



Analiza și Prognoza seriilor de timp

Capitolul 3: Modele ARIMA pentru Date Nestaționare



Daniel Traian PELE

Academia de Studii Economice din București

IDA Institute Digital Assets

Blockchain Research Center

AI4EFin Artificial Intelligence for Energy Finance

Academia Română, Institutul de Prognoză Economică

MSCA Digital Finance

Structura cursului

Motivație

Identificarea modelului ARIMA

Motivație

Estimarea ARIMA

Nestăționaritatea în seriile de timp

Verificare Diagnostic

Diferențierea și Operatorul diferență

Prognoza cu ARIMA

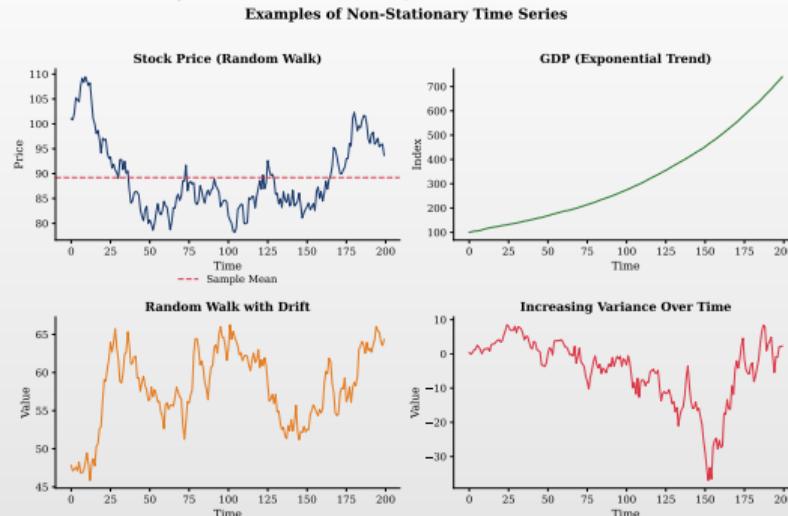
Modele ARIMA(p,d,q)

Studiu de Caz: Prognoza PIB SUA

Teste de rădăcină unitate



Exemplu motivational: datele nestaționare sunt pretutindeni



- Prețurile acțiunilor, PIB, cursurile de schimb prezintă **trenduri sau comportament rătăcitor**
- Media din eșantion (linia roșie) este lipsită de sens pentru un mers aleatoriu
 - Estimatorul punctual: $\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$
 - Proprietăți: nedeplasare, consistență
- Modelele ARMA standard **nu pot** gestiona aceste serii direct

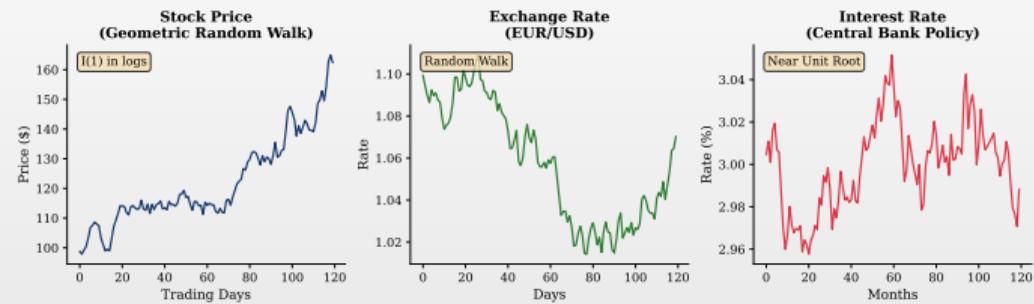


Aplicații practice

Provocarea

Prețuri de acțiuni: mers aleatoriu în logaritmi
Cursuri de schimb: mers aleatoriu
Rate ale dobânzii: foarte persistente (aproape de rădăcină unitate)

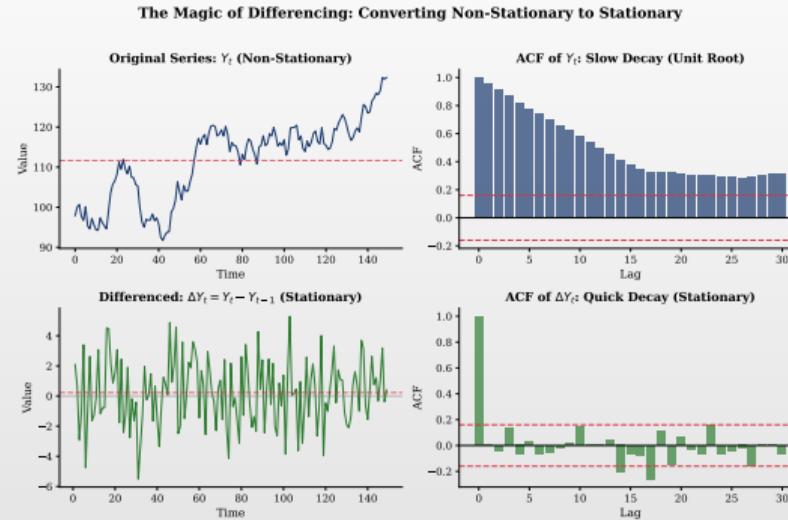
Real-World Non-Stationary Series: Why We Need ARIMA



TSA_ch3_motivation_realworld



Soluția: Diferențierea



Observație Cheie

Diferențierea transformă o serie nestaționară într-o staționară: $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$. ACF se schimbă de la descreștere lentă la descreștere rapidă!



Ce vom învăța astăzi

Concepțe Fundamentale

1. **Nestaționaritatea:** De ce contează și cum o detectăm
2. **Teste de rădăcină unitate:** Testele ADF, PP, KPSS
3. **Diferențierea:** Transformarea cheie
4. **Modele ARIMA:** Combinarea diferențierii cu ARMA
5. **Metodologia Box-Jenkins:** Identificare → Estimare → Diagnosticare

La Sfârșitul Acestui Curs

Veți fi capabili să modelați și să prognozați serii de timp nestaționare precum prețurile acțiunilor, PIB și cursurile de schimb folosind modele ARIMA.



De ce Contează Nestaționaritatea

Problema

Multe serii de timp economice și financiare sunt **nestaționare**:

- PIB, prețuri de acțiuni, cursuri de schimb, indici de inflație
- Prezintă trenduri, medii în schimbare sau varianță în creștere

Consecințele Nestaționarității

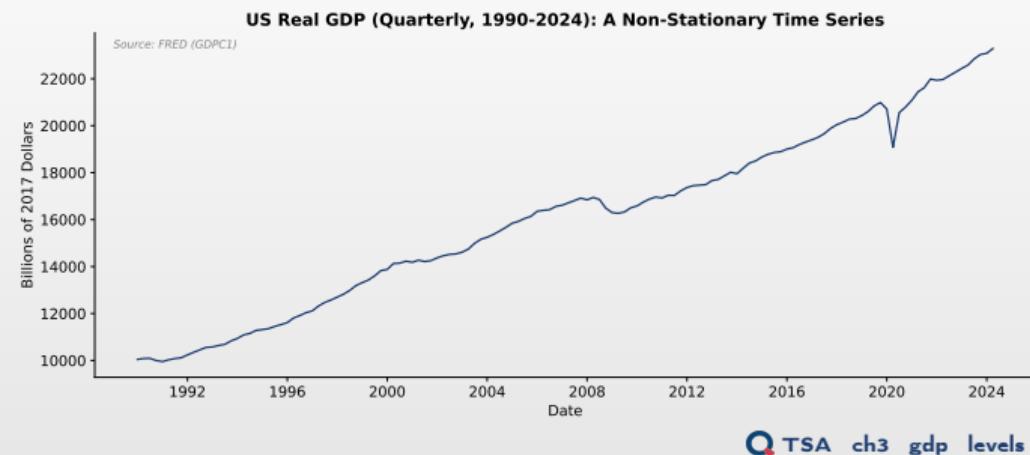
- Modelele ARMA standard presupun staționaritate
- Regresia OLS cu date nestaționare duce la **regresie falsă**
- Momentele din eșantion (medie, varianță, ACF) nu sunt estimatori consistenti
- Inferența statistică devine invalidă



Exemplu: PIB Real SUA

Observații

Trend ascendent clar – media nu este constantă Acesta este un exemplu clasic de serie de timp **nestăționară** Nu putem aplica modele ARMA direct pe aceste date



Tipuri de Nestăționaritate

Trend determinist

$$Y_t = \alpha + \beta t + \varepsilon_t$$

- Trendul este o funcție deterministă de timp
- Poate fi eliminat prin **regresie**
- řocurile au efecte temporare

Trend stochastic (Rădăcină Unitate)

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

- Proces de mers aleatoriu
- Trebuie eliminat prin **diferențiere**
- řocurile au efecte permanente

Distinctie Cheie

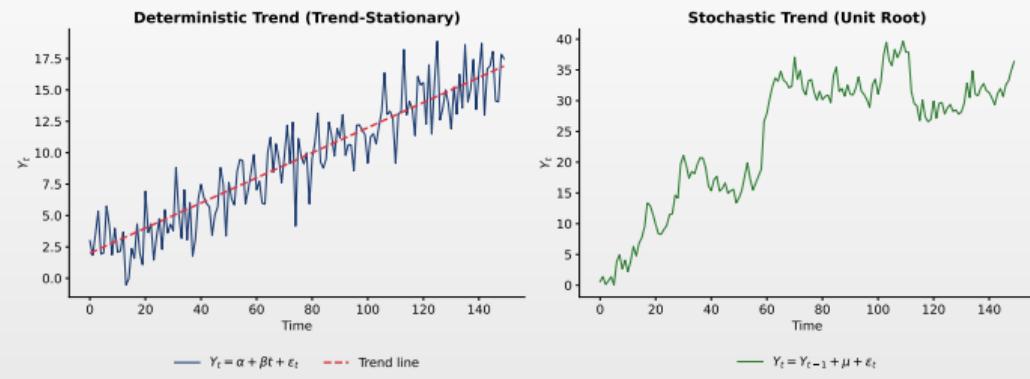
Identificarea corectă este crucială: eliminarea trendului prin regresie pentru un proces cu rădăcină unitară sau diferențierea unui proces staționar în trend duc ambele la specificare greșită!



