variaciones y comportamiento de variables como temperatura, humedad del aire, velocidad y dirección del viento, presión barométrica, humedad, intensidad y acumulación de precipitaciones, radiación solar y otras condiciones meteorológicas para predecir y prevenir posibles peligros (Gonzalez, 2013, p. 9)

1.2.3. Clima

El clima es un conjunto de condiciones climáticas que ocurren en un área en particular (Rodríguez, et al., 2004, p. 61)

1.2.4. Climatología

La climatología es la ciencia que estudia el tiempo. Se basa en el estudio de mediciones registradas de parámetros meteorológicos en tantos lugares y en cada año como sea posible. Gracias a ellos, la climatología estudia el estado físico medio de la atmósfera y su variabilidad en el tiempo y el espacio. Los parámetros medidos son temperatura, humedad, precipitación, viento, sol, etc. La

climatología clasifica los diferentes tipos de climas que existen en el planeta, su ubicación geográfica y su evolución en el tiempo (Navarra, 2019, p. 3)

1.2.5. Cambio climático

Los científicos definen el cambio climático como "cualquier cambio que se produce en el clima a lo largo del tiempo como resultado de la variabilidad natural o de las actividades humanas". Se debe mencionar que el calentamiento global es la manifestación más evidente del cambio climático y se refiere al aumento promedio de las temperaturas de la tierra y el mar a nivel mundial.

Es importante comentarles que a pesar de que el clima cambia de manera espontánea, los expertos señalan que existe fuerte evidencia de que el calentamiento global registrado en los últimos 50 años puede ser resultado de actividades humanas (Anon., 2009, p. 2).

1.2.6. Elementos y factores del clima

Los factores climáticos son los componentes de los parámetros de temperatura, precipitación, viento, humedad, presión atmosférica, mientras que los elementos climáticos son los agentes que cambian o limitan los elementos del clima, dando lugar a diferentes patrones climáticos (Navarra, 2019 pág. 2)

1.2.7. Temperatura

Es la cantidad de energía calorífica que posee el aire en un momento determinado. Se mide mediante termómetros, habitualmente en grados Celsius (°C) y determina las sensaciones de calor y frío (Navarra, 2019, p. 1).

Es una de las magnitudes más utilizadas para la determinación detallada del estado de la atmósfera. En general, toda la información proporcionada en los medios tiene un espacio dedicado a la temperatura. Se sabe que la temperatura del aire tiende a cambiar dependiendo de la hora del día, obteniendo así también resultados diferentes entre estaciones.

1.2.8. Temperatura atmosférica

La temperatura atmosférica es uno de los factores que componen el clima. Indica el calor almacenado en el aire en un momento y lugar determinado.

Proviene de los rayos emitidos por el sol, es decir, de la radiación solar que llega a la tierra. Estos rayos son reflejados por la superficie terrestre y enviados de vuelta al espacio. Gracias a la atmósfera, los rayos del sol regresan a la tierra, haciendo que el calor dure más y provocando el efecto invernadero (Teso, 2013, p. 1)

1.2.9. Velocidad de viento

Es la relación entre una distancia dada y el tiempo de viaje. Es el movimiento del aire en la atmósfera desde áreas de alta presión a áreas de baja presión. Aunque este movimiento ocurre en tres dimensiones del espacio, en meteorología solo se mide la velocidad y la dirección de sus componentes en el plano horizontal. Se trata de una evaluación de la componente horizontal del movimiento del aire en un lugar y momento determinados, y sus medidas suelen definirse en metros por segundo. (m/s) (Navarra, 2019, p. 1).

1.2.10. Dirección de viento

La dirección del viento es la medición del componente horizontal de la velocidad del viento. En meteorología, es importante tener en cuenta que la dirección el cual nos dice de dónde viene el viento, no hacia dónde se dirige.

1.2.11. Humedad

Es la cantidad de vapor de agua en el aire. La humedad relativa modifica recíprocamente con la temperatura, para un contenido absoluto constante de vapor de agua en el aire. A medida que desciende la temperatura en el invernadero, la humedad relativa aumenta y puede alcanzar valores cercanos a la saturación. Durante el día, bajo el efecto del calor solar, la humedad absoluta del aire aumenta ya que las estomas se abren para aumentar la transpiración. Simultáneamente, la humedad relativa puede disminuir con el aumento de la temperatura y en muchos casos puede alcanzar valores muy bajos, si el invernadero está bien ventilado (Huertas, 2008, p. 30)

1.2.12. Precipitación

La precipitación es la caída de agua desde la atmósfera hasta la superficie de la tierra. La precipitación es parte del ciclo del agua que mantiene el equilibrio y la nutrición de todos los ecosistemas.

La precipitación se produce por condensación de agua, es decir, la acumulación de agua en la atmósfera creando nubes. El agua que se acumula en la atmósfera suele estar en estado gaseoso. Cuando hay una cantidad significativa de agua en estado gaseoso en las nubes, el agua cambia del estado gaseoso al estado líquido o sólido.

1.2.13. Escenario de cambio climático

Los escenarios de cambio climático son una precipitación simplificada del clima futuro, basados en un conjunto de relaciones climatológicas, que se construyen para ser utilizados de forma explícita e la investigación de las consecuencias potenciales del cambio climático, y que aprovechan de insumo para las simulaciones de los impactos.

Estos escenarios no son pronósticos climáticos, ya que cada escenario es una alternativa de cómo se puede comportar el clima futuro (Anon., 2017, p. 1).

- Los modelos climáticos son capaces de simular las interacciones entre los procesos físicos, químicos y biológicos que afectan al clima.
- Los escenarios de emisiones que reflejen los cambios que podría proporcionar el avance de la tecnología, las tendencias socioeconómicas, las regulaciones legislativas o la disponibilidad de recursos energéticos sobre los gases de efecto invernadero. Son lo que se conoce como trayectorias o sendas representativas de concentración (RCP por sus siglas en inglés).
- Las proyecciones climáticas, que surgen al combinar los modelos climáticos y los escenarios de emisiones.
- Información del clima actual observado que permite, en última instancia, recrear un escenario de cambio climático (Gaertner, Gutiérrez & Castro, 2011 págs. 3-4)

CAPÍTULO II

2. MARCO METODOLÓGICO

2.1. Tipo de investigación

En la presente investigación se aplicará el método de investigación cuantitativa ya que se analizará las variables meteorológicas específicas para pronosticar su comportamiento, según el nivel de profundidad del objetivo de estudio es exploratorio ya que se busca realizar un análisis de información específica y realizar el cálculo de pronósticos de las variables en estudio, según la manipulación de variables es no experimental ya que la información se obtuvo de una fuente secundaria, según el tipo de inferencia es inductiva ya que se modela variables con el fin de formular predicciones, según el periodo temporal es transversal dado que se manejó datos en un periodo mensual de 8 años de las variables en estudio.

2.2. Diseño de la investigación

El estudio está diseñado de forma no experimental, porque las variables son manipuladas en su medio natural, es decir que el investigador no está directamente involucrado en la recolección de datos.

2.2.1. Localización de estudio

En la investigación se consideró información de las estaciones meteorológicas ubicadas en Baños y Patate, de la Provincia de Tungurahua durante el periodo 2013 – 2021.

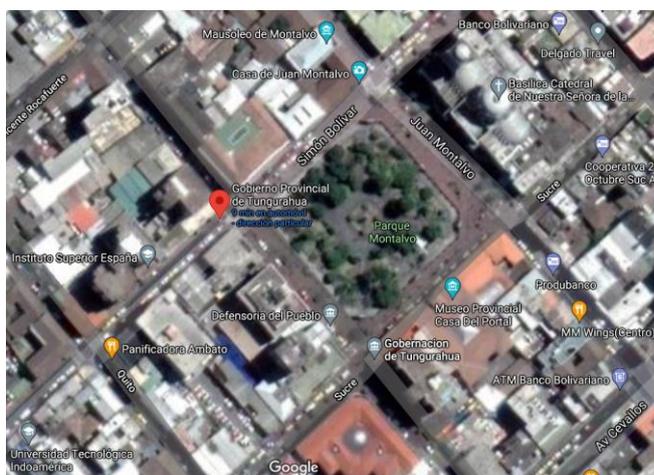


Ilustración 1-2: Mapa de la Ubicación del HGPT

Fuente: (Google maps)

2.2.2. Población de estudio

La población a la que se realizó el estudio está conformada por variables meteorológicas de la provincia de Tungurahua del cantón Baños y Patate

2.2.3. Método de muestreo

Los datos fueron facilitados por el departamento de Recursos Hídricos y Conservación Ambiental del Honorable Gobierno Provincial de Tungurahua, a través de los registros de los distintos ordenadores ubicados en cada una de las estaciones meteorológicas monitoreadas por el HGPT.

2.2.4. Tamaño de la muestra

El tamaño de la muestra consta de 108 observaciones mensuales de cada variable meteorológica en estudio, las cuales fueron tomadas de las estaciones Parque de la Familia Baños y Estación Guadalupe Patate durante el periodo 2013 – 2021.

2.2.5. Técnica de recolección de datos

La información proporcionada proviene del departamento de Recursos Hídricos y Conservación Ambiental del Honorable Gobierno Provincial de Tungurahua, que contienen todos los factores de Monitoreo Meteorológico ubicadas en las diferentes estaciones de la provincia de Tungurahua en sus diferentes cantones durante del período 2013-2021.

2.2.6. Identificación de variables

En la investigación se estudió 9 variables meteorológicas como:

- Temperatura máxima, media y mínima.
- Humedad máxima, media, mínima.
- Dirección del viento.
- Velocidad del viento.
- Precipitación

Las variables en estudio son de mucha importancia de conocer y predecir el comportamiento de las variables que contribuyen a los proyectos de investigación del Honorable Gobierno provincial de Tungurahua.

2.2.7. Modelo estadístico

El estudio analizó datos cuantitativos, a través del análisis exploratorio de datos de las variables, que incluye medidas de tendencia central, dispersión y datos faltantes, seguido se realizará un relleno de información, a continuación se aplicará descomposición de la serie de tiempo, además se utilizó métodos estadísticos aplicadas para la identificación de modelos para calcular predicciones como Modelos ARIMA y derivados, cada aplicación fue desarrollada en el software R-Studio y mediante los criterios de evaluación como el de Akaike (AIC) y el criterio de información Bayesiano (BIC) permiten seleccionar el mejor modelo predictivo.

2.3. Variables en estudio

2.3.1. Operacionalización de variables

Tabla 1-2: Operacionalización de variables

OBJETIVO GENERAL	OBJETIVOS ESPECIFICOS	CONCEPTO	INDICADOR	INSTRUMENTO
Determinar modelos de pronósticos ARIMA y derivados para escenarios de cambio climático en los cantones de la provincia de Tungurahua en sus diferentes sectores prioritarios.	<ul style="list-style-type: none"> Realizar un análisis exploratorio de los datos provenientes de las variables meteorológicas de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua. 	Explorar, y entender de forma clara la naturaleza de los datos recogidos de las diferentes estaciones.	Análisis exploratorio de datos	La base de datos meteorológicos de las diferentes estaciones de estudio. Software R, Hoja de cálculo Excel
	<ul style="list-style-type: none"> Elaborar modelos ARIMA y derivados de los escenarios de cambio climáticos de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua. 	Elaborar diferentes modelos de predicción para las variables meteorológicos.	Aplicación de diferentes modelos de pronósticos.	
	<ul style="list-style-type: none"> Determinar los pronósticos mediante los modelos elaborados en el inciso anterior de escenarios de cambio climáticos para la buena toma de decisiones. 	Los pronósticos permitirán tomar decisiones para anticiparse de forma efectiva a los problemas.	Los resultados de los pronósticos ayudaran para la toma de decisiones para el departamento de planificación	

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Tabla 2-2: Operacionalización de las variables meteorológicas en estudio

Nombre de la variable	Descripción	Tipo de variable	Escala de medición
Temperatura	Es una magnitud física escalar que refleja la cantidad de calor relacionando la energía interna de un sistema, de un cuerpo, de un objeto o del ambiente.	Cuantitativa Continua	Intervalo
Humedad	Es la cantidad máxima, mínima y media disponible del vapor de agua que se encuentra a una temperatura determinada.	Cuantitativa Continua	Razón
Dirección del viento	Es la magnitud que mide el componente del horizonte desde el cual sopla el viento	Cuantitativa Continua	Razón
Velocidad de viento	Es la velocidad con la que el aire de la atmósfera se mueve sobre la superficie de la tierra	Cuantitativa Continua	Razón
Precipitación	Mide la caída de agua desde la atmósfera hacia la superficie terrestre	Cuantitativa Continua	Razón

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

2.3.2. Matriz de consistencia

Tabla 3-2: Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES
PROBLEMA GENERAL:	OBJETIVO GENERAL:	HIPOTESIS GENERAL:	VARIABLE INDEPENDIENTE:
Falta de modelos de pronósticos para los escenarios de cambio climático	Determinar modelos de pronósticos ARIMA y derivados para escenarios climáticos en los cantones de la provincia de Tungurahua en sus diferentes sectores de prioritarios.	Existe la necesidad de realizar pronósticos de las observaciones meteorológicas para conocer los impactos del cambio climático a fin de ayudar a la toma de decisiones en las políticas del departamento de Planificación del HGPT	Tiempo en Horas INDICADORES: Medidas de tendencia de central y dispersión: media, mediana, moda.
PROBLEMAS ESPECÍFICOS:	OBJETIVOS ESPECÍFICOS:	HIPOTESIS ESPECÍFICAS:	VARIABLE DEPENDIENTE:
Carencia de estudios de las variables meteorológicas de los escenarios climáticos en los cantones Patate y	Realizar un análisis exploratorio de los datos provenientes de las variables meteorológicas de los cantones Patate y	Existe la carencia de estudios de los escenarios climáticos para realizar un análisis exploratorio de datos provenientes de	Temperatura máxima, media, mínima Humedad máxima, media, mínima.

Baños de la provincia de Tungurahua.	Baños de la provincia de Tungurahua.	las variables meteorológicas de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua.	Dirección y velocidad de Viento Precipitación
Falta de modelos de pronóstico para conocer los diferentes escenarios de cambio climáticos de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua.	Elaborar modelos ARIMA y derivados de los escenarios de cambio climáticos de los cantones Patate y Baños de la provincia de Tungurahua.	La falta de modelos de pronóstico para conocer los diferentes cambios de escenarios climáticos para ayudar a toma decisiones y establecer políticas	INDICADORES: Medidas de tendencia central y de dispersión: media, mediana, moda. Temperatura máxima, media, mínima Humedad máxima, media, mínima. Dirección y velocidad de Viento Precipitación
Falta de pronósticos de los escenarios climáticos para reducir la incertidumbre y establecer políticas	Determinar los pronósticos mediante los modelos elaborados en el inciso anterior de escenarios de cambio climáticos para la buena toma de decisiones.	La falta de pronósticos de los cambios de escenarios climáticos para reducir la incertidumbre y establecer políticas	INDICADOR: Modelos de pronósticos (Series de Tiempo) ARIMA y derivados.

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

CAPÍTULO III

3. MARCO DE RESULTADOS Y DISCUSIÓN DE RESULTADOS

3.1. Análisis exploratorio de datos (AED)

En el presente trabajo investigativo se estudiaron los datos meteorológicos recopilados por el Departamento de Recursos Hídricos y Conservación Ambiental del Honorable Gobierno Provincial de Tungurahua desde el año 2013-2021 con el objetivo de producir pronósticos del tiempo y presentar los resultados para la mejor toma de decisiones.

Para lograr con el objetivo planteado, el primer paso es depurar los datos de las variables meteorológicas de la base de datos de la estación Parque de la Familia y la Guadalupe Patate en la provincia de Tungurahua. En segundo lugar, es presentar un análisis exploratorio de datos las variables meteorológicas. En tercer lugar, se pretende presentar los resultados de los diferentes modelos aplicados Suavización Exponencial de Winter, Box Jenkins, para obtener pronósticos suficientes adecuados para la toma de decisiones, el cual se pretende presenta una comparación de los diferentes modelos aplicados a los datos meteorológicos.

Es importante señalar que todos los análisis se desarrollaron utilizando el software estadístico R.

3.1.1. *Identificación de datos meteorológicos*

En el trabajo investigativo se necesita conocer a priori el estado de las bases de datos el cual se ejecutó un análisis exploratorio de datos de los registros de las estaciones Parque de la Familia y Guadalupe en Patate, para conocer si en todos los años se puede efectuar un relleno de los datos a las distintas variables en estudio.

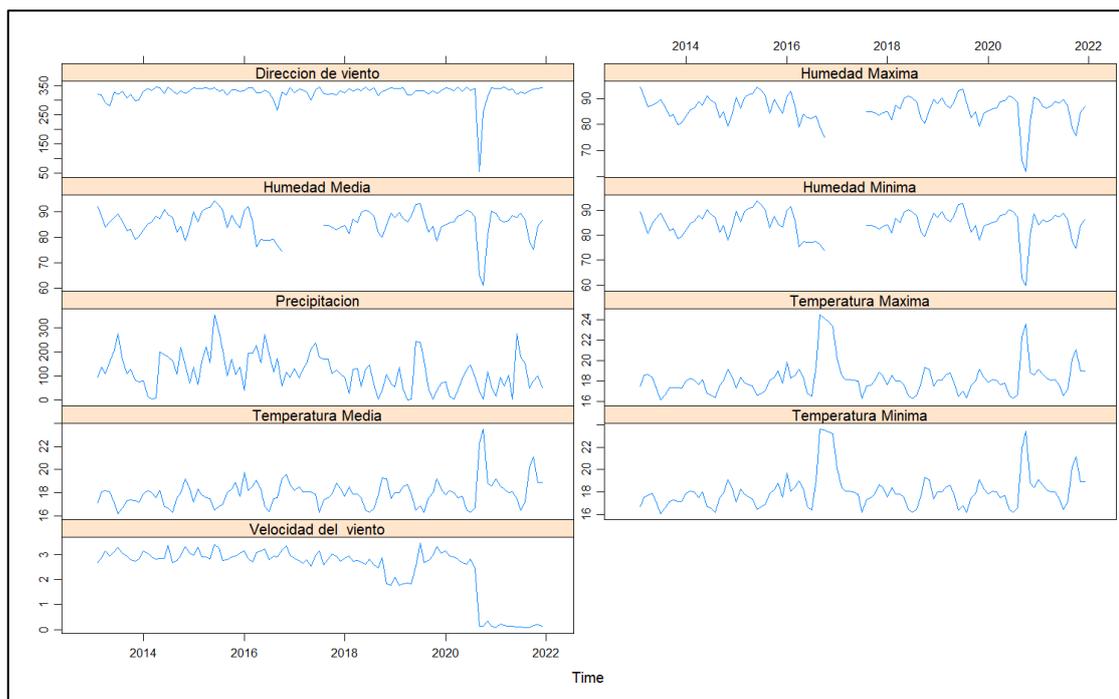


Ilustración 1-3: Series de tiempo con datos faltantes de la estación Parque de la Familia Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Durante la filtración de los datos meteorológicos, se identificaron variables interesantes en los datos recolectados por HGPT, las cuales son:

- Temperatura ambiente máxima, media, mínima
- Humedad relativa máxima, media, mínima
- Dirección del viento
- Velocidad de viento
- Precipitación

Se procede a organizar la información de las estaciones en estudio

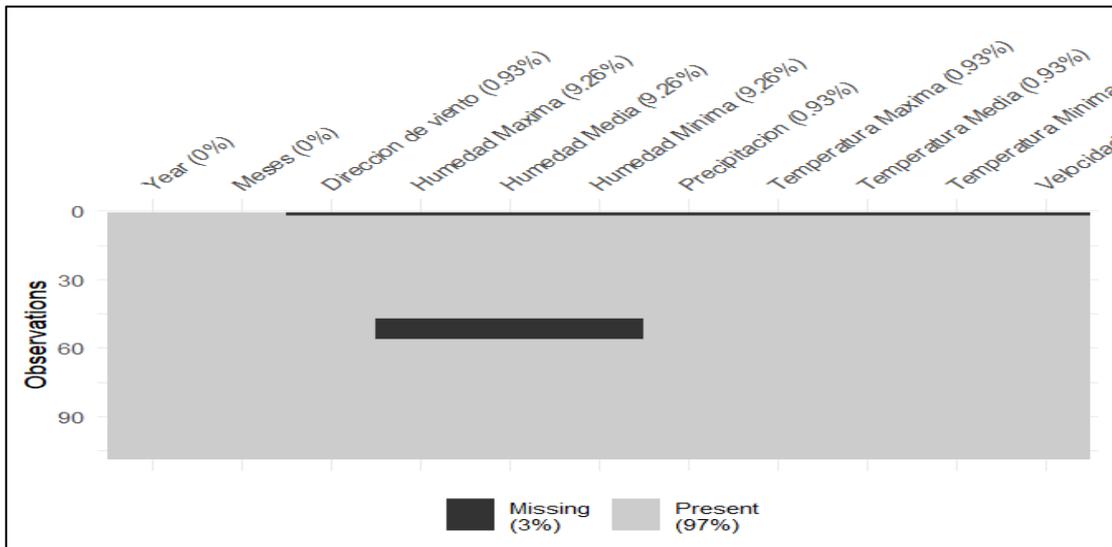


Ilustración 2-3: Gráfico de patrón de datos faltantes de la estación Parque de la Familia Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

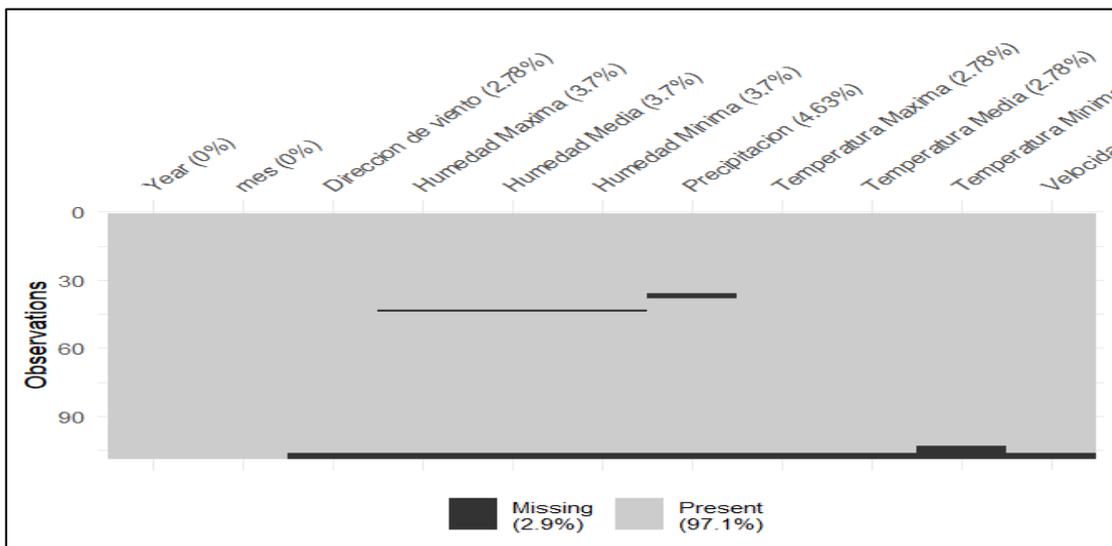


Ilustración 3-3: Gráfico de patrón de datos faltantes de la estación Guadalupe Patate

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

En seguida, se identificó los datos faltantes en la información de las estaciones meteorológicas a continuación se presenta en la Tabla 1-3, donde se muestra que en general los porcentajes de datos faltantes son inferiores o iguales a 3.7%, por lo tanto, es factible realizar una imputación de la información.

