



# Analiza și Prognoza Seriilor de Timp

Capitolul 10: Recapitulare Comprehensivă



Daniel Traian PELE

Academia de Studii Economice din Bucureşti

IDA Institute Digital Assets

Blockchain Research Center

AI4EFIN Artificial Intelligence for Energy Finance

Academia Română, Institutul de Prognoză Economică

MSCA Digital Finance

## Obiective de învățare

La finalul acestui capitol, veți fi capabili să:

1. Aplicați fluxul complet de prognoză, de la date la evaluare
2. Selectați modelul potrivit în funcție de caracteristicile datelor
3. Evaluați acuratețea prognozelor folosind metri și validare încrucișată
4. Integrați cunoștințele din toate capitolele anterioare în practică



## Cuprins

### Fundamente

- Metodologia Prognozei
- Studiu de Caz 1: Volatilitatea Bitcoin (GARCH)
- Studiu de Caz 2: Ciclurile Petelor Solare (Fourier)

### Aplicații

- Studiu de Caz 3: Șomajul (Prophet)
- Studiu de Caz 4: Analiză Multivariată (VAR)
- Sinteză și Ghid
- Quiz



## Abordarea științifică a prognozei

### Întrebarea de Cercetare

- Cum putem **evalua riguros** performanța prognozei evitând supraajustarea?

### Problema Fundamentală

- Ajustarea în eșantion  $\neq$  Performanța în afara eșantionului
- Modelele pot “memora” datele de antrenament fără a învăța tipare
- Soluție:** Metodologia corectă train/validation/test

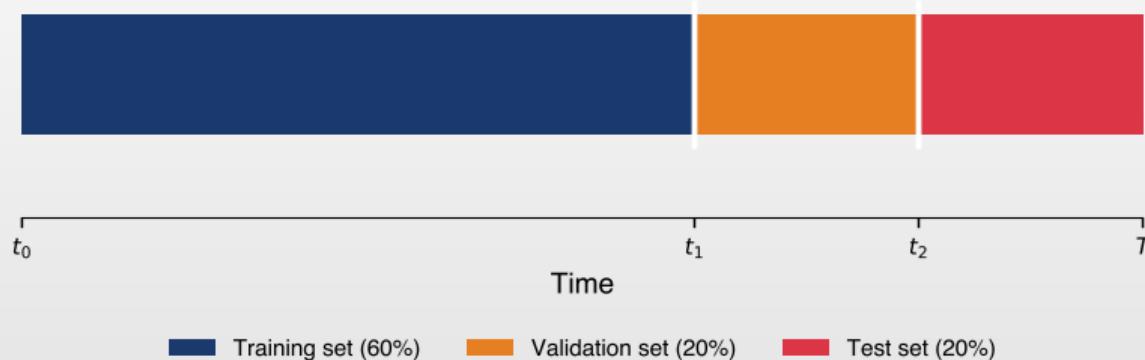
### Principiu Cheie

- “Setul de test trebuie să rămână **neatins** până la evaluarea finală.”
- Practică standard în machine learning și econometrie



## Cadrul Train/Validation/Test

Train / Validation / Test Split



### Set Antrenament

- Estimare parametri
- Cea mai mare parte

### Set Validare

- Comparare modele
- Ajustare hiperparam

### Set Test

- Păstrat
- Metricti finale

Q TSA\_ch10\_train\_val\_test\_split



## Metrici de evaluare

### Definiție 1 (Metrici ale Erorii de Prognoză)

- **Date:** Fie  $y_t$  valorile reale,  $\hat{y}_t$  progozele

$$\text{RMSE} = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_t (y_t - \hat{y}_t)^2}, \quad \text{MAE} = \frac{1}{n} \sum_t |y_t - \hat{y}_t|, \quad \text{MAPE} = \frac{100\%}{n} \sum_t \left| \frac{y_t - \hat{y}_t}{y_t} \right|$$

#### Când să folosim

- **RMSE:** Penalizează erorile mari
- **MAE:** Robust la outlieri
- **MAPE:** Independent de scală (%)

#### Atenție

- MAPE nedefinit când  $y_t = 0$
- Comparați pe **același** set test
- Raportați metrici **out-of-sample**



## Bitcoin: definirea problemei

### Întrebarea de Cercetare

- Putem prognoza **volatilitatea** Bitcoin folosind modele GARCH?