Vizualizarea diferenței

Observații

Stânga: Trend determinist – abaterile de la trend sunt temporare
Dreapta: Trend stochastic – șocurile se acumulează permanent Ambele arată similar, dar necesită tratamente **diferite!**



Q TSA_ch3_trend_comparison

Procesul de Mers aleatoriu

Definiție 1 (Mers aleatoriu)

Un **mers aleatoriu** este definit ca:

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$$

Cu condiția inițială $Y_0 = 0$, avem: $Y_t = \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$

Proprietățile Mersului Aleatoriu

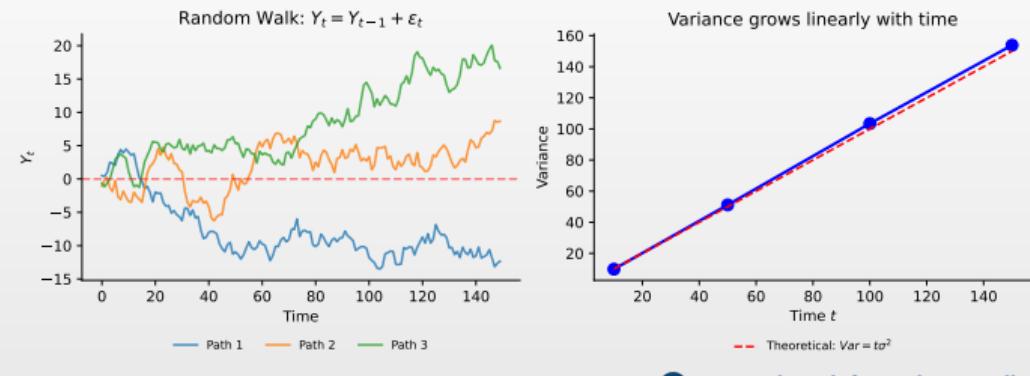
- $\mathbb{E}[Y_t] = 0$ (medie constantă)
- $\text{Var}(Y_t) = t\sigma^2$ (varianța crește în timp!)
- $\text{Cov}(Y_t, Y_{t-k}) = (t - k)\sigma^2$ pentru $k \leq t$
- ACF: $\rho_k = \sqrt{\frac{t-k}{t}} \rightarrow 1$ când $t \rightarrow \infty$



Mers aleatoriu: ilustrație vizuală

Proprietăți Cheie

Stânga: Traекторii multiple rătăcesc imprevizibil fără revenire la medie.
 Dreapta: Varianța $\text{Var}(Y_t) = t\sigma^2$ crește liniar — caracteristica definitorie a nestăționarității.



[TSA_ch3_def_random_walk](#)



Demonstrație: Varianța Mersului Aleatoriu

Afirmație: Pentru $Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$ cu $Y_0 = 0$: $\text{Var}(Y_t) = t\sigma^2$

Demonstrație: Prin substituție recursivă:

$$Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t = Y_{t-2} + \varepsilon_{t-1} + \varepsilon_t = \dots = \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$$

Luând varianța:

$$\text{Var}(Y_t) = \text{Var}\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i\right) = \sum_{i=1}^t \text{Var}(\varepsilon_i) + 2 \sum_{i < j} \text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j)$$

Deoarece ε_t sunt independente (zgomot alb), toate covariantele sunt zero:

$$\text{Var}(Y_t) = \sum_{i=1}^t \sigma^2 = \boxed{t\sigma^2}$$

Nestătionalitate

Varianța depinde de $t \Rightarrow$ încalcă cerința staționarității ($\text{Var}(Y_t) = \gamma(0)$ constant).



Demonstrație: Autocovarianța Mersului Aleatoriu

Afirmație: $\text{Cov}(Y_t, Y_{t-k}) = (t - k)\sigma^2$ pentru $k \leq t$

Demonstrație: Folosind $Y_t = \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$ și $Y_{t-k} = \sum_{i=1}^{t-k} \varepsilon_i$:

$$\begin{aligned}\text{Cov}(Y_t, Y_{t-k}) &= \text{Cov}\left(\sum_{i=1}^t \varepsilon_i, \sum_{j=1}^{t-k} \varepsilon_j\right) \\ &= \sum_{i=1}^t \sum_{j=1}^{t-k} \text{Cov}(\varepsilon_i, \varepsilon_j) = \sum_{i=1}^{t-k} \text{Var}(\varepsilon_i) = \boxed{(t - k)\sigma^2}\end{aligned}$$

Doar termenii cu $i = j$ supraviețuiesc (când $i \leq t - k$).

ACF:

$$\rho(k) = \frac{\text{Cov}(Y_t, Y_{t-k})}{\sqrt{\text{Var}(Y_t)\text{Var}(Y_{t-k})}} = \frac{(t - k)\sigma^2}{\sqrt{t\sigma^2 \cdot (t - k)\sigma^2}} = \sqrt{\frac{t - k}{t}}$$

Mers aleatoriu cu Drift

Definiție 2 (Mers aleatoriu cu Drift)

Un mers aleatoriu cu drift include un termen constant:

$$Y_t = \mu + Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Echivalent: $Y_t = Y_0 + \mu t + \sum_{i=1}^t \varepsilon_i$

Proprietăți

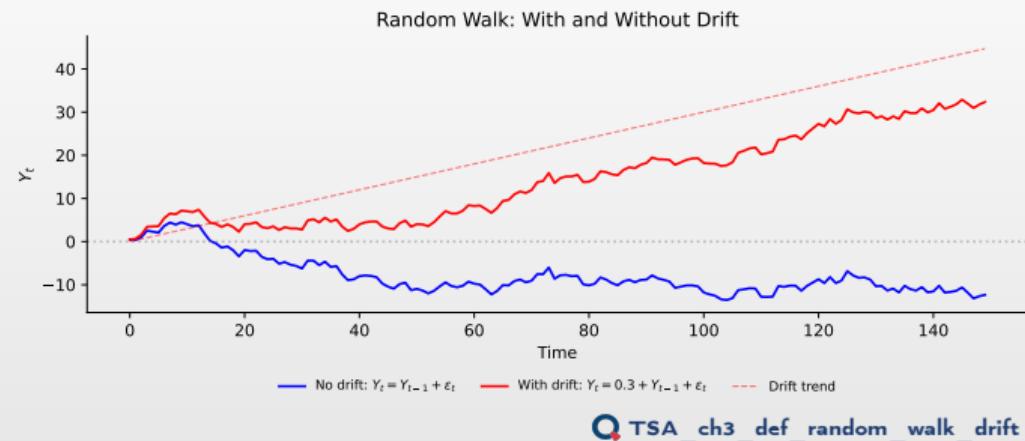
- $\mathbb{E}[Y_t] = Y_0 + \mu t$ (media crește liniar)
- $\text{Var}(Y_t) = t\sigma^2$ (varianța tot crește)
- Drift-ul μ creează un trend ascendent sau descendent
- Tot nestaționar în ciuda faptului că are un “trend”



Mers aleatoriu cu Drift: ilustrație vizuală

Comparație

Fără drift (albastru): rătăcește în jurul lui zero fără direcție. Cu drift $\mu > 0$ (roșu): trend ascendent sistematic. Ambele sunt nestaționare — drift-ul adaugă trend determinist la rătăcirea stocastică.



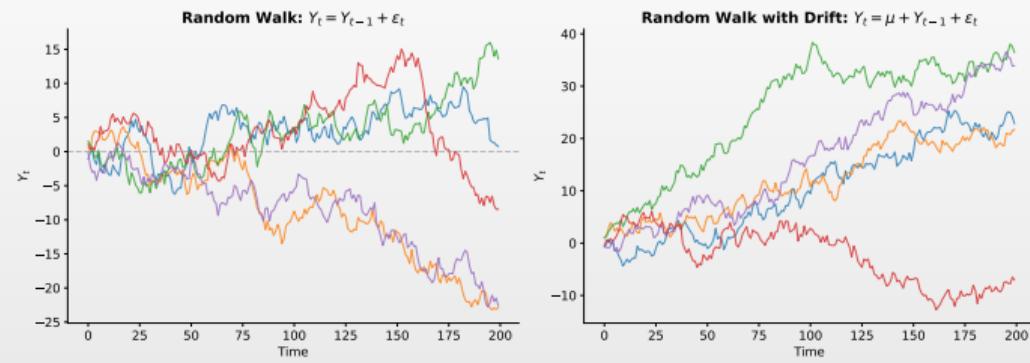
Q TSA_ch3_def_random_walk_drift



Simularea mersurilor aleatorii

Observații

Stânga: Mersuri aleatorii pure – fără drift, rătăcesc imprevizibil **Dreapta:** Mersuri aleatorii cu drift – trend ascendent în medie Fiecare traiectorie este unică; incertitudinea crește în timp



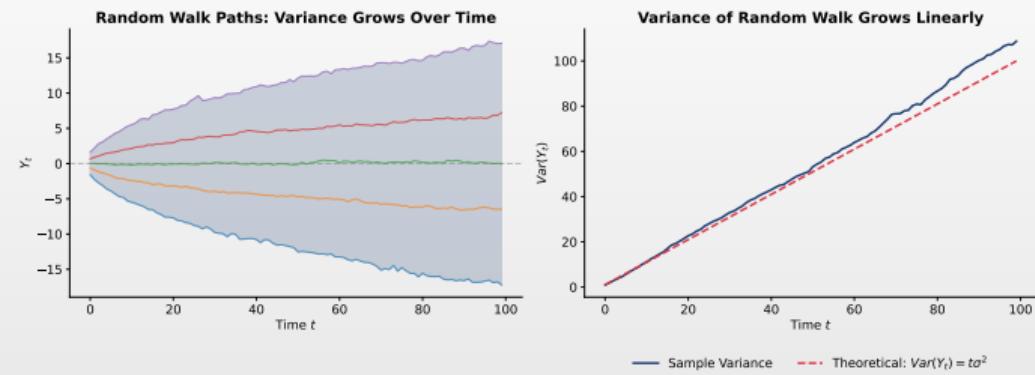
Q TSA_ch3_random_walk



Cresterea varianței: de ce mersurile aleatorii sunt nestăționare

Observații

Stânga: Evantaiul de traectorii arată incertitudinea crescând în timp
Dreapta: Varianța crește liniar: $\text{Var}(Y_t) = t\sigma^2$ Aceasta violează staționaritatea (varianța ar trebui să fie constantă)



Q TSA_ch3_variance_growth



Procese integrate

Definiție 3 (Proces Integrat de Ordin d)

O serie de timp $\{Y_t\}$ este **integrată de ordin d** , scrisă $Y_t \sim I(d)$, dacă:

- Y_t este nestaționară
- $(1 - L)^d Y_t = \Delta^d Y_t$ este staționară
- $(1 - L)^{d-1} Y_t$ este încă nestaționară

Cazuri Comune

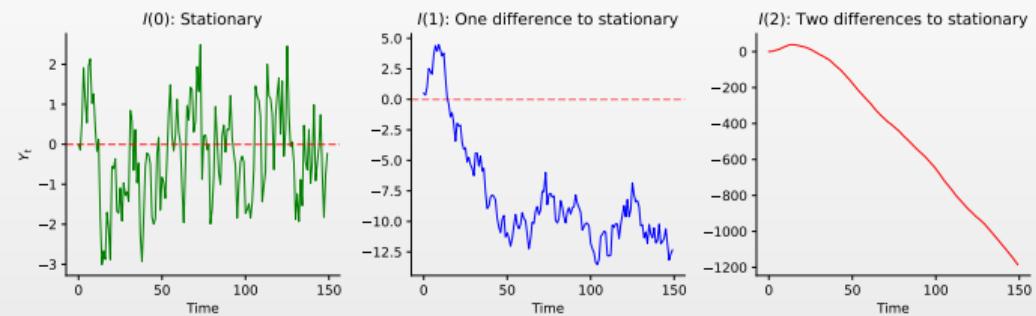
- $I(0)$: Proces staționar (de ex., ARMA)
- $I(1)$: Prima diferență este staționară (cel mai frecvent pentru date economice)
- $I(2)$: A două diferență este staționară (mai rar)



Proces integrat: ilustrație vizuală

Ordinul de Integrare

$I(0)$: Staționar — nicio diferențiere necesară. $I(1)$: O diferență necesară (mers aleatoriu). $I(2)$: Două diferențe necesare. Majoritatea seriilor economice sunt $I(0)$ sau $I(1)$.



