

Universidad del Valle de Guatemala
Computación Científica para Ciencia e Ingeniería
Ing. Antonio Medrano
Proyecto final

**ANÁLISIS Y PRONÓSTICO DE LOS PRECIOS
DE LA ENERGÍA ELÉCTRICA EN GUATEMALA**

Elisa Samayoa - 20710
Oscar Méndez - 20402
Jeyner Arango - 201106

Guatemala, 25 de noviembre de 2022.

Tabla de Contenido

Introducción	3
Breve descripción del problema	4
Desarrollo del modelo	5
Resultados obtenidos y análisis	6
Conclusiones	8
Referencias	9
Anexos	10

Introducción

En 1996, el Gobierno de la República de Guatemala puso en marcha el ordenamiento de la industria eléctrica del país, emitiendo la Ley General de Electricidad, y su reglamento. En el artículo 44 de la Ley se crea el Administrador del Mercado Mayorista (AMM), una entidad privada, sin fines de lucro cuya misión es operar el sistema eléctrico nacional y administrar el MM de electricidad, manteniendo la continuidad y seguridad de la electricidad del país. Vigila que se pueda cumplir con la demanda de energía del país, ayudando a la expansión de la generación, transmisión y distribución del sistema y de las operaciones de mercado nacional, buscando la eficiencia económica, con transparencia, Independencia de acuerdo con lo establecido en la Ley.

Durante las reuniones llevadas a cabo en España en 1987 los gobiernos centroamericanos pensaron en la creación de un mercado de energía regional con el fin de mejorar la competitividad de la región centroamericana. Estudios realizados en 1995 mostraron que era una buena idea tener un mercado eléctrico regional para las personas de Centroamérica. El tener un mercado centroamericano podía bajar los costos de la electricidad, aumentar la estabilidad de la red, dar mayor seguridad a la generación eléctrica y atraer inversión. Decidieron que este mercado fuera un mercado diferente de los mercados de electricidad nacionales.

El mercado de energía es dónde los generadores salen a vender energía que producen o bien compran de otros generadores para revender a un consumidor. La energía producida por un generador que no es vendida mediante contratos privados (conocido como el mercado a término) es vendida en el mercado de oportunidad. La energía vendida en el mercado de oportunidad es vendida al precio de Oportunidad de la Energía (POE).

El POE es definido en la Norma de Coordinación comercial 4 (NCC-4) como “el valor del Costo Marginal de Corto Plazo de la Energía en cada hora, definido como el costo en que incurre el Sistema Eléctrico para suministrar un kilovatio-hora (kWh) adicional de energía a un determinado nivel de demanda de potencia y considerando el parque de generación y transmisión efectivamente disponible. El Costo Marginal de Corto Plazo corresponde al máximo costo variable de las unidades generadoras, en el Nodo de Referencia, que fueron convocadas por el Despacho Económico y resultaron operando en función de su costo variable de acuerdo con el resultado del programa diario, respetando los requerimientos de servicios complementarios.

El POE es un valor calculado de forma horaria, es decir, 8760 veces al año. Los valores horarios de la energía reflejan el costo de producción del último megavatio despachado en condiciones económicas para abastecer el consumo. El POE está determinado por la última unidad que tuvo que entrar a generar para cubrir la demanda del país. El orden de entrada para generar está sujeto al costo declarado de operación y ordenado de la más barata, que entra a generar primero, hasta la última y por ende la más cara disponible

Breve descripción del problema

El precio de oportunidad de la energía (POE) como se mencionó anteriormente es un valor que varía hora a hora, día a día. Por su naturaleza dinámica, es difícil determinar con un nivel de certeza aceptable los precios futuros. Los valores en tiempo real a su vez no son posibles de calcular adecuadamente por una serie de circunstancias propias de la estructura del mercado. Los valores del día anterior son publicados al día siguiente a las 2 de la tarde en el informe posdespacho diario.

Con la creación del Mercado Eléctrico Regional (MER) se abrió un mercado nuevo para la importación y exportación de energía. Sin embargo, las transacciones deben ser declaradas un día previo a su despacho para poder coordinar su entrega en el MER. Para poder determinar adecuadamente la rentabilidad de estas transacciones, es vital poder tener un buen grado de certeza respecto a los precios futuros de la energía con el objetivo de maximizar la utilidad.