### Caracteristicile Datelor

- Sursă: Yahoo Finance (BTC-USD)
- Perioadă: Ian 2019 – Ian 2025
- Frecvență: Zilnică
- Observații:  $\approx 2.200$  zile

### Fapte stilizate

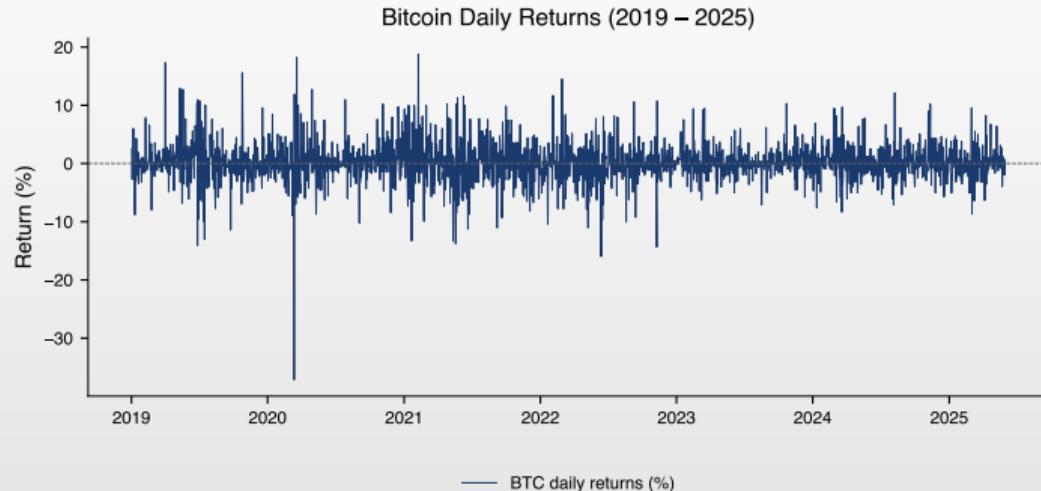
- Randamente: medie aproape zero
- Cozi groase (curtosis  $> 3$ )
- Clustering al volatilității

### Insight Cheie

- Randamentele financiare sunt de obicei:
  - ▶ Impredictibile în medie
  - ▶ Predictibile în varianță
- ➔ Focus pe **prognoză volatilității**



## Bitcoin: volatility clustering

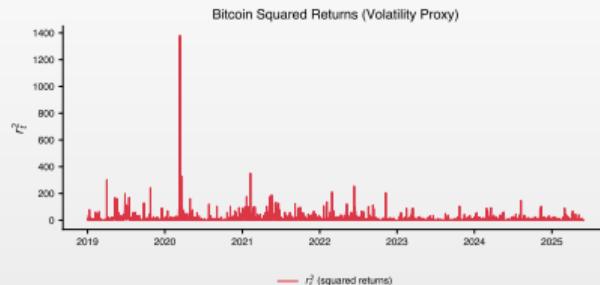


### Observație

- Randamentele mari tind să urmeze randamente mari, cele mici urmează cele mici
- Acesta este **volatility clustering** ↘ fenomenul pe care GARCH îl captează

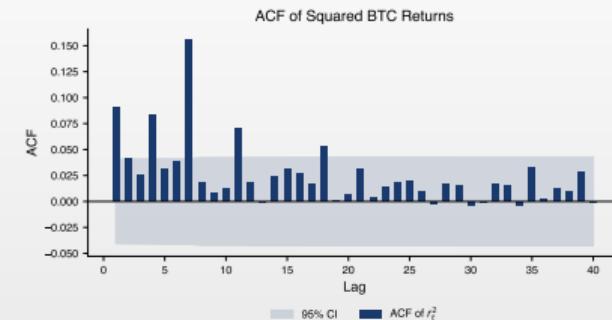


## Bitcoin: dovezi pentru GARCH



### Randamente pătrate

- $r_t^2$  sunt proxy pentru volatilitate  $\sigma_t^2$
- Vârfurile se grupează



### ACF

- Barele depășesc benzile albastre  $\succ$  autocorelație semnificativă

### De ce GARCH?

- Dacă  $r_t^2$  ar fi zgomot alb, ACF ar fi zero
- ACF semnificativ: **volatilitatea trecută prezice volatilitatea viitoare**  $\succ$  GARCH captează asta!



