

ANÁLISIS ESTOCÁSTICO SOBRE REGISTROS DE TEMPERATURAS EN SANTA ANA - MANABÍ - ECUADOR

STOCHASTIC ANALYSIS OF TEMPERATURE RECORDS IN SANTA ANA - MANABÍ - ECUADOR

Rosalba Karen Bravo Saltos ^{1*}

¹ Departamento Matemáticas y Estadística, Facultad de Ciencias Básicas, Universidad Técnica de Manabí.
Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-3991-864X>. Correo: rosalba.bravo@utm.edu.ec

Olga Lilian Mendoza Talledo ²

² Departamento Matemáticas y Estadística, Facultad de Ciencias Básicas, Universidad Técnica de Manabí.
Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-6053-562X>. Correo: olga.mendoza@utm.edu.ec

Yandri Guerrero Alcívar ³

³ Departamento Matemáticas y Estadística, Facultad de Ciencias Básicas, Universidad Técnica de Manabí.
Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0002-5759-9013>. Correo: yandri.guerrero@utm.edu.ec

Joe Gerald Guillen Garcia ⁴

⁴ Departamento Matemáticas y Estadística, Facultad de Ciencias Básicas, Universidad Técnica de Manabí.
Ecuador. ORCID: <https://orcid.org/0000-0003-3520-003X>. Correo: joe.guillen@utm.edu.ec

* Autor para correspondencia: rosalba.bravo@utm.edu.ec

Resumen

En el presente trabajo se modelan series de tiempo aplicando la metodología Box – Jenkins sobre los datos recolectados de una estación meteorológica para las variables tensión de vapor, termómetro seco, termómetro húmedo, punto de rocío y evaporación. Obteniendo como resultado se encontraron diversos ajustes de modelos autoregresivos y de promedios móviles en las distintas variables. Por ejemplo en la primera estación la tensión de vapor se ajustó a un modelo Autoregresivo con un retardo AR(1), la del termómetro seco se ajustó a un modelo Autoregresivo con un retardo de grado tres AR(3) y medias móviles con un retado de grado 5 MA(5) y la evaporación se ajustó a un modelo Autoregresivo con un retardo AR(1) y medias móviles con un retado de grado 5 MA(5).

Palabras clave: series de tiempo; metodología Box – Jenkins; estación meteorológica.

Abstract

In the present work, time series are modeled applying the Box - Jenkins methodology on the data collected from a weather station for the variables vapor pressure, dry thermometer, wet thermometer, dew point and evaporation. Obtaining as result several adjustments of autoregressive models and mobile averages in the different variables were found. For example, in the first station, the steam tension was adjusted to an Autoregressive model with a delay AR (1), that of the dry thermometer was adjusted to an Autoregressive model with a delay of grade 3 AR (3) and moving averages with a delay of grade 5 MA (5) and the evaporation was adjusted to an Autoregressive model with a delay AR (1) and moving averages with a challenge of grade 5 MA (5).

Keywords: time series; Box-Jenkins methodology; Weather Station.

Fecha de recibido: 02/02/2023

Fecha de aceptado: 06/04/2023

Fecha de publicado: 07/04/2023

Introducción

Los cambios climáticos han variado cada año debido al calentamiento global para ello se realiza un estudio de los fenómenos climatológicos que causan estos cambios en las temperaturas.

Es de interés ver el comportamiento del estudio de los fenómenos climatológicos, debido a que permite medir el impacto significativo que afectaría a la agricultura, la ganadería, la pesca, en la salud, los glaciares, los desiertos, y muchos otros sectores, ya que habría algunas pérdidas en lo que respecta en la parte económica y en la parte de la vida animal y humana.

En este sentido, los modelos de predicción de los fenómenos climatológicos nos permiten obtener estimaciones o pronósticos de los valores futuros que se obtendrán con la simulación del modelo usando con la información recopilada desde hace unos años atrás hasta la actualidad. Los modelos matemáticos se han utilizado para realizar predicciones para conocer la probabilidad de que ocurra cualquier evento o suceso, en este caso la predicción de las lluvias a una estimación de un tiempo futuro; pero esto no quiere decir que los modelos sean cien por ciento eficaces ya que siempre manejan un porcentaje o margen de error.

Hoy en día por la variación de las temperaturas la utilización de los modelos matemáticos para la predicción de comportamiento han sido de una gran ayuda ya que nos permite realizar un análisis de cuánto puede variar las temperaturas que se registran en el centro meteorológico.

Para la realización de este estudio se planteó el siguiente **objetivo general**: Modelar series de tiempo usando la metodología de BOX JENKINS que nos permita conocer y pronosticar el comportamiento de los cambios de temperatura que se registran en la ciudad de Santa Ana, Ecuador.

Y los siguientes **objetivos específicos**:

- Describir las temperaturas registradas en la estación meteorológica La Teodomira Santa Ana Manabí.
- Plantear un modelo estocástico que ajuste a la serie de tiempo de las variables medidas por la estación
- Pronosticar las temperaturas de los siguientes 10 años en la zona de influencia de la zona de servicio.

Materiales y métodos

Para alcanzar los objetivos del presente estudio se obtuvo los datos de una base meteorológica La Teodomira una latitud de $01^{\circ} 10' 24.3582$ S y longitud $80^{\circ} 23' 14.48$ W para hacer la comparación de los modelos ajustado de cada una de las ciudades. Se utilizó estadística descriptiva, específicamente tablas de frecuencia, medidas de tendencia central y medidas de dispersión con el fin de caracterizar las variables medidas por la estación.

Fases de la metodología de Box – Jenkins

La metodología se ejecuta en cuatro fases:

- **Primera fase** es identificar el modelo ARIMA que sigue la serie
 - Aplicar la transformación conviene para convertir la serie a una serie estacionaria.
 - Determinar el modelo ARIMA para la serie ya estacionaria.
- **Segunda fase** estimar los parámetros de los modelos AR y MA por máxima verosimilitud para obtener sus errores estándar y los residuos del modelo.
- **Tercera fase** comprobar que los residuos no tengan una estructura dependiente y son procesos de ruido blanco, si siguen presentando residuos estructurales se modifica el modelo hasta obtener uno adecuado; se repite la fase anterior.
- **Cuarta fase** obtener el modelo adecuado para realizar las predicciones.

Resultados y discusión

Lo que se debe realizar primero antes de realizar la metodología de Box-Jenkins se debe comprobar que las series de tiempo sea estacionaria ya que es un requisito o un supuesto necesario para la metodología. Para ello realizaremos la prueba de raíz unitaria Dickey-Fuller. El sistema de hipótesis es el siguiente:

H₀: la serie de tiempo tiene raíz unitaria, (no es estacionaria)

HA: la serie de tiempo no tiene raíz unitaria, (es estacionaria).

Ejecutamos la prueba de serie de tiempo con una diferencia (un retardo) observamos que la tabla 1 nos muestra que el estadístico Dickey-Fuller tiene un p-valor igual a 0.0000, el cual es menor a 0.01. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula es decirse rechaza la idea de no estacionariedad.

