

IAD Projekt Szeregi Czasowe

Damian Spodar & Tomasz Hanusek gc1

Analiza Szeregów Czasowych 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 wydobyciem, 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 przetwarzaniu 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.

Chevron

Użyte biblioteki

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

Pobranie danych

Dane cen akcji Chevron (CVX) pobrano z serwisu Yahoo Finance w okresie od początku 2022 roku do końca 2024. 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"
```

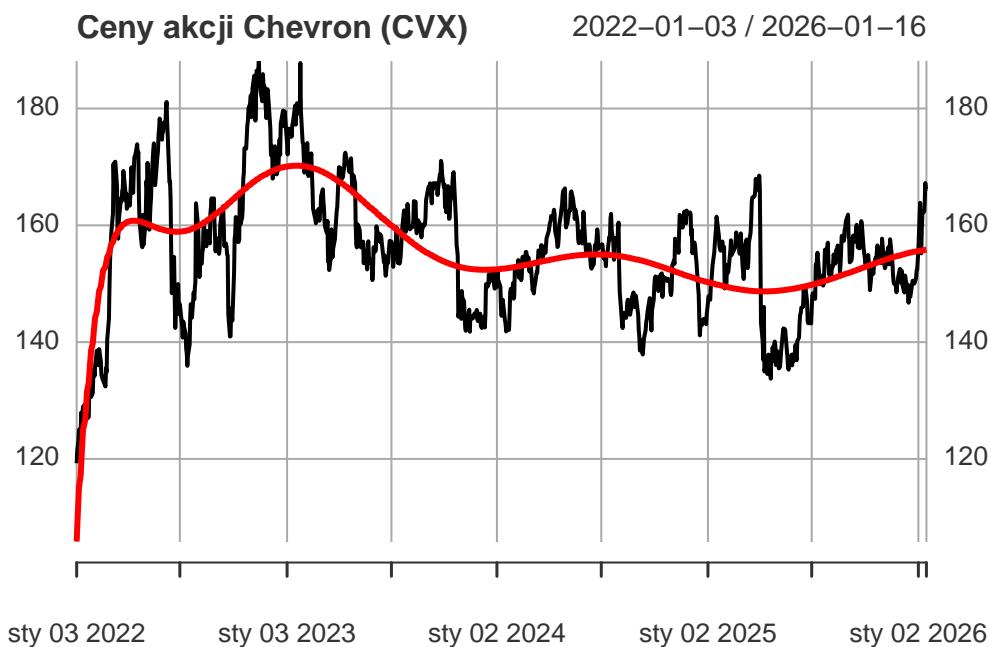
Analiza trendu - wybór stopnia wielomianu przez AIC

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] 7729.140 7705.525 7458.515 7372.839 7330.064 7332.052 7332.596 7245.138  
[9] 7175.434 7171.870
```

```
[1] 10
```