En el largo plazo, es necesario proyectar los precios basados en fenómenos tan variados como los niveles de humedad y precipitación, inventarios existentes de combustible, precios del carbón y búnker internacionales y velocidades del viento e irradiación solar. Todas las variables mencionadas anteriormente se mueven constantemente por lo que los precios a mediano y largo plazo son sumamente difíciles de proyectar. Sin embargo, los precios más recientes por ejemplo de los últimos 7-10 días sirven de una guía bastante buena para proyectar los precios en el corto plazo, es decir para el día siguiente.

Por lo anterior, de tener un buen modelo de proyección de corto plazo se convierte en un herramienta muy útil para lograr maximizar las utilidades de las transacciones internacionales y contribuir a disminuir los precios internacionales a nivel regional lo cual fue la razón original de la creación del MER.

Desarrollo del modelo

Para la resolución del problema, decidimos utilizar modelos de predicción para series de tiempo, donde se obtendrán resultados del precio de energía para las siguientes 24 horas. Los modelos que se se utilizarán para realizar las proyecciones son:

- Modelo Exponencial
- Modelo ARIMA
- Modelo Holt-Winters

Para entrenar los modelos se utilizarán los valores de precio de cada hora del día, en los últimos 10 días, por lo que en total la serie de tiempo consistirá en 240 puntos de precios.

Para extraer los precios de energía de internet se utilizará Python, con lo que se generará un excel con los datos en el formato conveniente, para que luego se utilice R para modelar la serie de tiempo y correr todos los modelos elegidos. Los modelos se evaluarán utilizando las métricas RMSE y MAPE, complementado de un análisis de las gráficas generadas.

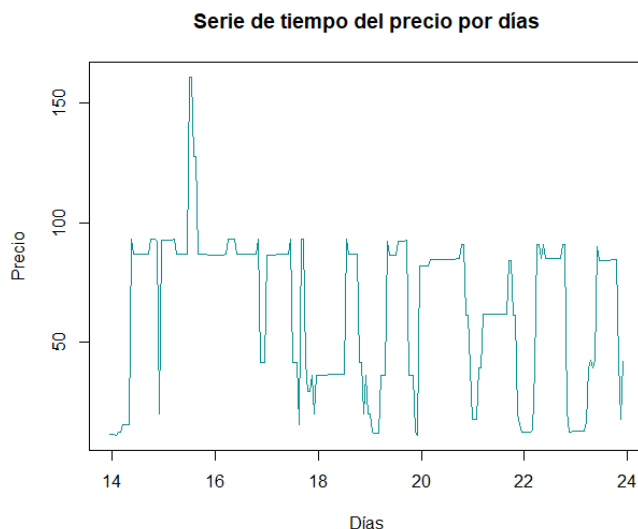
Resultados obtenidos y análisis

Exploración y análisis de los datos

Se obtuvo un resumen estadístico de los datos, donde se pudo encontrar que el precio más alto entre los 10 días analizados fue de \$160.78, mientras que el precio menor fue de \$11.22. En promedio, el precio se mantuvo entre los \$64.53, sin embargo, la mediana fue de \$84.43.

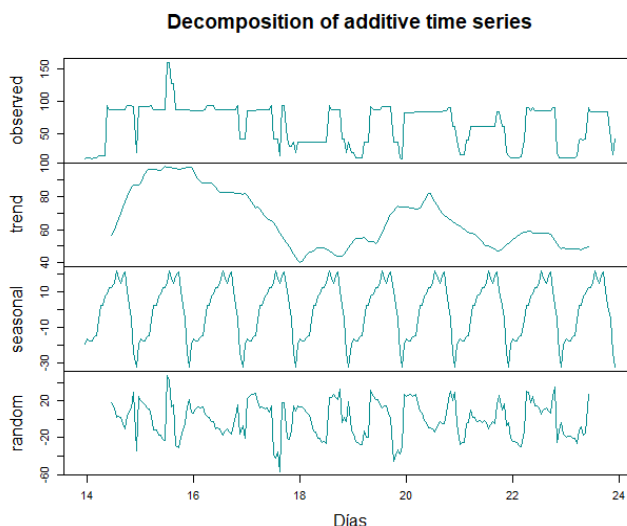
Precio	
Min.	: 11.22
1st Qu.	: 36.66
Median	: 84.43
Mean	: 64.53
3rd Qu.	: 86.99
Max.	: 160.78

Asimismo, se realizó una serie de tiempo del precio con frecuencia diaria.