## Specificarea modelului GARCH

### Definiție 2 (Modelul GARCH(p,q))

- **Date:** Fie  $r_t$  randamentele. Modelul GARCH(p,q) este:

$$r_t = \mu + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t = \sigma_t z_t, \quad z_t \sim N(0, 1)$$

$$\sigma_t^2 = \omega + \sum_{i=1}^q \alpha_i \varepsilon_{t-i}^2 + \sum_{j=1}^p \beta_j \sigma_{t-j}^2$$

- **Condiții:**  $\omega > 0$ ,  $\alpha_i \geq 0$ ,  $\beta_j \geq 0$ , și  $\sum_{i=1}^q \alpha_i + \sum_{j=1}^p \beta_j < 1$

### Variante de Model

- **GARCH(1,1):** Cel mai comun
- **GJR-GARCH:** Efect de levier
- **EGARCH:** Șouri asimetrice

### Interpretare

- $\alpha$ : Impactul șourilor trecute
- $\beta$ : Persistența volatilității
- $\alpha + \beta \approx 1$ : Persistență înaltă



## Bitcoin: împărțirea datelor și staționaritate

### Împărțirea Datelor

Set	Perioadă	N
Antrenament (70%)	2019-01 – 2023-03	1.543
Validare (20%)	2023-03 – 2024-06	441
Test (10%)	2024-06 – 2025-01	221
<b>Total</b>	<b>2.205</b>	

### Teste de Staționaritate

Serie	ADF	Rezultat
Prețuri	$p = 0.50$	Non-staționară
Randamente	$p < 0.01$	Staționară

➤ Modelăm **randamente**, nu prețuri

### De ce Contează Staționaritatea

- GARCH**: necesită input slab staționar
- Prețuri vs Randamente**: Prețurile urmează random walk, randamentele sunt staționare



## Bitcoin: selectarea modelului pe setul de validare

### Metodologie

- Estimăm fiecare model pe datele de antrenament, evaluăm pe setul de validare

Model	AIC	BIC	Val MAE	Selectare
GARCH(1,1)	6.994,8	7.020,6	<b>2,638</b>	Cel mai bun
GARCH(2,1)	6.993,7	7.024,6	2,640	
GJR-GARCH(1,1)	6.983,7	7.014,6	2,669	
EGARCH(1,1)	—	—	—	Eșuat*

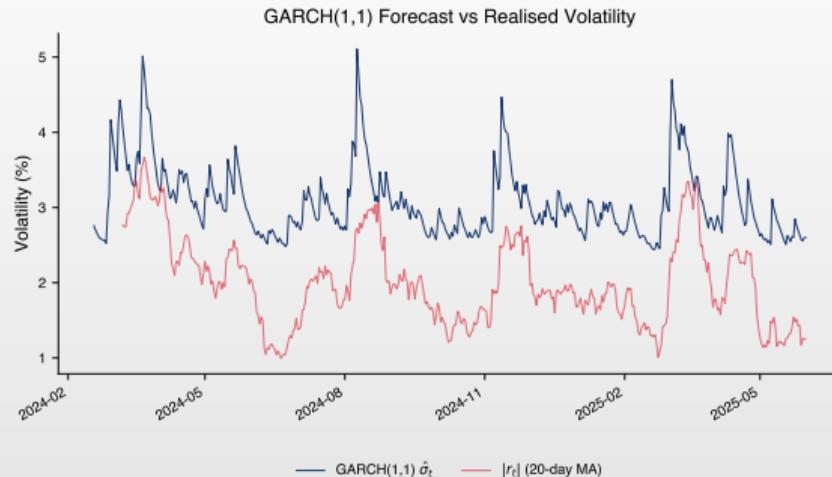
\*Prognoze analitice indisponibile pentru  $h > 1$