Q TSA_ch3_def_integrated

Operatorul diferență

Definiție 4 (Prima Diferență)

Operatorul primei diferențe Δ este definit ca: $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = (1 - L)Y_t$, unde L este operatorul lag ($LY_t = Y_{t-1}$).

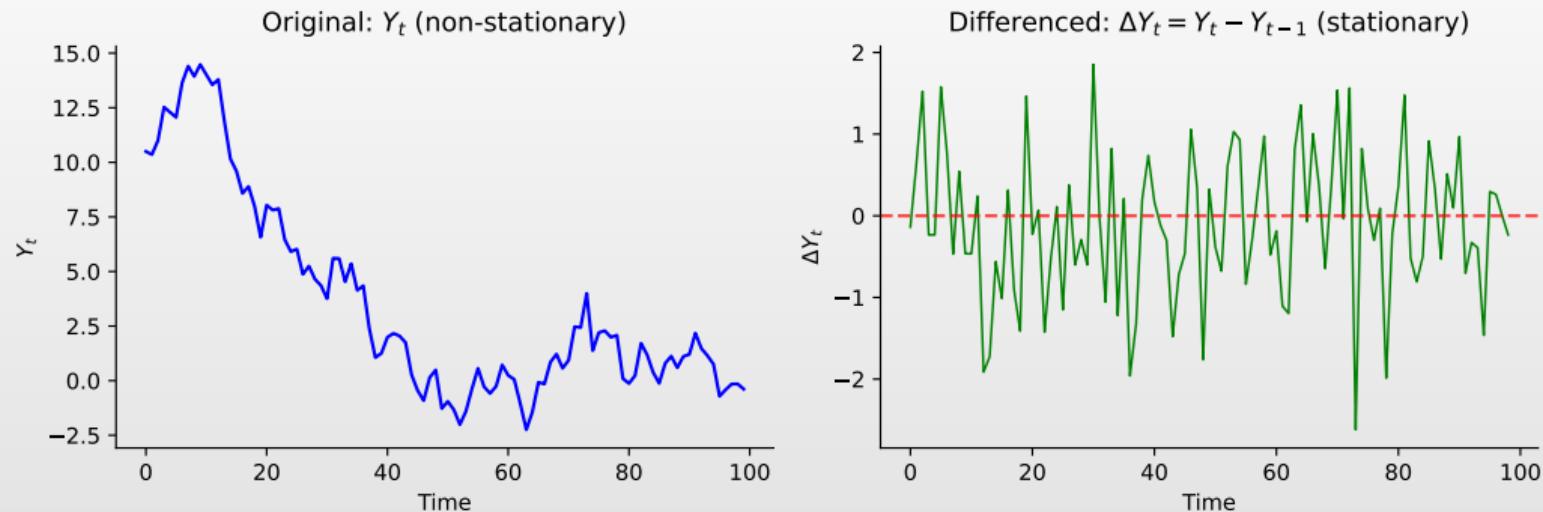
Diferențe de Ordin Superior

- A două diferență: $\Delta^2 Y_t = \Delta(\Delta Y_t) = (1 - L)^2 Y_t$
- $\Delta^2 Y_t = Y_t - 2Y_{t-1} + Y_{t-2}$
- Diferență de ordin d : $\Delta^d Y_t = (1 - L)^d Y_t$

Rezultat Cheie

Dacă $Y_t \sim I(d)$, atunci $\Delta^d Y_t \sim I(0)$ (staționar).

Prima diferență: ilustrație vizuală



Stânga: serie nestaționară. Dreapta: după prima diferență, seria devine staționară.

TSA_ch3_def_difference



Exemplu: Diferențierea unui Mers aleatoriu

Mers aleatoriu la Zgomot Alb

Fie $Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$ (mers aleatoriu). Luând prima diferență:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \varepsilon_t$$

Prima diferență este zgomot alb – un proces staționar!

Interpretare

- Un mers aleatoriu este $I(1)$
- O diferență îl transformă în $I(0)$
- “Schimbările” într-un mers aleatoriu sunt staționare

Demonstrație: Diferențierea Induce Staționaritatea

Afirmație: Dacă $Y_t \sim I(1)$, atunci $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$ este staționar.

Demonstrație pentru Mers aleatoriu cu Drift: $Y_t = \mu + Y_{t-1} + \varepsilon_t$

Prima diferență este:

$$\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1} = \mu + \varepsilon_t$$

Verificăm condițiile de staționaritate:

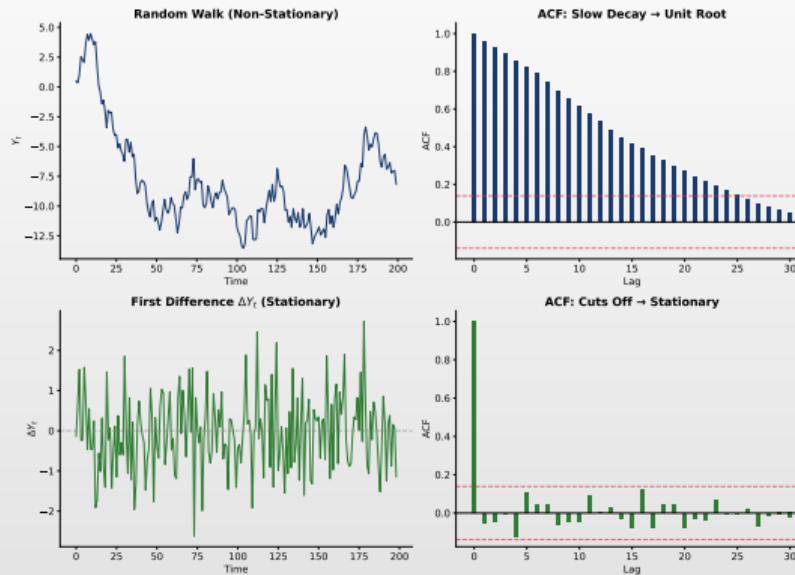
- Media:** $\mathbb{E}[\Delta Y_t] = \mu$ (constantă, nu depinde de t) ✓
- Varianță:** $\text{Var}(\Delta Y_t) = \text{Var}(\varepsilon_t) = \sigma^2$ (constantă) ✓
- Autocovarianță:** $\text{Cov}(\Delta Y_t, \Delta Y_{t-k}) = \text{Cov}(\varepsilon_t, \varepsilon_{t-k}) = 0$ pentru $k \neq 0$ ✓

Principiu General

Diferențierea elimină "memoria" care face varianța să se acumuleze. Pentru procese $I(d)$, sunt necesare d diferențe.



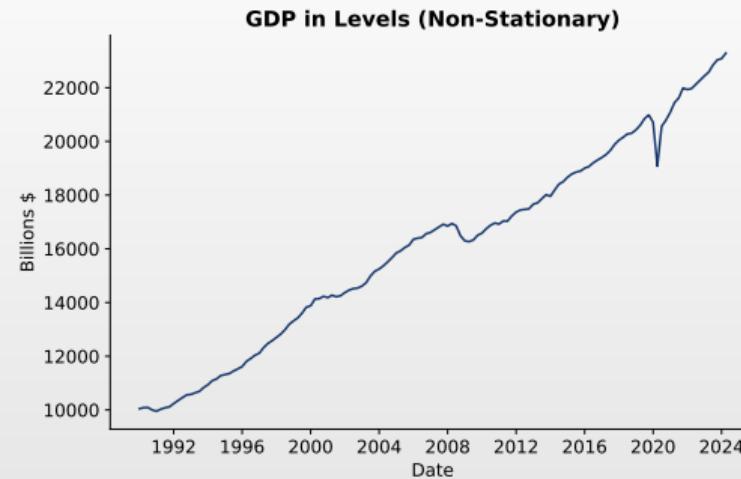
Diagnostic ACF: Detectarea Nestaționarității



- Sus:** ACF mers aleatoriu scade foarte lent \Rightarrow rădăcină unitate
- Jos:** După diferențiere, ACF se întrerupe \Rightarrow staționar



Diferențierea în Practică: Exemplul PIB



- Stânga:** PIB în niveluri – trend ascendent clar (nestaționar)
- Dreapta:** Rata de creștere PIB (diferență logaritmică) – fluctuează în jurul mediei (staționar)
- Diferențierea elimină trendul și obține staționaritate



Supra-diferențierea

Avertisment: Supra-diferențierea

Diferențierea mai mult decât este necesar introduce probleme:

- Creează autocorelație negativă artificială
- Inflează varianța
- Pierde informație

Exemplu

Dacă $Y_t \sim I(1)$, atunci $\Delta Y_t \sim I(0)$. Dar dacă diferențiem din nou:

$$\Delta^2 Y_t = \Delta Y_t - \Delta Y_{t-1} = \varepsilon_t - \varepsilon_{t-1}$$

Acesta este un MA(1) cu $\theta = 1$ (la granița non-invertibilității)!



Definiția ARIMA

Definiție 5 (ARIMA(p,d,q))

O serie de timp $\{Y_t\}$ urmează un proces **ARIMA(p,d,q)** dacă:

$$\phi(L)(1 - L)^d Y_t = c + \theta(L)\varepsilon_t$$

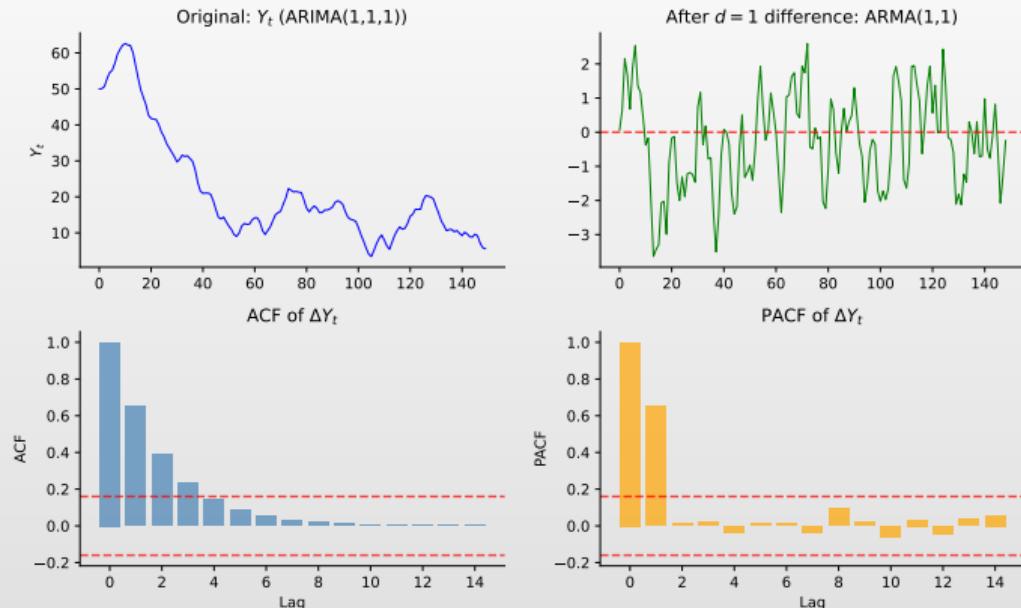
unde:

- $\phi(L) = 1 - \phi_1 L - \phi_2 L^2 - \dots - \phi_p L^p$ (polinomul AR)
- $\theta(L) = 1 + \theta_1 L + \theta_2 L^2 + \dots + \theta_q L^q$ (polinomul MA)
- d este ordinul de integrare (numărul de diferențe)
- $\varepsilon_t \sim WN(0, \sigma^2)$

ARIMA: ilustrație vizuală

Interpretare

Sus: seria ARIMA originală (nestaționară). Jos: după diferențiere de d ori, ACF/PACF dezvăluie ordinea AR și MA pentru componenta staționară.