A través de esta serie de tiempo, puede observarse que existe un pequeño patrón en el aumento y disminución del precio de la energía. El precio incrementa a mitad del día, sin superar los \$100.00 y disminuye en la madrugada. Sin embargo, existe una excepción entre el día 15 de noviembre, ya que, los precios se posicionaron sobre los \$150.00.

Además, se graficó la descomposición de dicha serie de tiempo para obtener un análisis más profundo de los patrones observados.



Con la descomposición de la serie de tiempo se puede observar que sí hay una estacionalidad, ya que, como bien se mencionó anteriormente, los precios incrementan a medida que el día transcurre, pero vuelven a disminuir en la noche y madrugada. A pesar de ello, no hay una tendencia clara ni ciclos.

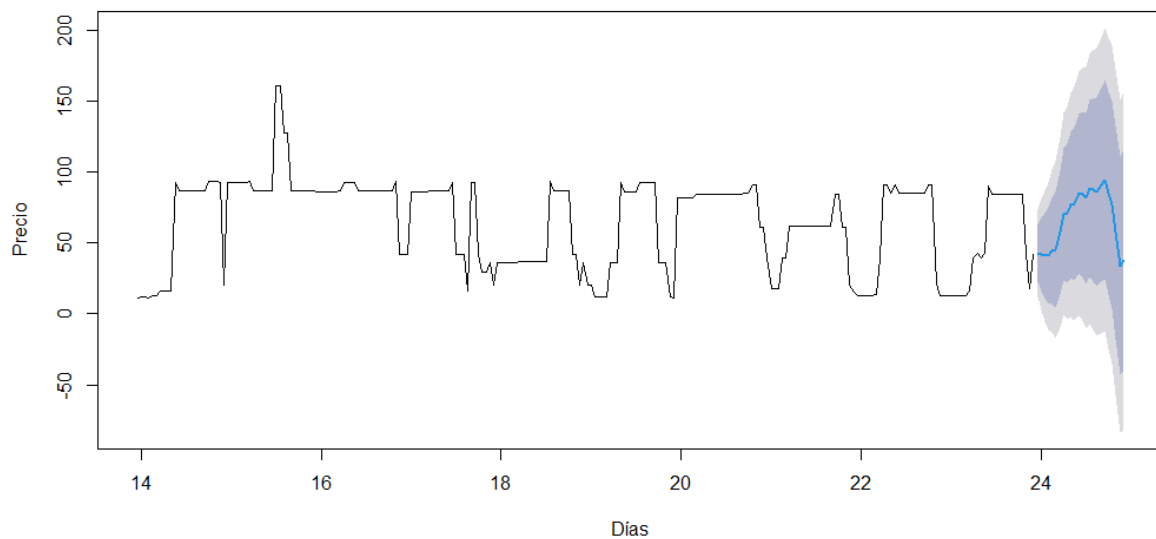
Estos resultados obtenidos coinciden precisamente con la información proporcionada por la Guía de uso de la Tarifa Horaria y Portal de Consumo Inteligente presentada por la Empresa Eléctrica de Guatemala, donde se indica que existe una tarifa horaria para establecer los

precios de la energía dependiendo de la hora en que se utilicen . Esta tarifa se establece a través de bandas horarias, en donde la banda punta, que corresponde de las 18 a 22 horas, debería de ser la más cara de las tres, algo que se pudo evidenciar a través de las series de tiempo, ya que, justo en esos períodos del día, se ve que el precio tuvo un incremento (EEGSA, s.f.).