Tabla 1-3: Valores faltantes de la estación Parque de la Familia Baños y estación Guadalupe Patate

Estación meteorológica	Periodo	Total de datos	Porcentaje de valores faltantes
Parque de la Familia	2013 - 2021	972	3.70%
Guadalupe	2013 - 2021	972	2.9%
TOTAL		1944	6.6%

Realizado por: Guamán Karen 2022.

Matriz de correlación

Tabla 2-3: Matriz de correlación de variables cuantitativas

	Dirección de viento	Humedad máxima	Humedad media	Humedad mínima	Precipitación	Temperatura máxima	Temperatura media	Temperatura mínima	Velocidad del viento
Dirección de viento	1,00	0,58	0,59	0,61	0,09	-0,38	-0,41	-0,35	0,18
Humedad máxima	0,58	1,00	0,99	0,97	0,34	-0,69	-0,7	-0,71	0,21
Humedad media	0,59	0,99	1,00	0,99	0,3	-0,69	-0,67	-0,7	0,17
Humedad mínima	0,61	0,97	0,99	1,00	0,3	-0,69	-0,68	-0,7	0,18
Precipitación	0,09	0,34	0,3	0,3	1,00	-0,33	-0,46	-0,35	0,27
Temperatura máxima	-0,38	-0,69	-0,69	-0,69	-0,33	1,00	0,78	0,99	-0,19
Temperatura media	-0,41	-0,7	-0,67	-0,68	-0,46	0,78	1,00	0,8	-0,4
Temperatura mínima	-0,35	0,71	-0,7	-0,7	-0,35	0,99	0,8	1,00	-0,22
Velocidad del viento	0,18	0,21	0,17	0,18	0,27	-0,19	-0,4	-0,22	1,00

Realizado por: Guamán Karen,2022

Al obtener la matriz de correlación se observa que tan correlacionadas están las variables en estudio, el intervalo va de un valor de -1 a 1, indicando el número negativo una correlación inversamente proporcional y el signo positivo indica una correlación directamente proporcional.

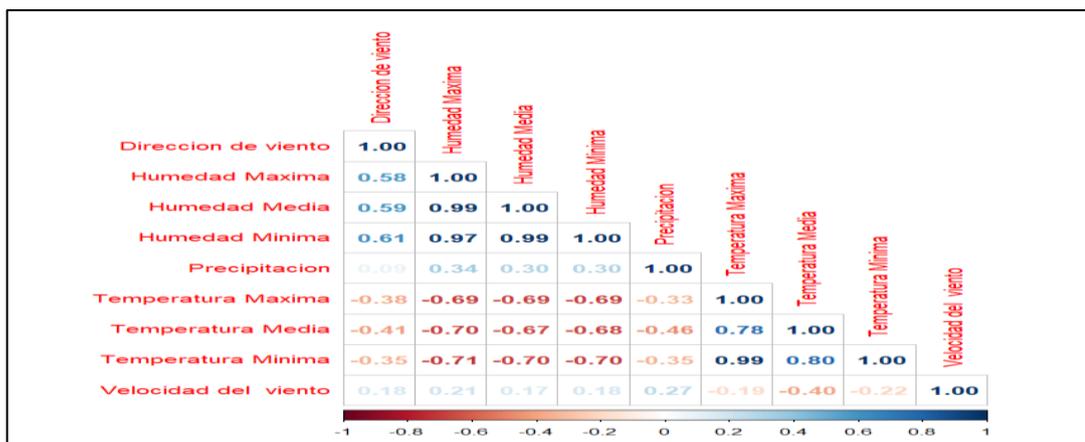


Ilustración 4-3: Correlograma de las variables de la estación Baños (Parque de la Familia)

Realizado por: Guamán Karen,2022.

En el **Ilustración 4-3** se puede apreciar que las variables meteorológicas como la humedad media con la humedad máxima, humedad media con un correlación de 0.99 el cual tienen una correlación directa y en una escala de quintiles se encuentra en un estudio alto, pero existe variables como humedad máxima con dirección del viento presentan una correlación positiva de 0.58 el cual no es tan pronunciada y se dice que se encuentra en una escala media en los quintiles, la temperatura media con la temperatura máxima están correlacionadas en una escala moderada debido a su porcentaje del 0.78 el cual es bueno para el estudio de las variables.

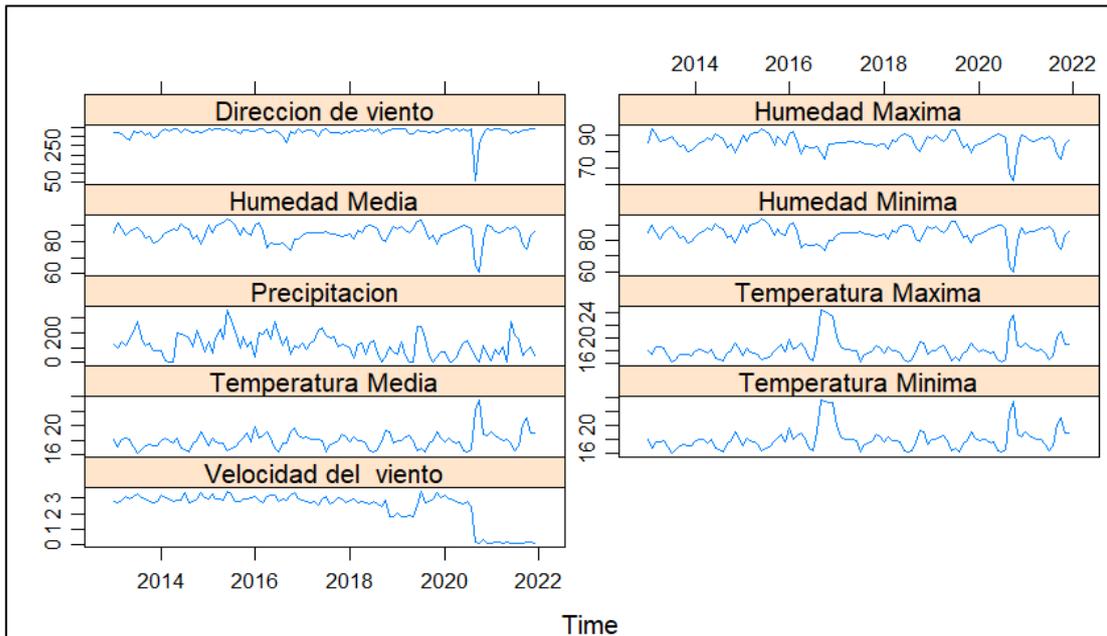


Ilustración 5-3: Serie de tiempo multivariante sin datos faltantes de las variables de la estación Parque de la Familia-Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar la imputación de los datos de las variables meteorológicas de la estación Parque de la Familia Baños (**Ilustración 5-3**) se puede observar que la serie de tiempo multivariantes de las variables meteorológicas en estudio no presentan ausencia de datos, se deduce que la depuración e imputación que se realizó en las variables son satisfactorias y se procede a realizar los cálculos pertinentes en las variables.

3.1.2. Análisis exploratorio de datos

A continuación, se presenta los resultados del análisis exploratorio de datos meteorológicos según estaciones en estudio. En el cual se estudia varias variables estadísticas de interés, temperatura ambiente máxima, media, mínima, humedad relativa máxima, media, mínima, dirección del viento, velocidad de viento, precipitación.

Realizando los estudios descriptivos de la (Tabla 3-3) podemos concluir que:

Para las variable precipitación, temperatura máxima, temperatura media, temperatura mínima en la estación de Parque de la Familia en Baños y Guadalupe de Patate la media es mayor que la mediana por lo cual se deduce que sigue una distribución asimétrica sesgada a la derecha de igual manera para dirección de viento y velocidad de viento en la estación Guadalupe, mientras que para las variables dirección de viento, humedad máxima, media, humedad mínima donde el valor de la media es pequeña que la mediana lo que indica que sigue una distribución sesgada a la izquierda, corroborando lo mencionado en el diagrama de cajas.

Para la variable precipitación, temperatura máxima, temperatura media, temperatura mínima se observó un valor de coeficiente de asimetría mayor a cero para las estaciones de Parque de la Familia y la variable velocidad de viento para la estación Guadalupe muestra que la curva es asimétricamente positiva, y cabe mencionar que para las variables dirección de viento, humedad máxima, humedad media y la humedad mínima indica que la curva es asimétricamente negativa para la estación de Parque de la Familia en Baños y Guadalupe en Patate.

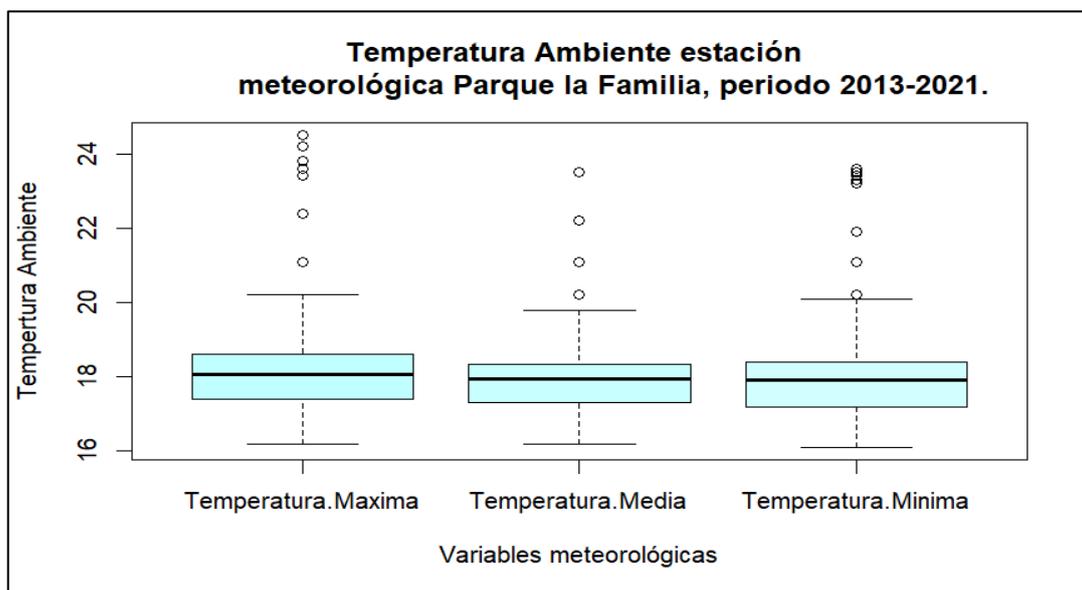


Ilustración 6-3: Temperatura ambiente estación meteorológica Parque la Familia, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

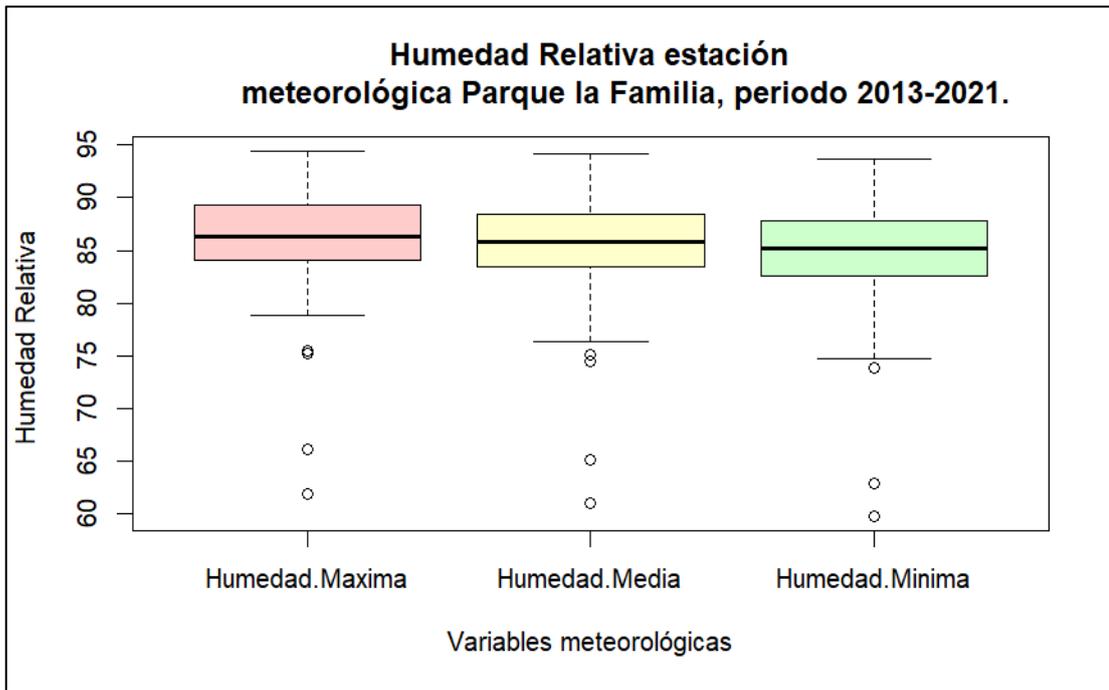


Ilustración 7-3: Humedad relativa estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

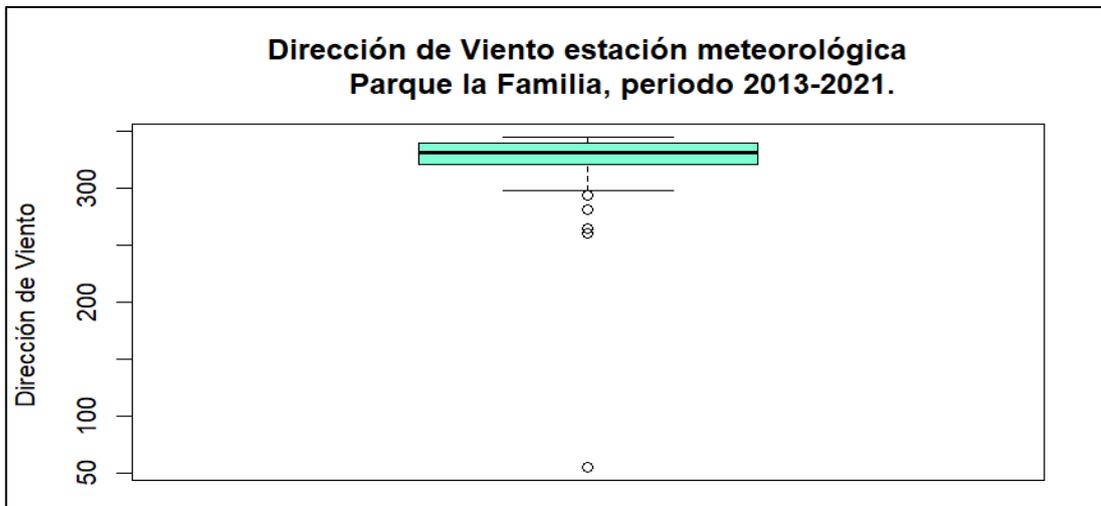


Ilustración 8-3: Dirección de viento estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

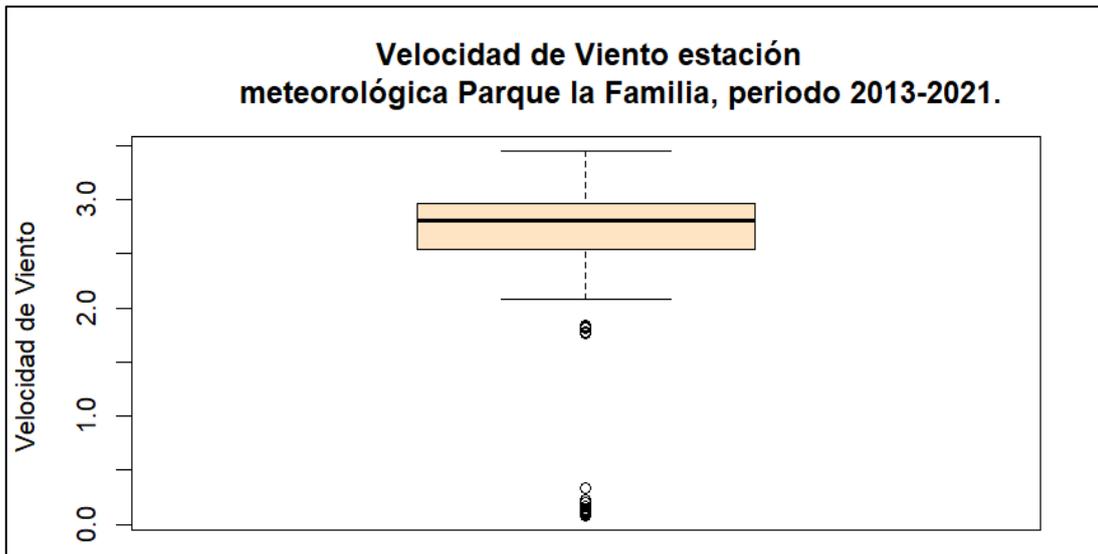


Ilustración 9-3: Velocidad de viento estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

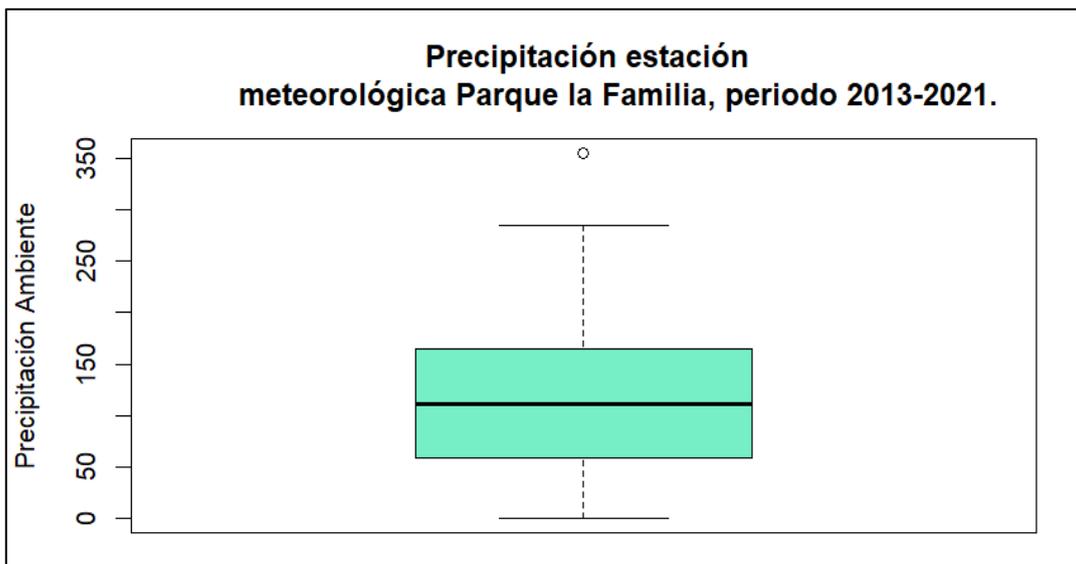


Ilustración 10-3: Precipitación estación meteorológica Parque de la Familia, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Estación Guadalupe

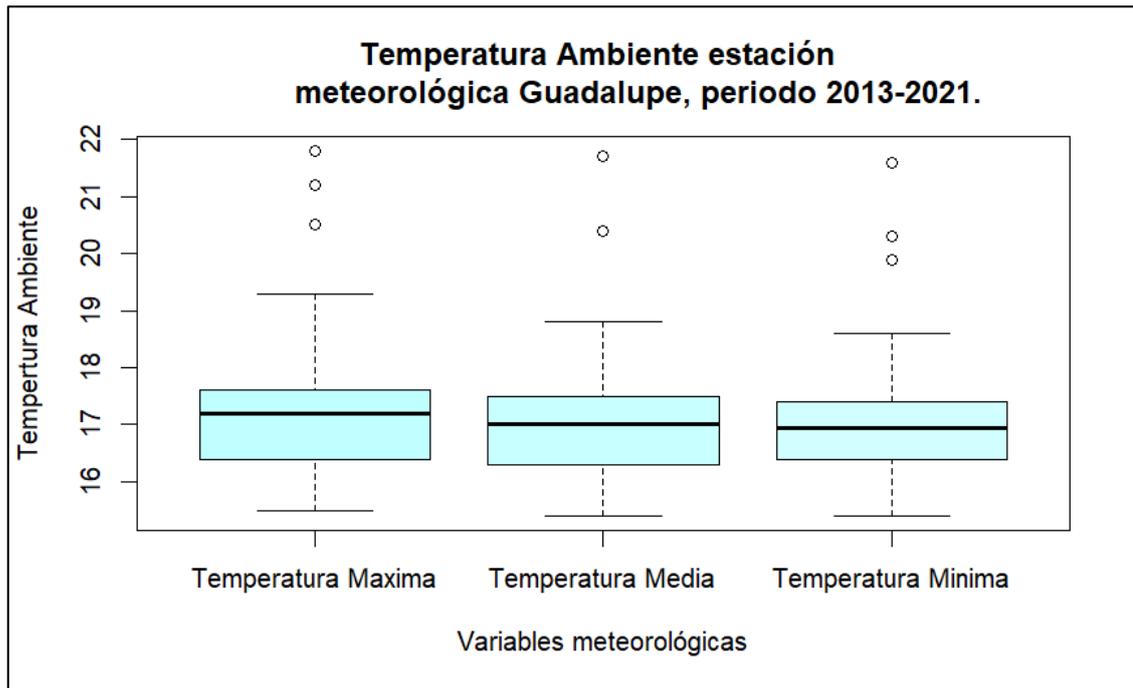


Ilustración 11-3: Temperatura ambiente estación meteorológica Guadalupe, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

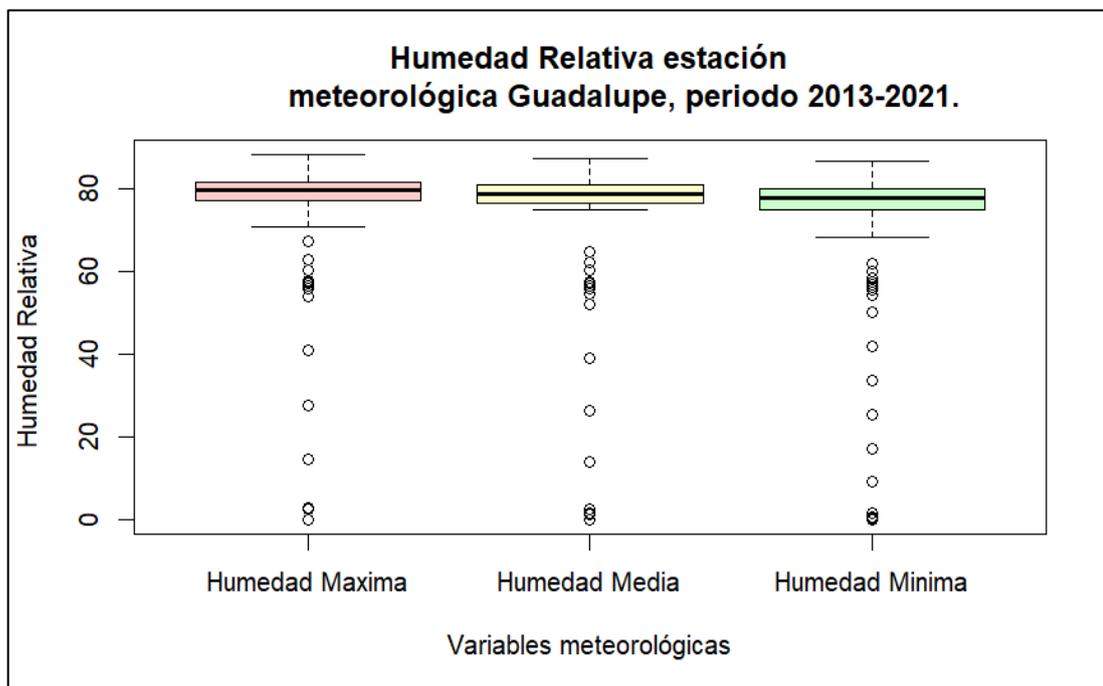


Ilustración 12-3: Humedad relativa estación meteorológica Guadalupe, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

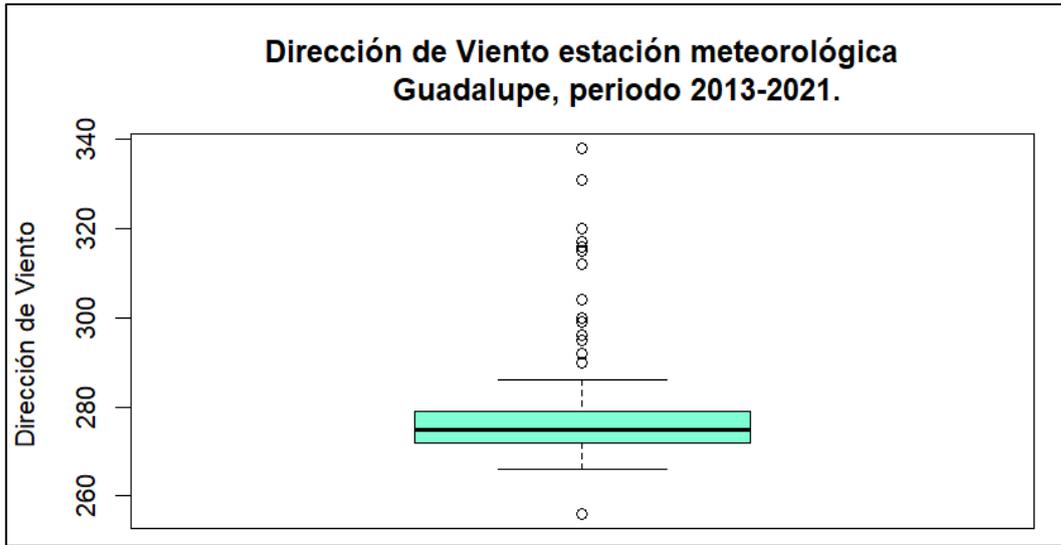


Ilustración 13-3: Dirección de viento estación meteorológica Guadalupe período 2013-2021
Realizado por: Guamán Karen, 2022.