TSA_ch3_def_arima



Componentele ARIMA

AR(p)

I(d)

MA(q)

Autoregresiv
MemorieIntegrare
DiferențiereMedie Mobilă
Șocuri

Cazuri Speciale

- $\text{ARIMA}(p,0,q) = \text{ARMA}(p,q)$ – staționar
- $\text{ARIMA}(0,1,0) = \text{Mers aleatoriu}$
- $\text{ARIMA}(0,1,1) = \text{IMA}(1,1)$ – netezire exponențială
- $\text{ARIMA}(1,1,0) = \text{ARI}(1,1)$ – $\text{AR}(1)$ diferențiat

Exemplu ARIMA(1,1,0)

Model ARI(1,1)

$$\Delta Y_t = c + \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t$$

Echivalent: $(1 - \phi_1 L)(1 - L)Y_t = c + \varepsilon_t$

Interpretare

- Schimbările în Y_t urmează un proces AR(1)
- Dacă $|\phi_1| < 1$, schimbările sunt staționare
- Y_t în sine are un trend stochastic
- Model comun pentru multe serii de timp economice



Exemplu ARIMA(0,1,1)

Model IMA(1,1)

$$\Delta Y_t = c + \varepsilon_t + \theta_1 \varepsilon_{t-1}$$

Echivalent: $(1 - L)Y_t = c + (1 + \theta_1 L)\varepsilon_t$

Conexiunea cu Netezirea exponențială

Modelul IMA(1,1) este echivalent cu **netezirea exponențială simplă**:

$$\hat{Y}_{t+1} = \alpha Y_t + (1 - \alpha) \hat{Y}_t$$

unde $\alpha = 1 + \theta_1$ (pentru $-1 < \theta_1 < 0$).



Rolul constantei în ARIMA

Termenul Constant în ARIMA(p,d,q)

Când $d > 0$, constanta c are o interpretare diferită: $\phi(L)(1 - L)^d Y_t = c + \theta(L)\varepsilon_t$

Implicații Importante

- Pentru $d = 1$: c reprezintă **drift-ul** (schimbarea medie): $\mathbb{E}[\Delta Y_t] = \frac{c}{1-\phi_1-\dots-\phi_p}$
- Pentru $d = 2$: c afectează **curbura** trendului
- Adesea se presupune $c = 0$ când $d \geq 1$

Testarea pentru Rădăcini Unitate

De ce Testăm?

Înainte de a potrivi un model ARIMA, trebuie să determinăm:

1. Este seria staționară? (Este $d = 0$?)
2. Dacă nu, câte diferențe sunt necesare? (Care este d ?)

Teste comune de rădăcină unitate

- Dickey-Fuller (DF) și Augmented Dickey-Fuller (ADF)**
- Phillips-Perron (PP)**
- KPSS** (test de staționaritate – ipoteză nulă inversată)



Testul Dickey-Fuller

Configurare

Considerăm modelul AR(1): $Y_t = \phi Y_{t-1} + \varepsilon_t$. Scădem Y_{t-1} : $\Delta Y_t = (\phi - 1)Y_{t-1} + \varepsilon_t = \gamma Y_{t-1} + \varepsilon_t$, unde $\gamma = \phi - 1$.

Ipoteze

- $H_0: \gamma = 0$ (rădăcină unitate, $\phi = 1$, nestaționar)
- $H_1: \gamma < 0$ (staționar, $|\phi| < 1$)

Problemă Cheie

Sub H_0 , statistică t nu urmează o distribuție t standard! Trebuie folosite valorile critice Dickey-Fuller.



Variante ale Testului Dickey-Fuller

Trei Specificări

1. **Fără constantă, fără trend:** $\Delta Y_t = \gamma Y_{t-1} + \varepsilon_t$
2. **Cu constantă (drift):** $\Delta Y_t = \alpha + \gamma Y_{t-1} + \varepsilon_t$
3. **Cu constantă și trend:** $\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \varepsilon_t$

Alegerea Specificării Corecte

- Examinați datele: au un trend vizibil?
- Includerea termenilor inutili reduce puterea
- Excluderea termenilor necesari duce la inferență incorectă

Testul Augmented Dickey-Fuller (ADF)

Problema cu DF Simplu

Dacă există dinamică AR dincolo de AR(1), reziduurile DF vor fi autocorelate.

Definiție 6 (Testul ADF)

Adăugați diferențe întârziate: $\Delta Y_t = \alpha + \beta t + \gamma Y_{t-1} + \sum_{j=1}^k \delta_j \Delta Y_{t-j} + \varepsilon_t$

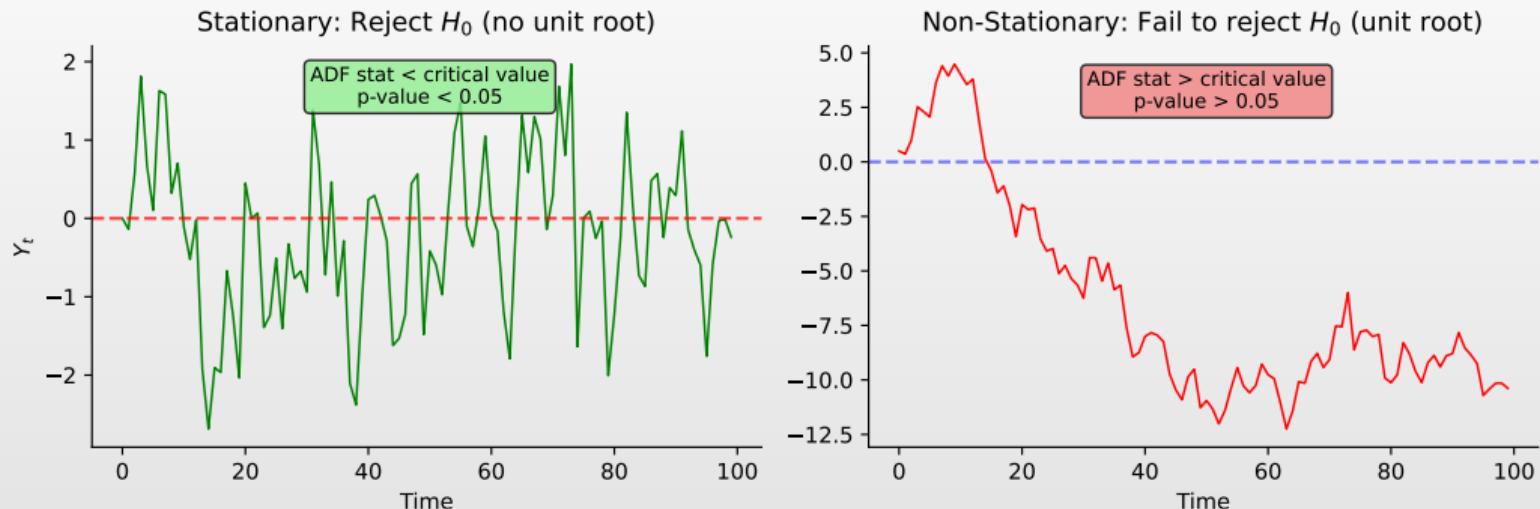
Testați $H_0 : \gamma = 0$ folosind valorile critice ADF.

Alegerea Lungimii Lag-ului k

- Folosiți criterii informaționale (AIC, BIC)
- Începeți cu k_{max} , reduceți până ultimul lag este semnificativ



Testul ADF: ilustrație vizuală



Stânga: serie staționară – ADF respinge rădăcina unitate. Dreapta: nestaționară – ADF nu respinge.

[TSA_ch3_def_adf](#)



Valori critice ADF

Model	1%	5%	10%
Fără constantă, fără trend	-2.58	-1.95	-1.62
Cu constantă	-3.43	-2.86	-2.57
Cu constantă și trend	-3.96	-3.41	-3.13

Regula de Decizie

- Statistică de test < valoare critică \Rightarrow Respingem H_0 (staționar)
- Statistică de test \geq valoare critică \Rightarrow Nu respingem (rădăcină unitate)



Testul Phillips-Perron (PP)

Motivație

Ca și ADF, testează H_0 : Rădăcină unitate vs H_1 : Staționar, dar folosește o **corecție non-parametrică** pentru corelația serială în loc de adăugarea diferențelor întârziate.

Statistică de Test

Testul PP modifică statistică t DF:

$$Z_t = t_{\hat{\gamma}} \cdot \sqrt{\frac{\hat{\sigma}^2}{\hat{\lambda}^2}} - \frac{T(\hat{\lambda}^2 - \hat{\sigma}^2)(se(\hat{\gamma}))}{2\hat{\lambda}^2 \cdot s}$$

unde $\hat{\lambda}^2$ este o estimare consistentă a varianței pe termen lung folosind Newey-West.

Avantaje față de ADF

- Robust la heteroscedasticitate și corelație serială
- Nu necesită selectarea lungimii lag-ului (folosește lățime de bandă)



Testul KPSS

Ipoteze Inversate

Spre deosebire de ADF: H_0 : Staționar vs H_1 : Rădăcină unitate

Procedura KPSS

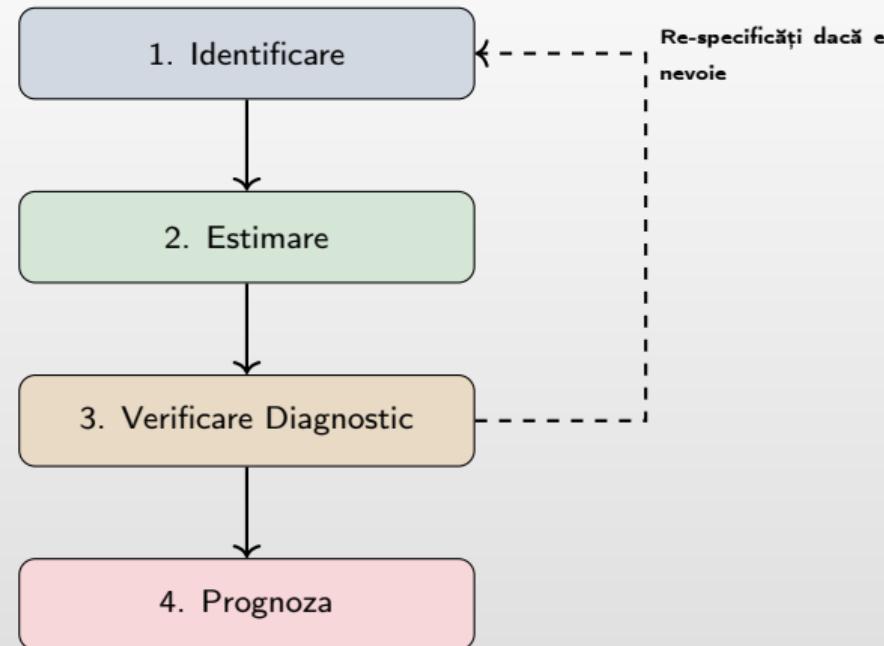
Descompunem: $Y_t = \xi t + r_t + \varepsilon_t$ unde $r_t = r_{t-1} + u_t$. Testăm dacă $\text{Var}(u_t) = 0$.

