

IAD Szeregi Czasowe - Projekt Końcowy

Damian Spodar & Tomasz Hanusek gc1

Analiza Szeregów Czasowych dla cen akcji Chevron oraz Valero Energy

Cel Projektu

Celem projektu jest analiza szeregów czasowych cen akcji spółek energetycznych Chevron (CVX) oraz Valero Energy (VLO). Analiza pozwala zarówno zrozumieć zachowanie cen w okresie od początku 2022 roku, jak i porównać dynamikę dwóch dużych spółek sektora energetycznego.

Krótki opis spółek

Chevron (CVX): Amerykańska spółka z branży energetycznej, zajmująca się wydobywaniem, rafinacją i sprzedażą ropy naftowej oraz gazu ziemnego. Chevron należy do największych producentów energii na świecie, a jego akcje są notowane na giełdzie NYSE. Firma charakteryzuje się stabilną obecnością w sektorze upstream i downstream oraz znaczącym udziałem w globalnym rynku ropy.

Valero Energy (VLO): Amerykańska spółka rafineryjna i dystrybutor paliw, koncentrująca się na przetwórstwie ropy naftowej i produkcji paliw, w tym benzyny, oleju napędowego i biopaliw. Valero posiada rafinerie w Stanach Zjednoczonych i Kanadzie, a jej akcje są również notowane na giełdzie NYSE. Firma jest jednym z największych niezależnych producentów paliw na świecie i charakteryzuje się dużą zmiennością przychodów ze względu na wahania cen ropy i popytu na paliwa.

Użyte biblioteki

```
library(quantmod)
library(forecast)
library(tseries)
library(lmtest)
```

Chevron

Pobranie danych

Dane cen akcji Chevron (CVX) pobrano z serwisu Yahoo Finance w okresie od początku 2022 do końca 2024 roku. Do analizy wykorzystano ceny zamknięcia, które są standardową zmienną w badaniach finansowych i dobrze odzwierciedlają codzienne wahania wartości akcji. Dodatkowo obliczono logarytmiczne stopy zwrotu, które ułatwiają modelowanie zmienności i stosowanie modeli ARIMA.

[1] "CVX"

Analiza trendu - wybór stopnia wielomianu przez AIC

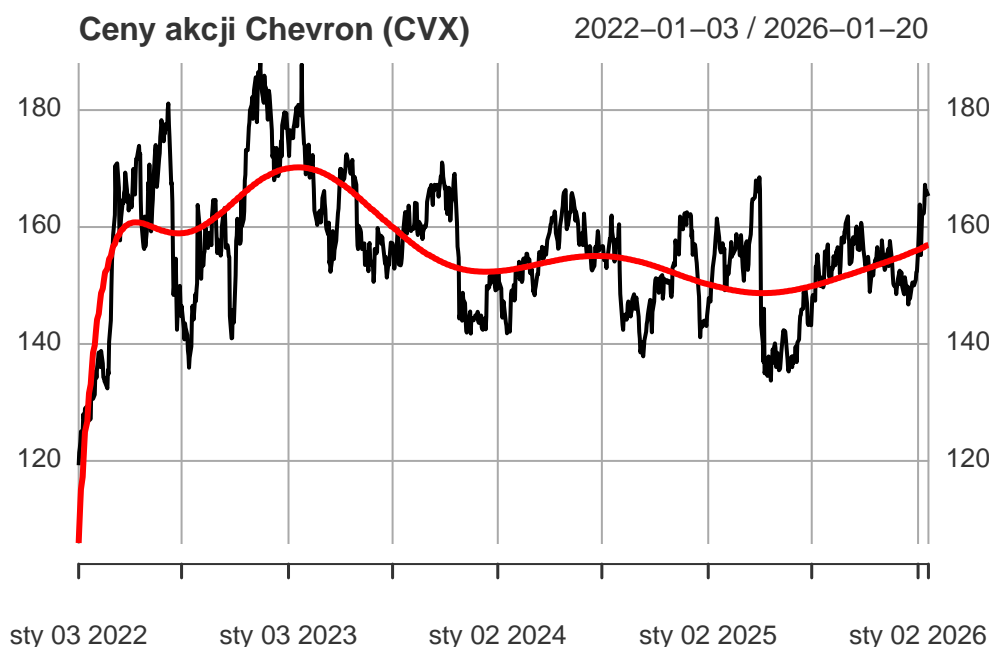
W celu identyfikacji trendu w szeregu czasowym cen akcji Chevron dopasowano modele trendu wielomianowego o różnych stopniach. Do wyboru najlepszego modelu wykorzystano kryterium informacyjne Akaike (AIC).