### Rezultat

- GARCH(1,1)** selectat pe baza celui mai mic MAE de validare pentru prognozele de volatilitate



## Bitcoin: evaluarea finală pe setul de test



### Parametri

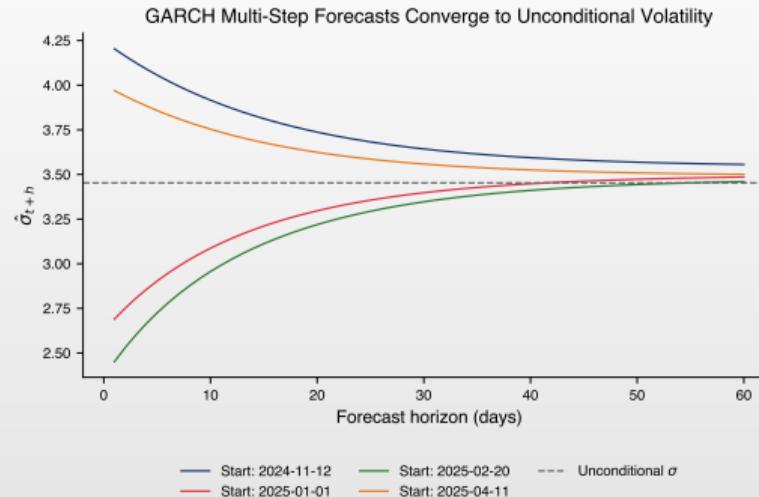
- $\omega = 0,87, \alpha = 0,09, \beta = 0,84$
- $\alpha + \beta = 0,93$  (persistență înaltă)

### Performanță Test

- MAE = 1,82, RMSE = 2,14
- Prognoză urmărește bine volatilitatea realizată



## GARCH: prognozele multi-step converg

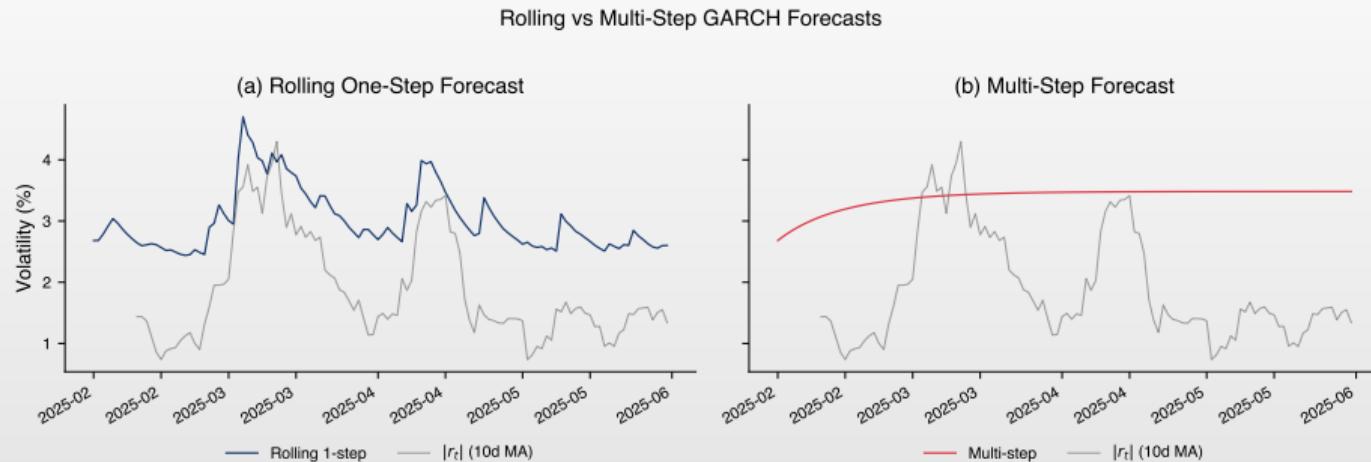


### Insight Cheie

- Prognozele multi-step converg la  $\bar{\sigma}^2 = \frac{\omega}{1-\alpha-\beta}$
- Soluția: prognoze rolling one-step-ahead