Utilizare Complementară cu ADF

- ADF respinge, KPSS nu respinge \Rightarrow Staționar
- ADF nu respinge, KPSS respinge \Rightarrow Rădăcină unitate
- Ambele resping sau niciunul \Rightarrow Neconcludent



Metodologia Box-Jenkins



Pasul 1: Determinarea lui d

Procedură

1. Reprezentăți grafic seria de timp – căutați trenduri, varianță în schimbare
2. Examinați ACF – descreștere lentă sugerează nestaționaritate
3. Aplicați teste de rădăcină unitate (ADF, KPSS)
4. Dacă nestăționară, diferențiați și repetăți

Ghiduri Practice

- Majoritatea seriilor economice: $d = 1$ este suficient
- Rar avem nevoie de $d > 2$
- Dacă ACF al ΔY_t tot scade lent, încercați $d = 2$
- Atenție la supra-diferențiere (ACF cu $\rho_1 \approx -0.5$)



Pasul 2: Determinarea lui p și q

După Diferențiere

Odată ce $W_t = \Delta^d Y_t$ este staționar, folosiți ACF/PACF pentru a identifica ARMA(p, q):

Model	ACF	PACF
AR(p)	Scade exponențial	Se întrerupe după lag p
MA(q)	Se întrerupe după lag q	Scade exponențial
ARMA(p, q)	Scade	Scade

Criterii informaționale

Când tiparele sunt neclare, comparați modelele folosind:

$AIC = -2 \ln(L) + 2k; \quad BIC = -2 \ln(L) + k \ln(n)$

Mai mic este mai bun. BIC penalizează complexitatea mai mult.



Algoritmi Auto-ARIMA

Selectie automată a modelului

Software-ul modern poate selecta automat (p, d, q) :

- Python: `pmdarima.auto_arima()`
- R: `forecast::auto.arima()`

Cum funcționează Auto-ARIMA

1. Folosește teste de rădăcină unitate pentru a determina d
2. Potrivește modele pentru diverse combinații (p, q)
3. Selectează modelul cu cel mai mic AIC/BIC
4. Opțional folosește căutare pas cu pas pentru eficiență

Atenție

Selectia automată este utilă dar nu infailibilă. Verificați întotdeauna diagnosticele!



Metode de estimare

Estimarea prin Maximum de Verosimilitate (MLE)

Abordarea standard pentru ARIMA:

- Presupune $\varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$
- Maximizează funcția de verosimilitate
- Oferă estimatori consistenti, eficienți
- Furnizează erori standard pentru inferență

MLE Condiționată vs Exactă

- MLE Condiționată:** Condiționează pe valorile inițiale
- MLE Exactă:** Tratează valorile inițiale ca necunoscute
- Diferența diminuează pe măsură ce dimensiunea eșantionului crește



Restricții asupra Parametrilor

Stationaritate și invertibilitate

Modelul ARIMA estimat ar trebui să satisfacă:

- Staționaritate AR:** Rădăcinile lui $\phi(z) = 0$ în afara cercului unitate
- Invertibilitate MA:** Rădăcinile lui $\theta(z) = 0$ în afara cercului unitate

Verificare în Practică

Majoritatea software-ului raportează:

- Coeficienți estimați cu erori standard
- Rădăcinile polinoamelor AR și MA
- Avertisment dacă este detectată aproape-rădăcină-unitate



Analiza reziduurilor

Ce Trebuie Verificat

Dacă modelul este corect, reziduurile $\hat{\epsilon}_t$ ar trebui să fie zgomot alb:

1. Medie zero
2. Varianță constantă
3. Fără autocorelație
4. (Optional) Normalitate

Instrumente de Diagnostic

- ACF/PACF rezidual:** Nu ar trebui să arate vârfuri semnificative
- Testul Ljung-Box:** Testează autocorelația la lag-uri multiple
- Graficul Q-Q:** Verifică ipoteza de normalitate
- Rezidual vs potrivit:** Verifică heteroscedasticitatea



Testul Ljung-Box

Definiție 7 (Statistică Q Ljung-Box)

$Q(m) = n(n + 2) \sum_{k=1}^m \frac{\hat{\rho}_k^2}{n-k}$. Sub H_0 (fără autocorelație): $Q(m) \sim \chi^2(m - p - q)$

Utilizare

- Alegeti $m \approx \ln(n)$ sau $m = 10$ pentru trimestrial, $m = 20$ pentru lunar
- Grade de libertate ajustate pentru parametrii estimați
- Respingeti dacă $Q(m)$ depășește valoarea critică

Dacă Testul Eșuează

Luați în considerare adăugarea de termeni AR sau MA, sau verificați pentru rupturi structurale.

Prognoze punctuale

Prognoza cu MSE Minim

Prognoză optimă la h pași înainte este speranța condiționată: $\hat{Y}_{T+h|T} = \mathbb{E}[Y_{T+h}|Y_T, Y_{T-1}, \dots]$

Prognoza ARIMA(1,1,1)

Model: $(1 - \phi_1 L)(1 - L)Y_t = c + (1 + \theta_1 L)\varepsilon_t$

Prognoză un pas: $\hat{Y}_{T+1|T} = c + Y_T + \phi_1(Y_T - Y_{T-1}) + \theta_1 \hat{\varepsilon}_T$

Pentru $h > 1$: înlocuiți ε_{T+j} necunoscut cu 0, Y_{T+j} necunoscut cu $\hat{Y}_{T+j|T}$



Intervale de Prognoza

Incertitudinea prognozei

Varianța erorii de prognoză la h pași: $\text{Var}(e_{T+h}) = \sigma^2 \sum_{j=0}^{h-1} \psi_j^2$, unde ψ_j sunt coeficienții MA(∞).

intervale de încredere

Sub normalitate, interval $(1 - \alpha)\%$: $\hat{Y}_{T+h|T} \pm z_{\alpha/2} \sqrt{\text{Var}(e_{T+h})}$

Proprietate Cheie pentru Serii I(1)

Pentru procese integrate, varianța prognozei crește nelimitat când $h \rightarrow \infty$. Intervalele se largesc în timp!



Prognoze pe Termen Lung pentru ARIMA

Comportament când $h \rightarrow \infty$

Pentru ARIMA(p,1,q) cu drift c :

- Prognoze punctuale: Trend liniar cu pantă = drift
- Intervale de prognoză: Lățimea crește cu \sqrt{h}

Pentru ARIMA(p,1,q) fără drift:

- Prognoze punctuale: Converg la ultimul nivel
- Intervale de prognoză: Tot cresc nelimitat

Implicație Practică

Prognozele ARIMA sunt cele mai fiabile pentru orizonturi scurte. Prognozele pe termen lung au benzi de incertitudine foarte largi.



Prognoza rulantă: concept

Ce este Prognoza Rulantă?

O tehnică pentru evaluarea acurateții prognozei în afara eșantionului:

1. Fixăm o **fereastră de antrenament** de dimensiune w
2. Estimăm modelul pe observațiile $t = 1, \dots, w$
3. Prognozăm h pași înainte: $\hat{Y}_{w+h|w}$
4. Deplasăm fereastra înainte cu o perioadă
5. Repetăm până la sfârșitul eșantionului

De ce Prognoze Rulante?

- Mînează scenariul de prognoză în timp real
- Oferă multiple erori de prognoză pentru evaluare
- Evită supraajustarea pe întregul eșantion



Prognoza rulantă: exemplu pas cu pas

Configurare: ARIMA(1,1,0) cu $\phi_1 = 0.6$

Model: $\Delta Y_t = \phi_1 \Delta Y_{t-1} + \varepsilon_t$ unde $\Delta Y_t = Y_t - Y_{t-1}$

Date la Momentul T

$$Y_{T-2} = 100, \quad Y_{T-1} = 103, \quad Y_T = 108 \quad \Rightarrow \quad \Delta Y_{T-1} = 3, \quad \Delta Y_T = 5$$

Prognoza Punctuală la 1 Pas

$$\begin{aligned}\hat{\Delta Y}_{T+1|T} &= \phi_1 \cdot \Delta Y_T = 0.6 \times 5 = 3 \\ \hat{Y}_{T+1|T} &= Y_T + \hat{\Delta Y}_{T+1|T} = 108 + 3 = 111\end{aligned}$$



Prognoze punctuale multi-pas

Prognoza la 2 Pași

$$\begin{aligned}\hat{\Delta Y}_{T+2|T} &= \phi_1 \cdot \hat{\Delta Y}_{T+1|T} = 0.6 \times 3 = 1.8 \\ \hat{Y}_{T+2|T} &= \hat{Y}_{T+1|T} + \hat{\Delta Y}_{T+2|T} = 111 + 1.8 = \boxed{112.8}\end{aligned}$$

Formula Generală pentru Prognoza la h Pași (ARIMA(1,1,0))

$$\begin{aligned}\hat{\Delta Y}_{T+h|T} &= \phi_1^h \cdot \Delta Y_T \\ \hat{Y}_{T+h|T} &= Y_T + \Delta Y_T \cdot \frac{\phi_1(1 - \phi_1^h)}{1 - \phi_1}\end{aligned}$$

Numeric: Prognoza la 3 Pași

$$\hat{Y}_{T+3|T} = 108 + 5 \times \frac{0.6(1 - 0.6^3)}{1 - 0.6} = 108 + 5 \times 1.092 = \boxed{113.46}$$



intervale de încredere: Formule

Varianța erorii de prognoză

Pentru ARIMA(1,1,0), varianța erorii de prognoză la h pași:

$$\text{Var}(e_{T+h|T}) = \sigma^2 \left(1 + \sum_{j=1}^{h-1} \psi_j^2 \right)$$

unde $\psi_j = \phi_1^{j-1} (1 + \phi_1 + \cdots + \phi_1^{j-1}) = \phi_1^{j-1} \cdot \frac{1 - \phi_1^j}{1 - \phi_1}$

Interval de Încredere $(1 - \alpha)\%$

$$\hat{Y}_{T+h|T} \pm z_{\alpha/2} \cdot \sqrt{\text{Var}(e_{T+h|T})}$$

Pentru IC 95%: $z_{0.025} = 1.96$

Interval de Încredere: Exemplu Numeric

Date: $\sigma^2 = 4$, $\phi_1 = 0.6$, $\hat{Y}_{T+1|T} = 111$

IC la 1 Pas

$$\text{Var}(e_{T+1|T}) = \sigma^2 = 4$$

$$\text{IC 95\%} = 111 \pm 1.96 \times \sqrt{4} = 111 \pm 3.92 = [107.08, 114.92]$$

IC la 2 Pași (pentru $\hat{Y}_{T+2|T} = 112.8$)