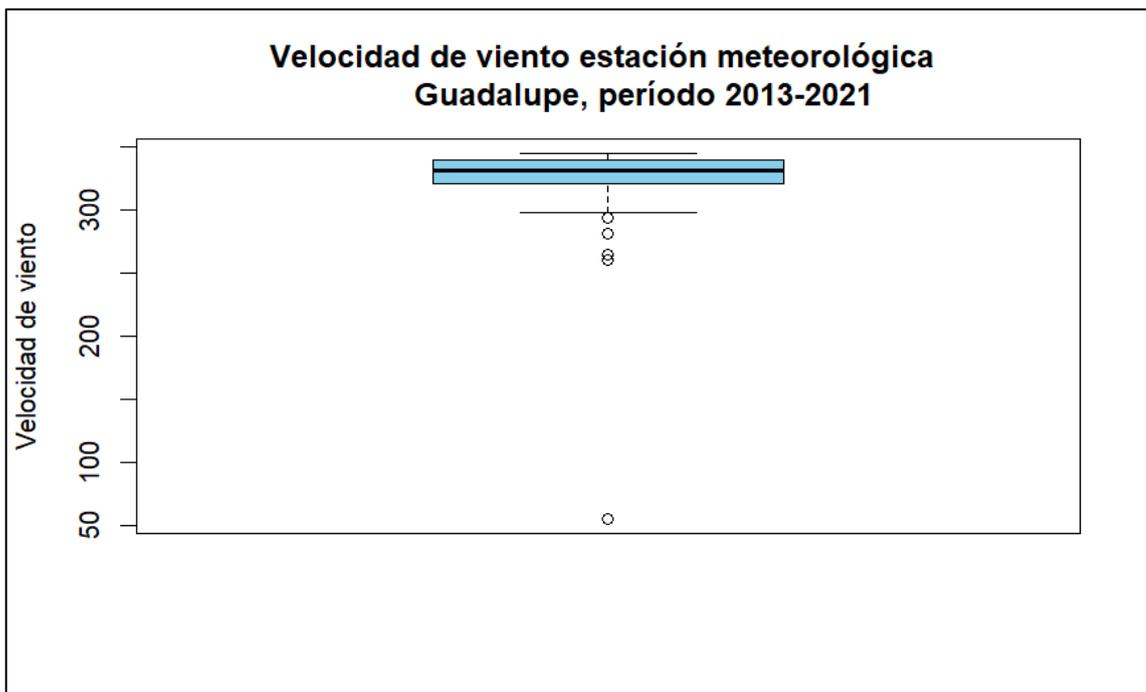


Ilustración 14-3: Velocidad de viento estación meteorológica Guadalupe, período 2013-2021
Realizado por: Guamán Karen, 2022.

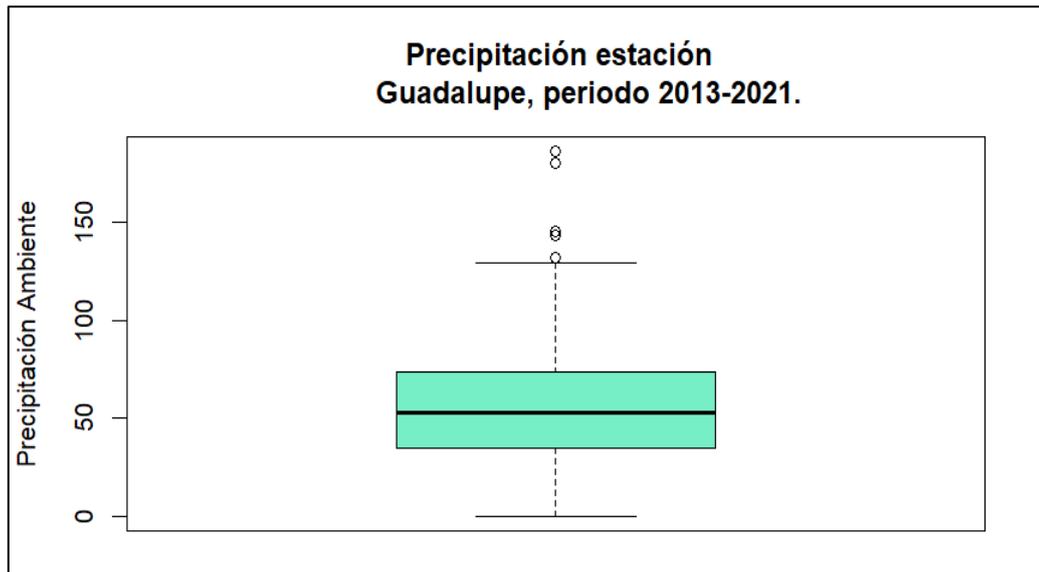


Ilustración 15-3: Precipitación estación meteorológica Guadalupe, período 2013-2021

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

3.1.3. *Análisis descriptivo de las variables meteorológicas*

Tabla 3-3: Resumen de estadísticas de estación meteorológica Parque de la Familia

Variable	Periodo	Media	Mediana	Desviación estándar	Varianza	Asimetría	Curtosis
Dire. viento	2013-2021	279,079	275,5	13,5104	182,531	2,287	8,615
Hum. máxima	2013-2021	72,639	79,599	20,428	417,34	-2,702	9,296
Hum. media	2013-2021	72,058	78,699	20,416	416,823	-2,702	9,275
Hum. mínima	2013-2021	69,975	77,599	21,28	452,861	-2,419	7,735
Precipitación	2013-2021	58,137	51,549	35,222	1240,652	1,2105	4,908
Temp. máxima	2013-2021	17,165	17,05	1,027	1,054	1,645	8,069
Temp. media	2013-2021	16,978	16,899	0,923	0,852	1,603	9,19
Hum. mínima	2013-2021	16,949	16,899	0,954	0,9101	1,603	8,442
Velocidad de viento	2013-2021	2,548	2,5	0,469	0,22	3,326	21,523

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Tabla 4-3: Resumen de estadísticas de estación meteorológica Guadalupe

Variable	Periodo	Media	Mediana	Desviación estándar	Varianza	Asimetría	Curtosis
Dire. viento	2013-2021	326,292	332,0299	30,348	921,05	-6,865	60,26
Hum. máxima	2013-2021	85,975	86,282	4,911	24,12	-1,764	9,148
Hum. media	2013-2021	85,235	85,85	5,124	26,26	-1,641	8,051
Hum. mínima	2013-2021	84,493	85,146	5,312	28,219	-1,656	8,08
Precipitación	2013-2021	118	111,599	74,65	5572,63	0,466	2,99
Temp. máxima	2013-2021	18,26	18,05	1,61	2,611	2,046	8,024
Temp. media	2013-2021	17,957	17,95	1,138	1,295	1,607	8,59
Hum. mínima	2013-2021	18,08	17,9	1,55	2,404	1,93	7,4
Velocidad de viento	2013-2021	2,425	2,81	1,009	1,018	-1,601	4,042

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Determinando los estadísticos principales presentados en la **Tabla 3-3 y 4-3** podemos concluir:

La estación Parque de la familia proporciona información de los años 2013-2021, las variables Precipitación tiene una media de 58.13 mayor que la mediana de 51.54, Dirección de viento tiene una media de 279.07, una mediana 275.5, el cual indica que el valor es mayor que la medida por lo cual se deduce que sigue una distribución asimétrica sesgada a la derecha, para la variable Temperatura Máxima la media es de 17.16, la temperatura mediana tiene un valor de 16.9 y la temperatura mínima es de 16.94 lo que indica que los valores son mayores a la media y se concluye que siguen una distribución asimétrica sesgada a la derecha, la humedad relativa máxima, media y mínima la media tienen un valor de 72.05 el cual es menor que la mediana lo que indica que sigue una distribución sesgada a la izquierda.

La estación Guadalupe proporciona información del período 2013- 2021 Precipitación tiene una media de 279, una mediana de 275.5 el cual indica una distribución asimétrica sesgada a la derecha y un valor de coeficiente de 2.28 el cual es mayor a cero, un valor de la curtosis de 8.61, temperatura máxima, temperatura media, temperatura mínima se observó un valor de coeficiente de asimetría de 1.64 el cual es mayor a cero muestra que la curva es asimétricamente positiva, y cabe mencionar que para las variables dirección de viento, humedad máxima, media y la humedad

mínima indica que la media es menor que la mediana el cual indica que la curva es asimétricamente negativa.

3.2. Modelos Suavización exponencial de Winter y Box Jenkins

3.2.1. Modelo de Suavización exponencial de Winter

Estación Parque de la Familia Baños

El suavizado exponencial es uno de los métodos de pronóstico de series de tiempo más antiguos y estudiados. Su máxima eficiencia se logra cuando los valores de las series temporales siguen una tendencia gradual y exhiben un comportamiento estacional, donde los valores siguen un patrón cíclico que se repite a lo largo de un período de tiempo.

Se debe conocer a priori la serie de datos es por eso que se debe graficarlo a priori para saber su comportamiento y realizar las debidas imputaciones de datos, debido a esas imputaciones se puede observar que la serie ha cambiado debido al tratamiento de los puntos aberrantes el cual nos presenta la nueva serie de datos que nos permitirá realizar la modelación de los pronósticos.

Para realizar los pronósticos debemos realizar una descomposición de la serie y observar que componentes contiene la serie para aplicar el mejor método y continuar con los pronósticos.

Variable: Dirección de viento

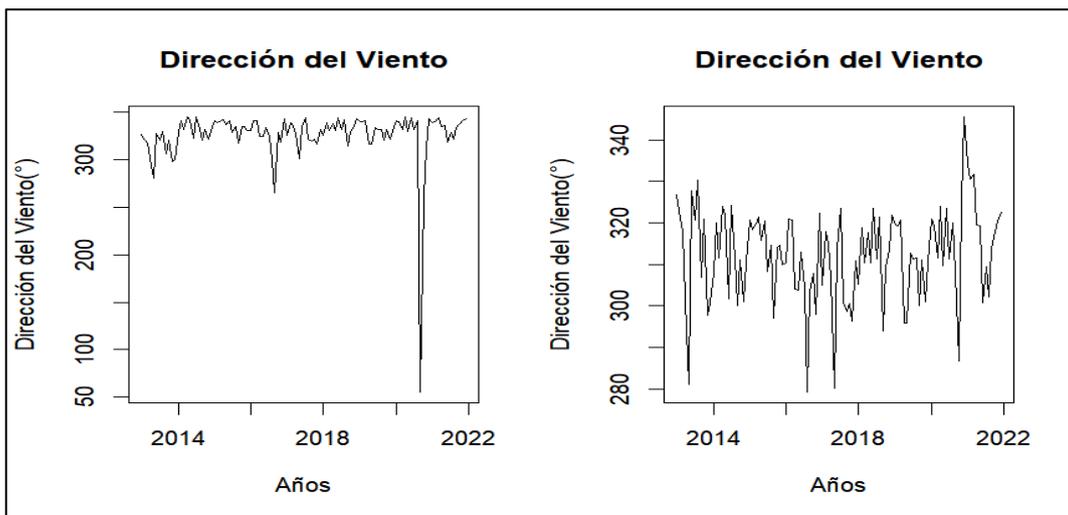


Ilustración 16-3: Representación con y sin datos sospechosos de dirección de viento

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Se debe conocer a priori la serie de datos es por eso que se debe graficarla a priori para saber su comportamiento y realizar las debidas correcciones, debido a la imputación de los datos se puede observar que la serie ha cambiado debido al tratamiento de los puntos aberrantes el cual nos presenta la nueva serie de datos que nos permitirá realizar la modelación de los pronósticos.

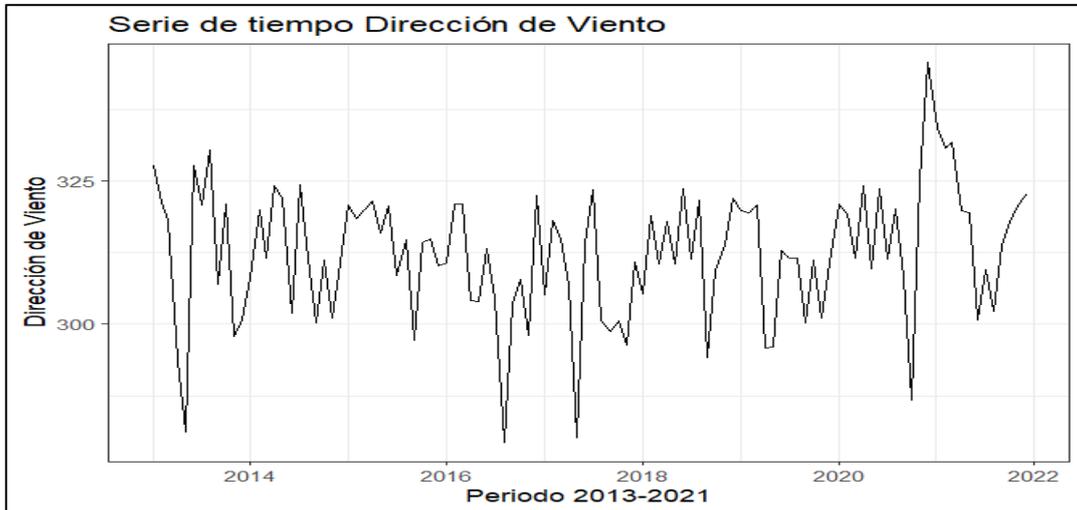


Ilustración 17-3: Series de tiempo dirección de viento (Parque la Familia-Baños)

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Para realizar los pronósticos debemos realizar una descomposición de la serie y observar que componentes contiene la serie para aplicar el mejor método y continuar con los pronósticos.

Análisis de los supuestos para dirección de viento modelo suavización exponencial

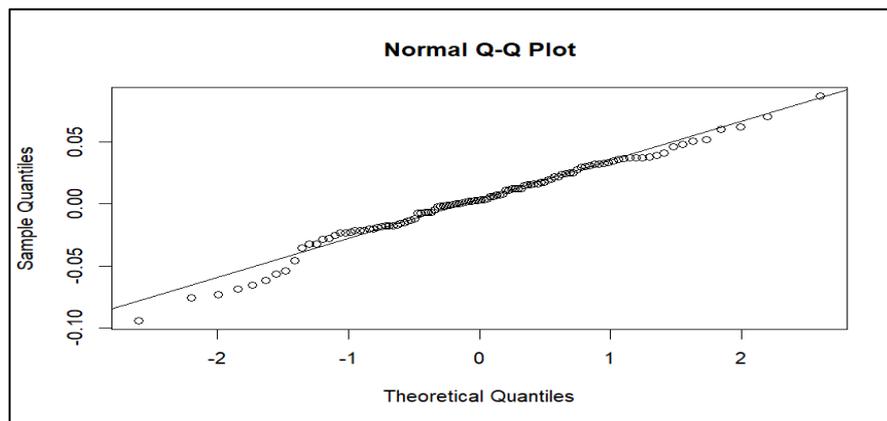


Ilustración 18-3: Gráfico de normalidad de los residuos de dirección de viento del modelo Winter

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar la validación de los supuestos de la variable Dirección de viento del modelo Holt Winter se puede apreciar que los residuos del modelo si provienen de una distribución normal.

Tabla 5-3: Valores p de los supuestos del modelo Winter

Valores p		
Normalidad	Estacionariedad	Independencia
0.1211	0.01	0.001347

Realizado por: Guamán Karen, 2022

Se realizó un análisis de los residuos y se puede verificar independencia mediante el test de Box-Ljung el cual tiene un valor p de 0.001347, por lo que se rechaza la hipótesis nula y se dice que los residuos no son independientes y no son homogéneos. Para la prueba de normalidad con el test de Jarque Bera se tiene un valor p de 0.1211, el cual se concluye que los datos si siguen un patrón de normalidad.



Ilustración 19-3: Datos predichos de dirección de viento para la estación Parque de la Familia Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar la validación del modelo propuesto se realiza los pronósticos, con un nivel de confianza del 95% el modelo se puede observar que los datos reales vs los predichos en el (Ilustración 19-3) se observa que presenta un comportamiento aproximadamente parecido, en el cual se evidencia un mejor ajuste en los pronósticos.

Tabla 6-3: Predicciones para el 2025 de la variable dirección de viento con el modelo Holt-Winter Multiplicativo

Año	Mes	Predicción	Límite Inferior 95%	Límite Superior 95%
2022	Enero	320,965	299,258	342,671
	Febrero	325,899	303,830	347,968
	Marzo	322,025	300,189	343,861
	Abril	316,213	294,743	337,683
	Mayo	308,671	287,685	329,657

	Junio	318,753	297,053	340,453
	Julio	318,480	296,770	340,190
	Agosto	315,265	293,746	336,784
	Septiembre	305,481	284,602	326,361
	Octubre	312,808	291,400	334,216
	Noviembre	313,235	291,769	334,701
	Diciembre	321,248	299,204	343,292
2023	Enero	321,356	299,275	343,438
	Febrero	326,297	303,846	348,747
	Marzo	322,418	300,205	344,631
	Abril	316,599	294,757	338,440
	Mayo	309,048	287,698	330,397
	Junio	319,142	297,066	341,218
	Julio	318,868	296,782	340,955
	Agosto	315,649	293,756	337,542
	Septiembre	305,854	284,612	327,096
	Octubre	313,189	291,409	334,970
	Noviembre	313,617	291,777	335,457
	Diciembre	321,640	299,211	344,068
2024	Enero	321,748	299,282	344,215
	Febrero	326,694	303,852	349,537
	Marzo	322,811	300,209	345,412
	Abril	316,984	294,761	339,208
	Mayo	309,424	287,701	331,147
	Junio	319,530	297,068	341,993
	Julio	319,257	296,783	341,730
	Agosto	316,034	293,757	338,311
	Septiembre	306,226	284,611	327,841
	Octubre	313,571	291,407	335,734
	Noviembre	313,999	291,775	336,223
	Diciembre	322,031	299,208	344,854
2025	Enero	322,140	299,278	345,002
	Febrero	327,092	303,847	350,337
	Marzo	323,204	300,204	346,204
	Abril	317,370	294,754	339,986
	Mayo	309,801	287,694	331,907
	Junio	319,919	297,060	342,779
	Julio	319,645	296,774	342,516
	Agosto	316,418	293,747	339,089
	Septiembre	306,599	284,601	328,597
	Octubre	313,952	291,396	336,508
	Noviembre	314,381	291,763	336,998
	Diciembre	322,423	299,195	345,651

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Las predicciones del modelo muestran que en el mes de febrero de los 4 años existirá más dirección de viento que pueden variar entre el intervalo [303, 347], en los meses posteriores de mayo y septiembre existirá un descenso de dirección de viento, mientras que los siguientes meses existirán un incremento leve de la dirección de viento en un intervalo de [291,345]

Pronósticos de las variables con el modelo suavización exponencial de Winter

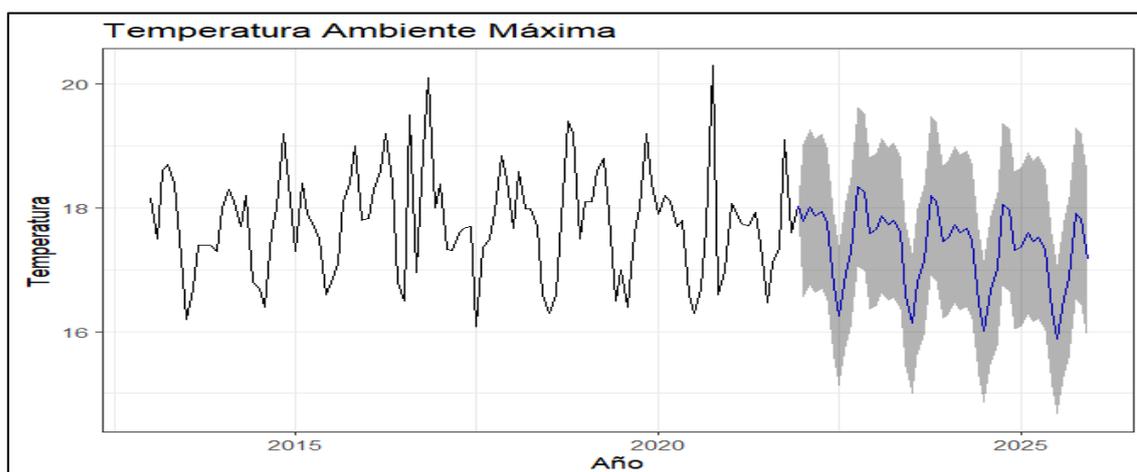


Ilustración 20-3: Datos predichos de la temperatura ambiente máxima, estación meteorológica Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Tabla 7-3: Predicciones para el 2025 de la variable temperatura máxima con el modelo Holt-Winter Multiplicativo

Año	Mes	Predicción	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
2022	Enero	17,7911203	16,5484765	19,033764
	Febrero	18,0177202	16,7592322	19,2762082
	Marzo	17,8760238	16,6273949	19,1246528
	Abril	17,9481881	16,6944505	19,2019257
	Mayo	17,750258	16,5102411	18,9902749
	Junio	16,7352479	15,5659956	17,9045002
	Julio	16,2597418	15,1235226	17,3959611
	Agosto	16,9355338	15,7518326	18,119235
	Septiembre	17,280328	16,072194	18,488462
	Octubre	18,3447888	17,0617966	19,627781
	Noviembre	18,2616214	16,9839182	19,5393247
	Diciembre	17,5909849	16,3595984	18,8223714
2025	Enero	17,6514989	16,4151583	18,8878395
	Febrero	17,876228	16,6233084	19,1291476
	Marzo	17,7355524	16,4915368	18,9795679

2023	Abril	17,8070572	16,5569338	19,0571805
	Mayo	17,610592	16,3730413	18,8481427
	Junio	16,603482	15,4354141	17,7715498
	Julio	16,1316358	14,9953662	17,2679053
	Agosto	16,8020156	15,6169145	17,9871168
	Septiembre	17,144002	15,9329665	18,3550375
	Octubre	18,19997	16,9122301	19,4877098
	Noviembre	18,1173642	16,8331724	19,4015561
	Diciembre	17,4519338	16,2125012	18,6913664
	Enero	17,5118776	16,2655595	18,7581957
	Febrero	17,7347358	16,4696899	18,9997818
	Marzo	17,595081	16,3369325	18,8532296
2024	Abril	17,6659264	16,399407	18,9324457
	Mayo	17,470926	16,2148854	18,7269666
	Junio	16,4717161	15,2839846	17,6594475
	Julio	16,0035297	14,845905	17,1611545
	Agosto	16,6684976	15,4587255	17,8782696
	Septiembre	17,007676	15,7689053	18,2464468
	Octubre	18,0551512	16,7351602	19,3751422
	Noviembre	17,9731071	16,6539304	19,2922838
	Diciembre	17,3128828	16,0368961	18,5888696
	Enero	17,3722564	16,086313	18,6581997
	Febrero	17,5932438	16,2850125	18,9014751
	2025	Marzo	17,4546098	16,1505108
Abril		17,5247956	16,2089521	18,8406391
Mayo		17,3312601	16,0232187	18,6393015
Junio		16,3399503	15,1000941	17,5798065
Julio		15,8754238	14,6640891	17,0867584
Agosto		16,5349796	15,2660154	17,8039438
Septiembre		16,8713502	15,5688117	18,1738887
Octubre		17,9103325	16,5190127	19,3016522
Noviembre		17,8288501	16,4350003	19,2226998
Diciembre		17,1738319	15,8223352	18,5253286

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar los pronósticos a un nivel de significancia del 95% se puede observar que la temperatura presenta valores entre 16 y 18°C, con mayores valores en enero a mayo, mientras que los menores son en julio.