Uzyskane wartości AIC dla kolejnych stopni wielomianu były następujące:

[1] 7737.497 7714.970 7465.121 7381.144 7336.844 7338.844 7339.180 7254.783

[9] 7182.055 7179.095

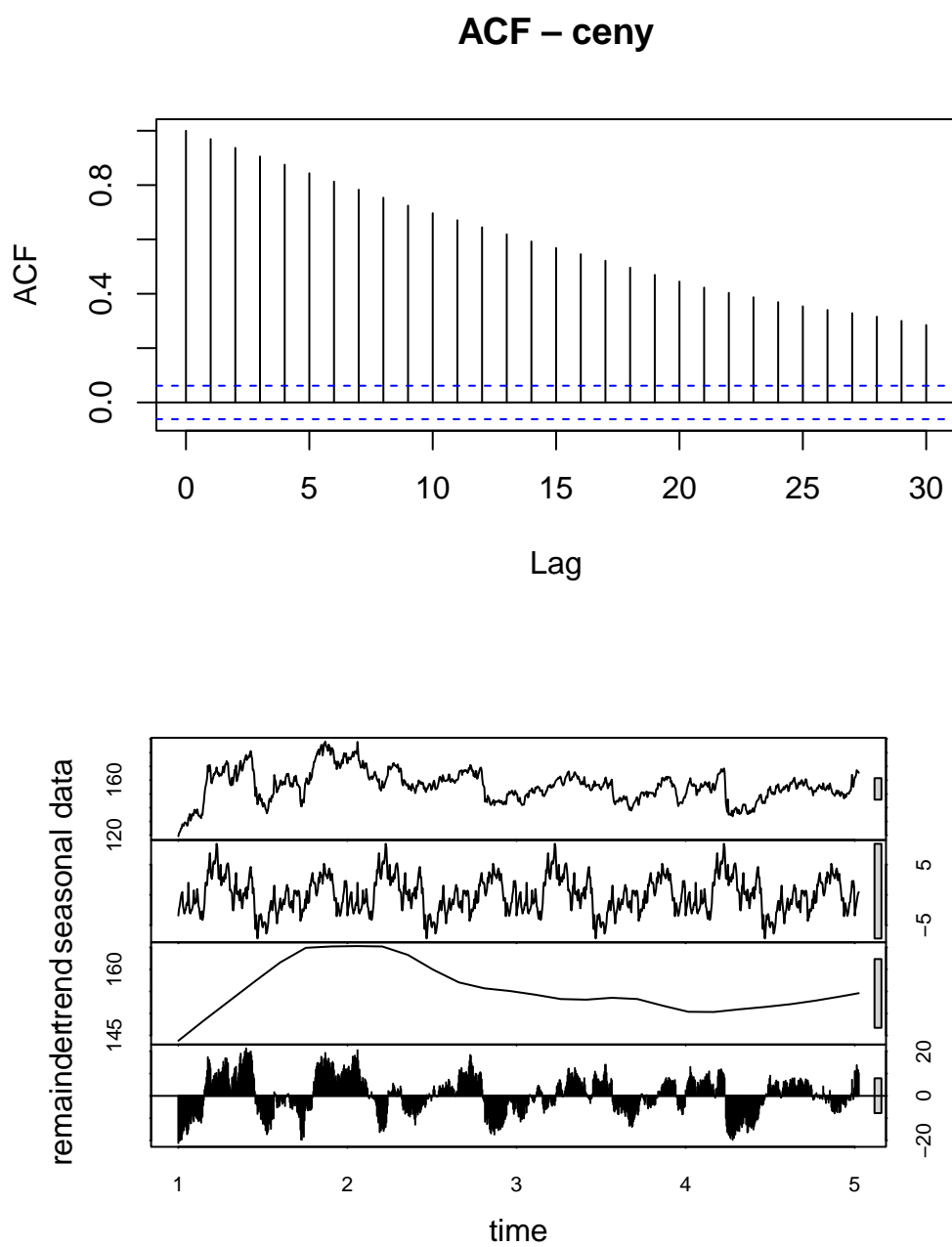
[1] 10



Najniższą wartość AIC uzyskano dla wielomianu 10 stopnia, co oznacza, że to właśnie ten model najlepiej opisuje długookresowy trend cen akcji Chevron spośród rozważanych specyfikacji. Świadczy to o nieliniowym i złożonym charakterze trendu, typowym dla rynków finansowych, gdzie ceny reagują na zmienne warunki ekonomiczne, geopolityczne oraz sektorowe.

Analiza sezonowości

Sezonowość została zbadana za pomocą ACF oraz dekompozycji:

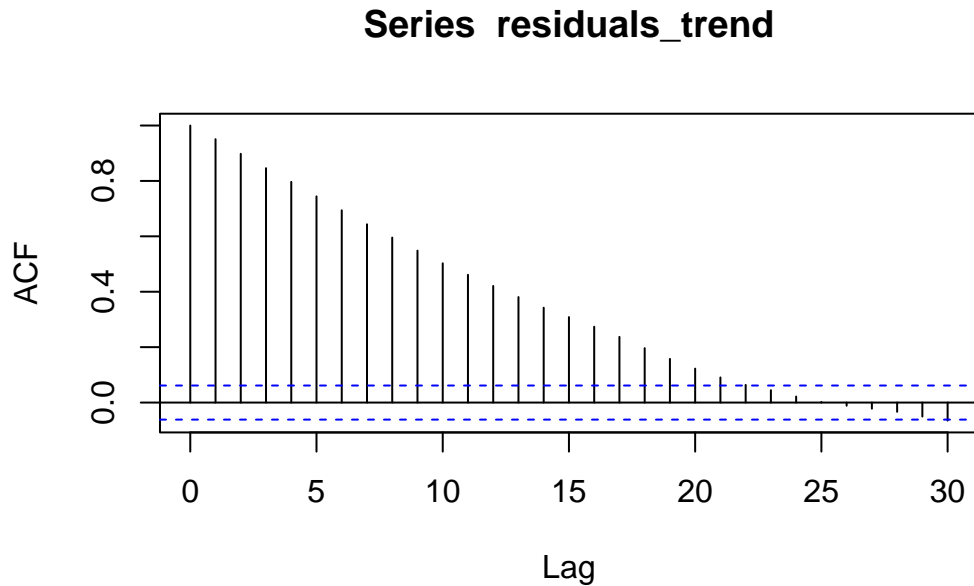


Wyniki wskazują, że dominującą strukturę szeregu stanowi trend, natomiast składnik sezonowy jest stosunkowo niewielki. Oznacza to, że w analizowanym okresie ceny akcji Chevron nie wykazują wyraźnej powtarzalnej

sezonowości, co jest charakterystyczne dla dziennych danych giełdowych.

Analiza losowości reszt

Reszty najlepszego modelu trendu zostały poddane testowi Ljunga–Boxa, który sprawdza, czy istnieje autokorelacja reszt:



Box-Ljung test

```
data: residuals_trend
X-squared = 6521.6, df = 20, p-value < 2.2e-16
```

Bardzo niska wartość p-value wskazuje, że reszty nie są losowe, co oznacza obecność zależności czasowych niewyjaśnionych przez model trendu. W konsekwencji zasadne jest zastosowanie modeli stochastycznych, takich jak ARIMA, do modelowania średniego poziomu szeregu czasowego.