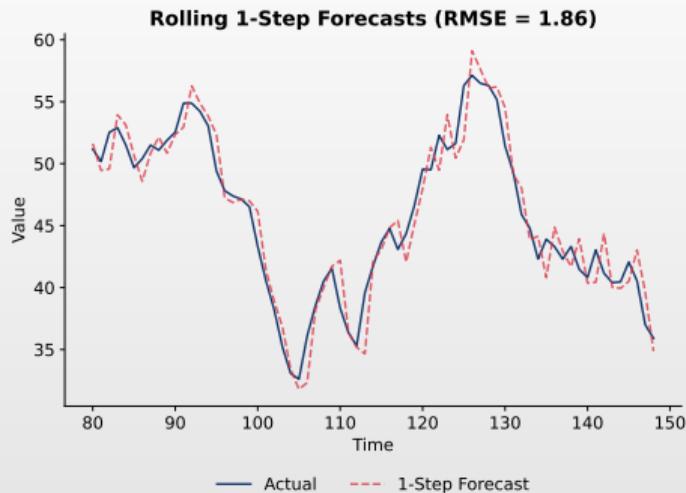
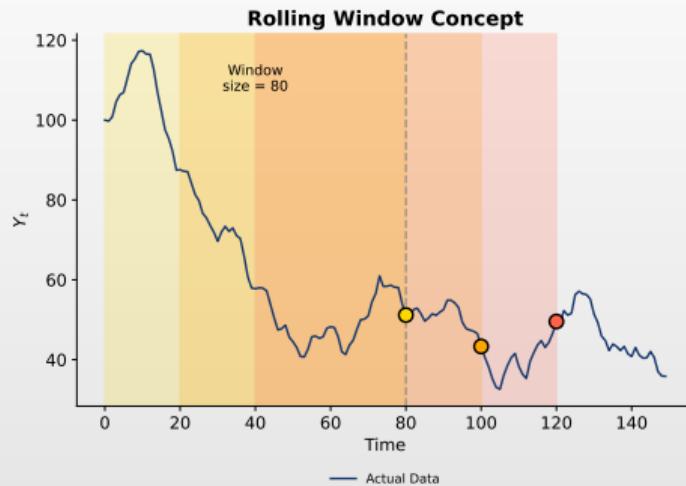
$$\psi_1 = 1 + \phi_1 = 1.6, \quad \text{Var}(e_{T+2|T}) = 4(1 + 1.6^2) = 14.24$$

$$\text{IC 95\%} = 112.8 \pm 1.96 \times \sqrt{14.24} = 112.8 \pm 7.40 = [105.40, 120.20]$$

Notă: IC se largeste pe măsură ce orizontul crește!



Ilustrație fereastră rulantă



- Fiecare fereastră produce o prognoză la 1 pas
- Comparăm prognozele cu valorile reale pentru a calcula RMSE, MAE
- Fereastra rulantă menține estimarea modelului actualizată



Prognoza Rulantă: Cod Python

Implementare

```
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA

window_size = 100
forecasts, actuals = [], []

for t in range(window_size, len(y) - 1):
    train = y[:t]                      # Fereastra rulantă
    model = ARIMA(train, order=(1,1,0)).fit()
    forecast = model.forecast(steps=1)[0]
    forecasts.append(forecast)
    actuals.append(y[t])

rmse = np.sqrt(np.mean((np.array(forecasts) - np.array(actuals))**2))
```



Studiu de Caz: Analiză ARIMA Completă

Obiectiv

Prognoză PIB Real al SUA folosind metodologia Box-Jenkins

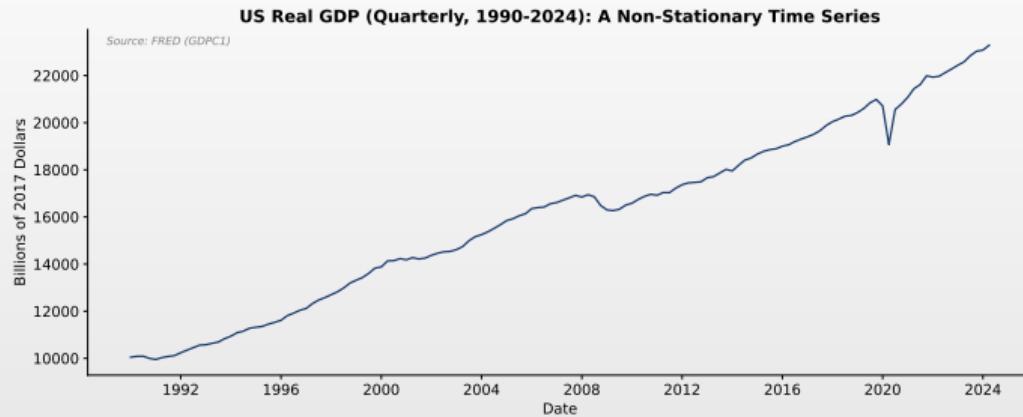
- Pasul 1:** vizualizarea datelor și verificarea staționarității
- Pasul 2:** Aplicarea testelor de rădăcină unitate (ADF, KPSS)
- Pasul 3:** Diferențiere dacă e necesar, identificare p și q
- Pasul 4:** Estimarea modelului ARIMA
- Pasul 5:** Verificare diagnostică
- Pasul 6:** Generarea prognozelor cu intervale de încredere
- Pasul 7:** Evaluarea acurateții prognozei

Date

PIB Real SUA (FRED: GDPC1), Trimestrial, 1990T1–2024T2, $n = 138$ observații



Pasul 1: Analiza Inițială a Datelor



Observații

- Trend ascendent clar ⇒ medie neconstantă
- Varianța pare relativ stabilă (după transformare log)
- Scădere notabilă în 2020 (pandemia COVID-19)
- Concluzie:** Seria este nestaționară, necesită diferențiere



Pasul 2: Testarea Rădăcinii Unitate

Test ADF pe Log PIB în Niveluri

- Statistică test: -0.91
- Valori critice: -3.48 (1%), -2.88 (5%), -2.58 (10%)
- p-value: 0.79
- Rezultat:** Nu putem respinge $H_0 \Rightarrow$ **Rădăcină unitate prezentă**

Test ADF pe Prima Diferență (Rata de Creștere)

- Statistică test: -13.24
- p-value: < 0.001
- Rezultat:** Respingem H_0 la 1% \Rightarrow **Staționar după diferențiere**

Concluzie

PIB este $I(1) \Rightarrow$ Folosim $d = 1$ în modelul ARIMA



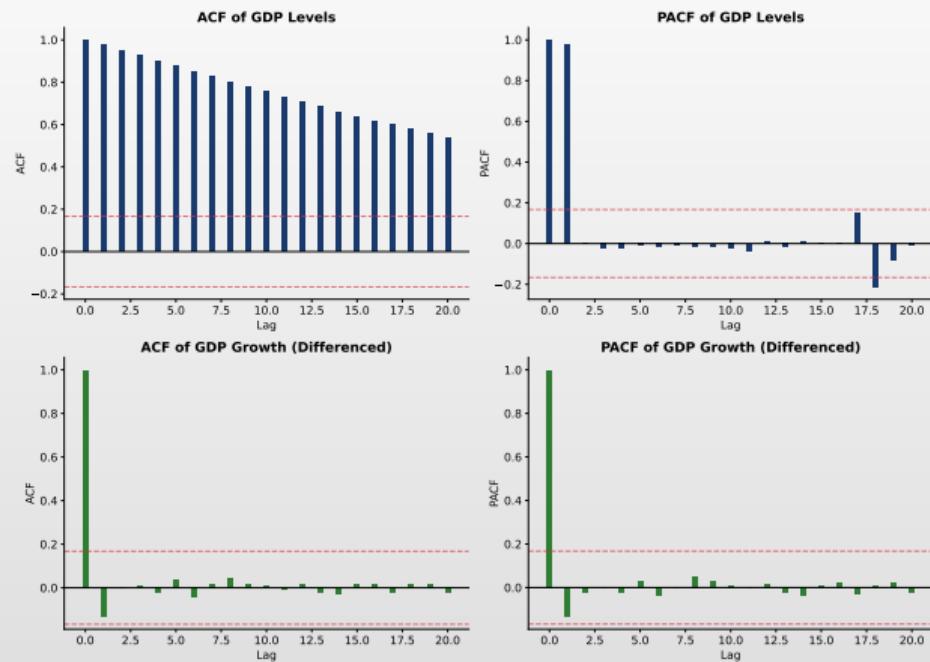
Pasul 3: Identificarea modelului prin ACF/PACF

Analiza Seriei Diferențiate

ACF: Spike semnificativ la lag 1, apoi se întrerupe \Rightarrow sugerează

MA(1) PACF: Spike semnificativ la lag 1, scade \Rightarrow sugerează AR(1)

Modele candidate: ARIMA(1,1,0),
ARIMA(0,1,1), ARIMA(1,1,1)



Pasul 4: Estimarea modelului

Compararea modelelor folosind Criterii informative

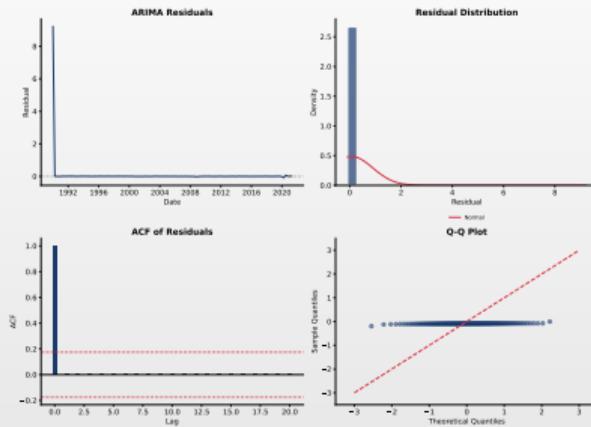
Model	AIC	BIC	Log-Lik
ARIMA(1,1,0)	-725.2	-719.5	364.6
ARIMA(0,1,1)	-724.8	-719.2	364.4
ARIMA(1,1,1)	-747.0	-738.5	376.5

Model Selectat: ARIMA(1,1,1)

$$(1 - 0.35L)(1 - L)Y_t = (1 + 0.58L)\varepsilon_t, \quad \hat{\sigma}^2 = 0.000156$$

- $\hat{\phi}_1 = 0.35$ (SE = 0.09), semnificativ la 1%
- $\hat{\theta}_1 = 0.58$ (SE = 0.08), semnificativ la 1%

Pasul 5: Verificare Diagnostică



Analiza reziduurilor

- Test Ljung-Box: $Q(10) = 5.8$, p-value = 0.83 \Rightarrow Fără autocorelare
- Test Jarque-Bera: $JB = 156.4$, p-value < 0.001 \Rightarrow Non-normal (outlier COVID)
- **Concluzie:** Modelul trece verificările de autocorelare; outlierii sunt așteptați



Pasul 6: Prognoza cu intervale de încredere

Ultimele Valori Observe (Log PIB)

$Y_T = 9.973$ (2024T2), $Y_{T-1} = 9.956$ (2024T1)
 $\Delta Y_T = 0.017$, $\hat{\varepsilon}_T = 0.004$

Prognoza la 1 Pas (2024T3)

$$\begin{aligned}\hat{\Delta Y}_{T+1} &= \hat{\phi}_1 \Delta Y_T + \hat{\theta}_1 \hat{\varepsilon}_T = 0.35(0.017) + 0.58(0.004) = 0.0083 \\ \hat{Y}_{T+1} &= 9.973 + 0.0083 = \boxed{9.981}\end{aligned}$$