Variable: Temperatura ambiente media

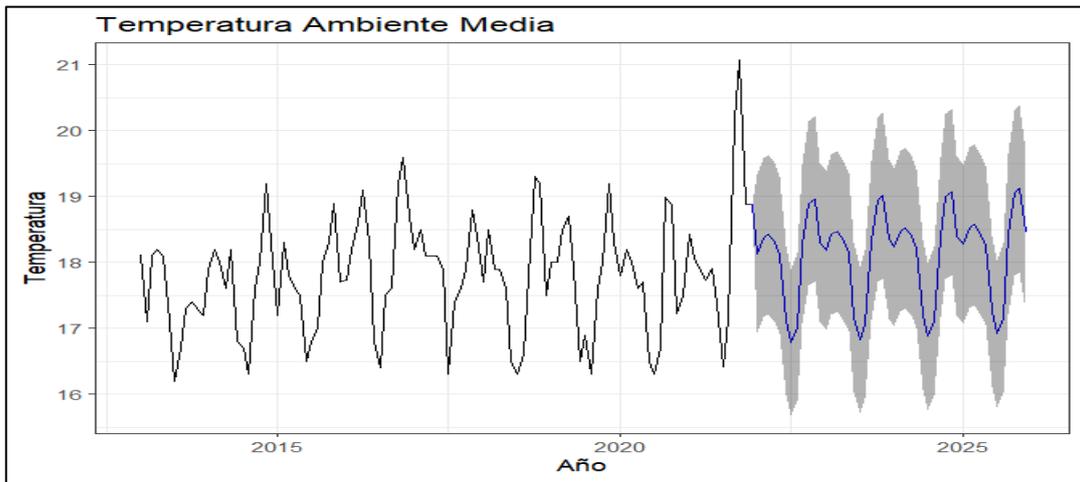


Ilustración 21-3: Datos predichos de temperatura ambiente media estación meteorológica Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Variable: Temperatura ambiente mínima

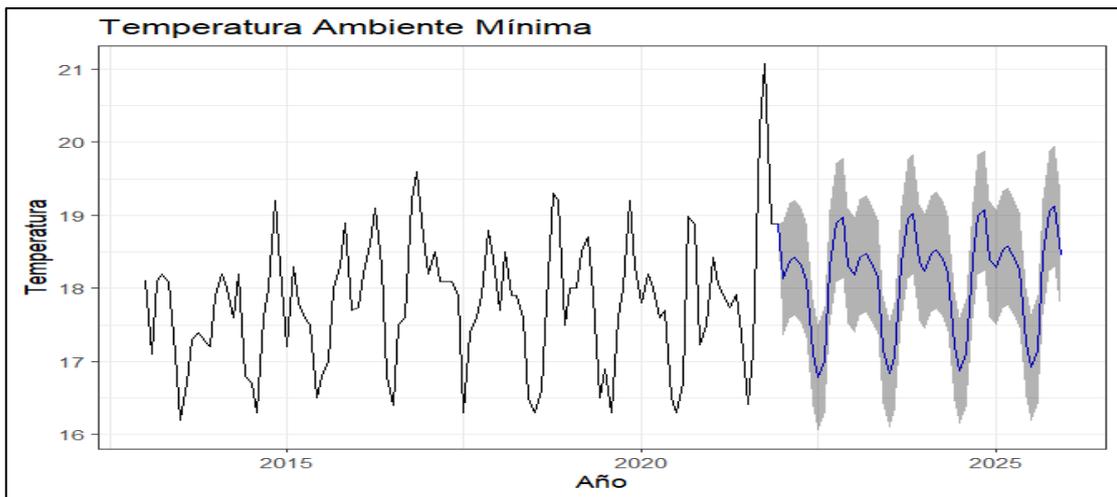


Ilustración 22-3: Datos predichos de temperatura ambiente mínima estación meteorológica Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Variable: Humedad relativa máxima

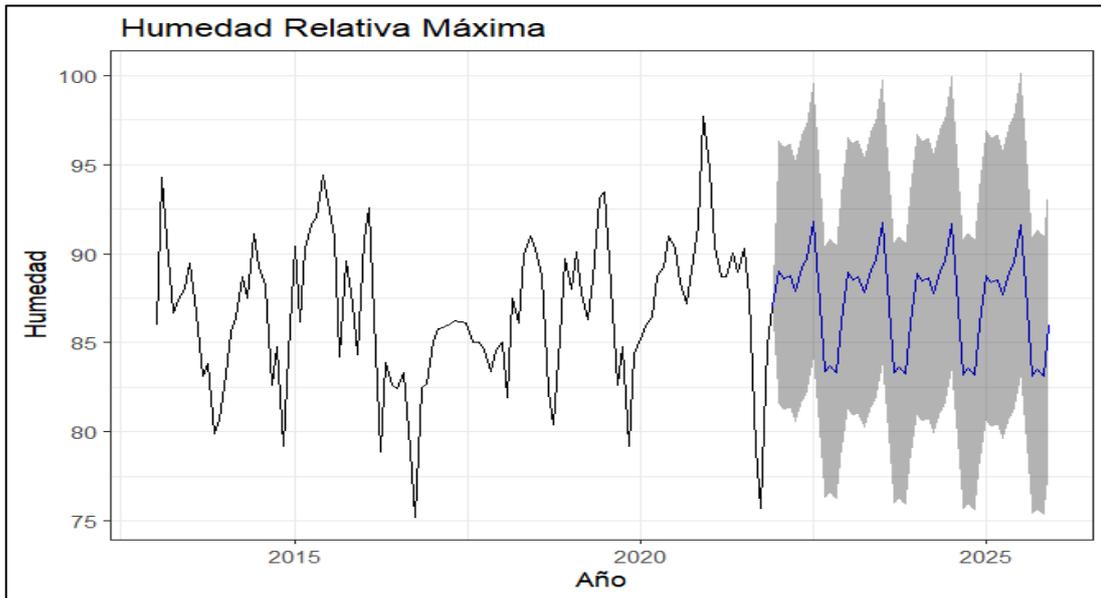


Ilustración 23-3: Datos predichos de humedad relativa máxima estación meteorológica Parque de la Familia Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Variable: Humedad Relativa Media

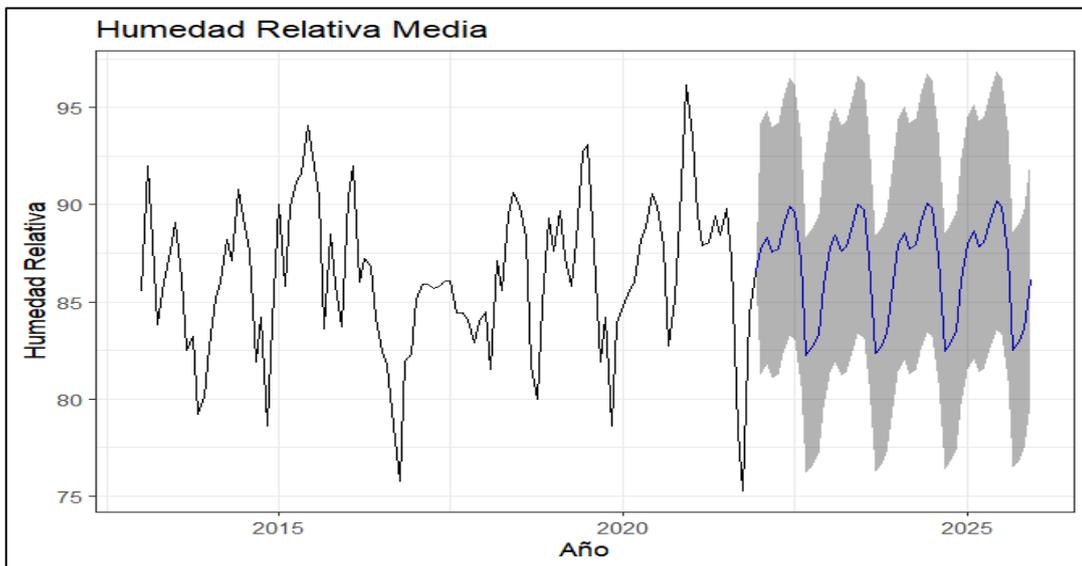


Ilustración 24-3: Datos predichos de la humedad relativa media estación meteorológica Parque de la Familia Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Variable: Humedad relativa mínima

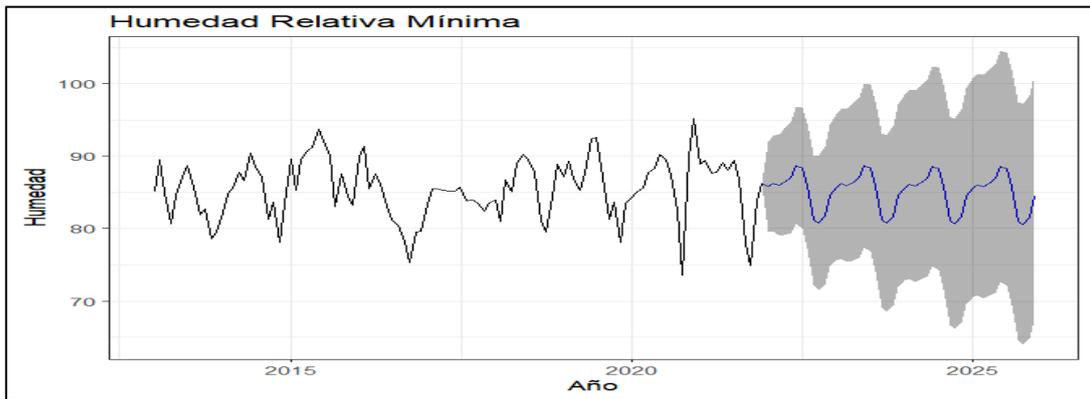


Ilustración 25-3: Datos predichos de humedad relativa mínima estación meteorológica Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Variable: Velocidad de viento

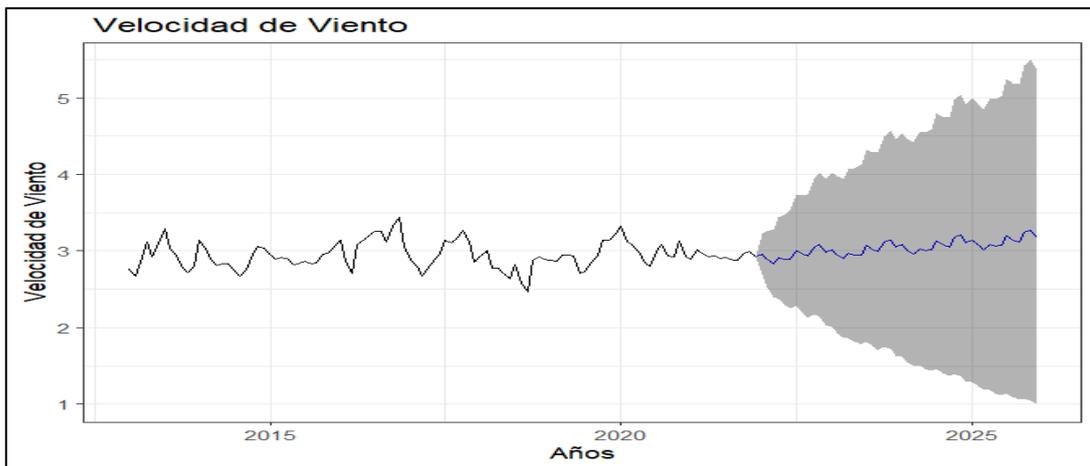


Ilustración 26-3: Predicciones de velocidad de viento estación meteorológica Baños Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia del 95% se puede apreciar que la velocidad de viento no tendrá mucho incremento en sus predicciones se mantendrá en un intervalo de [2.89 a 3.25].

Variable: Precipitación

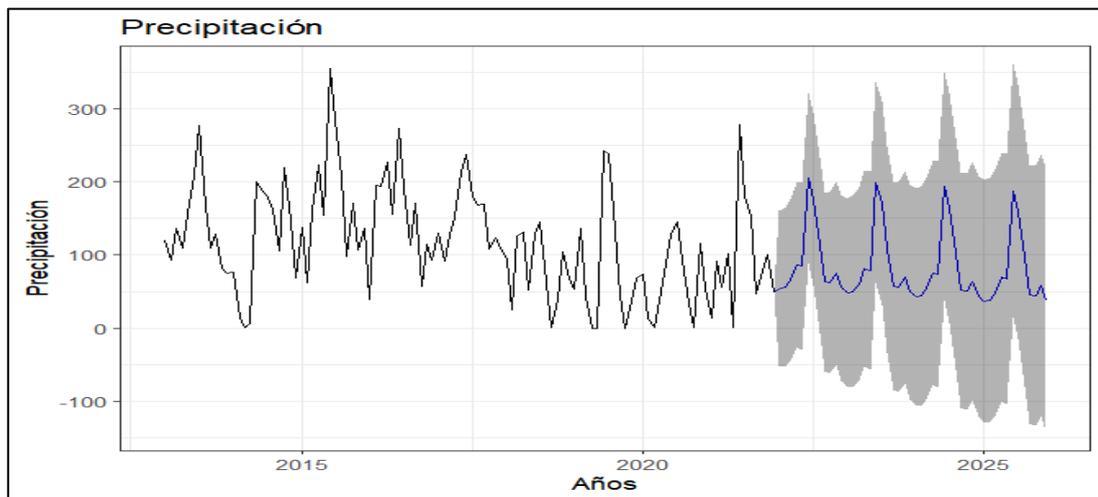


Ilustración 27-3: Predicciones de la variable precipitación estación meteorológica Baños Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar los estudios correspondientes de las diferentes variables en estudio de la estación Parque de la Familia-Baños, luego de calcular los supuestos del modelo Holt-Winter se procedió a realizar las debidas predicciones con un nivel de confianza del 95% el cual se evidencia con el color gris en las variables con el método de Holt-Winter, se puede observar que existe variabilidad en las series, lo cual se dice que los valores predichos son casi similares a las observaciones originales.

Se tomaron los datos correspondientes a los meses, se notó que la mayoría de las estaciones los datos en estudio siguen el mismo patrón, pero no presentan un buen ajuste ya que las predicciones o logran llegar hasta repuntes altos.

3.2.2. Modelación Box-Jenkins (ARIMA)

Para la realización de la técnica Box-Jenkins se debe conocer a priori que las variables que se van a estudiar son serie estacionarias.

Tabla 8-3: Test de Dickey Fuller
Estacionariedad estaciones meteorológicas

Estación	Variable	Valor p
Parque de la Familia	X1	0,01
	X2	0,01
	X3	0,01
	X4	0,01
	X5	0,01
	X6	0,01
	X7	0,01
	X8	0,01
	X9	0,01
Parque de la Familia	X1	0,01
	X2	0,01
	X3	0,01
	X4	0,01
	X5	0,01
	X6	0,01
	X7	0,01
	X8	0,01
	X9	0,01

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar el respectivo Test de Dickey Fuller se puede concluir que a un nivel de significancia del 0.05 se rechazar las hipótesis nulas (H_0 . Verdadera) (**Tabla 8-3**) el cual se puede concluir que las distintas series de tiempo de las dos estaciones meteorológicas en estudio son estacionarias. A continuación, se prosigue a modelar cada serie de tiempo en estudio

Variable: Dirección de viento

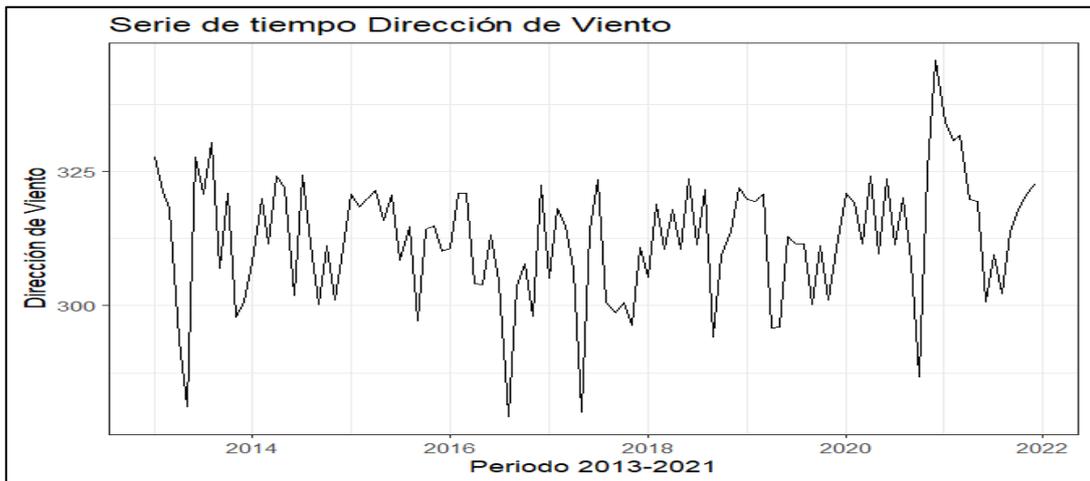


Ilustración 28-3: Serie de tiempo dirección de viento Parque de la Familia

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

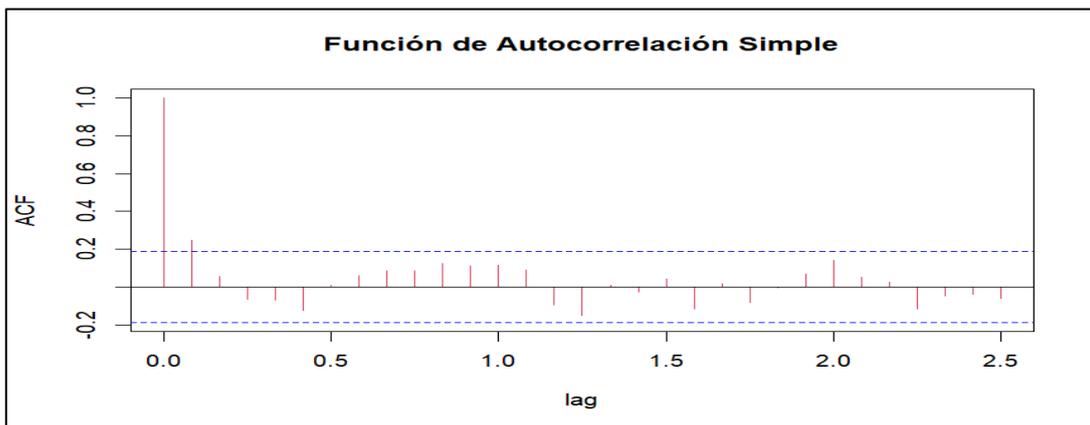


Ilustración 29-3: Función de autocorrelación simple de la parte ordinal

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

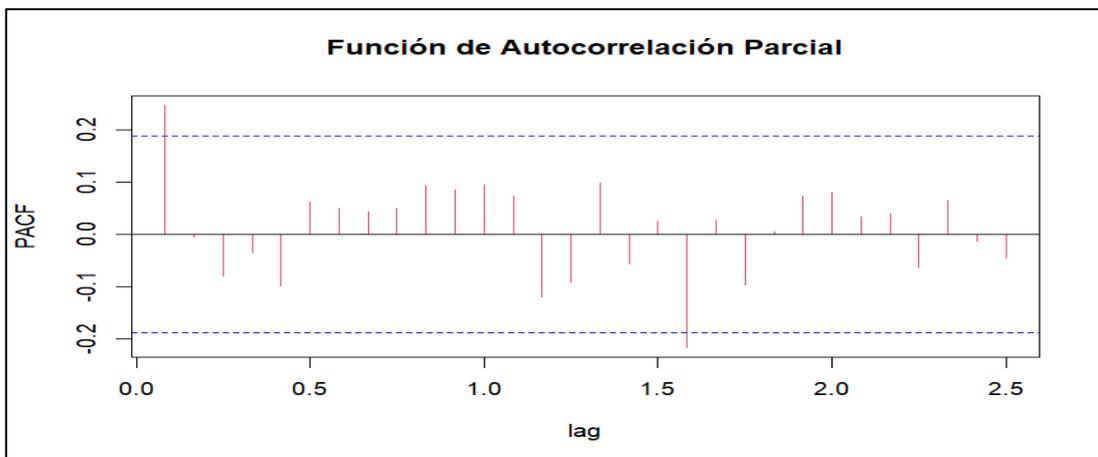


Ilustración 30-3: Función de autocorrelación parcial de la parte ordinal

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al observar los correlograma ACF Y PACF de autocorrelación simple y de autocorrelación parcial se evalúa respectivamente que existe un valor que esta fuera del intervalo por lo tanto el parámetro de medias móviles es $q=1$ del ACF y el parámetro autorregresivo es $p=1$ del PACF.