Tabla 1. Prueba de Dickey-Fuller para la estacionariedad de la variable termómetro seco.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-16.72920	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.438672	
5% level	-2.865103	
10% level	-2.568722	

Después que se verifica que es estacionaria se estudiara las funciones (FAC) y (FAP) que se muestran en correlograma de la Figura 1. Donde en el (FAC) se observa un patrón de pico altos que cortan abruptamente a partir de la primera diferencial o retardo y en el (FAP) hay un decrecimiento rápido de tipo exponencial y /o sinusoidal. Por lo tanto, la serie se ajusta a un modelo autoregresivo AR y un modelo de medias móviles MA y cabe señalar que las autocorrelaciones son significativas ya que sus p-valores son menor a 0.01.

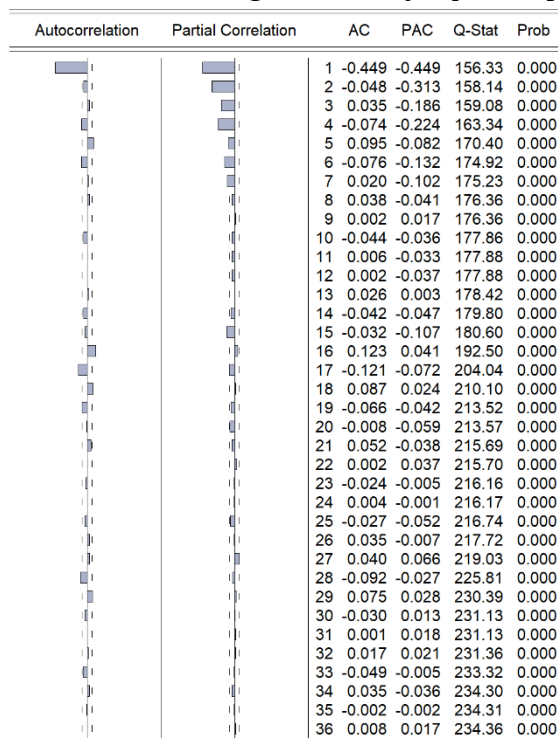


Figura 1. Correlograma de la variable tensión de vapor.

Estimación del modelo

Utilizando el método de mínimos cuadrados se estima el modelo AR y MA con la primera diferencia, se obtiene que, se obtiene que $AR(1) = 0.997344$ y $MA(1) = 0.106703$, el cual es significativo con un p-valor menor a 0,01.

Tabla 1. Significación del coeficiente del modelo AR MA.

Variable	Coeficiente		t-Statistic	Prob.
	t	Std. Error		
AR(1)	0.997344	0.002625	379.9597	0.0000
MA(5)	0.106703	0.036457	2.926813	0.0035
SIGMASQ	3.158840	0.112855	27.99022	0.0000

En esta sección estudiaremos los residuos para analizar la bondad de ajuste del modelo. En la figura 2 del correlograma de los residuos se observa que los mismos están dentro de los límites, es decir son cercanos a 0. Por otro lado, observando la figura 3 los residuos muestran un comportamiento acampanado con una pequeña asimetría hacia la derecha.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 0.041	0.041	1.2832	
		2 -0.026	-0.028	1.8092	
		3 -0.003	-0.001	1.8166	0.178
		4 -0.050	-0.051	3.7569	0.153
		5 0.049	0.053	5.6263	0.131
		6 -0.041	-0.048	6.9326	0.139
		7 0.021	0.028	7.2757	0.201
		8 0.044	0.037	8.8164	0.184
		9 -0.005	-0.002	8.8389	0.264
		10 -0.062	-0.068	11.894	0.156
		11 -0.036	-0.023	12.887	0.168
		12 -0.021	-0.023	13.239	0.211
		13 -0.016	-0.018	13.437	0.266
		14 -0.059	-0.063	16.147	0.185
		15 -0.021	-0.016	16.513	0.223
		16 0.075	0.068	20.977	0.102
		17 -0.063	-0.071	24.104	0.063
		18 0.028	0.040	24.736	0.075
		19 -0.048	-0.051	26.563	0.065
		20 -0.000	0.010	26.563	0.088
		21 0.060	0.041	29.410	0.060
		22 0.029	0.045	30.073	0.069
		23 -0.009	-0.032	30.145	0.089
		24 0.001	0.002	30.145	0.115
		25 0.004	0.000	30.157	0.145
		26 0.057	0.063	32.763	0.109
		27 0.045	0.036	34.424	0.099
		28 -0.043	-0.045	35.931	0.093
		29 0.045	0.041	37.579	0.085
		30 -0.010	-0.010	37.664	0.105
		31 -0.009	-0.003	37.728	0.128
		32 -0.008	-0.012	37.781	0.155
		33 -0.038	-0.021	38.952	0.154
		34 0.023	0.000	39.391	0.173
		35 0.017	0.039	39.632	0.198
		36 0.016	0.018	39.829	0.227

Figura 2. Correlograma de residuos.

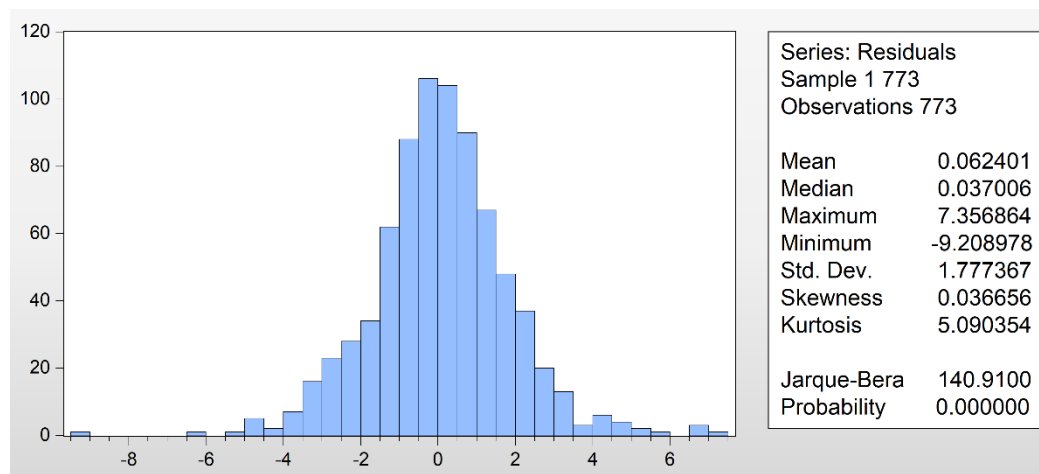


Figura 3. Distribución normal del modelo.