Interval de Încredere 95%

$$IC = 9.981 \pm 1.96 \times \sqrt{0.000156} = [9.957, 10.006]$$

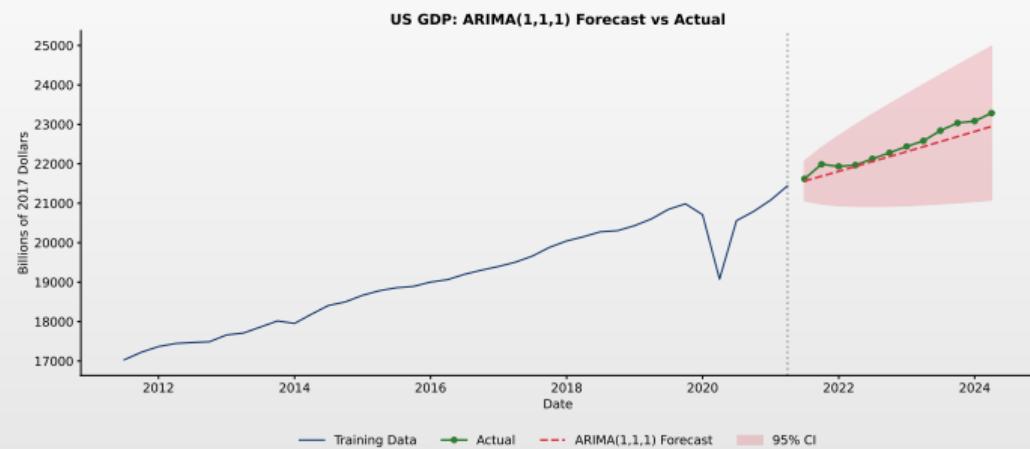
În niveluri: Prognoză PIB = \$21,652 mld, IC = [\$21,142 mld, \$22,175 mld]



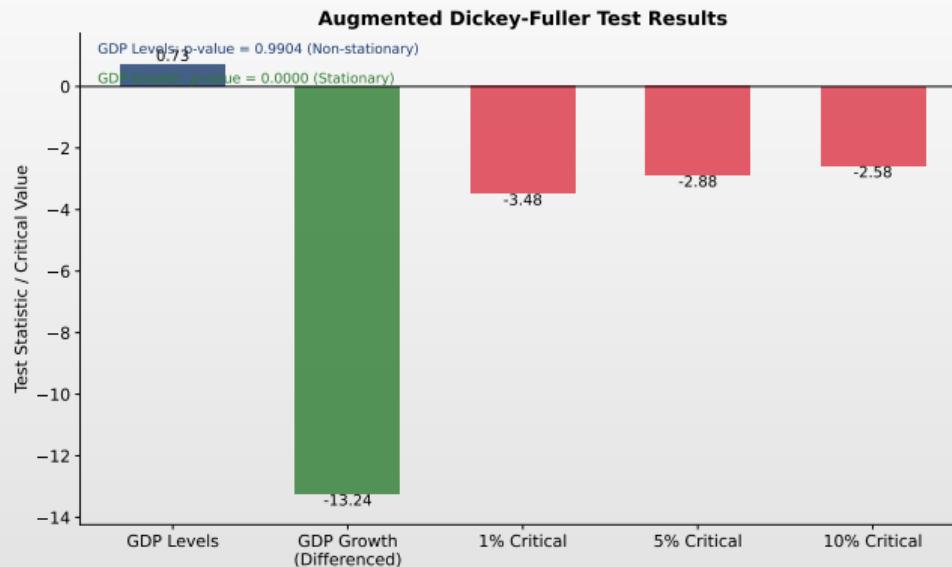
Pasul 7: Evaluarea prognozei

Performanță Out-of-Sample (Ultimele 12 Trimestre)

RMSE = 0.0486 (scală log) ≈ 4.86% eroare
MAE = 0.0430 (scală log) ≈ 4.30% eroare
Acuratețe direcție = 91% (a prezis corect creștere/scădere)



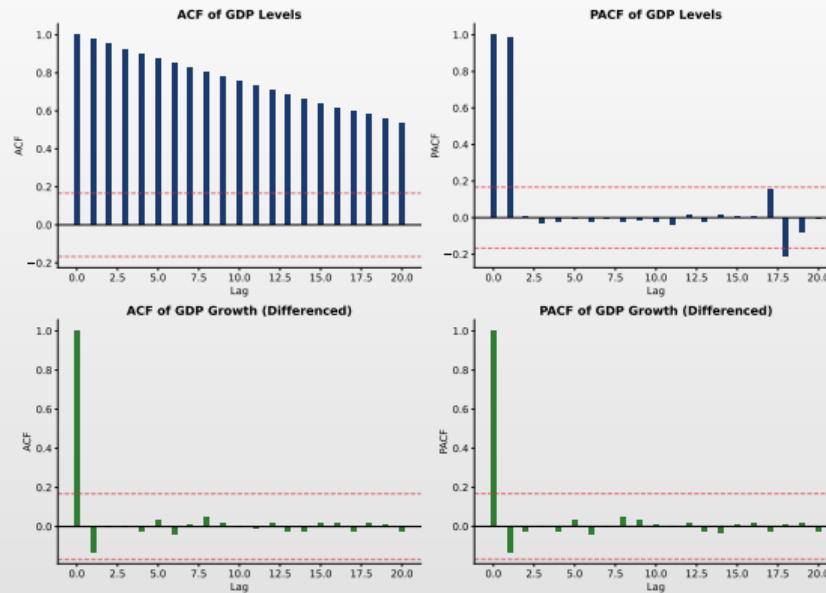
Rezultatele testului de rădăcină unitate



- PIB în niveluri: Nu putem respinge rădăcina unitate (nestaționar)
- Creștere PIB: Respingem rădăcina unitate la nivel de 1% (staționar)



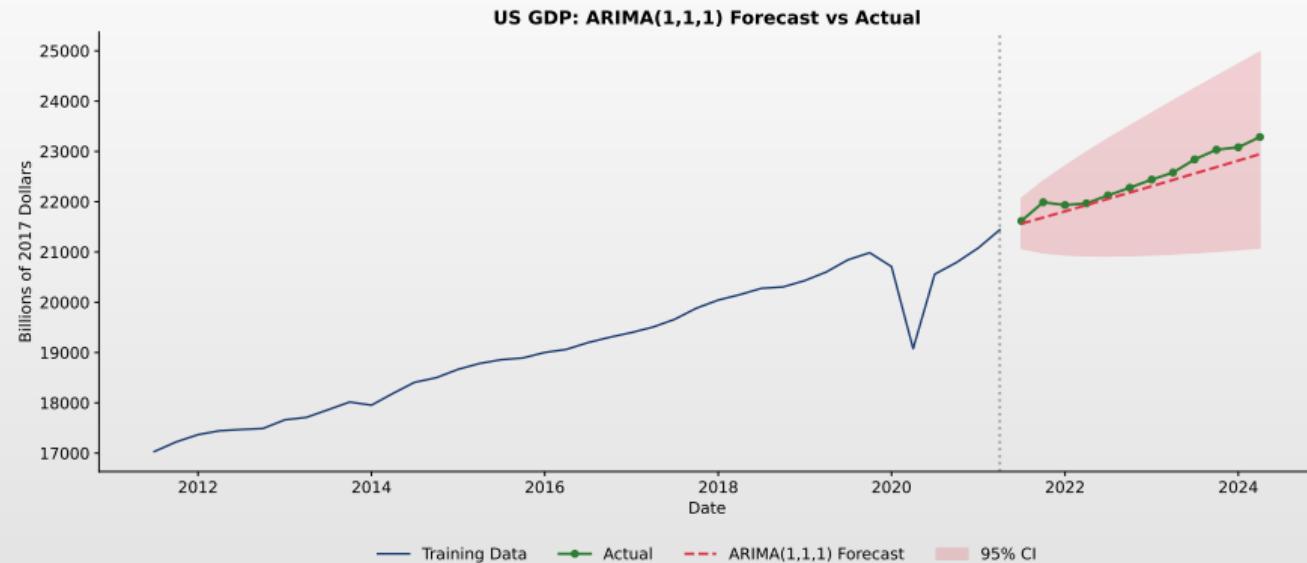
ACF/PACF: Niveluri vs Diferențiat



- Sus:** Descreștere lentă ACF în niveluri sugerează nestaționaritate
- Jos:** După diferențiere, ACF/PACF ajută la identificarea lui p și q



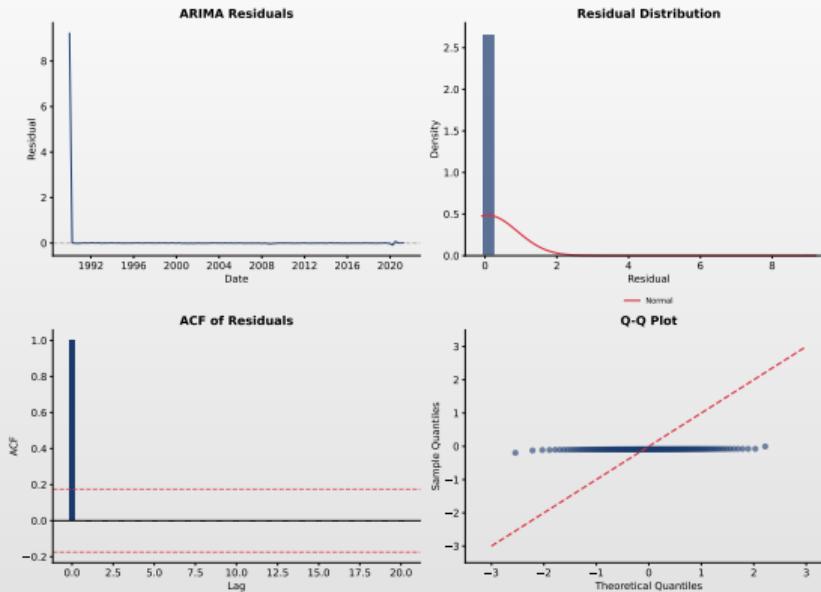
Prognoza ARIMA: Real vs Prezis



- ARIMA(1,1,1) captează dinamică trendului
- Intervalele de încredere se largesc cu orizontul de prognoză



Diagnosticarea modelului



- Reziduurile par aleatorii; ACF în limitele benzilor
- Graficul Q-Q arată normalitate aproximativă



implementare Python

Biblioteci Cheie

```
import pandas as pd
import numpy as np
from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA
from statsmodels.tsa.stattools import adfuller, kpss
import pmдарима as pm
```

Exemplu Auto-ARIMA

```
model = pm.auto_arima(y, start_p=0, start_q=0,
                      max_p=3, max_q=3, d=None,
                      seasonal=False, trace=True)
print(model.summary())
```



Concluzii cheie

Puncte Principale

1. Nestaționaritatea este frecventă în datele economice – trebuie abordată
2. Diferențierea transformă $I(d)$ în $I(0)$
3. ARIMA(p,d,q) combină diferențierea cu modelarea ARMA
4. Testele de rădăcină unitate (ADF, KPSS) ajută la determinarea lui d
5. Metodologia Box-Jenkins: Identificare → Estimare → Diagnosticare
6. Prognozele pentru serii $I(1)$ au incertitudine în creștere

Pașii Următori

Capitolul 4 va extinde ARIMA pentru a gestiona sezonalitatea: modele SARIMA.