Tabla 9-3: Modelos para dirección de viento

Modelo	Parámetros
1	(1,0,1) (1,0,0) [12]
2	(1,0,0) (1,0,0) [12]
3	(1,0,0) (0,0,1) [12]
4	(1,0,0) (1,0,1) [12]
auto.arima()	(1,0,0) (0,0,0) [12]

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Tabla 10-3: Comparación de modelos para dirección de viento

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(1,0,1) (1,0,0) [12]	833.41	847.48
2	(1,0,0) (1,0,0) [12]	831.67	842.4
3	(1,0,0) (0,0,1) [12]	831.84	842.57
4	(1,0,0) (1,0,1) [12]	830.11	843.52
auto.arima()	(1,0,0) (0,0,0) [12]	830.41	848.46

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Con la información de la (**Tabla 10-3**) se selecciona el modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,1) [12], ya que presenta valores más pequeños de los criterios AIC y BIC, es decir se adecua de mejor manera a los datos.

Validación del modelo

Para observar si el modelo propuesto es válido se analiza lo siguiente

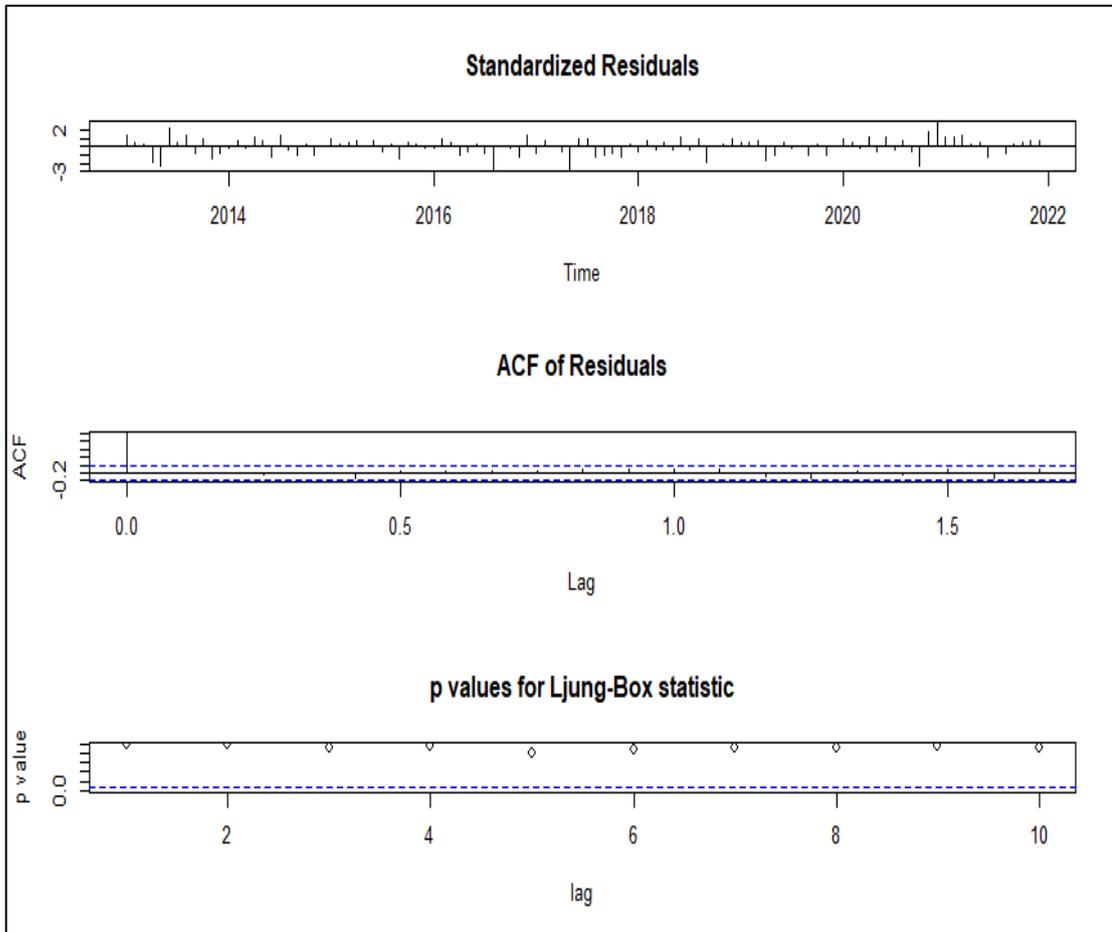


Ilustración 31-3: Diagnostico del modelo (1,0,0) (1,0,1) variable dirección de viento estación Parque de la Familia-Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar el diagnóstico del modelo se aprecia que los errores no siguen ningún patrón es decir son aleatorios. En el segundo gráfico se aprecia que los errores son estacionarios por lo que su media es 0. También, se aprecia en la tercera gráfica que todos los puntos son mayores a 0,05 por lo que los errores son independientes

Normalidad

H_0 : Errores normales

H_1 : Errores no normales

Tabla 11-3: Test de normalidad para errores

Test	P. Value
Jarque Bera	0.1197

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar el test de normalidad se observa con la prueba teórica Jarque Bera se obtiene un valor p de 0.1197 el cual indica que es mayor al nivel de significancia, considerado 0.05, por lo que no se rechaza H0 y se concluye que los residuos del modelo siguen una distribución normal.

Homocedasticidad (Varianza Constante)

H_0 : Existe homocedasticidad en errores
 H_1 : No existe homocedasticidad en errores

Tabla 12-3: Test de homocedasticidad para errores

Test	P. Value
White	0.15

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

El valor que se aprecia el test de White es de $0.15 > 0,05$ por lo tanto no se rechaza Ho y se concluye que los errores son homocedasticos.

Independencia

H_0 : Existe independencia en errores
 H_1 : No existe independencia en errores

Tabla 13-3: Test de independencia para errores

Test	P. Value
Ljung- Box	0.94

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Para probar la Independencia se opta al test de Ljung-box con el que se obtiene un valor de 0.94, que es mayor a 0,05 significativamente, por lo que no se rechaza Ho y se concluye que los residuos del modelo si cumple con el supuesto de independencia.

Predicciones: Dirección de viento

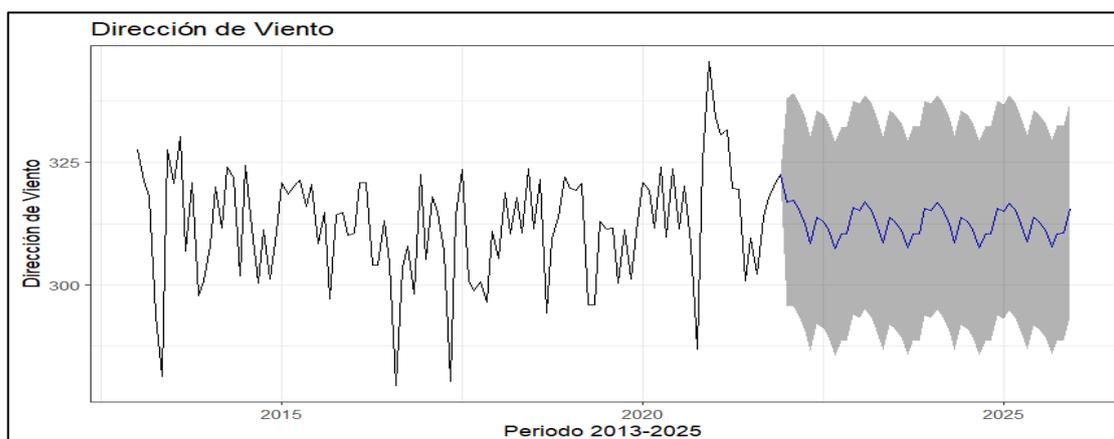


Ilustración 32-3: Pronósticos de la variable dirección de viento modelo ARIMA (1, 0,0) (1,0,1) estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al elegir el modelo más adecuado y después de valorar los supuestos del mismo, se procede a realizar la debida predicción con el modelo ARIMA para la variable Dirección de Viento para la estación de Baños, a un nivel de confianza del 95% y de color gris en el grafico se observa que si existe un pico en los meses posteriores, por lo que en los meses posteriores existirá una gran cantidad de dirección de viento y en los próximos meses se presentara un descenso de la Dirección de Viento, de acuerdo a los criterios de información Akaike con un valor de 830.11y un criterio de información Bayesiano con valor de 843.52 con se concluye que la modelación ARIMA es válida para predicciones a corto plazo y largo plazo ya que son los valores más pequeños de los diferentes criterios propuestos.

Tabla 14-3: Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (1,0,1) [12] para la variable dirección de viento estación Parque de la Familia

Año	Meses	Predicción	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
2022	Enero	316,786	295,521	338,051
	Febrero	317,386	295,547	339,225
	Marzo	315,508	293,638	337,378
	Abril	312,405	290,533	334,277
	Mayo	308,392	286,520	330,264
	Junio	313,823	291,951	335,696
	Julio	312,996	291,124	334,868
	Agosto	311,166	289,294	333,038
	Septiembre	307,362	285,490	329,234

	Octubre	310,320	288,448	332,192
	Noviembre	310,384	288,512	332,256
	Diciembre	315,729	293,858	337,600
2023	Enero	315,131	293,228	337,034
	Febrero	316,904	294,998	338,810
	Marzo	315,349	293,443	337,255
	Abril	312,385	290,479	334,291
	Mayo	308,483	286,577	330,389
	Junio	313,789	291,883	335,695
	Julio	312,981	291,075	334,888
	Agosto	311,196	289,290	333,102
	Septiembre	307,482	285,576	329,388
	Octubre	310,370	288,463	332,276
	Noviembre	310,432	288,526	332,338
	Diciembre	315,650	293,745	337,555
2024	Enero	315,066	293,131	337,002
	Febrero	316,797	294,859	338,736
	Marzo	315,279	293,341	337,218
	Abril	312,386	290,447	334,324
	Mayo	308,576	286,637	330,514
	Junio	313,756	291,817	335,694
	Julio	312,968	291,029	334,906
	Agosto	311,224	289,286	333,163
	Septiembre	307,599	285,661	329,538
	Octubre	310,418	288,479	332,356
	Noviembre	310,479	288,540	332,417
	Diciembre	315,573	293,635	337,510
2025	Enero	315,003	293,036	336,969
	Febrero	316,693	294,724	338,662
	Marzo	315,211	293,241	337,180
	Abril	312,386	290,417	334,355
	Mayo	308,667	286,698	330,636
	Junio	313,724	291,754	335,693
	Julio	312,954	290,985	334,924
	Agosto	311,252	289,283	333,222
	Septiembre	307,713	285,744	329,683
	Octubre	310,465	288,496	332,434
	Noviembre	310,525	288,555	332,494
	Diciembre	315,497	293,529	337,466

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (1,0,0) (1,0,1) [12], se aprecia que el mes de enero de cada año existirá más dirección de viento y en los meses de mayo, septiembre existirá menor cantidad de viento.

Modelos Box-Jenkins (ARIMA) para las variables meteorológicas

Al elegir el modelo más adecuado y después de valorar los supuestos del mismo, se procede a realizar la debida predicción con el modelo ARIMA para las diferentes variables de la estación de Baños, se observa que existe variabilidad en las series, los valores predichos son casi similares a los reales, se observó que las diferentes variables los datos siguen el mismo patrón, pero de acuerdo a los criterios de información se concluye que la modelación ARIMA es válida para predicciones.

Variable: Temperatura máxima

Tabla 15-3: Comparación de modelos para temperatura máxima

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,0,2) (1,0,1) [12]	230.6	252.05
2	(0,0,0) (2,0,0) [12]	242.46	253.49
3	(1,0,1) (2,0,0) [12]	232.31	248.4
4	(2,0,1) (1,0,1) [12]	228.67	247.45
5	(2,0,1) (1,0,0) [12]	233.33	249.42
auto.arima()	(1,0,0) (2,0,0) [12]	230.33	243.74

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Con la información proporcionada en la Tabla 15-3 se puede seleccionar el modelo auto.arima (1,0,0)(2,0,0), ya que se presenta valores más pequeños de los criterios AIC y BIC, es decir se adecua de mejor manera los datos.

Predicción: Temperatura máxima

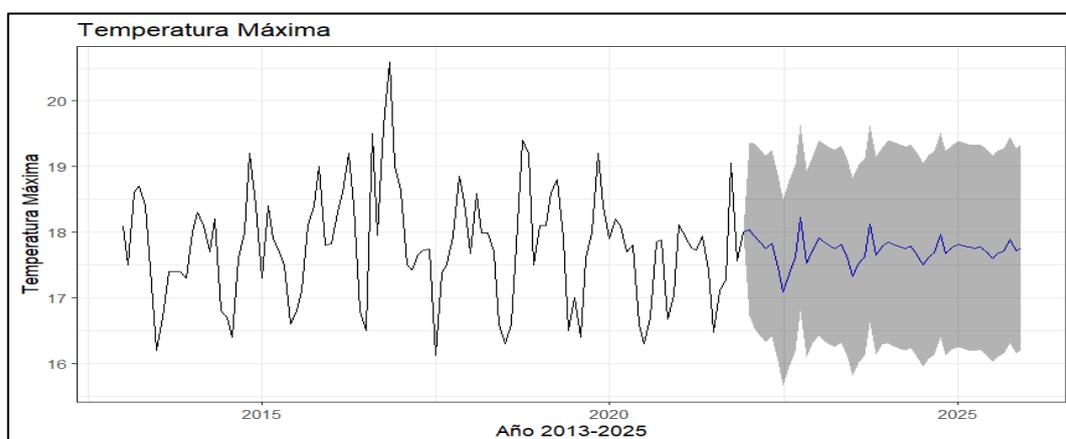


Ilustración 33-3: Pronósticos de la variable temperatura máxima ARIMA (0, 0,0) (2,0,0) estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

A un nivel de significancia del 95 % se realizó el pronóstico para la variable Temperatura Ambiental Máxima, comprobando con los criterios AIC con un valor 241.95 y un BIC 252.63 se selecciona el modelo ARIMA (1,0,0) (2,0,0) [12] puesto que es el que mejor se ajusta a los datos.

Tabla 16-3: Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (2,0,0) [12] para la variable temperatura máxima estación Parque de la Familia

Año	Meses	Predicción	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
2022	Enero	17,899	16,516	19,283
	Febrero	17,931	16,547	19,315
	Marzo	17,844	16,460	19,228
	Abril	17,714	16,330	19,098
	Mayo	17,820	16,437	19,204
	Junio	17,282	15,899	18,666
	Julio	16,860	15,477	18,244
	Agosto	17,205	15,821	18,588
	Septiembre	17,584	16,200	18,967
	Octubre	18,976	17,592	20,360
	Noviembre	17,349	15,965	18,733
	Diciembre	17,613	16,229	18,997
2023	Enero	17,889	16,421	19,357
	Febrero	17,853	16,385	19,321
	Marzo	17,774	16,307	19,242
	Abril	17,718	16,251	19,186
	Mayo	17,820	16,352	19,287
	Junio	17,476	16,009	18,944
	Julio	17,049	15,581	18,516
	Agosto	17,359	15,892	18,827
	Septiembre	17,567	16,099	19,034
	Octubre	18,577	17,109	20,045
	Noviembre	17,558	16,090	19,025
	Diciembre	17,775	16,307	19,242
2024	Enero	17,835	16,257	19,414
	Febrero	17,832	16,253	19,411
	Marzo	17,779	16,200	19,357
	Abril	17,720	16,142	19,299
	Mayo	17,788	16,209	19,366
	Junio	17,507	15,929	19,086
	Julio	17,231	15,653	18,810
	Agosto	17,443	15,864	19,022
	Septiembre	17,628	16,050	19,207
	Octubre	18,397	16,818	19,976
	Noviembre	17,556	15,977	19,135

2025	Diciembre	17,710	16,132	19,289
	Enero	17,814	16,196	19,431
	Febrero	17,802	16,184	19,419
	Marzo	17,759	16,142	19,377
	Abril	17,722	16,105	19,339
	Mayo	17,776	16,159	19,393
	Junio	17,576	15,958	19,193
	Julio	17,352	15,734	18,969
	Agosto	17,518	15,901	19,135
	Septiembre	17,645	16,028	19,262
	Octubre	18,215	16,598	19,832
	Noviembre	17,617	16,000	19,234
Diciembre	17,736	16,118	19,353	

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (1,0,0) (2,0,0) [12], se aprecia que el mes de enero de cada año existirá más dirección de viento y en los meses de mayo, septiembre existirá menor cantidad de viento.

Variable: Temperatura media

Tabla 17-3: Comparación de modelos para temperatura media

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,0,2) (1,1,1) [12]	196.54	214.49
2	(1,0,0) (1,1,0) [12]	197.28	204.97
3	(1,0,0) (1,1,2) [12]	191.13	203.95
4	(3,0,1) (1,0,1) [12]	217.44	238.9
auto.arima()	(0,0,1) (0,1,1) [12]	190.77	198.46

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Comparando los criterios AIC y BIC se selecciona el modelo auto.arima (0,0,1)(0,1,1)[12] puesto que es el mejor ya que se ajusta a los datos.

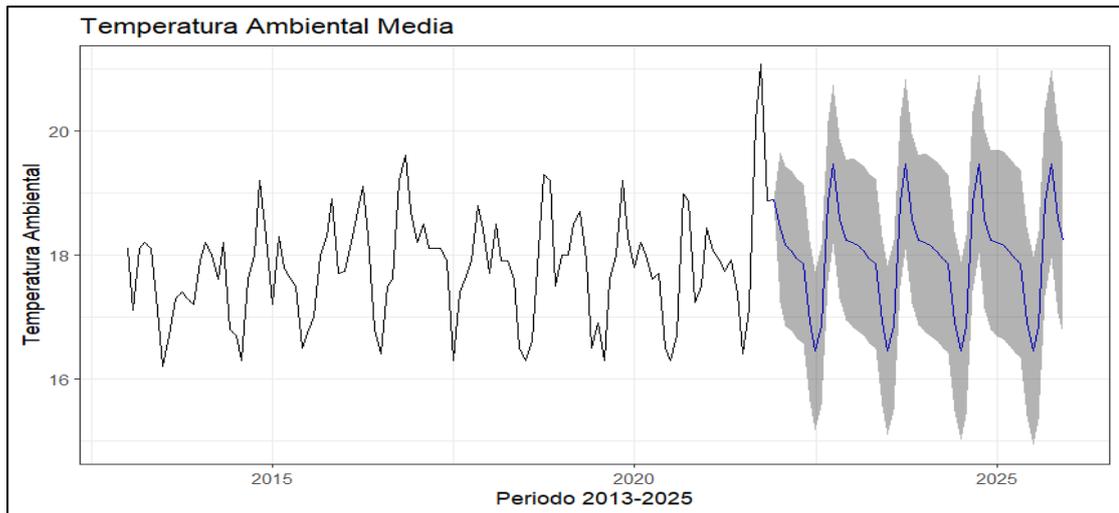


Ilustración 34-3: Pronósticos de la variable dirección de viento modelo ARIMA (0,0,1) (0,1,1) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

A un nivel de significancia del 95 % se realizaron los pronóstico para la variable Temperatura Ambiental Media, comprobando con los criterios AIC con un valor 190.77 y un BIC 198.46 se selecciona el modelo ARIMA (0,0,1) (0,1,1) [12] puesto que es el que mejor se ajusta a los datos.

Variable: Temperatura mínima

Tabla 18-3: Comparación de modelos para temperatura mínima

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,0,0) (1,0,1) [12]	215.01	231.1
2	(0,0,0) (1,1,0) [12]	207.03	212.16
3	(2,0,1) (2,1,1) [12]	197.07	215.02
4	(1,0,2) (1,1,2) [12]	194.47	212.42
auto.arima()	(2,0,1) (2,1,1) [12]	197.07	215.02

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar la tabla de los diferentes modelos se selecciona el modelo con los criterios AIC y BIC con valores más pequeños.

Predicciones

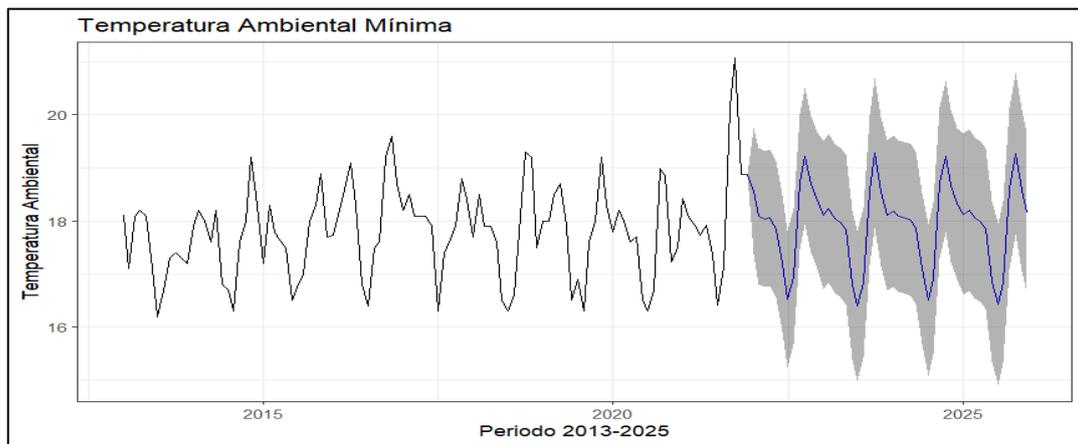


Ilustración 35-3: Pronósticos de la variable temperatura mínima modelo ARIMA (1, 0,2) (1,1,2) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

A un nivel de significancia del 95 % se realizaron los pronósticos para la variable Temperatura Ambiental Media, comprobando con los criterios AIC con un valor 194.47 y un BIC 212.42 se selecciona el modelo ARIMA (1,0,2) (1,1,2) [12] puesto que es el que mejor se ajusta a los datos.

Variable: Velocidad de viento

Tabla 19-3: Comparación de modelos para velocidad de viento

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(3,0,2) (2,1,0) [12]	-93.17	-72.66
2	(1,0,0) (2,1,0) [12]	-86.61	-76.35
3	(4,0,0) (2,1,0) [12]	-94.03	-76.08
4	(2,1,4) (0,0,2) [12]	-139.06	-115
auto.arima()	(2,0,1) (2,0,0)	-146.64	-133.23

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Con la información de la Tabla 19-3 se selecciona el modelo (1,0,0)(2,1,0)[12], ya que presenta valores pequeños de los criterios AIC y BIC.

Predicciones

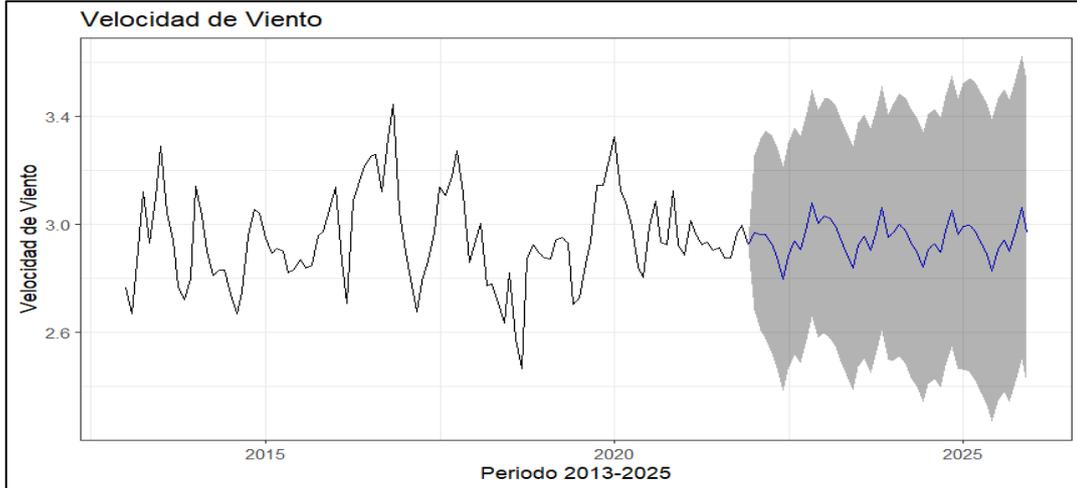


Ilustración 36-3: Pronósticos de la variable velocidad de viento modelo ARIMA (1, 0,0) (2,1,0) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las comparaciones de los modelos de la variable Velocidad de Viento y con la información de la Tabla 19-3 se selecciona el modelo ARIMA (1, 0,0) (2,1,0), ya que presenta valores más pequeños de los criterios AIC y BIC, a un nivel de significancia del 95% se procede a realizar los pronósticos de la variable en estudio.