Por último en la figura 4 se observa que el modelo se ajusta a la serie de tiempo esto se observa en el ajuste (línea de color verde), el cual reproduce a los datos observados (línea de color rojo)

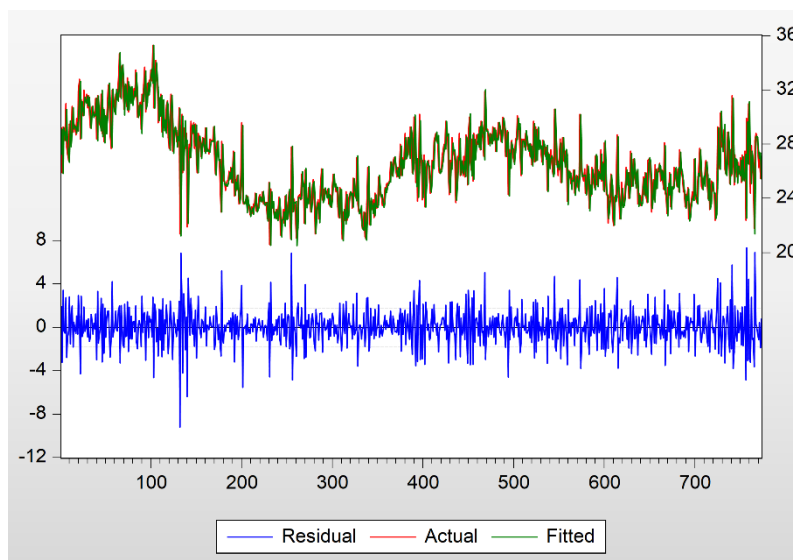


Figura 4. Gráfico de residuos de ajuste del modelo.

Termómetro seco

Prueba de estacionariedad

Lo primero que se debe hacer antes de realizar la metodología de Box-Jenkins es comprobar que las series de tiempo es estacionaria ya que es un requisito o un supuesto necesario para la metodología. Para ello realizaremos la prueba de raíz unitaria Dickey-Fuller. El sistema de hipótesis es el siguiente:

H₀: la serie de tiempo tiene raíz unitaria, (no es estacionaria)

vs

H_A: la serie de tiempo no tiene raíz unitaria, (es estacionaria)

Ejecutamos la prueba de serie de tiempo que se observa en la tabla 3 nos muestra que el estadístico Dickey-Fuller tiene un p-valor igual a 0.0000, el cual es menor a 0.01. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula es decirse rechaza la idea de no estacionariedad.

Tabla 3: Prueba de Dickey-Fuller para la estacionariedad.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-8.060546	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.438638	
5% level	-2.865088	
10% level	-2.568715	

Después de verificar la estacionariedad estudiaremos las Funciones de Autocorrelación Simple (FAC) y Funciones de Autocorrelación Parcial (FAP) mostradas en correlograma de la figura 6. En el (FAC) se muestra un deceso o decrecimiento rápido de tipo geométrico puro con alteraciones de signos o sinusoidal o una combinación de ambos tipos y en el (FAP) hay un patrón de picos grandes que corta abruptamente. Por lo tanto, la serie se ajusta a un modelo autoregresivo AR y cabe señalar que las autocorrelaciones son significativas ya que sus p-valores son menor a 0.01.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.227	0.227	40.026 0.000
		2	0.217	0.175	76.783 0.000
		3	0.164	0.091	97.818 0.000
		4	0.198	0.126	128.48 0.000
		5	0.189	0.101	156.38 0.000
		6	0.133	0.026	170.14 0.000
		7	0.158	0.067	189.72 0.000
		8	0.131	0.034	203.26 0.000
		9	0.174	0.081	227.04 0.000
		10	0.118	0.012	237.88 0.000
		11	0.170	0.078	260.67 0.000
		12	0.124	0.018	272.86 0.000
		13	0.149	0.046	290.29 0.000
		14	0.076	-0.037	294.83 0.000
		15	0.125	0.039	307.27 0.000
		16	0.155	0.067	326.38 0.000
		17	0.114	0.010	336.65 0.000
		18	0.112	0.010	346.53 0.000
		19	0.156	0.078	365.75 0.000
		20	0.100	-0.023	373.66 0.000
		21	0.174	0.089	397.74 0.000
		22	0.144	0.036	414.24 0.000
		23	0.125	0.012	426.72 0.000
		24	0.129	0.018	440.11 0.000
		25	0.133	0.033	454.33 0.000
		26	0.167	0.055	476.60 0.000
		27	0.067	-0.056	480.26 0.000
		28	0.093	-0.018	487.25 0.000
		29	0.083	-0.003	492.86 0.000
		30	0.107	0.007	502.07 0.000
		31	0.048	-0.048	503.91 0.000
		32	0.077	-0.005	508.66 0.000
		33	0.041	-0.034	510.05 0.000
		34	0.086	0.014	516.07 0.000
		35	0.053	-0.023	518.31 0.000
		36	0.059	0.008	521.14 0.000

Figura 6. Correlograma de la variable.

Estimación del modelo

Usando el método de mínimos cuadrados se estima el modelo AR con la primera diferencia, se obtiene que $AR(2) = 0.217641$, el cual es significativo con un p-valor menor a 0,01.

Tabla 4. Usando el método de mínimos cuadrados.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
C	29.49368	0.088746	332.3370	0.0000
AR(2)	0.217641	0.034485	6.311175	0.0000
SIGMASQ	3.656834	0.194618	18.78980	0.0000

En esta sección estudiaremos los residuos para analizar la bondad de ajuste del modelo. En la figura 7 del correlograma de los residuos se observa que los mismos están dentro de los límites, es decir son cercanos a 0. Por otro lado, observando la figura 8 los residuos cumplen con la condición de normalidad. Además, el estadístico Jarque-Bera no rechaza la hipótesis de p-valor mayor a 0.01

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.160	0.160	19.942
		2	-0.034	-0.062	20.862
		3	0.086	0.105	26.584
		4	0.138	0.108	41.455
		5	0.134	0.109	55.526
		6	0.070	0.041	59.385
		7	0.091	0.073	65.882
		8	0.087	0.040	71.850
		9	0.117	0.080	82.498
		10	0.071	0.017	86.465
		11	0.114	0.085	96.627
		12	0.093	0.030	103.39
		13	0.096	0.056	110.70
		14	0.020	-0.045	111.01
		15	0.078	0.049	115.77
		16	0.128	0.055	128.78
		17	0.060	0.003	131.67
		18	0.064	0.027	134.94
		19	0.106	0.060	143.80
		20	0.052	-0.024	145.92
		21	0.127	0.099	158.79
		22	0.106	0.027	167.69
		23	0.068	0.026	171.33
		24	0.071	0.012	175.39
		25	0.103	0.051	183.85
		26	0.132	0.061	197.89
		27	0.025	-0.045	198.38
		28	0.040	-0.006	199.68
		29	0.066	-0.002	203.17
		30	0.079	0.007	208.18
		31	0.024	-0.041	208.65
		32	0.040	-0.007	209.97
		33	0.023	-0.038	210.38
		34	0.064	0.011	213.70
		35	0.030	-0.033	214.43
		36	0.026	0.005	214.98

Figura 7. Correlograma de residuos.