ARIMA

```
Series: prices
ARIMA(0,1,0)
```

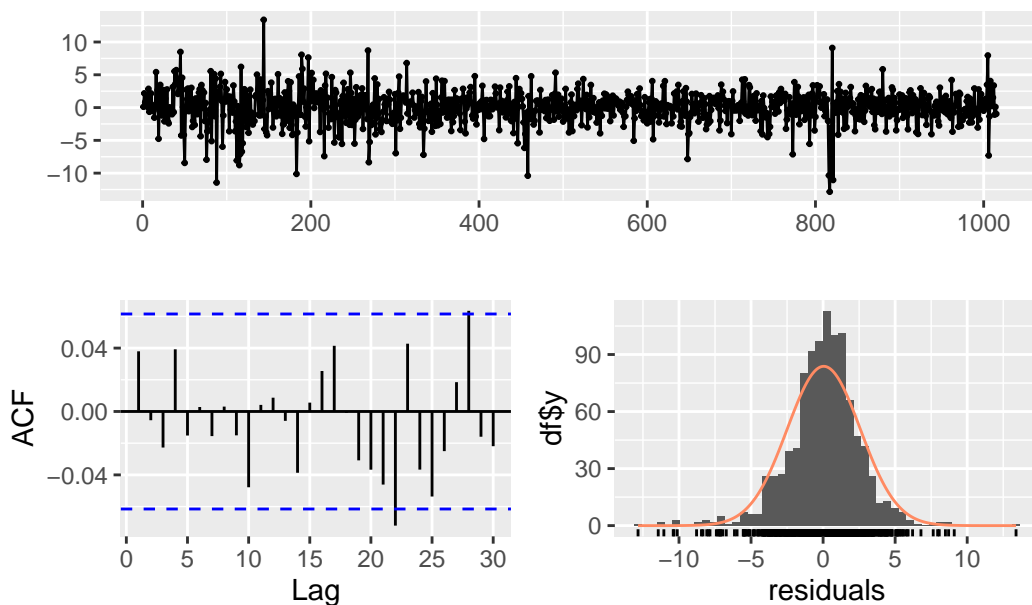
```
sigma^2 = 6.428: log likelihood = -2382.16
AIC=4766.33 AICc=4766.33 BIC=4771.25
```

Training set error measures:

ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
----	------	-----	-----	------	------

Training set 0.0454771 2.534113 1.836728 0.01912789 1.177037 0.9990787
 ACF1
 Training set 0.03795515

Residuals from ARIMA(0,1,0)



Ljung-Box test

data: Residuals from ARIMA(0,1,0)
 Q* = 6.6771, df = 10, p-value = 0.7555

Model df: 0. Total lags used: 10

Dopasowano model **ARIMA(0,1,0)**, który najlepiej opisuje strukturę szeregu po uwzględnieniu trendu.

Jakość dopasowania oceniono za pomocą błędów prognozy (RMSE = 2.535, MAE = 1.838) oraz testu Ljunga-Boxa na resztach modelu:

Q* = 6.5692, df = 10, p-value = 0.7654

Wysoka wartość p-value w teście Ljunga-Boxa oznacza, że reszty modelu ARIMA nie wykazują istotnej autokorelacji, co świadczy o poprawnym dopasowaniu modelu. Model ten skutecznie uchwycił zależności czasowe w średniej szeregu, umożliwiając dalszą analizę zmienności i potencjalne prognozy cen.

Podsumowanie:

Ceny akcji Chevron w okresie od początku 2022 roku wykazały silny, nieliniowy trend, najlepiej opisany przez wielomian 10 stopnia. Sezonowość była niewielka, a reszty modelu trendu wykazywały istnienie autokorelacji, co uzasadniało zastosowanie modelu ARIMA(0,1,0). Dopasowany model dobrze uchwycił zależności czasowe, a reszty nie wykazywały istotnej autokorelacji, co potwierdził test Ljunga-Boxa.

Valero Energy

Pobranie danych

Dane cen akcji Valero Energy (VLO) pobrano z serwisu Yahoo Finance od początku 2022 do końca 2024 roku. Do analizy wykorzystano ceny zamknięcia oraz logarytmiczne stopy zwrotu. Ceny zamknięcia stanowią standardową zmienną w badaniach finansowych, a log-stopę zwrotu pozwalają modelować zmienność i stosować modele ARIMA.