Întrebarea 1

Întrebare

O serie de timp Y_t urmează un mers aleatoriu: $Y_t = Y_{t-1} + \varepsilon_t$. Care este $\text{Var}(Y_t)$?

- (A) σ^2 (constantă)
- (B) $t \cdot \sigma^2$ (crește liniar în timp)
- (C) σ^2/t (scade în timp)
- (D) σ^{2t} (crește exponențial)

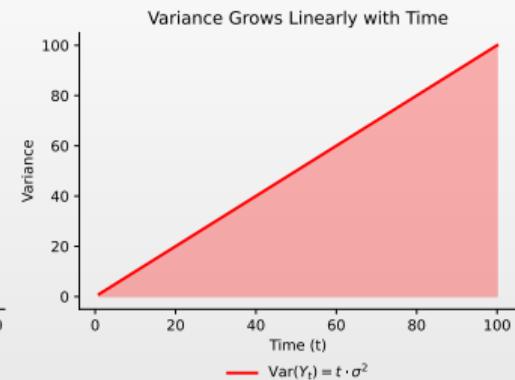
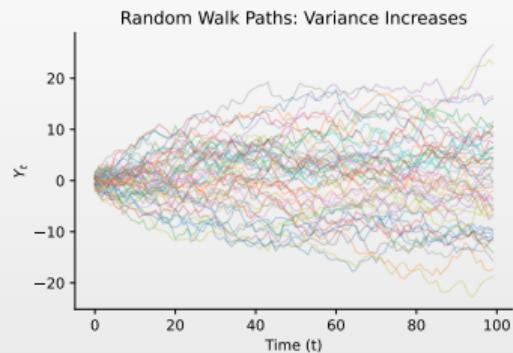


Întrebarea 1: Răspuns

Răspuns Corect: (B)

$$\text{Var}(Y_t) = t \cdot \sigma^2$$

Varianța mersului aleatoriu crește liniar în timp — de aceea mersurile aleatorii sunt nestaționare.



Q TSA_ch3_quiz1_rw_variance



Întrebarea 2

Întrebare

Dacă o serie Y_t este I(2), de câte ori trebuie diferențiată pentru a atinge staționaritatea?

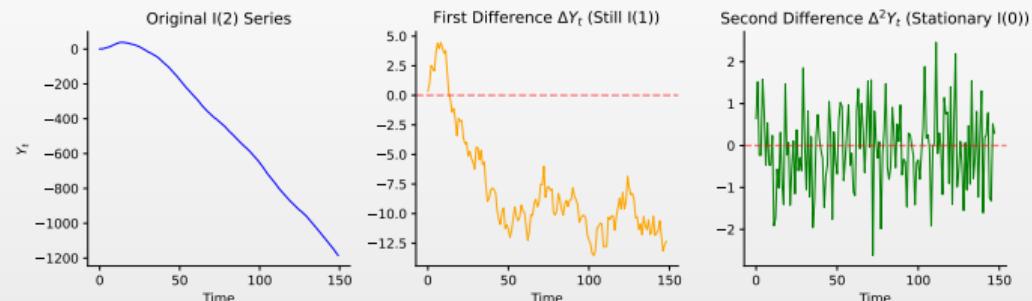
- (A) 0 ori (deja staționară)
- (B) 1 dată
- (C) 2 ori
- (D) Nu poate fi făcută staționară prin diferențiere



Întrebarea 2: Răspuns

Răspuns Corect: (C) 2 ori

$I(d)$ înseamnă "integrată de ordin d "
— necesită d diferențe pentru
staționaritate.



Q TSA_ch3_quiz2_differencing



Întrebarea 3

Întrebare

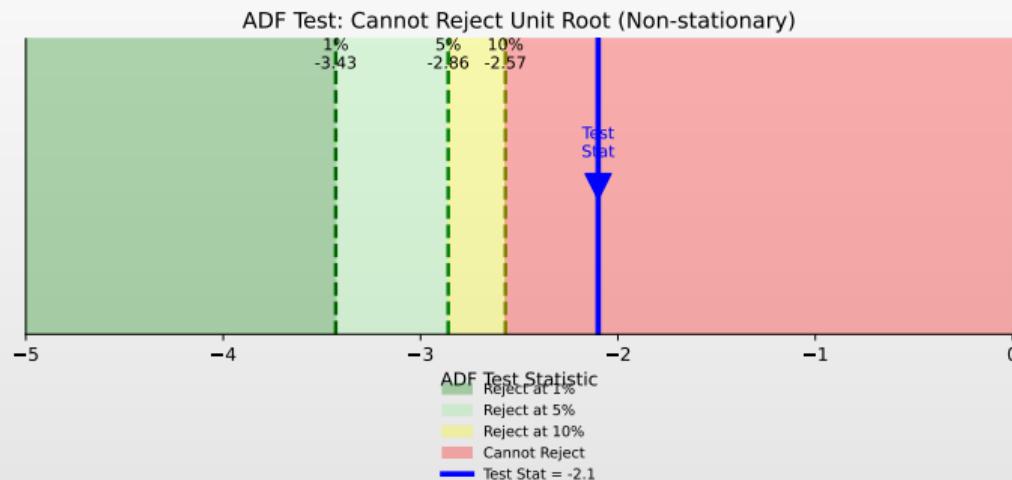
Rulați un test ADF și obțineți o statistică de test de -2.1 cu valori critice: -3.43 (1%), -2.86 (5%), -2.57 (10%). Ce concluzie trageți?

- (A) Respingem H_0 : seria este staționară la toate nivelurile
- (B) Respingem H_0 : seria este staționară doar la nivel de 10%
- (C) Nu respingem H_0 : seria probabil are rădăcină unitate
- (D) Testul este neconcludent

Întrebarea 3: Răspuns

Răspuns Corect: (C) Nu respingem H_0 : seria are rădăcină unitate

Statistică de test $-2.1 > -2.57$ (VC 10%) \Rightarrow Nu putem respinge la niciun nivel. Luați în considerare diferențierea.



Q TSA_ch3_quiz3_adf_test

Întrebarea 4

Întrebare

Pentru un model ARIMA(1,1,0), care este tiparul ACF al seriei **diferențiate** ΔY_t ?

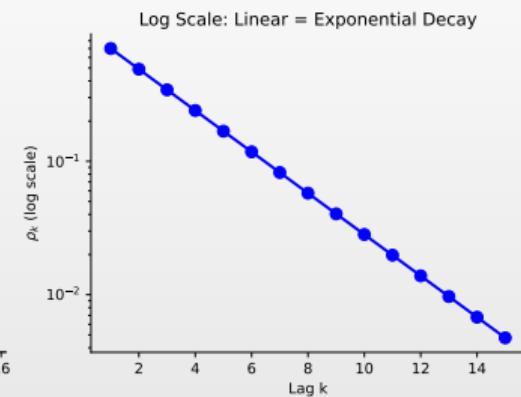
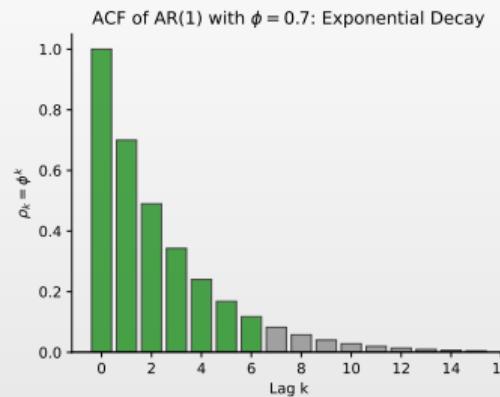
- (A) Se întrerupe după lag 1
- (B) Scade exponențial
- (C) Alternează în semn
- (D) Este zero la toate lag-urile



Întrebarea 4: Răspuns

Răspuns Corect: (B) Scade exponențial

$\text{ARIMA}(1,1,0) \Rightarrow \Delta Y_t$ urmează AR(1) cu ACF $\rho_k = \phi_1^k$ (descreștere geometrică).



Q TSA_ch3_quiz4_acf_decay

Întrebarea 5

Întrebare

Ce se întâmplă cu intervalele de încredere ale prognozei ARIMA pe măsură ce orizontul h crește pentru o serie I(1)?

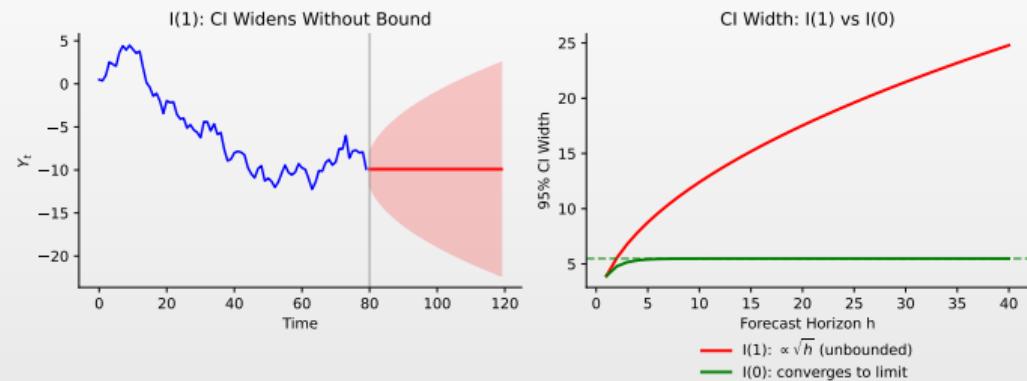
- (A) Rămân constante
- (B) Se îngustează (mai multă precizie)
- (C) Se largesc nelimitat
- (D) Se largesc dar converg la o limită



Întrebarea 5: Răspuns

Răspuns Corect: (C) Se lărgesc nelimitat

Pentru $I(1)$: lățimea IC $\propto \sqrt{h}$ (nelimitată). Pentru $I(0)$: IC converg la o limită.



Q TSA_ch3_quiz5_forecast_ci



Bibliografie I

Manuale fundamentale

- Hyndman, R.J., & Athanasopoulos, G. (2021). *Forecasting: Principles and Practice*, 3rd ed., OTexts.
- Shumway, R.H., & Stoffer, D.S. (2017). *Time Series Analysis and Its Applications*, 4th ed., Springer.
- Brockwell, P.J., & Davis, R.A. (2016). *Introduction to Time Series and Forecasting*, 3rd ed., Springer.

Serii de timp financiare

- Tsay, R.S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*, 3rd ed., Wiley.
- Franke, J., Härdle, W.K., & Hafner, C.M. (2019). *Statistics of Financial Markets*, 4th ed., Springer.



Bibliografie II

Abordari moderne si Machine Learning

- Nielsen, A. (2019). *Practical Time Series Analysis*, O'Reilly Media.
- Petropoulos, F., et al. (2022). *Forecasting: Theory and Practice*, International Journal of Forecasting.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 Competition, International Journal of Forecasting.

Resurse online si cod

- Quantlet:** <https://quantlet.com> — Repository de cod pentru statistica
- Quantinar:** <https://quantinar.com> — Platforma de invatare metode cantitative
- GitHub TSA:** <https://github.com/QuantLet/TSA> — Cod Python pentru acest curs