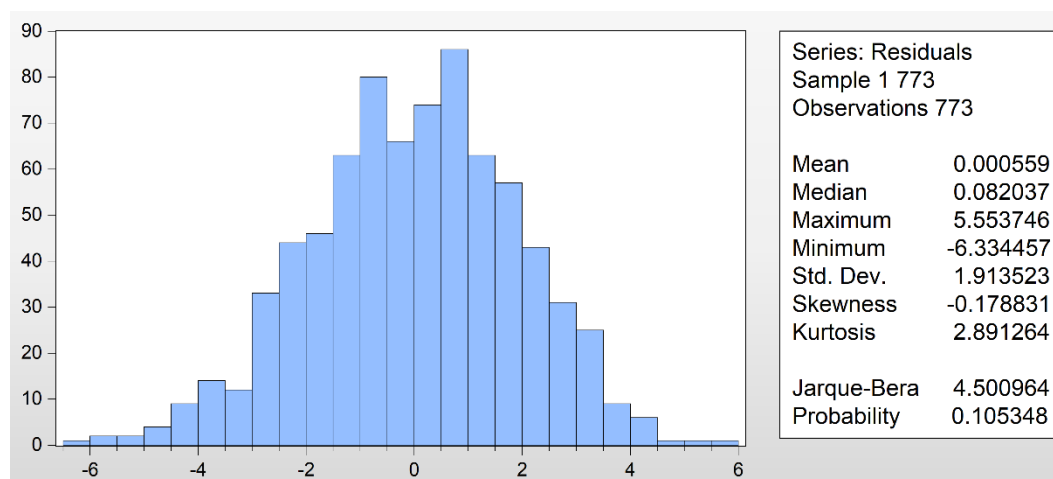


Figura 8: Distribución normal del modelo.

En la figura se observa que el modelo se ajusta a la serie de tiempo esto se observa en el ajuste (línea de color verde), el cual reproduce a los datos observados (línea de color rojo).

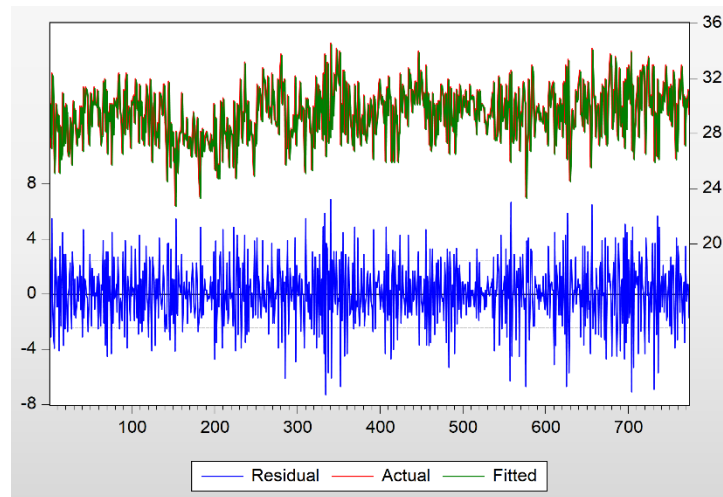


Figura 9: Gráfico de residuos de ajuste del modelo.

Termómetro húmedo

Prueba de estacionariedad

Lo que se debe realizar primero antes de realizar la metodología de Box-Jenkins se debe comprobar que las series de tiempo sea estacionaria ya que es un requisito o un supuesto necesario para la metodología. Para ello realizaremos la prueba de raíz unitaria Dickey-Fuller. El sistema de hipótesis es el siguiente:

H_0 : la serie de tiempo tiene raíz unitaria, (no es estacionaria)

H_A : la serie de tiempo no tiene raíz unitaria, (es estacionaria)

Ejecutamos la prueba de serie de tiempo con una diferencia (un retardo) observamos que la tabla 5 nos muestra que el estadístico Dickey-Fuller tiene un p-valor igual a 0.0000, el cual es menor a 0.01. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula es decirse rechaza la idea de no estacionariedad.

Tabla 5: Prueba de Dickey-Fuller para la estacionariedad de la variable termómetro húmedo.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-17.37270	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.438672	
5% level	-2.865103	
10% level	-2.568722	

Luego de verificar la estacionariedad estudiaremos las Funciones de Autocorrelación Simple (FAC) y Funciones de Autocorrelación Parcial (FAP) mostradas en correlograma de la figura 10. En el (FAC) se puede

observar un patrón pico grande que corta abruptamente a partir de la primera diferencia o retardo y en el (FAP) hay un descenso o decrecimiento rápido de tipo exponencial y /o sinusoidal. Por lo tanto, la serie se ajusta a un modelo autoregresivo AR y un modelo de medias móviles MA y cabe señalar que las autocorrelaciones son significativas ya que sus p-valores son menor a 0.01.

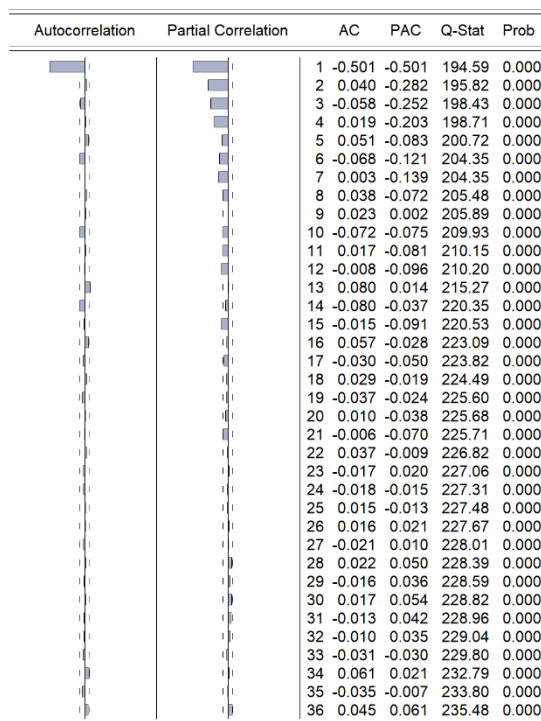


Figura 10: Correlograma de la variable Termómetro húmedo

Usando el método de mínimos cuadrados se estima el modelo AR y MA respectivamente con la primera diferencia, se obtiene que $AR(1) = 0.999990$ y $MA(1) = -0.859753$, el cual es significativo con un p-valor menor a 0,01.

Tabla 5. Significación del coeficiente del modelo.