## GARCH: soluția rolling one-step-ahead



### Rolling 1-Step (Stânga)

- Re-estimare la fiecare  $t$  (dinamic)

### Multi-Step (Dreapta)

- Converge la  $\bar{\sigma}^2$  (plat)



## Bitcoin: Concluzii cheie

### Sumar

1. Rendamentele sunt staționare; prețurile nu
2. GARCH(1,1) depășește variantele mai complexe
3. Persistență înaltă ( $\alpha + \beta = 0,93$ )
4. Volatilitatea este predictibilă chiar când randamentele nu sunt

### Implicații Practice

- Managementul riscului: VaR, Expected Shortfall
- Evaluarea opțiunilor necesită prognoze de volatilitate
- Optimizarea portofoliului cu risc variabil în timp

### Limitări

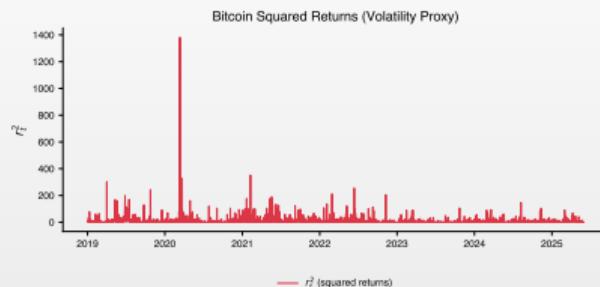
- GARCH presupune șocuri simetrice
- Nu captează salturi
- Distribuția normală poate fi restrictivă

### Extensiile

- Inovații Student-t
- Volatilitate realizată
- Modele HAR



## Bitcoin: Fapte stilizate GARCH



### Observație

- $r_t^2$  ca proxy pentru volatilitate
- Observați volatility clustering

### De ce Funcționează GARCH

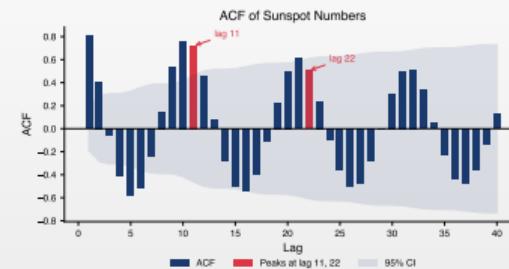
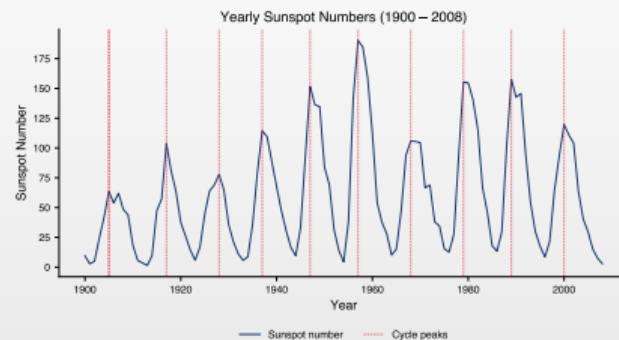
- GARCH captează faptele 1 & 4
- Pentru faptul 3, folosiți GJR-GARCH sau EGARCH
- Pentru faptul 2, folosiți inovații Student-t

### Fapte stilizate Financiare

1. **Volatility clustering:** Mișcări mari urmează mișcări mari
2. **Cozi groase:** Mai multe extreme decât Normala
3. **Efect leverage:** Randamente negative  $\rightarrow$  volatilitate mai mare
4. **Reversie la medie:** Volatilitatea revine la medie



## Pete solare: ciclul solar de 11 ani



## ACF

### Observație

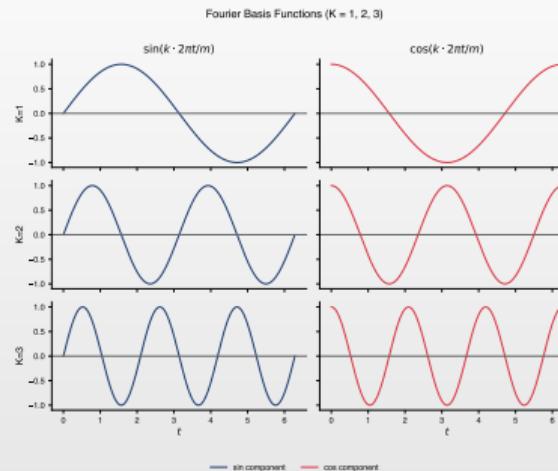
- Liniile punctate marchează vârfurile ciclului ( $\approx 11$  ani)