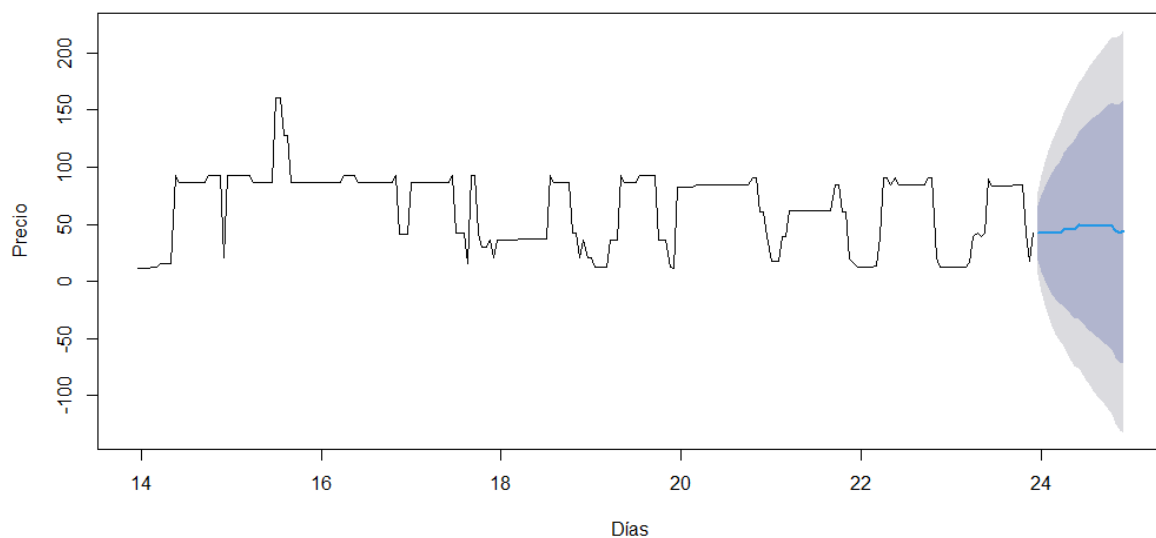
Proyecciones de los precios

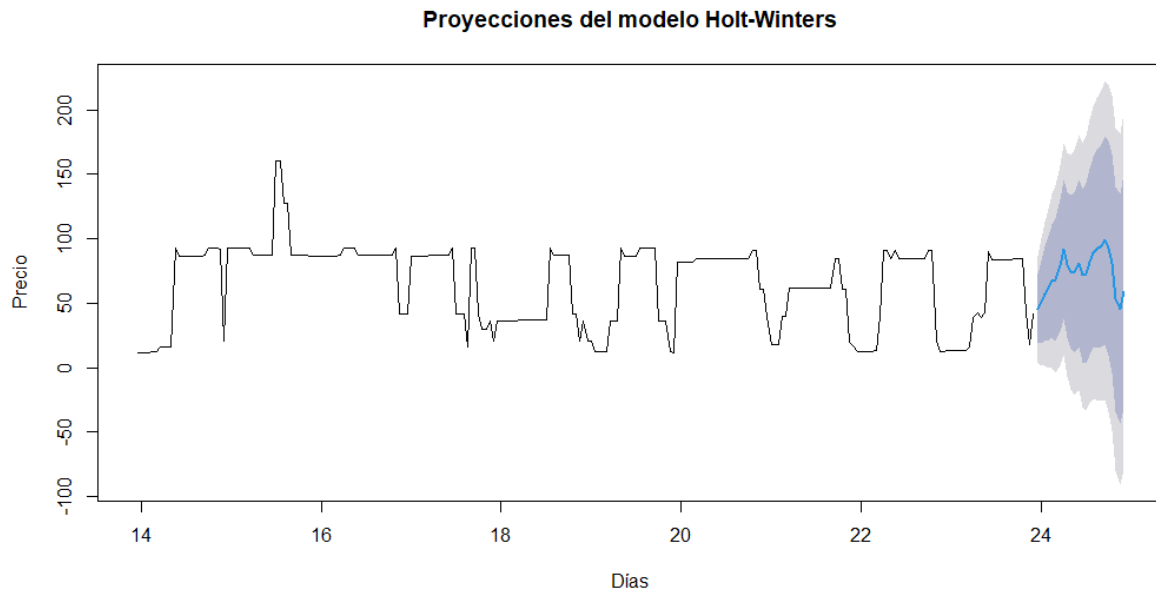
Luego de haber realizado el análisis correspondiente, se utilizó los modelos de predicción de series de tiempo. Los resultados obtenidos fueron los siguientes

Proyecciones del modelo Exponencial



Proyecciones del modelo ARIMA





El modelo exponencial nos proyecta que los precios de energía en la madrugada se mantendrán alrededor de 40, luego comenzará a incrementar rápidamente hasta llegar a un pico cercano a 100, y a partir de ahí comenzará a descender rápidamente hasta llegar a los 40 otra vez. El modelo ARIMA nos retorna predicciones muy constantes, manteniéndose entre 40 y 50 todo el día. El de Holt-Winters tiene un comportamiento similar al exponencial, a diferencia de que empieza a subir el precio desde un inicio, y llega un pico en la mañana y otro en la tarde, al final del día vuelve a descender pero en este caso termina el día en más de 50.