[1] "VLO"

Analiza trendu - wybór stopnia wielomianu przez AIC

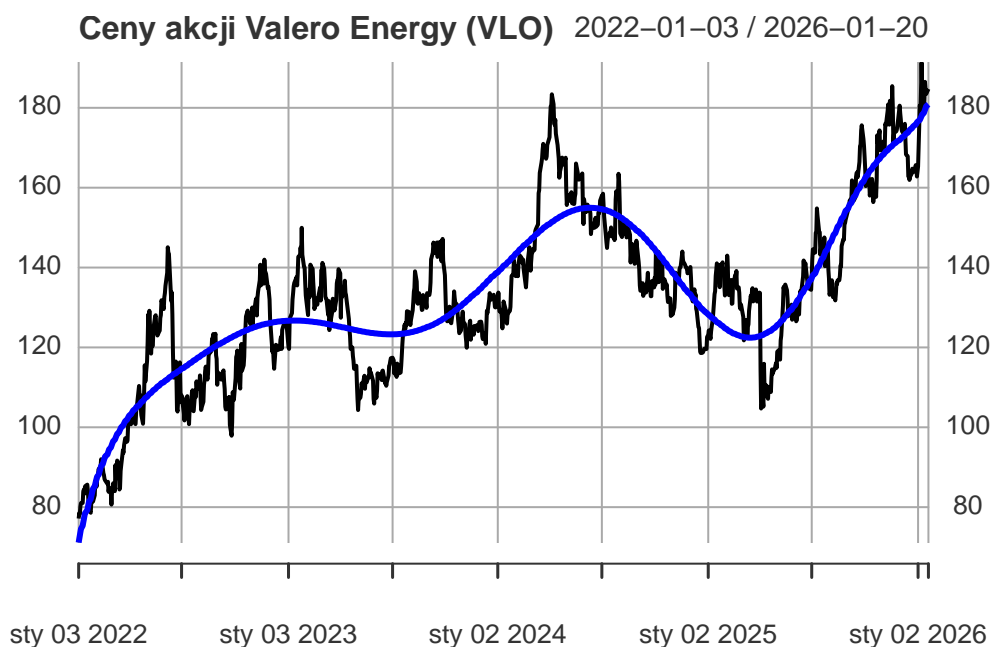
W celu identyfikacji trendu w szeregu czasowym cen akcji Valero dopasowano modele trendu wielomianowego o stopniach od 1 do 10. Do wyboru najlepszego modelu zastosowano kryterium informacyjne Akaike (AIC).

Uzyskane wartości AIC dla kolejnych stopni wielomianu były następujące:

[1] 8467.150 8433.556 8225.631 8147.319 7885.332 7837.302 7599.763 7575.726

[9] 7516.727 7509.159

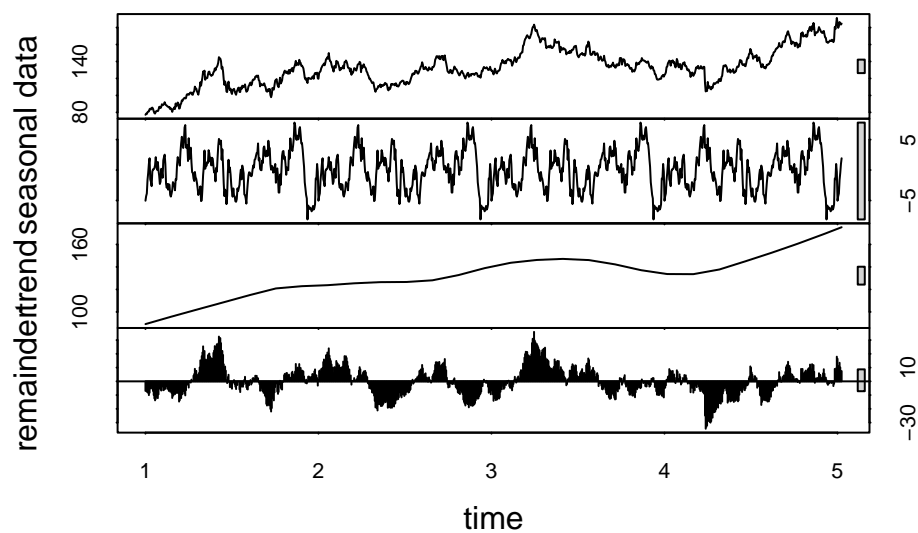
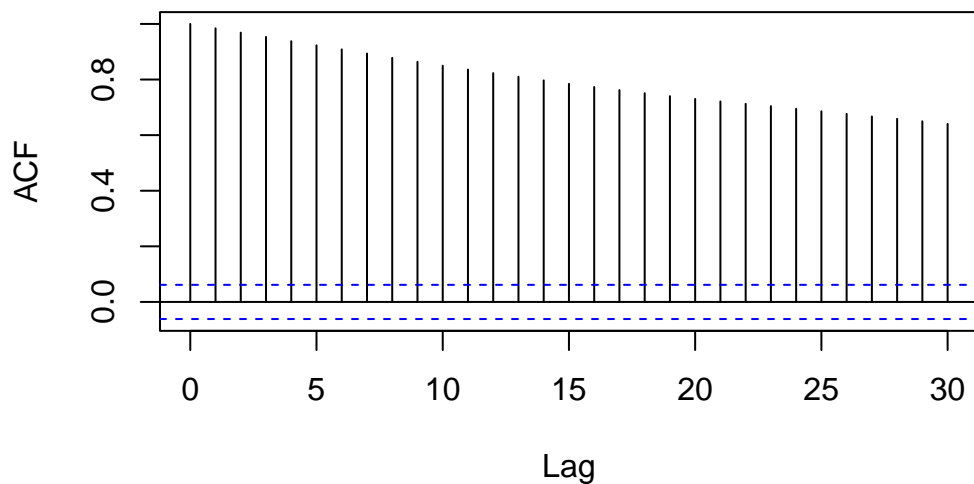
[1] 10



Najniższą wartość AIC uzyskano dla wielomianu 10. stopnia, co oznacza, że ten model najlepiej opisuje długookresowy trend cen akcji Valero. Trend ma charakter nieliniowy i złożony, typowy dla dziennych danych giełdowych, które reagują na czynniki ekonomiczne, rynkowe i sektorowe.

Analiza sezonowości

ACF – ceny VLO

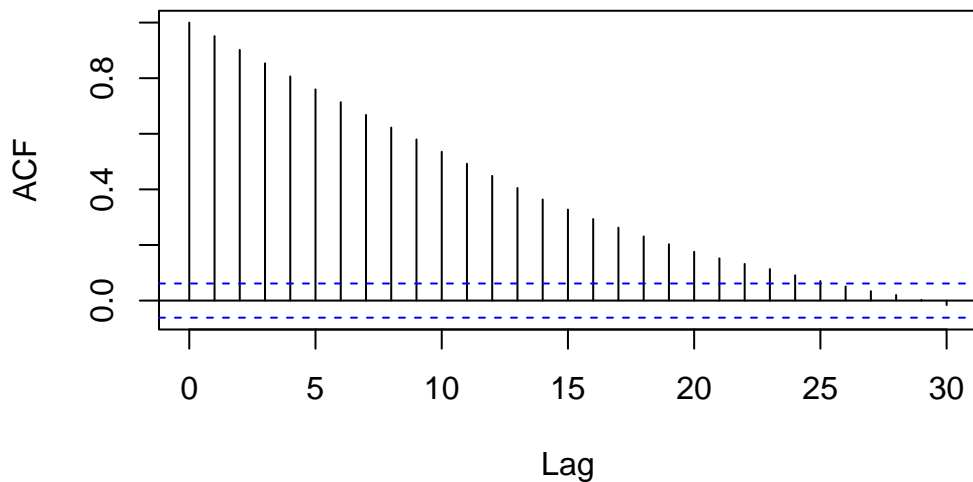


Analiza funkcji autokorelacji (ACF) oraz dekompozycja STL wykazały, że dominującą strukturę szeregu stanowi trend, natomiast sezonowość jest stosunkowo niewielka.