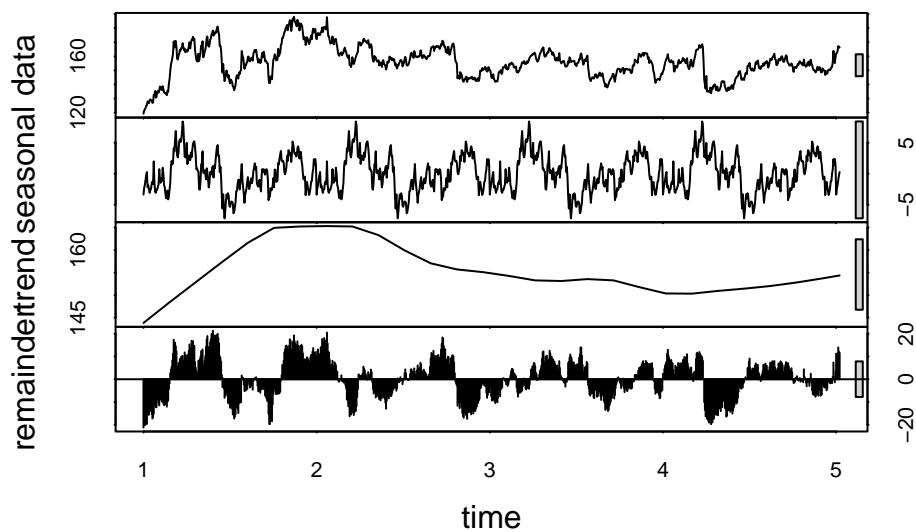
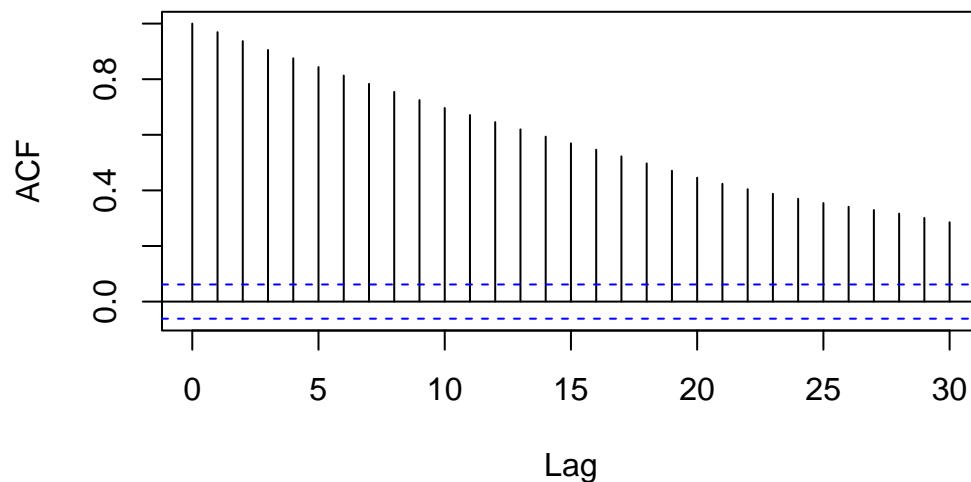


Najniższą wartość AIC uzyskano dla wielomianu 10. stopnia, co oznacza, że to właśnie ten model najlepiej opisuje długookresowy trend cen akcji Chevron spośród rozważanych specyfikacji. Świadczy to o nieliniowym i złożonym charakterze trendu, typowym dla rynków finansowych, gdzie ceny reagują na zmienne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

Analiza sezonowości

Sezonowość została zbadana za pomocą ACF oraz dekompozycji

ACF – ceny

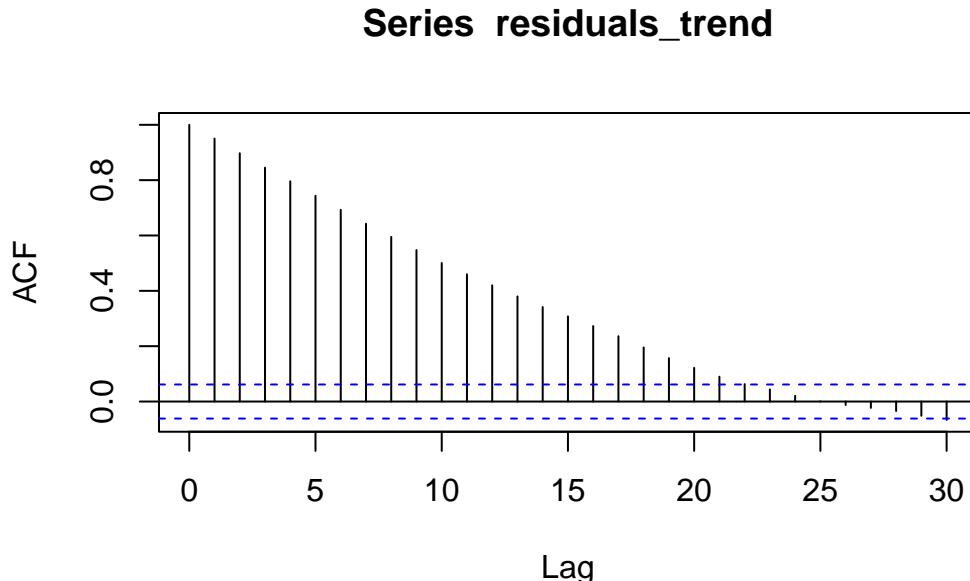


Wyniki wskazują, że dominującą strukturę szeregu stanowi trend, natomiast składnik sezonowy jest stosunkowo

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 reszty są autokorelowane:



Box-Ljung test

```
data: residuals_trend
X-squared = 6496.4, 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

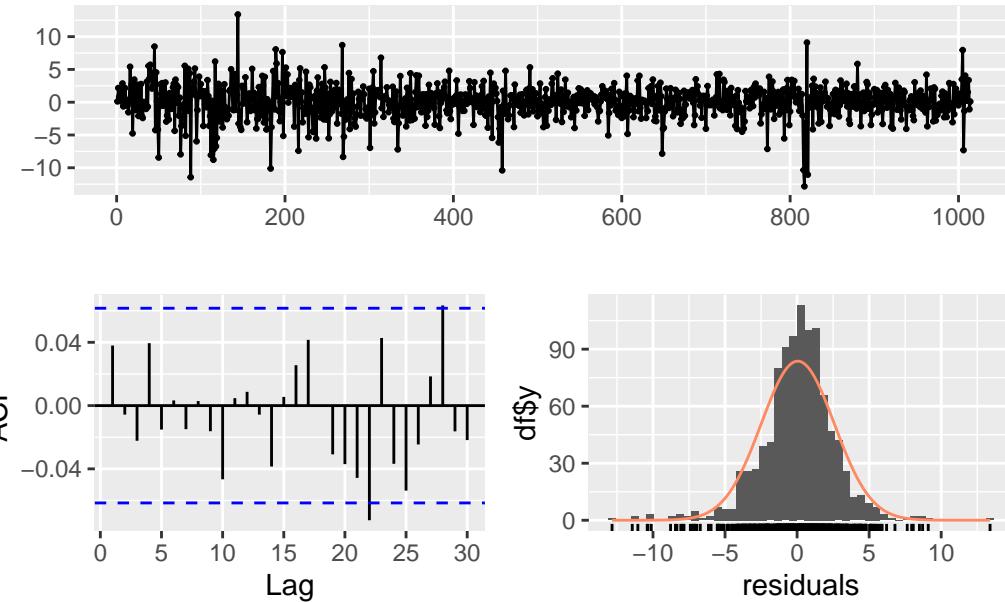
```
Series: prices
ARIMA(0,1,0)

sigma^2 = 6.433: log likelihood = -2380.24
AIC=4762.48    AICc=4762.49    BIC=4767.41
```

Training set error measures:

	ME	RMSE	MAE	MPE	MAPE	MASE
Training set	0.04646869	2.535183	1.837593	0.01971949	1.177625	0.9990778
	ACF1					
Training set	0.03796932					

Residuals from ARIMA(0,1,0)



Ljung–Box test

```
data: Residuals from ARIMA(0,1,0)
Q* = 6.5692, df = 10, p-value = 0.7654
```

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 autokorelację, 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-stopy zwrotu pozwalają modelować zmienność i stosować modele ARIMA