Tabla 20-3: Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (2,1,0) [12] para la variable velocidad de viento estación Parque de la Familia

Año	Mes	Predicción	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
2022	Enero	2,970	2,685	3,255
	Febrero	2,963	2,608	3,317
	Marzo	2,963	2,576	3,349
	Abril	2,928	2,526	3,331
	Mayo	2,879	2,468	3,290
	Junio	2,798	2,383	3,214
	Julio	2,883	2,465	3,301
	Agosto	2,939	2,520	3,358
	Septiembre	2,907	2,487	3,327
	Octubre	2,994	2,573	3,414
	Noviembre	3,080	2,659	3,500
	Diciembre	3,002	2,582	3,423
2023	Enero	3,031	2,596	3,467
	Febrero	3,023	2,580	3,466
	Marzo	2,995	2,548	3,442
	Abril	2,944	2,494	3,393

	Mayo	2,890	2,439	3,340
	Junio	2,839	2,387	3,290
	Julio	2,924	2,472	3,375
	Agosto	2,955	2,504	3,407
	Septiembre	2,903	2,451	3,355
	Octubre	2,965	2,513	3,417
	Noviembre	3,061	2,609	3,513
	Diciembre	2,954	2,502	3,406
2024	Enero	2,970	2,495	3,445
	Febrero	2,999	2,512	3,486
	Marzo	2,975	2,482	3,468
	Abril	2,933	2,437	3,430
	Mayo	2,898	2,400	3,396
	Junio	2,842	2,342	3,341
	Julio	2,907	2,407	3,406
	Agosto	2,928	2,428	3,428
	Septiembre	2,897	2,397	3,397
	Octubre	2,976	2,475	3,476
	Noviembre	3,050	2,550	3,551
	Diciembre	2,964	2,464	3,464
2025	Enero	2,992	2,464	3,521
	Febrero	2,998	2,455	3,542
	Marzo	2,979	2,428	3,530
	Abril	2,936	2,380	3,491
	Mayo	2,890	2,333	3,447
	Junio	2,829	2,270	3,388
	Julio	2,906	2,347	3,466
	Agosto	2,941	2,381	3,500
	Septiembre	2,902	2,342	3,461
	Octubre	2,977	2,417	3,537
	Noviembre	3,062	2,502	3,622
	Diciembre	2,970	2,410	3,530

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (1,0,0) (2,1,0) [12], se aprecia que el mes de enero a octubre existirá menor cantidad de viento que puede variar entre un intervalo de [2.68, 3.25] y en el mes de noviembre de cada año hay un leve incremento de velocidad de viento.

Variable: Humedad máxima

Tabla 21-3: Comparación de modelos para Humedad máxima

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,0,2) (1,0,1) [12]	559.69	581.15
2	(1,0,0) (2,0,0) [12]	559.83	573.24
3	(1,0,0) (0,0,1) [12]	559.04	569.77
4	(1,0,0) (2,0,1) [12]	556.51	572.6
auto.arima()	(1,0,0) (1,0,0) [12]	558.64	569.37

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las comparaciones de los diferentes modelos propuestos para la variable Humedad Máxima se procede a elegir el mejor modelo de acuerdo al AIC con un valor de 556.51 y un BIC de 572.6, los cuales fueron valores más pequeños de todos los modelos propuestos.

Predicciones

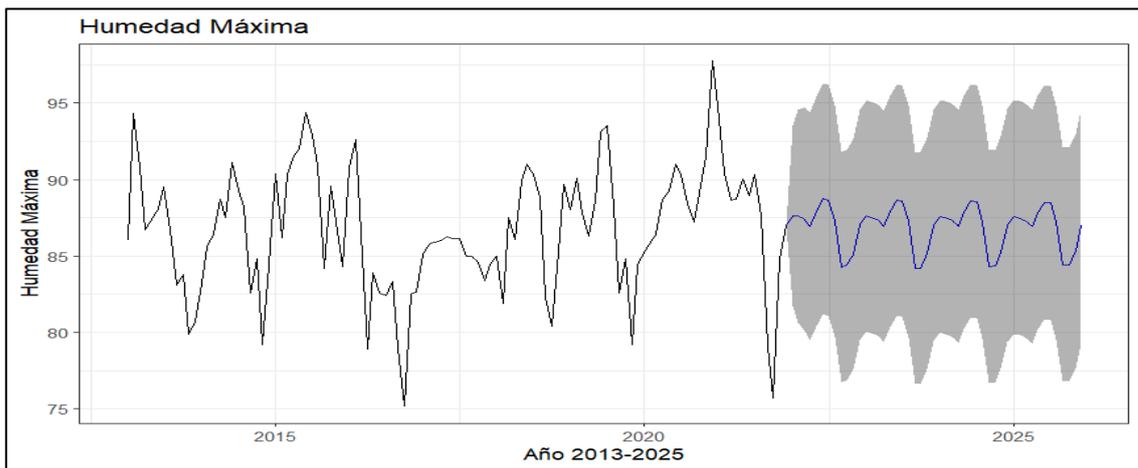


Ilustración 37-3: Pronósticos de la variable humedad máxima modelo ARIMA (1, 0,0) (2,0,1) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

A un nivel de significancia del 95 % se realizaron los pronósticos para la variable Humedad máxima comprobando con los criterios AIC con un valor 556.51 y un BIC 572.6 se selecciona el modelo ARIMA (1,0,0) (2,0,1) [12] puesto que es el que mejor se ajusta a los datos.

Tabla 22-3: Predicciones para el 2025 con el modelo (1,0,0) (2,0,1) [12] para la variable humedad máxima estación Parque de la Familia

Año	Mes	Predicción	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
2022	Enero	87,627	81,723	93,531
	Febrero	87,602	80,649	94,555
	Marzo	87,417	80,097	94,736
	Abril	86,931	79,475	94,387
	Mayo	87,912	80,403	95,421
	Junio	88,761	81,232	96,290
	Julio	88,654	81,117	96,191
	Agosto	87,275	79,735	94,815
	Septiembre	84,269	76,728	91,810
	Octubre	84,398	76,857	91,939
	Noviembre	85,114	77,573	92,655
	Diciembre	87,026	79,486	94,566
2023	Enero	87,626	80,071	95,182
	Febrero	87,535	79,973	95,098
	Marzo	87,353	79,787	94,918
	Abril	86,935	79,368	94,502
	Mayo	87,901	80,334	95,468
	Junio	88,660	81,093	96,228
	Julio	88,613	81,046	96,180
	Agosto	87,256	79,689	94,823
	Septiembre	84,204	76,637	91,771
	Octubre	84,214	76,647	91,781
	Noviembre	85,175	77,609	92,742
	Diciembre	87,012	79,446	94,578
2024	Enero	87,587	79,995	95,179
	Febrero	87,503	79,899	95,107
	Marzo	87,328	79,720	94,936
	Abril	86,927	79,317	94,537
	Mayo	87,851	80,240	95,461
	Junio	88,580	80,969	96,190
	Julio	88,532	80,921	96,143
	Agosto	87,234	79,623	94,845
	Septiembre	84,318	76,707	91,929
	Octubre	84,332	76,721	91,943
	Noviembre	85,243	77,632	92,853
	Diciembre	87,001	79,392	94,611
2025	Enero	87,552	79,918	95,185
	Febrero	87,471	79,827	95,115
	Marzo	87,304	79,656	94,951
	Abril	86,919	79,270	94,568
	Mayo	87,804	80,154	95,454
	Junio	88,502	80,852	96,152
	Julio	88,457	80,806	96,107
	Agosto	87,214	79,564	94,864
	Septiembre	84,422	76,772	92,072
	Octubre	84,435	76,785	92,084
	Noviembre	85,307	77,658	92,957
	Diciembre	86,990	79,342	94,639

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (1,0,0) (2,0,1) [12] se aprecia que desde el mes de enero hasta agosto existirá un incremento de humedad y los meses de septiembre, octubre y noviembre habrá una disminución de humedad.

Variable: Humedad media

Tabla 23-3: Comparación de modelos para humedad media

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,0,2) (1,1,1) [12]	494.69	512.64
2	(3,0,1) (2,1,0) [12]	497.6	515.55
3	(2,0,1) (2,1,0) [12]	497.62	513
4	(5,0,0) (2,1,0) [12]	497.39	517.91
auto.arima()	(1,0,0) (1,0,0) [12]	546.28	557.01

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las comparaciones de los diferentes modelos propuestos para la variable Humedad Media se procede a elegir el mejor modelo de acuerdo al AIC y BIC con los valores pequeños que presenten.

Predicción

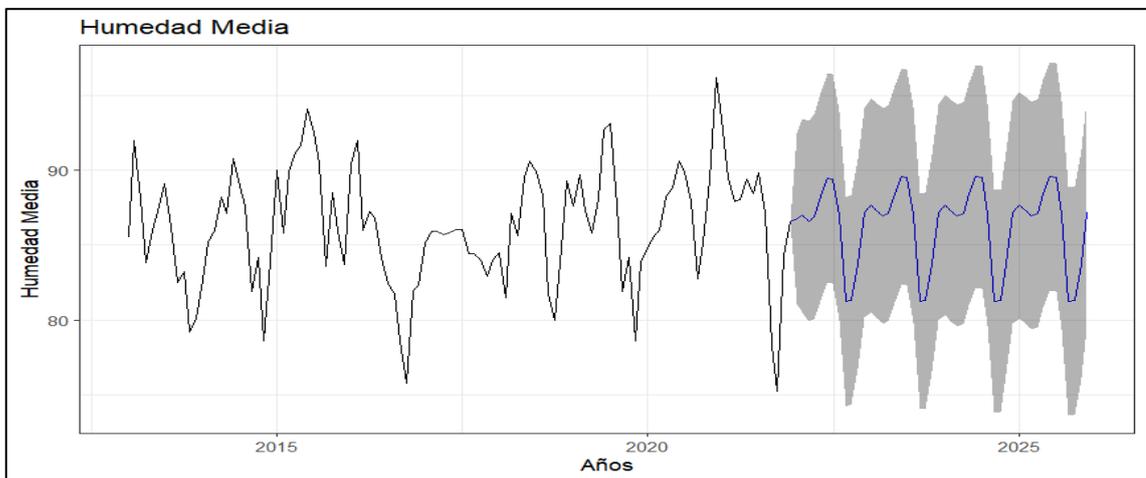


Ilustración 38-3: Pronósticos de la variable humedad media modelo ARIMA (2, 0,2) (1,1,1) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (1,0,0) (2,0,1) [12] se aprecia que desde el mes de enero hasta agosto existirá un

incremento de humedad y los meses de septiembre, octubre y noviembre habrá una disminución de humedad.

Variable: Humedad mínima

Tabla 24-3: Comparación de modelos para humedad mínima

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,0,2) (1,0,1) [12]	567.65	589.1
2	(1,0,0) (1,0,2) [12]	565.37	581.46
3	(1,0,1) (1,0,1) [12]	563.53	576.94
4	(2,0,0) (1,0,2) [12]	567.37	586.15
auto.arima()	(1,0,0) (1,0,2) [12]	565.37	581.46

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las comparaciones de los diferentes modelos propuestos para la variable humedad media se procede a elegir el mejor modelo de acuerdo al AIC y BIC.

Predicción

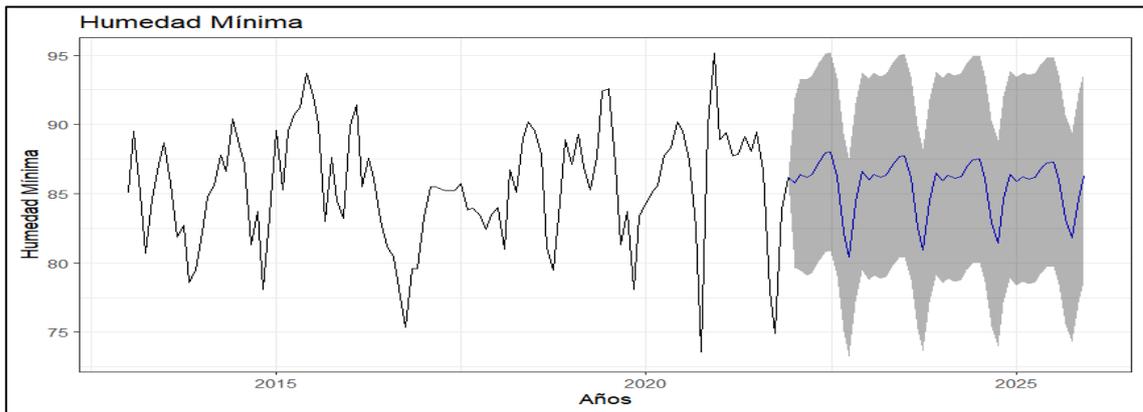


Ilustración 39-3: Pronósticos de la variable humedad mínima modelo ARIMA (1, 0,1) (1,0,1) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (1,0,1) (1,0,1) [12] se aprecia que desde el mes de enero hasta agosto existirá un incremento de humedad mínima y los meses de septiembre, octubre y noviembre habrá una disminución de humedad.

Variable: Precipitación

Tabla 25-3: Comparación de modelos para precipitación

Modelo	Parámetros	AIC	BIC
1	(2,1,2) (1,0,1) [12]	1190	1208.71
2	(3,0,2) (1,0,1) [12]	1201	1225.99
3	(0,1,1) (1,0,1) [12]	1187.72	1194.41
4	(1,1,1) (1,0,2) [12]	1188.69	1204.73
auto.arima()	(0,1,3) (0,0,2) [12]	1199.53	1215.56

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Predicción

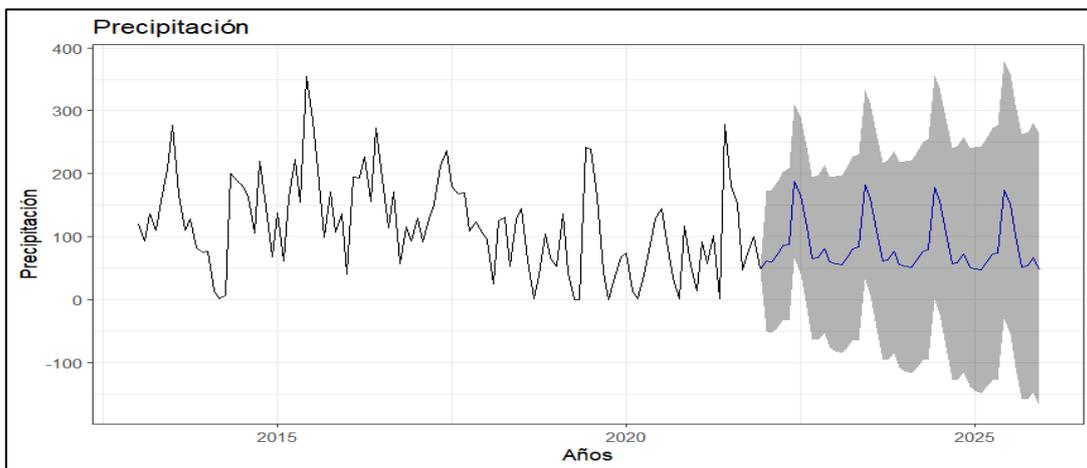


Ilustración 40-3: Pronósticos de la variable precipitación modelo ARIMA (0, 1, 1) (1,0,1) para la estación Parque de la Familia -Baños

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar el pronóstico a un nivel de significancia al 95% se puede observar que presenta temporadas de mayores precipitaciones entre junio a agosto y la de menores en enero y febrero.

Tabla 26-3: Predicciones para el 2025 con el modelo (0,1,1) (1,0,1) [12] para la variable precipitación estación Parque de la Familia

Año	Mes	Predicción	Límite inferior 95%	Límite superior 95%
2022	Enero	61,519	-49,701	172,738
	Febrero	60,465	-53,134	174,064
	Marzo	71,699	-44,230	187,629
	Abril	85,575	-32,639	203,789
	Mayo	87,633	-32,822	208,088
	Junio	187,430	64,774	310,085
	Julio	165,822	41,005	290,639

2023	Agosto	114,863	-12,079	241,805
	Septiembre	65,363	-63,668	194,395
	Octubre	66,993	-64,095	198,081
	Noviembre	80,553	-52,559	213,666
	Diciembre	60,039	-75,068	195,146
	Enero	57,085	-82,302	196,472
	Febrero	56,033	-85,623	197,689
	Marzo	67,248	-76,642	211,138
	Abril	81,099	-64,990	227,189
	Mayo	83,154	-65,101	231,410
	Junio	182,779	32,388	333,170
	Julio	161,208	8,711	313,705
2024	Agosto	110,337	-44,237	264,911
	Septiembre	60,923	-95,701	217,546
	Octubre	62,549	-96,097	221,196
	Noviembre	76,086	-84,557	236,730
	Diciembre	55,607	-107,010	218,224
	Enero	52,658	-114,109	219,426
	Febrero	51,609	-117,371	220,588
	Marzo	62,804	-108,359	233,967
	Abril	76,632	-96,687	249,951
	Mayo	78,683	-96,765	254,131
	Junio	178,136	0,584	355,688
	Julio	156,602	-23,029	336,233
2025	Agosto	105,819	-75,868	287,506
	Septiembre	56,490	-127,229	240,209
	Octubre	58,114	-127,615	243,843
	Noviembre	71,627	-116,090	259,345
	Diciembre	51,184	-138,502	240,869
	Enero	48,240	-145,518	241,997
	Febrero	47,192	-148,746	243,129
	Marzo	58,368	-139,725	256,461
	Abril	72,172	-128,054	272,398
	Mayo	74,220	-128,116	276,556
	Junio	173,501	-30,923	377,926
	Julio	152,004	-54,488	358,496
Agosto	101,309	-107,230	309,847	
Septiembre	52,065	-158,501	262,630	
Octubre	53,686	-158,888	266,259	
Noviembre	67,176	-147,386	281,738	
Diciembre	46,767	-169,765	263,300	

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar las predicciones a un nivel de significancia al 95%, el cual se considera que el modelo de predicción es (0,1,1) (1,0,1) [12] se aprecia que desde el mes de junio, julio y agosto existirá

un incremento de precipitación y los meses de septiembre, octubre, noviembre, diciembre y enero habrá una disminución de precipitación.

3.3. Análisis selección de los mejores predictores

Para la elección de del mejor modelo de pronósticos de sutiliza los criterios de evaluación, para determinar la calidad del modelo ajustado se toma en cuenta el valor de AIC (Akaike), BIC (Criterio de Información Bayesiano).

3.3.1. Estación Baños

Tabla 27-3: Criterios de evaluación para las diferentes variables en estudio de la estación meteorológica (Parque de la Familia-Baños)

Variables	Errores	Modelo	Modelo
		Suavización exponencial de Winter	Box Jenkins (ARIMA)
Dirección de viento	<i>ME</i>	0,1723	-0,039851
	<i>RMSE</i>	9,911418	10,995611
	<i>MAE</i>	7,72675	8,76
	<i>MPE</i>	-0,0458	-0,1395036
	<i>MAPE</i>	2,49298	2,8322
	<i>MASE</i>	0,68727	0,77918
	<i>ACFI</i>	0,16282	-0,0009527
Humedad máxima	<i>ME</i>	0,095386	0,00447
	<i>RMSE</i>	3,380387	3,082842
	<i>MAE</i>	2,572247	2,300801
	<i>MPE</i>	-0,022252	-0,125681
	<i>MAPE</i>	2,982157	2,6886596
	<i>MASE</i>	0,63243	0,5656913
	<i>ACFI</i>	0,54411	0,0648983
Humedad media	<i>ME</i>	-0,02355	0,00985
	<i>RMSE</i>	2,9976	2,9012
	<i>MAE</i>	2,2847	2,2552
	<i>MPE</i>	-0,19469	-0,10432
	<i>MAPE</i>	2,6649	2,6425
	<i>MASE</i>	0,64448	0,6318
	<i>ACFI</i>	0,55592	0,04780
Humedad mínima	<i>ME</i>	0,042344	0,07
	<i>RMSE</i>	3,15965	3,0663
	<i>MAE</i>	2,4482	2,3673
	<i>MPE</i>	-0,0864	-0,0534
	<i>MAPE</i>	2,8871	2,79621

	<i>MASE</i>	0,6688	0,6467
	<i>ACFI</i>	0,4454	-0,000285
Precipitación	<i>ME</i>	-0,01704	-5,12397
	<i>RMSE</i>	3,1596	53,8718
	<i>MAE</i>	2,4482	44,311
	<i>MPE</i>	-0,0864	4354175,755
	<i>MAPE</i>	2,8871	4355187,06
	<i>MASE</i>	0,6688	0,70674
	<i>ACFI</i>	0,445	-0,02368
	Temperatura máxima	<i>ME</i>	0,083
<i>RMSE</i>		0,593	0,696
<i>MAE</i>		0,44	0,5324
<i>MPE</i>		-0,5754	-0,0807
<i>MAPE</i>		2,502	2,983
<i>MASE</i>		0,678	0,809
<i>ACFI</i>		0,002	0,0975
Temperatura media	<i>ME</i>	0,00342	0,02124
	<i>RMSE</i>	0,5632	0,5658
	<i>MAE</i>	0,4294	0,418
	<i>MPE</i>	-0,0771	0,0327
	<i>MAPE</i>	2,38	2,3234
	<i>MASE</i>	0,7473	0,275
	<i>ACFI</i>	0,3171	0,0046
Velocidad de viento	<i>ME</i>	-0,00342	0,000929
	<i>RMSE</i>	0,1238	0,11656
	<i>MAE</i>	0,0994	0,08915
	<i>MPE</i>	-0,1982	-0,1256
	<i>MAPE</i>	3,39127	3,0216
	<i>MASE</i>	0,51392	0,46066
	<i>ACFI</i>	0,0794	-0,0088

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar los modelos de predicción y realizar su respectivo criterio de evaluación para los pronósticos de puede evidenciar que el mejor modelo para la variable dirección de viento es el ARIMA ya que presentan valores de criterios pequeños al del modelo Holt Winter, además se comprueba con el criterio de evaluación Akaike y Bayesiano (BIC)

A continuación, se aplicó el mismo procedimiento del criterio de información a todas las variables en estudio, el cual se debía conocer el análisis de las series de cada estación meteorológica, el cual los resultaron presentaron estacionalidad

En la Tabla se puede apreciar los resultados obtenidos de los diferentes criterios de evaluación de información para cada estación meteorológica, el cual se puede concluir que para conocer cuál es el mejor modelo aplicado se aplicó por los errores más bajos de cada modelo.