Variable	Coeficien			
	t	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999990	0.000300	3330.226	0.0000
MA(1)	-0.859753	0.019689	-43.66660	0.0000
SIGMASQ	0.600457	0.016069	37.36632	0.0000

En esta sección estudiaremos los residuos para analizar la bondad de ajuste del modelo. En la figura 43 del correlograma de los residuos se observa que los mismos están dentro de los límites, es decir son cercanos a 0. Por otro lado, observando la figura 11 los residuos cumplen con un comportamiento acampanado con una pequeña asimetría hacia la izquierda. Además, el estadístico Jarque-Bera no rechaza la hipótesis de p-valor mayor a 0.01.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.011	0.011	0.0961
		2	0.030	0.030	0.7838
		3	-0.036	-0.037	1.8025 0.179
		4	0.012	0.012	1.9081 0.385
		5	0.025	0.027	2.4058 0.493
		6	-0.063	-0.066	5.5182 0.238
		7	-0.014	-0.013	5.6642 0.340
		8	0.028	0.034	6.2801 0.393
		9	-0.004	-0.010	6.2953 0.506
		10	-0.084	-0.086	11.791 0.161
		11	-0.023	-0.014	12.198 0.202
		12	0.007	0.009	12.241 0.269
		13	0.049	0.040	14.117 0.227
		14	-0.065	-0.064	17.492 0.132
		15	-0.020	-0.016	17.814 0.165
		16	0.050	0.049	19.797 0.137
		17	0.012	0.002	19.919 0.175
		18	0.029	0.027	20.565 0.196
		19	-0.007	0.005	20.608 0.244
		20	0.028	0.013	21.237 0.268
		21	0.042	0.031	22.616 0.255
		22	0.074	0.083	26.946 0.137
		23	0.031	0.038	27.707 0.149
		24	0.023	0.011	28.141 0.171
		25	0.052	0.050	30.286 0.141
		26	0.051	0.059	32.340 0.119
		27	0.022	0.031	32.713 0.138
		28	0.033	0.044	33.595 0.146
		29	0.001	0.002	33.595 0.178
		30	0.002	0.007	33.597 0.214
		31	-0.034	-0.021	34.525 0.221
		32	-0.041	-0.020	35.904 0.211
		33	-0.027	-0.019	36.493 0.229
		34	0.044	0.047	38.065 0.213
		35	-0.005	-0.001	38.086 0.249
		36	0.015	0.026	38.281 0.281

Figura 11. Correlograma de residuos.

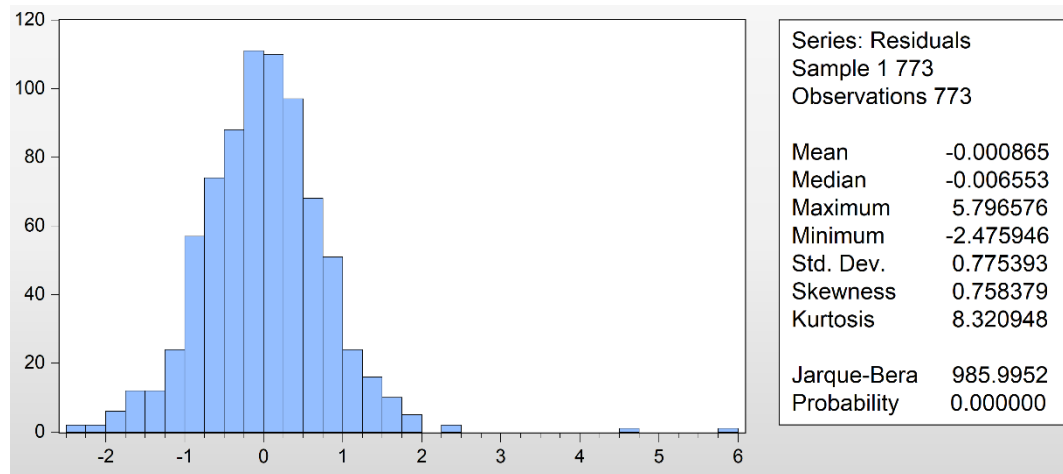


Figura 1. Distribución normal del modelo.

Por último en la figura 13 se observa que el modelo se ajusta a la serie de tiempo esto se observa en el ajuste (línea de color verde), el cual reproduce a los datos observados (línea de color rojo).

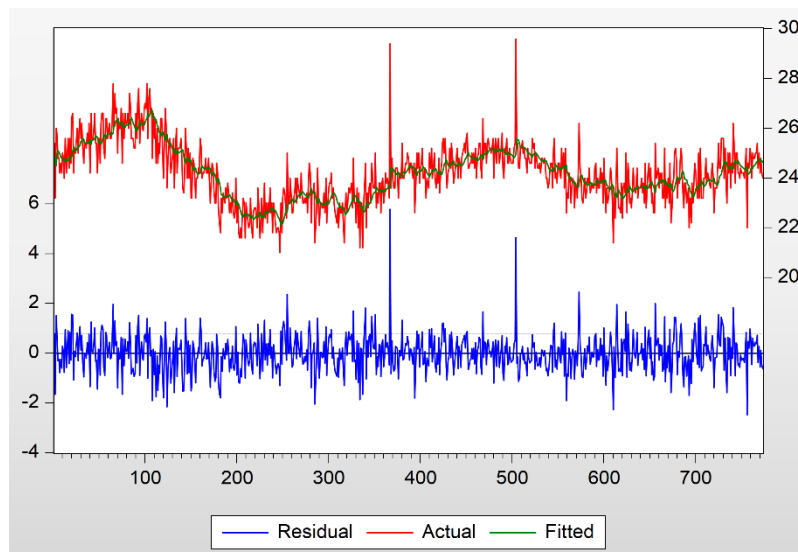


Figura 13: Gráfico de residuos de ajuste del modelo.

Punto de rocío

Prueba de estacionariedad

Lo que se debe realizar primero antes de realizar la metodología de Box-Jenkins se debe comprobar que las series de tiempo sea estacionaria ya que es un requisito o un supuesto necesario para la metodología. Para ello realizaremos la prueba de raíz unitaria Dickey-Fuller. El sistema de hipótesis es el siguiente:

Ho: la serie de tiempo tiene raíz unitaria, (no es estacionaria)

HA: la serie de tiempo no tiene raíz unitaria, (es estacionaria)

Ejecutamos la prueba de serie de tiempo con una diferencia (un retardo) observamos que la tabla 6 nos muestra que el estadístico Dickey-Fuller tiene un p-valor igual a 0.0000, el cual es menor a 0.01. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula es decirse rechaza la idea de no estacionariedad.

Tabla 6: Prueba de Dickey-Fuller para la estacionariedad de la variable punto de rocío.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-17.53373	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.438672	
5% level	-2.865103	
10% level	-2.568722	

Luego de verificar la estacionariedad estudiaremos las Funciones de Autocorrelación Simple (FAC) y Funciones de Autocorrelación Parcial (FAP) mostradas en correlograma de la figura 14. En el (FAC) se puede observar un patrón pico grande que corta abruptamente a partir de la primera diferencia o retardo y en el (FAP) hay un descenso o decrecimiento rápido de tipo exponencial y /o sinusoidal. Por lo tanto, la serie se ajusta a un modelo autoregresivo AR y un modelo de medias móviles MA y cabe señalar que las autocorrelaciones son significativas ya que sus p-valores son menor a 0.01.