En este caso vemos que tanto el modelo exponencial como el de Holt-Winters mantienen la estacionalidad identificada en el análisis, mientras que el de ARIMA se mantiene muy constante a lo largo del día. Si bien pudiera ser que realmente se trate de un caso atípico como lo que ocurre en los días 15 y 16, viéndolo solo de forma gráfica el de Holt-Winters y el exponencial ofrecen predicciones más coherentes, incluso mantienen la hora pico que se menciona en el análisis.

Evaluación de Modelos

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE	ACF1
Exponencial	0.2298440	15.64684	9.168735	-6.462628	19.09442	0.3438057	0.01969659
ARIMA	0.1246168	18.27199	7.652772	-7.110781	18.20317	0.2869607	-0.09269084
Holt-Winters	-1.7920474	21.01484	13.811326	-14.516638	32.27049	0.5178918	0.12250598

En cuanto al RMSE de los modelos podemos ver que el exponencial es el que mantiene un mejor rendimiento con 15.65, mientras que el Holt-Winters es el que peor rendimiento tiene en cuanto a esta métrica con un 21.01. Luego en cuanto al MAPE vemos que el ARIMA es el más bajo con un 18.20, el exponencial segundo acercándose bastante con un 19.09, y el Holt-Winters alejándose bastante con un 32.27.

En conclusión vemos que el ARIMA y el exponencial son los que mejor rendimiento tienen al evaluarse dentro de su mismo periodo de tiempo, pero entre los dos consideramos que el mejor es el exponencial, ya que su diferencia de RMSE es mayor a la que el ARIMA tiene en el MAPE, además de que generalmente el RMSE es una métrica más precisa. Incluso de forma gráfica, como se mencionó anteriormente, el exponencial si mantiene la estacionalidad, y su gráfica se ve a simple vista más coherente.

Conclusiones

- El precio de la energía incrementa considerablemente a partir del medio día, alcanzando su máximo punto por la tarde y noche y disminuye en la madrugada.
- No se encontró ninguna tendencia en los precios analizados en el período correspondiente.
- Se eligió el modelo exponencial, ya que este genera las mejores predicciones de los precios de energía.
- Según las predicciones del modelo elegido, en la madrugada los precios de energía se mantendrán alrededor de 40, luego comenzará a incrementar rápidamente hasta llegar a un pico cercano a los 100, y a partir de ahí comenzará a descender rápidamente hasta llegar a los 40 otra vez.

Referencias

EEGSA. (s.f). *Guía de uso de la Tarifa Horaria y Portal de Consumo Inteligente*. EEGSA.
<https://eegsa.com/wp-content/uploads/2020/05/Gu%C3%ADa-Tarifa-Horaria-y-Medic%C3%ADn-Inteligente-EEGSA-1.pdf>