Tabla 28-3: Criterios de información AIC y BIC para las diferentes variables en estudio de la estación (Parque de la Familia-Baños)

ARIMA			
Variable	Parámetros	AIC	BIC
Dirección de viento	(1,0,0) (1,0,1) [12]	830.11	843.52
Humedad máxima	(1,0,0) (2,0,1) [12]	450,25	457,94
Humedad media	(2,0,2) (1,1,1) [12]	546,36	557,09
Humedad mínima	(1,0,1) (1,0,1) [12]	563.53	576.94
Precipitación	(1,1,1) (1,0,2) [12]	1188,69	1204.73
Temperatura máxima	(0,0,0) (2,0,0) [12]	241,9	252,63
Temperatura media	(0,0,1) (0,1,1) [12]	190.77	197.46
Temperatura mínima	(1,0,2) (1,1,2) [12]	194.47	212.42
Velocidad de viento	(1,0,0) (2,1,0) [12]	-86.61	-76.35

Realizado por: Guamán Karen,2022.

Al realizar los diferentes modelos ARIMA para la variable dirección de viento se selecciona el modelo ARIMA (1,0,0) (1,0,1) [12], ya que presenta valores más pequeños de los criterios AIC con un valor de 830.11 y un BIC con valor de 843.52 para la variable dirección de viento puesto que es el mejor se ajusta a los datos.

Para la variable humedad máxima de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo es el Modelo ARIMA (1,0,1) (2,0,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC con un valor de 450.25 y un BIC de 457.94), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable humedad media de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo es (2,0,2) (1,1,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC con un valor de 546.36 y un valor de 557.09 para el BIC), debido a que muestra menor error de predicción ya que es el mejor se ajusta a los datos

Para la variable humedad mínima de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo (1,0,1) (1,0,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC con un valor de 565.6 y un valor de 581,7 para el BIC), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable precipitación de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo es el de ARIMA (1,1,1) (1,0,1) [12], se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación AIC con un valor de 1188.69 y un BIC de 1204.73 debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable temperatura máxima de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo es el de ARIMA (0,0,0) (2,0,0) [12], se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC de 241.9 y un valor de 252,63 para el BIC) debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable temperatura media de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo es (0,0,1) (0,1,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC que tiene un valor de 190,77 y un BIC de 198.46), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable temperatura mínima de la estación de Baños (Tabla 28-3) el mejor modelo es (1,0,2) (1,1,2) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC que tiene un valor de 194.47 y un BIC de 212.42), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable velocidad de viento de la estación de Baños (**Tabla 28-3**) el mejor modelo (1,0,0) (2,1,0) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC un valor de -96.61 y BIC con valor de -76.35 debido a que muestra menor error de predicción.

3.3.2. Estación Guadalupe

Tabla 29-3: Criterios de evaluación de las diferentes variables en estudio de la estación meteorológica (Guadalupe-Patate)

Variables	Errores	Modelo	Modelo
		Suavización exponencial de Winter	Box Jenkins (ARIMA)
Dirección de viento	ME	0,0123	-0,029851
	RMSE	8,911418	9,995611
	MAE	6,72675	8,76
	MPE	-0,03458	-0,1395036
	MAPE	1,49298	2,8322
	MASE	0,68727	0,77918
	ACFI	0,16282	-0,0009527
Humedad máxima	ME	0,095386	0,00447
	RMSE	2,380387	3,082842
	MAE	3,572247	2,300801
	MPE	-0,022252	-0,125681

	<i>MAPE</i>	2,982157	2,6886596
	<i>MASE</i>	0,63243	0,5656913
	<i>ACFI</i>	0,54411	0,0648983
Humedad media	<i>ME</i>	-0,02355	0,00985
	<i>RMSE</i>	2,9976	2,9012
	<i>MAE</i>	2,2847	2,2552
	<i>MPE</i>	-0,19469	-0,10432
	<i>MAPE</i>	2,6649	2,6425
	<i>MASE</i>	0,64448	0,6318
	<i>ACFI</i>	0,55592	0,04780
Humedad mínima	<i>ME</i>	0,042344	0,07
	<i>RMSE</i>	3,15965	3,0663
	<i>MAE</i>	2,4482	2,3673
	<i>MPE</i>	-0,0864	-0,0534
	<i>MAPE</i>	2,8871	2,79621
	<i>MASE</i>	0,6688	0,6467
	<i>ACFI</i>	0,4454	-0,000285
Precipitación	<i>ME</i>	-0,01704	-5,12397
	<i>RMSE</i>	3,1596	53,8718
	<i>MAE</i>	2,4482	44,311
	<i>MPE</i>	-0,0864	4354175,755
	<i>MAPE</i>	2,8871	4355187,06
	<i>MASE</i>	0,6688	0,70674
	<i>ACFI</i>	0,445	-0,02368
Temperatura máxima	<i>ME</i>	0,083	0,013
	<i>RMSE</i>	0,593	0,696
	<i>MAE</i>	0,44	0,5324
	<i>MPE</i>	-0,5754	-0,0807
	<i>MAPE</i>	2,502	2,983
	<i>MASE</i>	0,678	0,809
	<i>ACFI</i>	0,002	0,0975
Temperatura media	<i>ME</i>	0,00342	0,02124
	<i>RMSE</i>	0,5632	0,5658
	<i>MAE</i>	0,4294	0,418
	<i>MPE</i>	-0,0771	0,0327
	<i>MAPE</i>	2,38	2,3234
	<i>MASE</i>	0,7473	0,275
	<i>ACFI</i>	0,3171	0,0046
Velocidad de viento	<i>ME</i>	-0,00342	0,000929
	<i>RMSE</i>	0,1238	0,11656
	<i>MAE</i>	0,0994	0,08915
	<i>MPE</i>	-0,1982	-0,1256
	<i>MAPE</i>	3,39127	3,0216
	<i>MASE</i>	0,51392	0,46066
	<i>ACFI</i>	0,0794	-0,0088

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar los diferentes modelos de predicción y realizar su respectivo criterio de evaluación se puede evidenciar que el mejor modelo para la variable dirección de viento es el ARIMA ya que al realizar los criterios de información se pudo concluir que el mejor modelo de acuerdo al criterio de información Akaike y Bayesiano.

A continuación, se aplicó el mismo procedimiento del criterio de información a todas las variables en estudio, el cual se debía conocer el análisis de las series de cada estación meteorológica, el cual los resultaron presentaron estacionalidad

En la se puede apreciar los resultados obtenidos de los diferentes criterios de evaluación de información para cada estación meteorológica, el cual se puede conclusión que para conocer cuál es el mejor modelo aplicado se aplicó por los errores más bajos de cada modelo.

Tabla 30-3: Criterios de evaluación para los posibles modelos de las diferentes variables (Guadalupe-Patate).

ARIMA			
Variable	Parámetros (ARIMA)	AIC	BIC
Dirección de viento	(1,0,0) (1,1,1)12	829,25	838,94
Humedad máxima	(0,0,1) (0,1,1)12	462.81	470.5
Humedad media	(1,0,0) (1,0,0)12	546.62	557,35
Humedad mínima	(1,0,0) (1,0,0)12	548.54	559.27
Precipitación	(0,1,3) (0,0,2)12	1199.53	1215.56
Temperatura máxima	(0,0,0) (2,0,0)12	231,82	252,55
Temperatura media	(0,0,1) (0,1,1)12	189.62	199.87
Temperatura mínima	(0,0,1) (0,1,1)12	190.41	198.1
Velocidad de viento	(2,0,1) (1,1,1)12	143,09	132,68

Realizado por: Guamán Karen, 2022.

Al realizar los diferentes modelos ARIMA para la variable dirección de viento se selecciona el modelo ARIMA (1,0,0) (1,1,1) [12], ya que presenta valores más pequeños de los criterios AIC con un valor de 829.23 y un BIC con valor de 838,94 para la variable Dirección de Viento puesto que es el mejor se ajusta a los datos.

Para la variable humedad máxima de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo es el modelo ARIMA (0,0,1) (0,1,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC con un valor de 462.81 y un BIC de 470.5), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable humedad media de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo es (1,0,0) (1,0,0) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC con un valor de 546.62 y un valor de 557.35 para el BIC), debido a que muestra menor error de predicción ya que es el mejor se ajusta a los datos

Para la variable humedad mínima de la estación Guadalupe (Tabla 30-3) el mejor modelo (1,0,0) (1,0,0) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC con un valor de 548.54 y un valor de 559.27 para el BIC), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable precipitación de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo es el de ARIMA (0,1,3) (0,0,2) [12], se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación AIC con un valor de 1199.53 y un BIC de 1215.56 debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable temperatura máxima de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo es el de ARIMA (1,0,0) (2,0,0) [12], se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC de 230.33 y un valor de 243.74 para el BIC) debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable temperatura media de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo es (0,0,1) (0,1,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC que tiene un valor de 189,62 y un BIC de 199.87), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable temperatura mínima de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo es (0,0,1) (0,1,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC que tiene un valor de 198.41 y un BIC de 198.1), debido a que muestra menor error de predicción.

Para la variable velocidad de tiempo de la estación Guadalupe (**Tabla 30-3**) el mejor modelo (2,0,1) (1,1,1) [12] se seleccionó este modelo mediante los criterios de evaluación (AIC un valor de 143.09 y BIC con valor de 132.68 debido a que muestra menor error de predicción.

CONCLUSIONES

- Mediante el análisis exploratorio de datos de las variables en estudio se detectó datos faltantes en las variables de la investigación, los mismos fueron imputados para realizar un pronóstico, también se detectó datos atípicos los mismo que fueron separados y reemplazados a los cuales se deben dar un tratamiento a las variables para un adecuado estudio para la toma de decisiones.
- Al obtener los diferentes modelos ARIMA y derivados para pronósticos de las diferentes variables de esta investigación se procede a escoger el mejor modelo de acuerdo al a los criterios de Información Akaike y Bayesiano. Para realizar los pronósticos de estas variables se obtuvo el modelo ARIMA (0, 0,1) (0,1,1) [12] específicamente para la variable Temperatura.
- También esta investigación realizo pronósticos de las variables: dirección de viento, humedad máxima, humedad media, humedad mínima, temperatura máxima, temperatura media, temperatura mínima, precipitación y velocidad de viento que nos ayudan el estudio del cambio climático en los cantones de la provincia de Tungurahua en sus diferentes sectores prioritarios (Baños y Patate), llegando así a cumplirse el objetivo general del trabajo de titulación.

RECOMENDACIONES

- Lo ideal para la realización de los pronósticos sería trabajar con toda la información, pero se debe tener en cuenta que hay que preparar siempre la base de datos antes del análisis, como puede existir datos faltantes y la presencia de datos atípicos que puedan contaminar la información, dando solución a estos problemas se debe realizar la imputación y depuración de los datos.
- Se recomienda para una mejor precisión de los pronósticos utilizar y actualizar técnicas como Machine Learning.
- Se debería profundizar más afondo acerca del área de cambio climático para poder realizar una mejor interpretación de los escenarios climáticos de las diferentes variables en estudios de la investigación.

BIBLIOGRAFÍA

ALDAMA, P. 2017. CAMBIO CLIMÁTICO. *Cambio climático: selección, clasificación y diseño de*. [En línea] 2017.

BAEZ, ALBERTO. 2020. Modelo ARIMA. [En línea] 25 de 06 de 2020. <https://aitoralbertobaez.com/modelo-arima-pdq/>.

BEYAERT, A. 2018. Ejemplos de Predicción . [En línea] 2018. [Citado el: 20 de 11 de 2021.] <https://docplayer.es/20848629-Ejemplos-de-prediccion.html>.

BOTERO, E. "El cambio climático y sus efectos en la biodiversidad en América Latina". *CEPAL*, vol. 2, n° 1 (2015), pp. 1-84.

CASTELLANOS, EDWIN Y NAVAS, ANDREA. 2015. *PRONÓSTICOS, MODELOS Y ESCENARIOS*. 2015.

CASTILLO, M y JORDÁN, M. *Meteorología y clima*. Univ. Politèc. de Catalunya. n° 1 (1999). España, pp. 54-100.

CIIFEN. 2021. Centro Internacional para la Investigación del Fenómeno de El Niño. [En línea] 2021. <https://ciifen.org/adaptacion-y-mitigacion/>.

CLIMÁTICO, INSTITUTO NACIONAL DE ECOLOGÍA Y CAMBIO. 2017. Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático. [En línea] 2017.

CONGACHA, JORGE. 2016. *Estadística Aplicada a la educación con actividades de aprendizaje*. Segunda. Riobamba, Ecuador : editorial académica española, 2016.

CONGOPE. 2019. *Informe metodológico y guía de interpretación de los diagnósticos provinciales*. Quito-Ecuador : s.n., 2019.

—. **2019.** *Informe metodológico y guía de interpretación de los diagnósticos provinciales de cambio climático* . Quito : s.n., 2019.

DE LA FUENTE, FERNÁNDEZ . 2016. *Serie Temporales:Modelo Arima*. Madrid : Universidad Autónoma de Madrid, 2016.

ENCC. 2012-2025. *ENCC. 2012-2025. Escenario de cambio climático a nivel de subcuencas hidrográficas para el año 2050 de la provincia de Chimborazo- Ecuador*.

CALDERÓN, DIANA BUSTAMANTE. 2017. 2, 2017, SciELO, Vol. 26.

FERNÁNDEZ, CASAL. 2017. Diagnóstico de la Independencia. [En línea] 2017.

GAERTNER, GUTIÉRREZ & CASTRO. 2011. *Quinto informe de Evaluación del IPCC (AR5)*. 2011.

GEOFRIK. 2009. Geofrik's Blog. *Geofrik's Blog*. [En línea] 06 de 03 de 2009. <https://geofrik.com/category/0-sobre-el-blog/>.

GONZALEZ, J. 2013. *Introducción a la Meteorología y a Climatología*. 2013.

HANKE, J.E Y WICHERN, D.W. 2010. *Pronósticos en los Negocios*. 9. 2010.

INAMHI. *El Instituto Nacional de Meteorología e Hidrología (INAMHI)* [blog], 2020. [Consulta: 16 de enero 2022]. Disponible en: <http://www.inamhi.gob.ec/boletin-especial-nevadas-21-de-agosto/>

INSTITUTO DE HIDROLOGÍA, METEOROLOGÍA Y ESTUDIOS AMBIENTALES. IDEAM. 2021. 2021.

2017. Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático. *Instituto Nacional de Ecología y Cambio Climático*. [En línea] 10 de julio de 2017. <https://www.gob.mx/inecc/acciones-y-programas/escenarios-de-cambio-climatico-80126>.

IPCC. 2014. IPCC. *Cambio climático 2014*. [En línea] 2014.

GUZMÁN, J.2013. *Introducción a la Meteorología y a Climatología*. 2013. *La capacidad predictiva de los métodos Box-Jenkinsy Holt-Winters*.

JIMÉNEZ, JOSÉ F, GÁZQUEZ, JUAN C Y SÁNCHEZ , R. 2006. 3, 2006, Europea de Dirección y Economía de la Empresa, Vol. 15.

LEDESMA, JIMENO. 2011. 2011.

Meteorología y climatología de Navarra. Navarra. 2019. 2019 : s.n., 2019.

MINISTERIO DEL AMBIENTE. 2019. Cambio Climático. *Ministerio del Ambiente*. [En línea] julio de 2019. <https://www.planificacion.gob.ec/wp-content/uploads/2019/09/Caja-de-herramientas-Cambio-Clima%CC%81tico-.pdf>.

—. **2012-2025.** *Estrategia Nacional de Cambio Climático del Ecuador*. Quito : s.n., 2012-2025.

MONROY, SALDÍVAR. 2008. *Estadística Descriptiva*. México : Instituto Politécnico Nacional, 2008.

MONTESINOS, ABELARDO. 2011. *Estudio del AIC y BIC en la selección de modelos de vida con datos censurados*. Centro de Investigación en Matemáticas A.C., s.l. : 2011.

NAVARRA. 2019. *Meteorología y climatología de Navarra*. s.l. : Gobierno de Navarra, 2019.

PÉREZ, ANEIROS. 2010. *Serie de Tiempo*. 2010.

RODRÍGUEZ, Y OTROS. 2004. *Meteorología y Climatología*. España : s.n., 2004. pág. 6.

SALVADOR FIGUERAS Y GALLARDO. 2003. *Análisis Exploratorio de Datos.* 2003.

ANCHUNDIA Y MICHAEL. 2015. *Telemetría de estación meteorología.*

TESO, GEMMA. 2013. Jóvenes frente al cambio climático. *Jóvenes frente al cambio climático.* [En línea] 2013. <http://www.jovenesfrentealcambioclimatico.com/proyecto/>.

URIBE BOTERO, EDUARDO. 2015. *El cambio climático y sus efectos en la biodiversidad en América Latina.* Santiago : Naciones Unidas, 2015.

VIEDMA, CARLOS. 2018. *Estadística descriptiva e inferencial.* Madrid, España : Ediciones IDT, 2018.

VILLAVICENCIO. 2010. *Introducción a Series de Tiempo.* 2010.

WARREN, JOHN K. 2006. *Evaporites: Sediments, Resources and Hydrocarbons.* s.l. : Springer Science y Business Media, 2006.



ANEXOS

Anexo A: AVAL DEL HONORABLE GOBIERNO PROVINCIAL DE TUNGURAHUA



**Honorable Gobierno
Provincial de Tungurahua**

Bolívar 491 y Castillo esquina
Tel: (03) 373 0220
Casilla: 15-01-320
gobierno.provincial@tungurahua.gob.ec



Medio Ambiente



Ecología



Agua



Turismo

Ambato, 08 de septiembre del 2021
DRH- 2178-2021.

Doctor.
Luis Vera Rojas.
DIRECTOR CARRERA ESTADISTICA ESPOCH.

Por medio de la presente la Dirección de Recursos Hídricos y Conservación Ambiental, en respuesta al oficio 0271.CE.FC.2021 del 5 de Agosto del 2021, realiza la entrega de la información meteorológica, relacionada específicamente a los datos de las variables meteorológicas (Precipitación, Temperatura Ambiental, Humedad Relativa, Dirección de viento y Velocidad de viento) que son monitoreados por la Red de Monitoreo Meteorológico e Hidrológico de la Provincia de Tungurahua, los mismo son datos diarios en el periodo comprendido entre los años 2013 al 2021.

Dicha información es entregada a la Señorita Karen Elizabeth Guamán Palate, en formato digital, la misma que será utilizada para el desarrollo de su Anteproyecto de Trabajo de Titulación. **"ANÁLISIS Y PRONÓSTICOS DE ESCENARIOS CLIMÁTICOS PARA LA PROVINCIA DE TUNGURAHUA"**, es importante mencionar que la mencionada señorita ha recibido las facilidades para la ejecución de su trabajo investigativo.

Certifico el aval de los datos entregados, han sido validados según los parámetros de la Organización Mundial de Meteorología (OMM), y de igual manera se le facilitará cualquier información para la elaboración de su trabajo de titulación.

Es cuanto a informo para su conocimiento y fines pertinentes.

Atentamente Visto Bueno



Ing. David Mantilla R.
Analista "2"
Administrador Red
Hidrometeorológica



Ing. Ángel Valdez Sevilla
Director de Recursos
Hídricos y Conservación
Ambiental
H. Gobierno Provincial de
Tungurahua

Anexo B: CÓDIGO USADO PARA EL CÁLCULO EN R ESTUDIO

```
library("PerformanceAnalytics")
library("Hmisc")
library("ggplot2")
library("forecast")
library("gganimate")
library("gifski")
library("gapminder")
library("zoo")
library("tidyverse")
library("car")
library("tseries")
library("foreign")
library("astsa")
library("stats")
library("magrittr")
library("ggpubr")
library("nice")

library(readxl)
str(Data)
Data <- read_excel("Dat.xlsx", sheet = "B")
view(Data)
boxplot(Data, col=cm.colors(15))

boxplot(Data[,6:8],xlab="Variables meteorológicas",ylab="Temperatura Ambiente",main = "Temperatura
Ambiente estacional",
        meteorológica Parque la Familia, periodo 2013-2021.",
        col =cm.colors(15, alpha = 0.5))

boxplot(Data[,2:4],xlab="Variables meteorológicas",ylab="Humedad Relativa ",main = " Humedad
Relativa estacional",
        meteorológica Parque la Familia, periodo 2013-2021.",
        col = rainbow(6, alpha=0.2))

boxplot(Data$Direccion.de.viento, xlab="Variable meteorológica",ylab="Dirección de Viento ",
        main = " Dirección de Viento estacional meteorológica
Parque la Familia, periodo 2013-2021.", col="aquamarine1")

boxplot(Data$Velocidad.del.viento,xlab="Variables meteorológicas",ylab="Velocidad de Viento ",
        main = " Velocidad de Viento estacional",
        meteorológica Parque la Familia, periodo 2013-2021.", col="bisque")

boxplot(Data$Precipitacion,xlab="Variables meteorológicas",ylab="Precipitación Ambiente",
        main = " Precipitación estacional",
        meteorológica Parque la Familia, periodo 2013-2021.", col="aquamarine2")

#ggplot(Data, mapping=aes(x=Data$Velocidad.del.viento, y= Data$Direccion.de.viento,
# colour=Precipitacion))+geom_boxplot()

#p <- ggplot(Data, mapping=aes(x=Data$Precipitacion, y= Precipitacion,
# colour=Precipitacion))
#p <- p+xlab("Variables meteorológicas") +ylab("Precipitación Ambiente")
#+ggtitle(" Velocidad del Viento estacional meteorológica Parque la Familia, periodo 2013-2021.")
```

```

#ggplot(Data, aes(x=Data$Velocidad.del..viento, y=Data$Velocidad.del..viento))
#+geom_boxplot()
### Analisis de series de tiempo

# Baños #####
Data <- read.csv("Data1.csv", sep=";")
View(Data)
summary(Data)

# Direccion del viento #####
Datats<-ts((Data$Direccion.de.viento), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
## Valores atipicos

oxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
Serie1<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(Serie1)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Direccion del viento")
autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(Serie1, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

## se observa una tendencia y una estacionalidad

##### Metodos de pronostico

### Metodo 1 Suavizacion exponencial de winter
m1=hw(Serie1, h=48, seasonal="multiplicative",level=(95))
head(m1)

library(openxlsx)
write.xlsx(m1, file = "Pronosticos DV.xlsx")

## Graficas pronostico
plot(m1)
autoplot(m1)
autoplot(m1)+
  labs(title = "Pronósticos Dirección de Viento",
        x = "Periodo 2013-2021",
        y = "Dirección de Viento",
        colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

```

```

###          MODELO ARIMA          #####

# Baños #####

Data <- read.csv("Data1.csv", sep=";")
View(Data)
summary(Data)

# Direccion del viento #####

Datats<-ts((Data$Direccion.de.viento), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")

## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
Serie1<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))

##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(Serie1)
par(mfrow=c(1,1))

## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Direccion del viento")
autoplots(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(Serie1, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

## se observa una tendencia y una estacionalidad

### Metodo 3 metodologia Box jenkins
## Arima

### Evaluar si es estacionaria
library(urca)
ur.kpss(Serie1)

adfTest(Serie1)
adfTest(diff(Serie1))

## Dickey fuller
adf.test(Serie1)
pp.test(Serie1)

### Cumple con la estacionariedad