```
[1] "VLO"
```

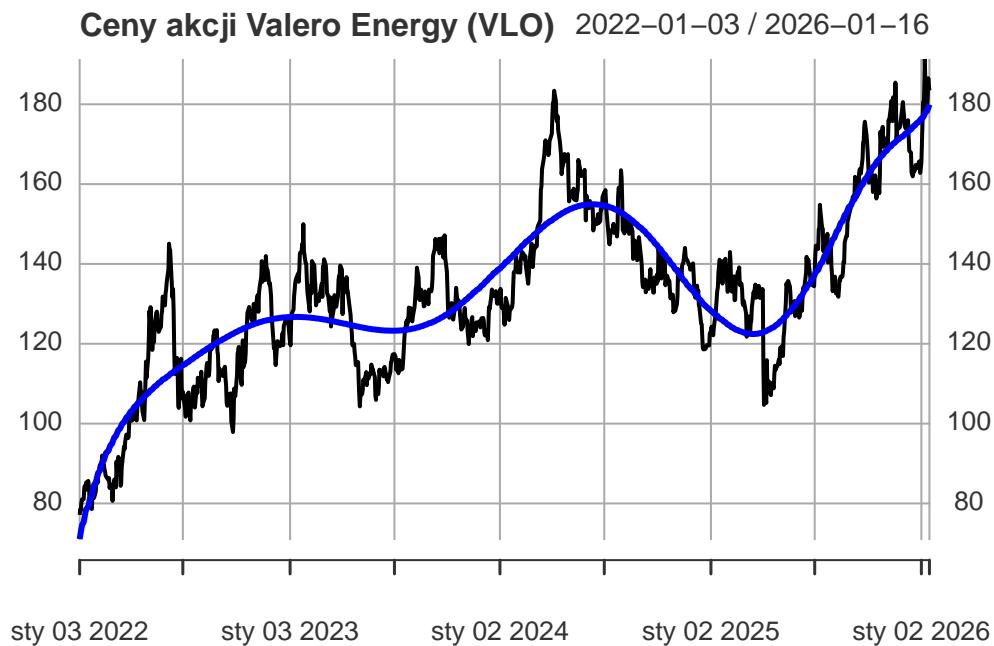
Analiza trendu - wybór stopnia wielomianu przez AIC

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:

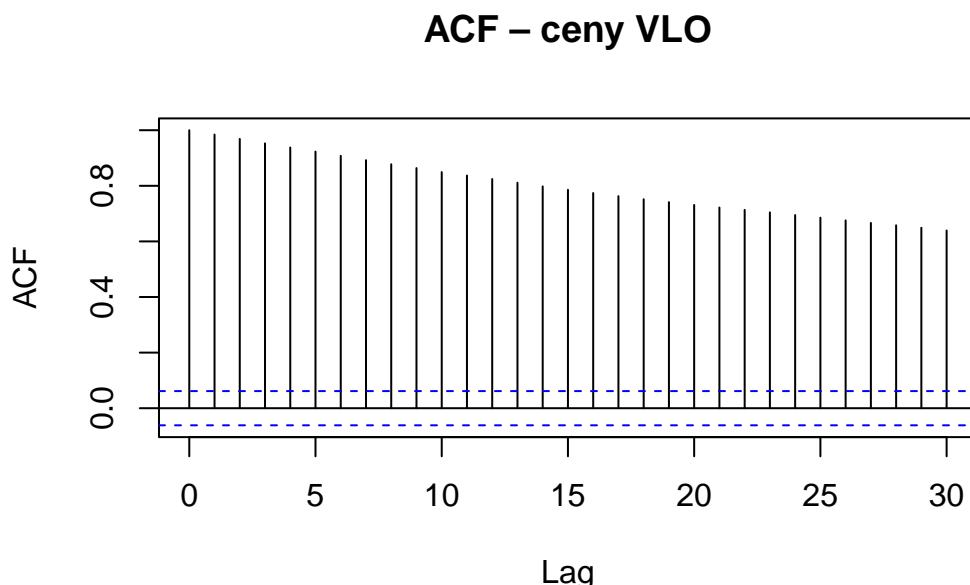
```
[1] 8457.034 8421.738 8217.343 8140.226 7876.345 7830.066 7591.898 7565.767  
[9] 7509.605 7502.604
```

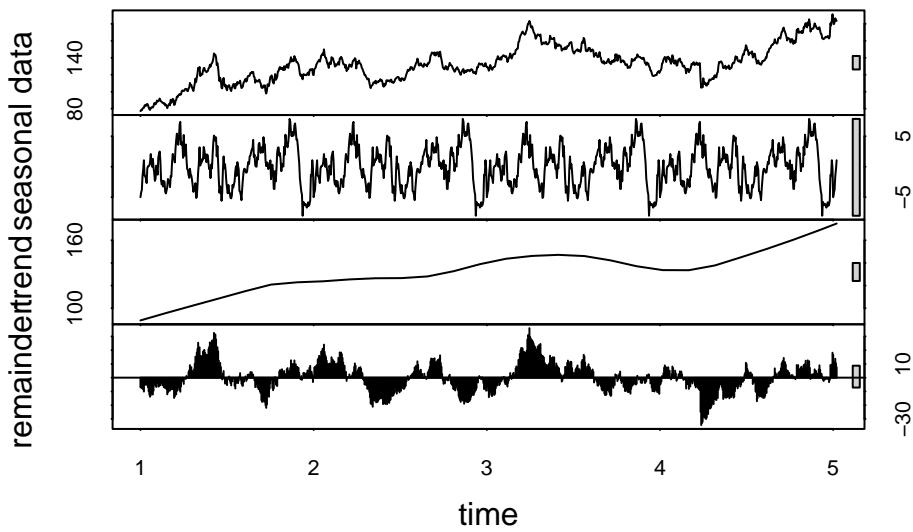
```
[1] 10
```



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

Analiza sezonowości



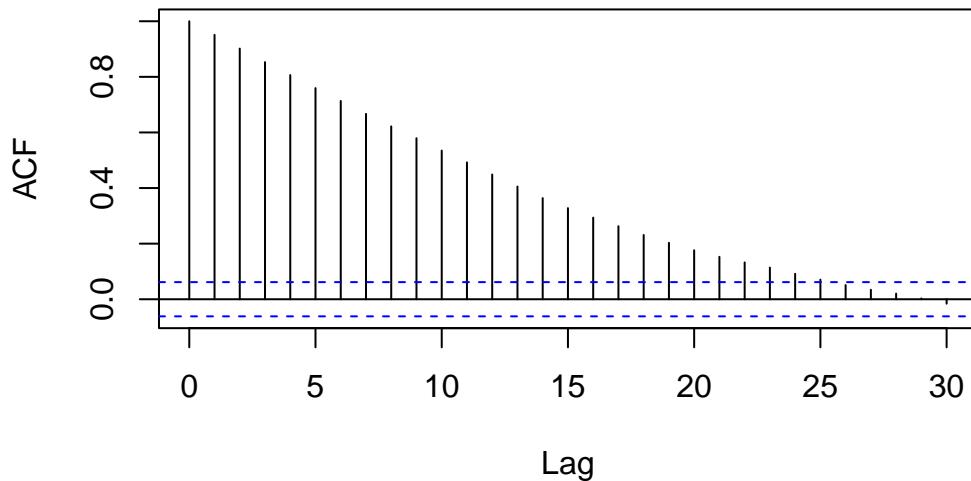


Analiza funkcji autokorelacji (ACF) oraz dekompozycja STL wykazały, że dominującą strukturę szeregu stanowi trend, natomiast sezonowość jest stosunkowo niewielka.

Analiza losowości reszt

Reszty najlepszego modelu trendu poddano testowi Ljunga–Boxa:

ACF reszt



Box-Ljung test