Anexos

Script de Python

```
from io import BytesIO#, StringIO
from zipfile import ZipFile
from urllib.request import urlopen
import datetime
import pandas as pd
#import numpy as np

# def read_zip(zip_fn, extract_fn=None):
#     zf = ZipFile(zip_fn)
#     if extract_fn:
#         return zf.read(extract_fn)
#     else:
#         return {name:zf.read(name) for name in zf.namelist() }

df = pd.DataFrame()
fecha_inicio = input('Ingrese la fecha inicial en formato AAAA-MM-DD: ')
anio1, mes1, dia1 = map(int, fecha_inicio.split('-'))
fecha1 = datetime.date(anio1, mes1, dia1)
fecha_final = input('Ingrese la fecha final en formato AAAA-MM-DD: ')
anio2, mes2, dia2 = map(int, fecha_final.split('-'))
fecha2 = datetime.date(anio2, mes2, dia2)
poe_rango_fechas= pd.date_range(str(anio1)+'-'+str(mes1)+'-'+str(dia1),
                                str(anio2)+'-'+str(mes2)+'-'+str(dia2), \
                                freq='D')
lista_fechas = poe_rango_fechas.strftime("%Y%m%d").tolist()
meses_dict = {1: '01_ENERO', 2:'02_FEBRERO', 3: '03_MARZO',
              4: '04_MARZO', 5: '05_MAYO', 6: '06_JUNIO',
              7: '07_JUJIO', 8: '08_AGOSTO', 9: '09_SEPTIEMBRE',
              10: '10_OCTUBRE', 11: '11_NOVIEMBRE', 12: '12_DICIEMBRE'}

for i in range(len(poe_rango_fechas)):
    url_cadena = 'https://www.amm.org.gt/pdfs2/post_despacho/' + \
        'POSDESPACHO_DIARIO/' + \
        str(poe_rango_fechas[i].year)+'/'+ \
        meses_dict[poe_rango_fechas[i].month] + '/' + \
        'PD'+str(lista_fechas[i]) + '.zip'
    print('probando: '+lista_fechas[i])
    resp = urlopen(url_cadena)
    myzip = ZipFile(BytesIO(resp.read()))
    xfile = myzip.open(myzip.filelist[0])
    df[lista_fechas[i]] = pd.read_excel(xfile, sheet_name='POE',skiprows = 4,
                                       nrows=24, usecols= 'F', header=1)
    #df.rename(columns={'POE (US$/MWh)': lista_fechas[i]}, inplace=True)
```

```

xlfile.close()
myzip.close()

df['promedio'] = df.mean(axis=1)
if (df.shape[1]-1) < 7:
    df['promedio_7_dias'] = df['promedio']
else:
    df['promedio_7_dias'] = df.iloc[:, -8:-1].mean(axis=1)

valle = df.iloc[[0,1,2,3,4,5,22,23],:-2].to_numpy().mean()
diurno = df.iloc[6:18,:-2].mean().to_numpy().mean()
pico = df.iloc[18:22,:-2].mean().to_numpy().mean()
promedio = df.iloc[:, :-2].to_numpy().mean()
maximo = df.iloc[:, :-2].to_numpy().max()
minimo = df.iloc[:, :-2].to_numpy().min()
actual = [valle, diurno, pico, promedio, maximo, minimo]
df_resumen = pd.DataFrame(actual, columns=['Actual'])

valle_7d = df.iloc[[0,1,2,3,4,5,22,23],-1].mean()
diurno_7d = df.iloc[6:18,-1].mean()
pico_7d = df.iloc[18:22,-1].mean()
promedio_7d = df.iloc[:, -1].mean()
maximo_7d = df.iloc[:, -1].max()
minimo_7d = df.iloc[:, -1].min()
ultimos_7d = [valle_7d, diurno_7d, pico_7d,
               promedio_7d, maximo_7d, minimo_7d]
df_resumen['ultimos_7_dias'] = ultimos_7d
df_resumen.rename(index={0:'valle', 1:'diurno', 2:'pico',3:'promedio',
                        4:'maximo',5:'minimo'}, inplace=True)

df_stacked = df.iloc[:, :-2].unstack().reset_index()
df_stacked.columns = ["Fecha", "Hora", "Precio"]

writer = pd.ExcelWriter('precios_energia.xlsx', engine='xlsxwriter')

# Write each dataframe to a different worksheet.
df.to_excel(writer, sheet_name='precios por fecha')
df_resumen.to_excel(writer, sheet_name='resumen')
df_stacked.to_excel(writer, sheet_name='precios tidy', index=False)

writer.save()
writer.close()

```

Script de R

```
library(tidyverse)
library(readxl)
library(forecast)
```

```
#=====#
#      Análisis      #
#=====#
```

```
df <- read_excel("precios_energia.xlsx", sheet="precios tidy")
summary(df)
```

```
#Serie de tiempo de precios
precios <- ts(df$Precio, frequency = 24, start=c(14, 0))
plot.ts(precios,
        main="Serie de tiempo del precio",
        xlab = "Días",
        ylab = "Precio",
        col = "#088F8F")
```

```
#Componentes de la serie de tiempo
componentes <- decompose(precios)
plot(componentes,
     xlab = "Días",
     col = "#088F8F")
```

```
#=====#
#      Proyecciones      #
#=====#
```

```
num_pred <- 24
```

```
#Modelo Exponencial
pred_exp <- forecast(precios, num_pred)
plot(pred_exp,
     main="Proyecciones del modelo Exponencial",
     xlab = "Días",
     ylab = "Precio")
```

```
#Modelo ARIMA
ar <- auto.arima(precios)
pred_ar <- forecast(ar, num_pred)
plot(pred_ar,
     main="Proyecciones del modelo ARIMA",
     xlab = "Días",
```

```
      ylab = "Precio")

#Modelo Holt-Winters
hw <- HoltWinters(precios)
pred_hw <- forecast(hw, num_pred)
plot(pred_hw,
      main="Proyecciones del modelo Holt-Winters",
      xlab = "Días",
      ylab = "Precio")

#Evaluacion de modelos
evaluacion <- rbind(accuracy(pred_exp),
                    accuracy(pred_ar),
                    accuracy(pred_hw))
rownames(evaluacion) <- c("Exponencial", "ARIMA", "Holt-Winters")
evaluacion
```