Analiza losowości reszt

Reszty najlepszego modelu trendu poddano testowi Ljunga-Boxa:

ACF reszt



Box-Ljung test

```
data: residuals_trend
X-squared = 6921.8, df = 20, p-value < 2.2e-16
```

Bardzo niska wartość p-value wskazuje, że reszty nie są losowe, co oznacza, że w szeregu występują zależności czasowe niewyjaśnione przez sam trend. W związku z tym zasadne jest zastosowanie modeli, takich jak ARIMA, do modelowania średniej szeregu.

ARIMA

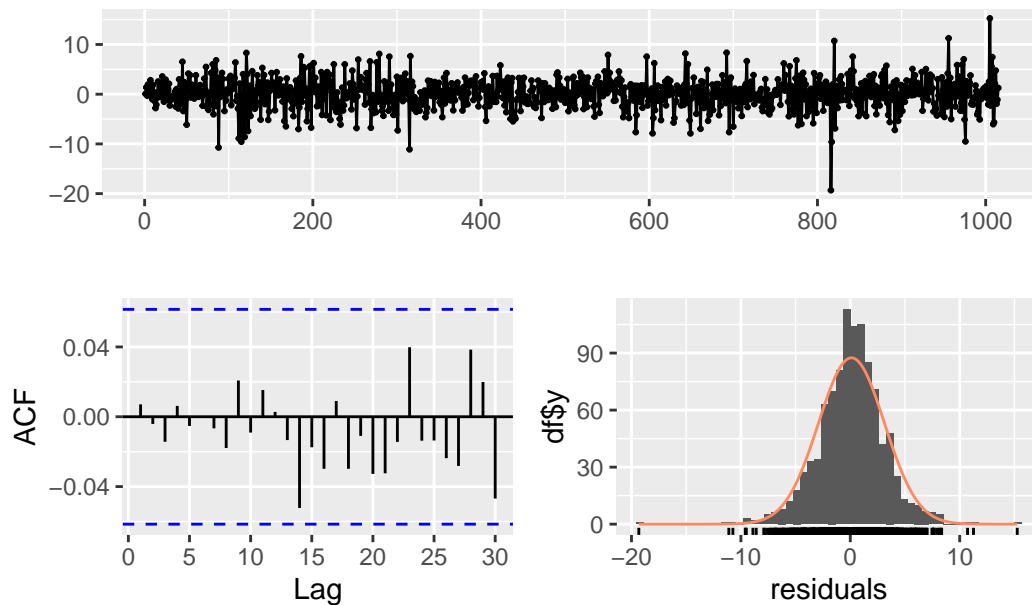
```
Series: prices
ARIMA(0,1,0)
```

```
sigma^2 = 9.136: log likelihood = -2560.42
AIC=5122.85 AICc=5122.85 BIC=5127.77
```

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	0.106076	3.021165	2.246017	0.05895511	1.725712	0.9990486
	ACF1					
Training set	0.007087307					

Residuals from ARIMA(0,1,0)



Ljung-Box test

```
data: Residuals from ARIMA(0,1,0)
Q* = 1.2448, df = 10, p-value = 0.9995

Model df: 0. Total lags used: 10
```

Dopasowano model ARIMA(0,1,0), który najlepiej opisuje strukturę szeregu po uwzględnieniu trendu.

Jakość dopasowania oceniono za pomocą miar błędów prognozy (RMSE = 3.022, MAE = 2.247) oraz testu Ljunga-Boxa na resztach modelu:

```
Q* = 1.3432, df = 10, p-value = 0.9993
```

Wysoka wartość p-value w teście Ljunga-Boxa oznacza, że reszty modelu ARIMA nie wykazują istotnej autokorelacji, są białym szumem, co świadczy o dobrym dopasowaniu modelu. ARIMA skutecznie uchwyciła zależności czasowe w średniej szeregu.

Podsumowanie

Ceny akcji Valero Energy również wykazały nieliniowy trend, najlepiej opisany przez wielomian 10. stopnia. Sezonowość była słaba, a reszty trendu nie były losowe, co uzasadniało zastosowanie ARIMA(0,1,0). Dopasowany model dobrze uchwycił dynamikę średniego poziomu cen, a reszty nie wykazały autokorelacji (p-value w teście Ljunga-Boxa równe 0.9993), co potwierdza poprawność modelu.