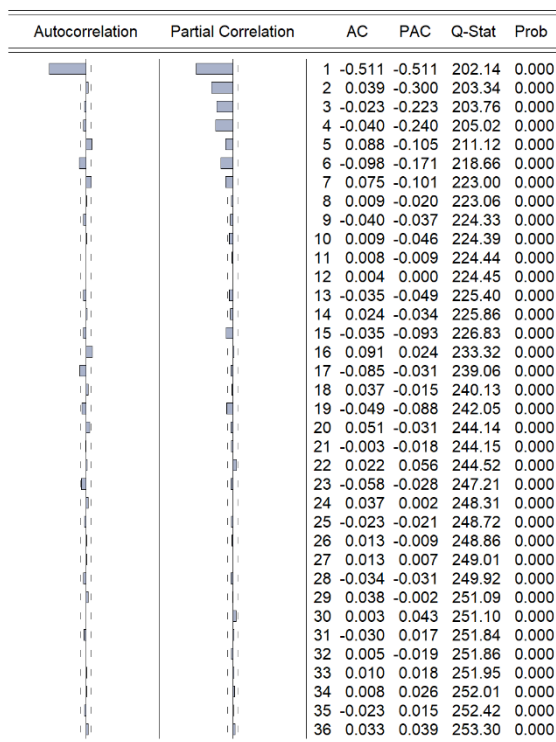


Figura 14: Correlograma de la variable punto de rocío.

Estimación del modelo

Usando el método de mínimos cuadrados se estima el modelo AR y MA con la primera diferencia, se obtiene que $AR(1) = 0.999970$ y $MA(1) = -0.842889$, el cual es significativo con un p-valor menor a 0,01.

Tabla 7: Significación del coeficiente del modelo.

Variable	Coeficiente			
	t	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999970	0.000452	2210.178	0.0000
MA(1)	-0.842889	0.017722	-47.56209	0.0000
SIGMASQ	1.273213	0.024438	52.09865	0.0000

En esta sección estudiaremos los residuos para analizar la bondad de ajuste del modelo. En la figura 15 del correlograma de los residuos se observa que los mismos están dentro de los límites, es decir son cercanos a 0. Por otro lado, observando la figura 16 los residuos tiene un comportamiento acampanado con una pequeña asimetría hacia la izquierda.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1 -0.019	-0.019	0.2872	
		2 0.019	0.019	0.5821	
		3 -0.025	-0.024	1.0581	0.304
		4 -0.023	-0.025	1.4861	0.476
		5 0.063	0.063	4.5751	0.206
		6 -0.034	-0.032	5.4911	0.241
		7 0.073	0.069	9.6978	0.084
		8 0.029	0.036	10.362	0.110
		9 -0.031	-0.032	11.123	0.133
		10 -0.012	-0.016	11.244	0.188
		11 -0.011	-0.001	11.335	0.253
		12 -0.026	-0.036	11.852	0.295
		13 -0.053	-0.056	14.053	0.230
		14 -0.007	-0.007	14.090	0.295
		15 -0.010	-0.016	14.172	0.362
		16 0.058	0.058	16.794	0.267
		17 -0.058	-0.051	19.458	0.194
		18 -0.003	-0.002	19.467	0.245
		19 -0.022	-0.016	19.838	0.283
		20 0.059	0.070	22.638	0.205
		21 0.034	0.029	23.540	0.214
		22 0.020	0.026	23.846	0.249
		23 -0.042	-0.054	25.229	0.237
		24 0.017	0.023	25.452	0.276
		25 -0.000	-0.001	25.452	0.327
		26 0.028	0.024	26.066	0.350
		27 0.030	0.018	26.781	0.367
		28 0.005	0.004	26.801	0.420
		29 0.049	0.047	28.747	0.373
		30 0.017	0.027	28.987	0.413
		31 -0.021	-0.022	29.344	0.447
		32 0.004	-0.003	29.358	0.499
		33 0.021	0.039	29.705	0.533
		34 0.014	0.006	29.860	0.575
		35 -0.010	-0.007	29.938	0.620
		36 0.013	-0.001	30.079	0.660

Figura 2: Correlograma de residuos.

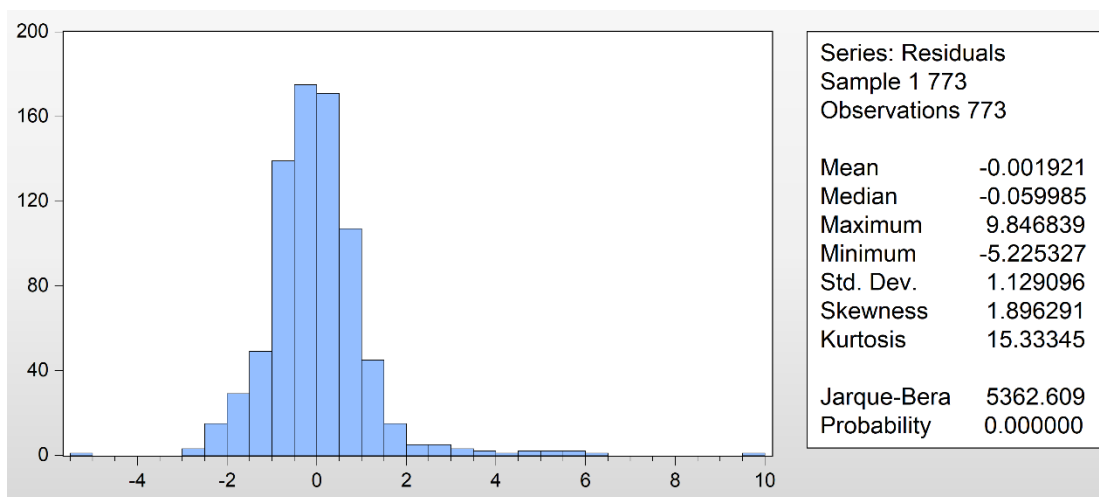


Figura 16: Distribución normal del modelo.

En la figura 17 se observa que el modelo se ajusta a la serie de tiempo esto se observa en el ajuste (línea de color verde), el cual reproduce a los datos observados (línea de color rojo).

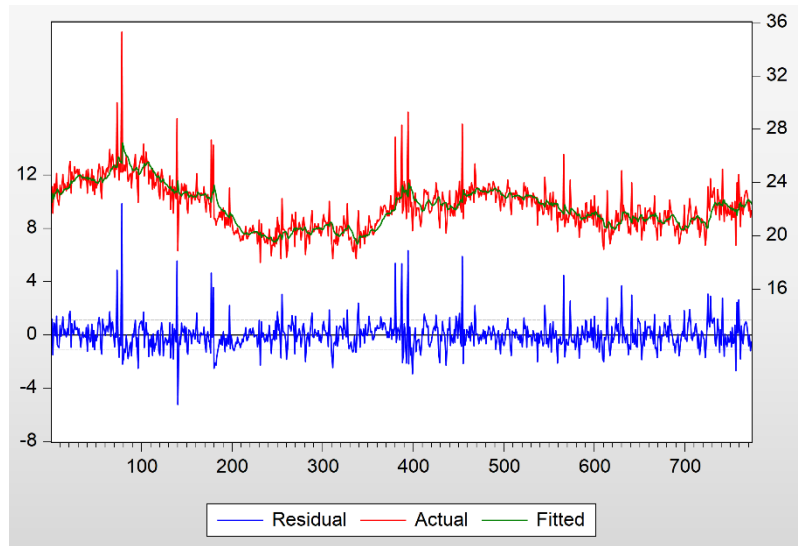


Figura 17: Gráfico de residuos de ajuste del modelo.