```
data: residuals_trend
X-squared = 6913.2, 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.

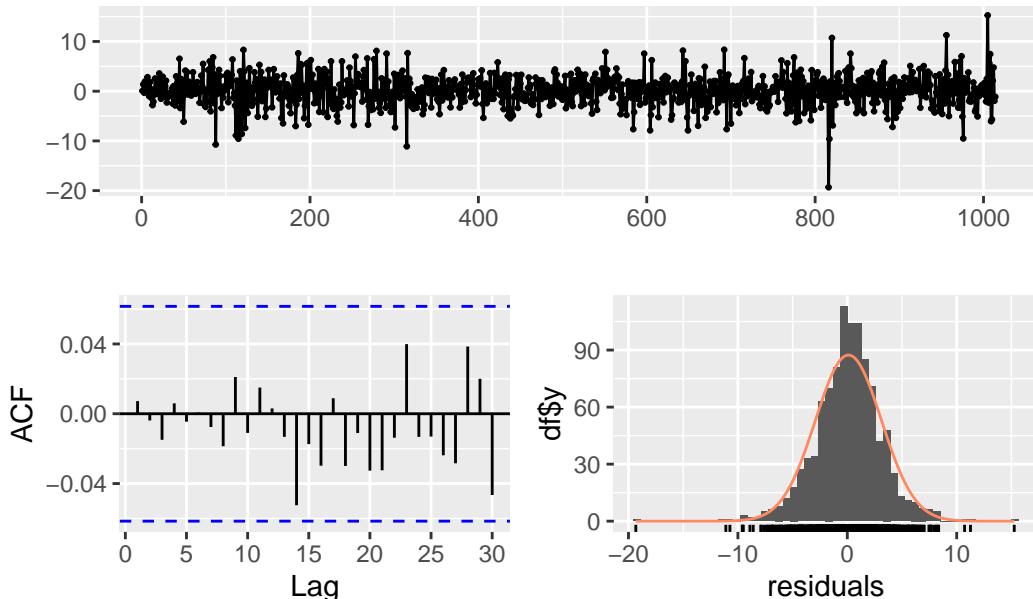
ARIMA

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

sigma^2 = 9.144: log likelihood = -2558.31
AIC=5118.62    AICc=5118.63    BIC=5123.54

Training set error measures:
      ME      RMSE      MAE      MPE      MAPE      MASE
Training set 0.1049282 3.022392 2.24698 0.05833526 1.726736 0.9990476
      ACF1
Training set 0.007242605
```

Residuals from ARIMA(0,1,0)



Ljung–Box test

```
data: Residuals from ARIMA(0,1,0)
Q* = 1.3432, df = 10, p-value = 0.9993

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, 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 Ljunga–Boxa = 0.9993), co potwierdza poprawność modelu.