```

```

par(mfrow=c(2,1))
acf(Serie1,lag=, col="2", main="", xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(Serie1,lag=30, col="2", main="", xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

## Modelo ARIMA automatico

M1 <- auto.arima(Serie1)
auto.arima(Serie1, trace=TRUE)

m1<-auto.arima(Serie1,seasonal=TRUE, stepwise=TRUE, approximation=FALSE)

(an1<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,1)))
(an2<-Arima(Serie1,order = c(1,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(an3<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(an4<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(0,0,1)))
(an5<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,1)))
(an8<-Arima(Serie1,order = c(0,0,0),seasonal = c(1,0,0))

(an6<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(0,0,0)))
(an7<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,1,1)))

an5%>% forecast(h=48) %>% autoplot(include=80)+ xlab("Año ") + ylab("Dirección de Viento")+
  ggtitle("Dirección de Viento ")
an5%>% forecast(h=48,level=c(80,95))

an11 <- forecast(an1,h=48,level = (95))
plot(an11)
an21 <- forecast(an2,h=48,level = (95))
plot(an21)
an31 <- forecast(an3,h=48,level = (95))
plot(an31)
an41 <- forecast(an4,h=48,level = (95))
plot(an41)
an51 <- forecast(an5,h=48,level = (95))
plot(an51)
an61 <- forecast(an6,h=48,level = (95))
plot(an61)

an81 <- forecast(an8,h=48,level = (95))
plot(an81)

autoplot(an51)+
  labs(title = "Dirección de Viento",
       x = "Periodo 2013-2025",
       y = "Dirección de Viento",
       colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

autoplot(an5)+
  labs(title = "Pronósticos Dirección de Viento",
       x = "Periodo 2013-2025",
       y = "Dirección de Viento",
       colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()
#####SUPUESTOS

library(tseries)

tsdiag(an5)

```

```

resia<-as.vector(residuals(an5))
jarque.test(resia)
Box.test(resia, type="Ljung-Box")
white.test(an5$residuals)

library(openxlsx)

write.xlsx(an51,"Pronosticos Direccion Viento ARIMA.xlsx")

## Pronostico

m3 <- forecast(m1, h=48)
m4=forecast(Serie1,h=48)
autoplot(m4)

plot(m3)
plot(m4)

# Grafica
autoplot(m3)
# verificando el ajuste del metodo
autoplot(m3)+autolayer(fitted(m3),series = "Ajuste")
autoplot(m3)+autolayer(fitted(m3),series = "Ajuste")
## Residuos
checkresiduals(m3)

## EVALUACIO
## Que modelo es mejor
r1=accuracy(m1)
r1=as.data.frame(r1)
r1=c(r1$ME,r1$RMSE,r1$MAE,r1$MPE,r1$MAPE,r1$MASE,r1$ACF1)
r2=accuracy(m2)
r2=as.data.frame(r2)
r2=c(r2$ME,r2$RMSE,r2$MAE,r2$MPE,r2$MAPE,r2$MASE,r2$ACF1)
r3=accuracy(m3)
r3=as.data.frame(r3)
r3=c(r3$ME,r3$RMSE,r3$MAE,r3$MPE,r3$MAPE,r3$MASE,r3$ACF1)

R1=cbind(r1,r2,r3)
R1
row.names(R1)=c("ME", "RMSE", "MAE", "MPE", "MAPE", "MASE", "ACF1")
colnames(R1)=c("Winter", "Regresion", "Arima")
View(R1)
#####

# Humedad Maxima#####

Datats<-ts((Data$Humedad.Maxima), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Humedad Maxima")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
Serie1<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)

```

```

## Sin valores atipicos
plot(Serie1)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion
##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(Serie1, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')
## se observa una tendencia y una estacionalidad
### Metodo 3 metodologia Box jenkins
## Arima

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(Serie1)
pp.test(Serie1)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

##### auto arima #####

auto.arima(Serie1, trace=TRUE)

(hxm1<-Arima(Serie1,order = c(2,0,2),seasonal = c(1,0,1)))
(hxm2<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm3<-Arima(Serie1,order = c(0,0,1),seasonal = c(0,0,1)))
(hxm4<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,0,0)))
(hxm5<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,1)))
(hxm6<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(0,0,1)))
(hxm7<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,0,1)))
(hxm8<-Arima(Serie1,order = c(0,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm9<-Arima(Serie1,order = c(2,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm10<-Arima(Serie1,order = c(1,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm11<-Arima(Serie1,order = c(0,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm12<-Arima(Serie1,order = c(2,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm13<-Arima(Serie1,order = c(1,0,1),seasonal = c(1,0,0)))

hxm11 <- forecast(hxm1,h=48,level = (95))
plot(hxm11)

hxm21 <- forecast(hxm2,h=48,level = (95))
plot(hxm21)

hxm31 <- forecast(hxm3,h=48,level = (95))
plot(hxm31)

hxm41 <- forecast(hxm4,h=48,level = (95))
plot(hxm41)

hxm51 <- forecast(hxm5,h=48,level = (95))
plot(hxm51)

hxm61 <- forecast(hxm6,h=48,level = (95))

```

```

plot(hxm61)
hxm61 <- forecast(hxm6,h=48,level = (95))
plot(hxm61)
hxm71 <- forecast(hxm7,h=48,level = (95))
plot(hxm71)

hxm81 <- forecast(hxm8,h=48,level = (95))
plot(hxm81)
hxm91 <- forecast(hxm9,h=48,level = (95))
plot(hxm91)
hxm101 <- forecast(hxm10,h=48,level = (95))
plot(hxm101)

hxm111 <- forecast(hxm11,h=48,level = (95))
plot(hxm111)

hxm112 <- forecast(hxm12,h=48,level = (95))
plot(hxm112)

hxm113 <- forecast(hxm13,h=48,level = (95))
plot(hxm113)

autoplot(hxm71)+
  labs(title = "Humedad Máxima",
        x = "Año 2013-2025",
        y = "Humedad Máxima",
        colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

library(openxlsx)
write.xlsx(hxm71, file = "Pronosticos Humedad Maxima arima.xlsx")

an5%>% forecast(h=48) %>% autoplot(include=80)+ xlab("Año ") + ylab("Dirección de Viento")+
  ggtitle("Dirección de Viento ")
an5%>% forecast(h=48,level=c(80,95))

#####

# Humedad Media#####

Datats<-ts((Data$Humedad.Media), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Humedad Media")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
humedia<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(humedia)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")

```

```

autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(humedia, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

## se observa una tendencia y una estacionalidad

##### Metodos de pronostico

### Metodo 3 metodologia Box jenkins
## Arima

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(Serie1)
pp.test(Serie1)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

auto.arima(humedia, trace=TRUE)

(hxm1<-Arima(humedia,order = c(2,0,2),seasonal = c(1,1,1)))
(hxm2<-Arima(humedia,order = c(3,0,1),seasonal = c(2,1,0)))
(hxm3<-Arima(humedia,order = c(2,0,1),seasonal = c(2,0,1)))
(hxm4<-Arima(humedia,order = c(5,0,0),seasonal = c(2,1,0)))
(hxm5<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,1)))
(hxm6<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(0,0,1)))
(hxm7<-Arima(Serie1,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,0,1)))
(hxm8<-Arima(Serie1,order = c(0,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm9<-Arima(Serie1,order = c(2,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm10<-Arima(Serie1,order = c(1,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm11<-Arima(Serie1,order = c(0,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm12<-Arima(Serie1,order = c(2,0,1),seasonal = c(1,0,0)))
(hxm13<-Arima(Serie1,order = c(1,0,1),seasonal = c(1,0,0)))

r1=accuracy(hxm2)
r1=as.data.frame(r1)
r1=c(r1$ME,r1$RMSE,r1$MAE,r1$MPE,r1$MAPE,r1$MASE,r1$ACF1,r1$MAD)

hxm11 <- forecast(hxm1,h=48,level = (95))
plot(hxm11)

hxm21 <- forecast(hxm2,h=48,level = (95))
plot(hxm21)

hxm31 <- forecast(hxm3,h=48,level = (95))
plot(hxm31)

hxm41 <- forecast(hxm4,h=48,level = (95))
plot(hxm41)

hxm51 <- forecast(hxm5,h=48,level = (95))

```

```

plot(hxm51)

hxm61 <- forecast(hxm6,h=48,level = (95))
plot(hxm61)

hxm61 <- forecast(hxm6,h=48,level = (95))
plot(hxm61)

hxm71 <- forecast(hxm7,h=48,level = (95))
plot(hxm71)

hxm81 <- forecast(hxm8,h=48,level = (95))
plot(hxm81)

hxm91 <- forecast(hxm9,h=48,level = (95))
plot(hxm91)

hxm101 <- forecast(hxm10,h=48,level = (95))
plot(hxm101)

hxm111 <- forecast(hxm11,h=48,level = (95))
plot(hxm111)

hxm112 <- forecast(hxm12,h=48,level = (95))
plot(hxm112)

hxm113 <- forecast(hxm13,h=48,level = (95))
plot(hxm113)

## Modelo ARIMA automatico
m1_arima=auto.arima(Serie1)
## Pronostico
m3= forecast(m1_arima, h=48)
# Grafica
autoplot(m3)
# verificando el ajuste del metodo
autoplot(m3)+autolayer(fitted(m3),series = "Ajuste")
## Residuos
checkresiduals(m3)

# Humedad Minima#####

Datats<-ts((Data$Humedad.Minima), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Humedad Minima")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
humin<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(Serie1)
par(mfrow=c(1,1))

```

```

## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
autoplots(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(humin, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

## se observa una tendencia y una estacionalidad

##### Metodos de pronostico

### Metodo 3 metodologia Box jenkins
## Arima

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(humin)
pp.test(humin)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(humin,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(humin,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

auto.arima(humin, trace=TRUE)

(hmin1<-Arima(humin,order = c(2,0,2),seasonal = c(1,0,1)))
(hmin2<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(hmin3<-Arima(humin,order = c(0,0,1),seasonal = c(0,0,1)))
(hmin4<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,0,0)))
(hmin5<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,0,1)))
(hmin6<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,1)))
(hmin7<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,0,2)))
(hmin8<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin9<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(0,0,2)))
(hmin10<-Arima(humin,order = c(0,0,0),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin11<-Arima(humin,order = c(2,0,0),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin12<-Arima(humin,order = c(1,0,1),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin13<-Arima(humin,order = c(0,0,1),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin14<-Arima(humin,order = c(2,0,1),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin15<-Arima(humin,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,2)))
(hmin16<-Arima(humin,order = c(3,0,1),seasonal = c(1,0,2)))

hmin11 <- forecast(hmin1,h=48,level = (95))
plot(hmin11)

hmin21 <- forecast(hmin2,h=48,level = (95))
plot(hmin21)

hmin31 <- forecast(hmin3,h=48,level = (95))
plot(hmin31)
hmin41 <- forecast(hmin4,h=48,level = (95))
plot(hmin41)
hmin51 <- forecast(hmin5,h=48,level = (95))
plot(hmin51)

```

```

hmin61 <- forecast(hmin6,h=48,level = (95))
plot(hmin61)
hmin71 <- forecast(hmin7,h=48,level = (95))
plot(hmin71)

hmin81 <- forecast(hmin8,h=48,level = (95))
plot(hmin81)

hmin91 <- forecast(hmin9,h=48,level = (95))
plot(hmin91)
hmin101 <- forecast(hmin10,h=48,level = (95))
plot(hmin101)
hmin111 <- forecast(hmin11,h=48,level = (95))
plot(hmin111)
hmin121 <- forecast(hmin12,h=48,level = (95))
plot(hmin121)
hmin131 <- forecast(hmin13,h=48,level = (95))
plot(hmin131)

hmin141 <- forecast(hmin14,h=48,level = (95))
plot(hmin141)
hmin151 <- forecast(hmin15,h=48,level = (95))
plot(hmin151)

hmin161 <- forecast(hmin16,h=48,level = (95))
plot(hmin161)

tsdiag(hmin161)
resia<-as.vector(residuals(hmin161))
jarque.test(resia)
Box.test(resia, type="Ljung-Box")
white.test(an5$residuals)

#####

# Precipitacion#####

Datats<-ts((Data$Precipitacion), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Precipitacion")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
prec<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(prec)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

```

```

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(prec, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

adf.test(prec)
pp.test(prec)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(prec,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(prec,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

## Modelo ARIMA automatic
auto.arima(prec, trace=TRUE)

(prec1<-Arima(prec,order = c(0,1,3),seasonal = c(0,0,2)))
(prec2<-Arima(prec,order = c(2,1,2),seasonal = c(1,0,1)))
(prec3<-Arima(prec,order = c(1,1,4),seasonal = c(0,0,2)))
(prec4<-Arima(prec,order = c(0,1,3),seasonal = c(0,0,2)))
(prec5<-Arima(prec,order = c(1,1,2),seasonal = c(0,0,2)))
(prec6<-Arima(prec,order = c(3,0,2),seasonal = c(1,0,1)))
(prec6<-Arima(prec,order = c(0,1,1),seasonal = c(1,0,1)))
(prec6<-Arima(prec,order = c(1,1,1),seasonal = c(1,0,2)))

prec11 <- forecast(prec1,h=48,level = (95))
plot(prec11)

prec21 <- forecast(prec2,h=48,level = (95))
plot(prec21)
prec31 <- forecast(prec3,h=48,level = (95))
plot(prec31)
prec41 <- forecast(prec4,h=48,level = (95))
plot(prec41)
prec51 <- forecast(prec5,h=48,level = c(95))
plot(prec51)
prec61 <- forecast(prec6,h=48,level = (95))
plot(prec61)

autoplot(prec61)+
  labs(title = "Precipitación ",
        x = "Periodo 2013-2025",
        y = "Precipitación",
        colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

library(openxlsx)

write.xlsx(prec61,"Pronosticos precipitacion ARIMA.xlsx")

#####

# Temperatura maxima #####

```

```

Datats<-ts((Data$Temperatura.Maxima), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Temperatura Maxima")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
Tenxm<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(Tenxm)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(Tenxm, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

## se observa una tendencia y una estacionalidad

##### Metodos de pronostico

### Metodo 3 metodologia Box jenkins
## Arima

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(Tenxm)
pp.test(Serie1)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

## Modelo ARIMA automatico

auto.arima(Tenxm, trace=TRUE)

(Tenxm1<-Arima(Tenxm,order = c(2,0,2),seasonal = c(1,0,1)))
(Tenxm2<-Arima(Tenxm,order = c(0,0,0),seasonal = c(2,0,0)))
(Tenxm3<-Arima(Tenxm,order = c(1,0,1),seasonal = c(2,0,0)))
(Tenxm4<-Arima(Tenxm,order = c(2,0,1),seasonal = c(1,0,1)))
(Tenxm5<-Arima(Tenxm,order = c(0,0,0),seasonal = c(1,0,0)))
(Tenxm5<-Arima(Tenxm,order = c(1,0,0),seasonal = c(0,0,0)))

Tenxm11 <- forecast(Tenxm1,h=48,level = (95))
plot(Tenxm11)

Tenxm21<- forecast(Tenxm2,h=48,level = (95))
plot(Tenxm21)

```

```

Tenxm31<- forecast(Tenxm3,h=48,level = (95))
plot(Tenxm31)

Tenxm41<- forecast(Tenxm4,h=48,level = (95))
plot(Tenxm41)

Tenxm51<- forecast(Tenxm5,h=48,level = (95))
plot(Tenxm51)

autoplot(Tenxm21)+
  labs(title = "Temperatura Máxima ",
        x = "Año 2013-2025",
        y = "Temperatura Máxima",
        colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

library(openxlsx)

write.xlsx(Tenxm21,"Temperatura Maxima ARIMA.xlsx")

#####

# Temperatura Media#####

Datats<-ts((Data$Temperatura.Media), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Temperatura Media")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
tpme<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(tpme)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(tpme, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(tpme, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

## se observa una tendencia y una estacionalidad

### Metodo 3 metodologia Box jenkins

```

```

## Arima

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(tpme)
pp.test(tpme)

### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(tpme,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

auto.arima(tpme, trace=TRUE)

(tpme1<-Arima(tpme,order = c(2,0,2),seasonal = c(1,1,1)))
(tpme2<-Arima(tpme,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,1,0)))
(tpme3<-Arima(tpme,order = c(0,0,1),seasonal = c(0,1,1)))
(tpme4<-Arima(tpme,order = c(3,0,1),seasonal = c(1,0,1)))
(tpme5<-Arima(tpme,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,1,2)))
(tpme6<-Arima(tpme,order = c(1,0,1),seasonal = c(0,1,1)))
(tpme7<-Arima(tpme,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,0)))

tpme11 <- forecast(tpme1,h=48,level = (95))
plot(tpme11)

tpme21 <- forecast(tpme2,h=48,level = (95))
plot(tpme21)

tpme31 <- forecast(tpme3,h=48,level = (95))
plot(tpme31)

tpme41 <- forecast(tpme4,h=48,level = (95))
plot(tpme41)
tpme51 <- forecast(tpme5,h=48,level = (95))
plot(tpme51)

autoplot(tpme31)+
  labs(title = "Temperatura Ambiental Media ",
        x = "Periodo 2013-2025",
        y = "Temperatura Ambiental",
        colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

library(openxlsx)

write.xlsx(tpme31,"Temperatura Media ARIMA.xlsx")

# Temperatura Minima #####

```

```

Datats<-ts((Data$Temperatura.Media), start = c(2013,1), frequency = 12)
print(Datats)
plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Temperatura Minima")
## Valores atipicos
boxplot(Datats)
# correccion de valores
outliers <- tso(Datats)
# Grafica
plot(outliers)
tmin<- outliers$yadj
par(mfrow=c(1,2))
##Con valores atipicos
plot(Datats)
## Sin valores atipicos
plot(tmin)
par(mfrow=c(1,1))
## Nueva serie
plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")
autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

## Descomposicion

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))
desc2 = decompose(tmin, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad
#plot(desc1, xlab='Año')
plot(desc2, xlab='Año')

### Metodo 3 metodologia Box jenkins
## Arima

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(tmin)
pp.test(tmin)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(tmin,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(tmin,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

## Modelo ARIMA automatico
auto.arima(tmin, trace=TRUE)

(tmin1<-Arima(tmin,order = c(2,0,0),seasonal = c(1,0,1)))
(tmin2<-Arima(tmin,order = c(0,0,0),seasonal = c(1,1,0)))
(tmin3<-Arima(tmin,order = c(2,0,1),seasonal = c(2,1,1)))
(tmin4<-Arima(tmin,order = c(1,0,2),seasonal = c(1,1,2)))
(tmin5<-Arima(tmin,order = c(0,0,1),seasonal = c(0,1,1)))
(tmin6<-Arima(tmin,order = c(1,0,1),seasonal = c(0,1,1)))
(tmin7<-Arima(tmin,order = c(1,0,0),seasonal = c(1,0,0)))

tmin11<- forecast(tmin1,h=48,level = (95))
plot(tmin11)

tmin21<- forecast(tmin2,h=48,level = (95))
plot(tmin21)
tmin31 <- forecast(tmin3,h=48,level = (95))
plot(tmin31)
tmin41 <- forecast(tmin4,h=48,level = (95))

```

```

plot(tmin41)
tmin51 <- forecast(tmin5,h=48,level = (95))
plot(tmin51)
tmin61 <- forecast(tmin6,h=48,level = (95))
plot(tmin61)

```

```

tmin <- forecast(tmin,h=48,level = (95))
plot(tmin)

```

```

autoplot(tmin51)+
  labs(title = "Temperatura Ambiental Mnima ",
        x = "Periodo 2013-2025",
        y = "Temperatura Ambiental",
        colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

```

```

library(openxlsx)

```

```

write.xlsx(tmin41,"Temperatura Minima ARIMA.xlsx")

```

```

#####

```

```

# Velocidad del viento #####

```

```

Datats<-ts((Data$Velocidad.del.viento), start = c(2013,1), frequency = 12)

```

```

print(Datats)

```

```

plot(Datats, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="Velocidad del viento")

```

```

## Valores atipicos

```

```

boxplot(Datats)

```

```

# correccion de valores

```

```

outliers <- tso(Datats)

```

```

# Grafica

```

```

plot(outliers)

```

```

velv<- outliers$yadj

```

```

par(mfrow=c(1,2))

```

```

##Con valores atipicos

```

```

plot(Datats)

```

```

## Sin valores atipicos

```

```

plot(velv)

```

```

par(mfrow=c(1,1))

```

```

## Nueva serie

```

```

plot(Serie1, type="o",xlab = "Tiempo", ylab = "Valores",main="direccion del viento")

```

```

autoplot(Serie1, ts.colour = 'blue', ts.linetype = 'dashed')

```

```

## Descomposicion

```

```

##desc1 = decompose(Serie1, type = ("multiplicative"))

```

```

desc2 = decompose(velv, type = ("additive")) # aditiva porque tienen la misma variabilidad

```

```

#plot(desc1, xlab='Ano')

```

```

plot(desc2, xlab='Ano')

```

```

## se observa una tendencia y una estacionalidad

```

```

### Mtodo 3 metodologa Box Jenkins

```

```

## Arima

```

```

### Evaluar si es estacionaria
## Dickey fuller
adf.test(velv)
pp.test(Serie1)
### Cumple con la estacionariedad
par(mfrow=c(2,1))
acf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="ACF")
pacf(Serie1,lag=30, col="2", main="",xlab="lag", ylab="PACF")
par(mfrow=c(1,1))

## Modelo ARIMA automatico

auto.arima(velv, trace=TRUE)

(velv1<-Arima(velv,order = c(3,0,2),seasonal = c(2,1,0)))
(velv2<-Arima(velv,order = c(5,1,2),seasonal = c(0,0,2)))
(velv3<-Arima(velv,order = c(3,0,2),seasonal = c(2,0,1)))
(velv4<-Arima(velv,order = c(1,0,0),seasonal = c(2,1,0)))
(velv5<-Arima(velv,order = c(2,0,1),seasonal = c(1,0,1)))
(velv6<-Arima(velv,order = c(2,1,4),seasonal = c(0,0,2)))
(velv7<-Arima(velv,order = c(5,0,0),seasonal = c(2,1,0)))
(velv7<-Arima(velv,order = c(2,0,1),seasonal = c(0,0,0)))

velv11<- forecast(velv1,h=48,level = (95))
plot(velv11)

velv21<- forecast(velv2,h=48,level = (95))
plot(velv21)

velv31<- forecast(velv3,h=48,level = (95))
plot(velv31)

velv41<- forecast(velv4,h=48,level = (95))
plot(velv41)

velv51<- forecast(velv5,h=48,level = (95))
plot(velv51)

velv61<- forecast(velv6,h=48,level = (95))
plot(velv61)
velv71<- forecast(velv7,h=48,level = (95))
plot(velv71)

autoplot(velv41)+
  labs(title = "Velocidad de Viento ",
       x = "Periodo 2013-2025",
       y = "Velocidad de Viento",
       colour = "#00a0dc")+
  theme_bw()

library(openxlsx)

write.xlsx(velv41,"Direccion de viento ARIMA.xlsx")

```



esPOCH

Dirección de Bibliotecas y
Recursos del Aprendizaje

UNIDAD DE PROCESOS TÉCNICOS Y ANÁLISIS BIBLIOGRÁFICO Y DOCUMENTAL

REVISIÓN DE NORMAS TÉCNICAS, RESUMEN Y BIBLIOGRAFÍA

Fecha de entrega: 02 / 02 / 2023

INFORMACIÓN DEL AUTOR/A (S)
Nombres – Apellidos: Karen Elizabeth Guamán Palate
INFORMACIÓN INSTITUCIONAL
Facultad: Ciencias
Carrera: Carrera Estadística
Título a optar: Ingeniera en Estadística Informática
f. responsable: Ing. Rafael Inty Salto Hidalgo.

0164-DBRA-UTP-2023