Evaporación

Prueba de estacionariedad

Lo que se debe realizar primero antes de realizar la metodología de Box-Jenkins se debe comprobar que las series de tiempo sea estacionaria ya que es un requisito o un supuesto necesario para la metodología. Para ello realizaremos la prueba de raíz unitaria Dickey-Fuller. El sistema de hipótesis es el siguiente:

H_0 : la serie de tiempo tiene raíz unitaria, (no es estacionaria)

H_A : la serie de tiempo no tiene raíz unitaria, (es estacionaria)

Ejecutamos la prueba de serie de tiempo con una diferencia (un retardo) observamos que la tabla 8 nos muestra que el estadístico Dickey-Fuller tiene un p-valor igual a 0.0000, el cual es menor a 0.01. Por lo tanto, se rechaza la hipótesis nula es decirse rechaza la idea de no estacionariedad.

Tabla 8: Prueba de Dickey-Fuller para la estacionariedad de la variable evaporación.

	t-Statistic	Prob.*
Augmented Dickey-Fuller test statistic	-15.05896	0.0000
Test critical values: 1% level	-3.438705	
5% level	-2.865118	
10% level	-2.568730	

Después de verificar la estacionariedad estudiaremos las Funciones de Autocorrelación Simple (FAC) y Funciones de Autocorrelación Parcial (FAP) mostradas en correlograma de la figura 18. En el (FAC) se puede observar un patrón pico grande que corta abruptamente a partir de la primera diferencia o retardo y en el (FAP) hay un descenso o decrecimiento rápido de tipo exponencial y /o sinusoidal. Por lo tanto, la serie se ajusta a un modelo autoregresivo AR y un modelo de medias móviles MA y cabe señalar que las autocorrelaciones son significativas ya que sus p-valores son menor a 0.01.

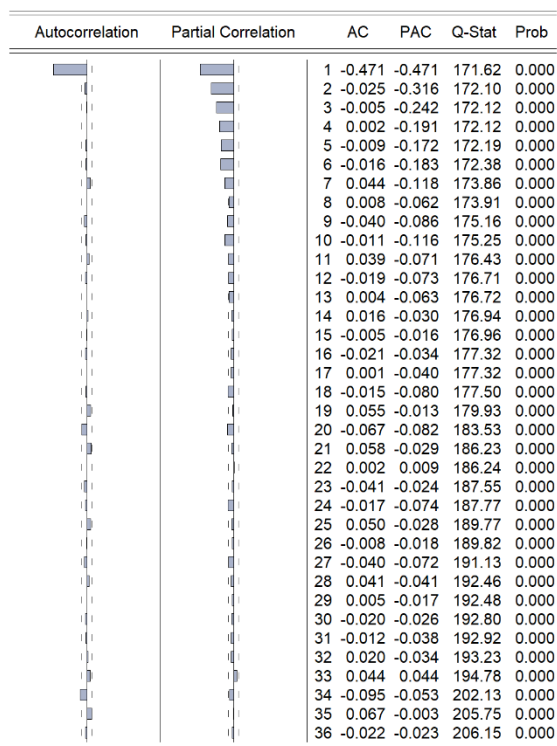


Figura 18: Correlograma de la variable evaporación.

Estimación del modelo

Empleando el método de mínimos cuadrados se estima el modelo MA(1) con la primera diferencia, se obtiene que $AR(1) = 0.999799$ y $MA(1) = -0.961212$, el cual es significativo con un p-valor menor a 0,01.

Tabla 9: Significación del coeficiente del modelo.

Variable	Coefficient	Std. Error	t-Statistic	Prob.
AR(1)	0.999799	0.000337	2962.937	0.0000
MA(1)	-0.961212	0.011207	-85.77209	0.0000
SIGMASQ	0.163197	0.002800	58.27958	0.0000

En esta sección estudiaremos los residuos para analizar la bondad de ajuste del modelo. En la figura 19 del correlograma de los residuos se observa que los mismos están dentro de los límites, es decir son cercanos a 0. Por otro lado, observando la figura 20 que los residuos muestran un comportamiento acampanado con una asimetría hacia la izquierda.

Autocorrelation	Partial Correlation	AC	PAC	Q-Stat	Prob
		1	0.052	0.052	2.0708
		2	-0.004	-0.007	2.0847
		3	-0.010	-0.009	2.1562
		4	-0.007	-0.006	2.1958
		5	-0.009	-0.008	2.2579
		6	0.007	0.007	2.2913
		7	0.052	0.051	4.3780
		8	0.014	0.009	4.5354
		9	-0.036	-0.036	5.5300
		10	-0.011	-0.007	5.6281
		11	0.039	0.041	6.8459
		12	0.004	0.001	6.8610
		13	0.012	0.011	6.9722
		14	0.014	0.011	7.1352
		15	-0.020	-0.022	7.4542
		16	-0.044	-0.037	8.9675
		17	-0.027	-0.021	9.5258
		18	-0.011	-0.014	9.6233
		19	0.034	0.032	10.524
		20	-0.027	-0.031	11.118
		21	0.040	0.042	12.396
		22	-0.007	-0.010	12.438
		23	-0.055	-0.049	14.881
		24	-0.027	-0.020	15.484
		25	0.032	0.032	16.291
		26	-0.003	-0.010	16.297
		27	-0.023	-0.020	16.715
		28	0.037	0.040	17.797
		29	0.015	0.013	17.986
		30	-0.013	-0.009	18.125
		31	-0.004	0.002	18.139
		32	0.027	0.016	18.720
		33	0.022	0.015	19.095
		34	-0.068	-0.064	22.854
		35	0.025	0.032	23.360
		36	-0.010	-0.017	23.446

Figura 193: Correlograma de residuos.

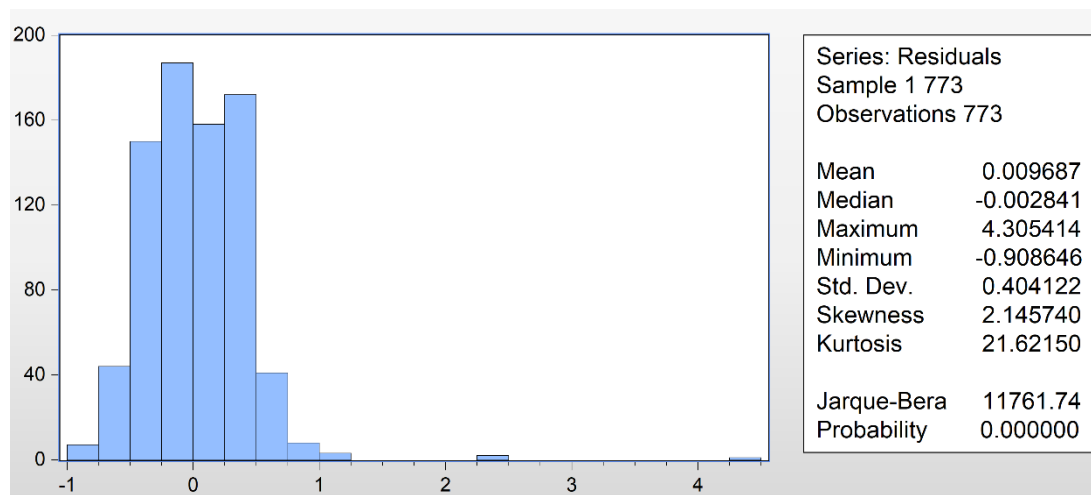


Figura 20: Distribución normal del modelo

Como se muestra la figura 21 se observa que el modelo se ajusta a la serie de tiempo esto se observa en el ajuste (línea de color verde), el cual reproduce a los datos observados (línea de color rojo).

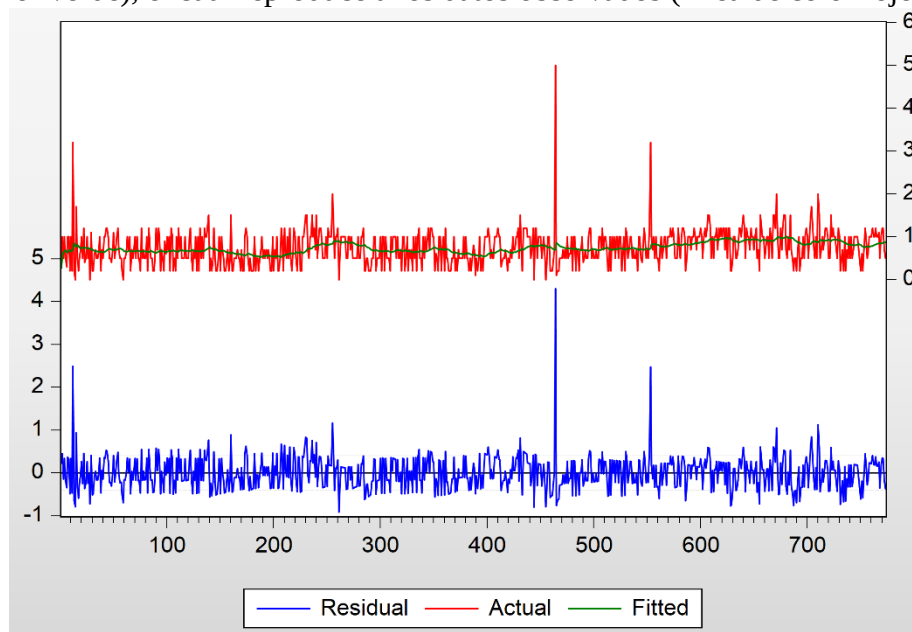


Figura 21: Gráfico de residuos de ajuste del modelo

Conclusiones

Lo más importante de resaltar es que las mismas variables en las distintas estaciones se modelan de forma diferente. A pesar de ser estaciones relativamente cercanas con climas similares, muestran modelos de

ajustes diferentes. El motivo de esto puede ser la condición ruralidad, ya que, la estación La Teodomira se encuentra en netamente en una zona rural de la provincia de Manabí. Este pequeño aspecto puede ser causada en la diferencia de los modelos de la misma variable motivado a factores como la contaminación y el calentamiento generado por la misa dinámica de la ciudad. A continuación, se presente un resume de las diferencias de los modelos de las dos estaciones para las distintas variables.

- Tensión de vapor: AR(1), La Teodomira AR(1) y MA(1)
- Termómetro seco: AR(3) y MA(5), La Teodomira AR(1)
- Termómetro húmedo: AR(1) y MA(2), La Teodomira AR(1) y MA(1)
- Punto de rocío: AR(1), La Teodomira AR(1) y MA(1)
- Evaporación: AR(1) y MA(5), La Teodomira AR(1) y MA(1)

Recomendaciones

Se recomienda para futuras investigaciones el estudio o caracterización de los factores que afecta las variables de estudio de las estaciones climatológicas, con el fin de corroborar si factores como la contaminación y la ruralidad influye en comportamiento de variables climatológicas en un mismo clima con condiciones de ruralidad diferentes.

Referencias

- Box, G., Jenkins, G., 1976. Time Series Analysis, Forecasting, and Control. Holden Day, San Francisco.
- Dickey, D.A., Fuller, W.A., 1979. Distribution of the estimates for autoregressive time series with a unit root. J. Am. Stat. Assoc. 74, 427–431 (June).
- Dickey, D.A., Fuller, W.A., 1981. Likelihood ratio statistics for autoregressive time series with a unit root. Econometrica 49, 1063.
- De la Fuente Fernández, S. (2016). MODELO ARIMA. Obtenido de <http://www.estadistica.net/ECONOMETRIA/SERIES-TEMPORALES/modelo-arima.pdf>
- Guzman B, V. (s.f.). Obtenido de http://www.academia.edu/11102222/Tensi%C3%B3n_de_vapor
- INAMHI. (2016). INAMHI. Obtenido de <http://www.serviciometeorologico.gob.ec/la-institucion/>
- Instituto Nacional de Investigación Agropecuaria. (s.f.). Obtenido de <http://www.inia.uy/gras/Clima/Estaciones-agroclim%C3%A1ticas-INIA/Ubicaci%C3%B3n-e-informaci%C3%B3n/descripci%C3%B3n-estaciones-e-instrumentos>
- Lorentzen, T. (2012). Statistical analysis of temperature data sampled at Station-M in the. Obtenido de <http://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0924796313002042>
- México, U. A. (22 de 01 de 2012). Obtenido de http://www.seduca2.uaemex.mx/ckfinder/uploads/files/u3tema_3_series_de_t.pdf

- Novales, A. (2015). Series temporales. Estacionariedad, raíces. Obtenido de <https://www.ucm.es/data/cont/media/www/pag-41459/Series%20temporales.pdf>
- Patiño Jiménez, L. Á., & Silva Salcedo, D. F. (2016). Análisis de Series de Tiempo. Obtenido de https://campusvirtual.univalle.edu.co/moodle/pluginfile.php/1006795/mod_resource/content/1/Exposici%C3%B3n%209%20An%C3%A1lisis%20de%20Series%20de%20Tiempo.pdf
- Peñañiel, V., & Andrade, M. (2013). Análisis Estocástico Sobre Registros de Temperatura. Revista Boliviana de Física , 8 - 15. Obtenido de http://www.scielo.org.bo/scielo.php?script=sci_arttext&pid=S1562-38232013000200002
- Vermorel, J. (2012). Definición de series de tiempo. Obtenido de Pronóstico de series de tiempo: <https://www.lokad.com/es/que-es-el-pronostico-de-series-de-tiempo>