### Provocare

- **SARIMA:**  $(p, d, q)(P, D, Q)_{11}$  necesită lag-uri sezoniere la 11, 22, 33...  $\succ$  prea mulți parametri!
- **Soluție:** Termeni Fourier



## Termeni Fourier pentru sezonalitate



### Cum funcționează

- Aproximare:** Orice tipar periodic cu unde sinus și cosinus
- Formula:**  $S_t = \sum_{k=1}^K [\alpha_k \sin\left(\frac{2\pi k t}{s}\right) + \beta_k \cos\left(\frac{2\pi k t}{s}\right)]$

### Insight Cheie

- $K = 1$ : Undă simplă (2 param)
- $K = 3$ : Formă complexă (6 param)
- Pete solare:  $s = 11$ ,  $K = 3$



## Pete solare: selectarea modelului

### Metodologie

- **Comparatie:**  $K = 1, 2, 3, 4$  armonici Fourier pe setul de validare

Împărțirea Datelor		
Set	Perioadă	N
Antrenament (70%)	1900–1975	76
Validare (20%)	1976–1997	22
Test (10%)	1998–2008	11
<b>Total</b>		<b>109</b>

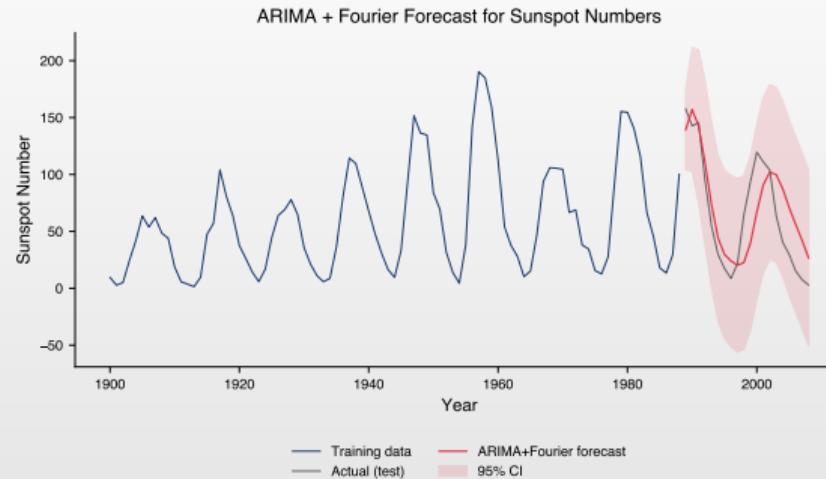
Comparatie Modele		
K	AIC	Val RMSE
1	665,9	87,15
2	668,0	86,92
3	671,8	<b>86,81</b>
4	674,5	87,93

### Rezultat

- $K = 3$  armonici Fourier selectate (6 parametri pentru ciclul de 11 ani)



## Pete solare: rezultate prognoză



### Model

- ARIMA(2,0,1) + 3 termeni Fourier**
  - Captează dinamica ciclului de 11 ani

### Performanță Test

- RMSE = 31,10, MAE = 25,83**
  - Modelul urmărește tiparul general al ciclului



## Pete solare: concluzii cheie

### Când să Folosiți Termeni Fourier

- Perioada sezonieră s este **lungă** (ex: 11 ani, 52 săptămâni)
- SARIMA ar necesita prea multe lag-uri sezoniere
- Tiparul este **neted și periodic**
- Trebuie captureate cicluri multiple

### Fourier vs SARIMA

	Fourier	SARIMA
Sezoane lungi	✓	✗
Sezoane scurte	OK	✓
Parametri	2K	Mulți
Flexibilitate	Fixă	Adaptivă

### Alegerea lui K

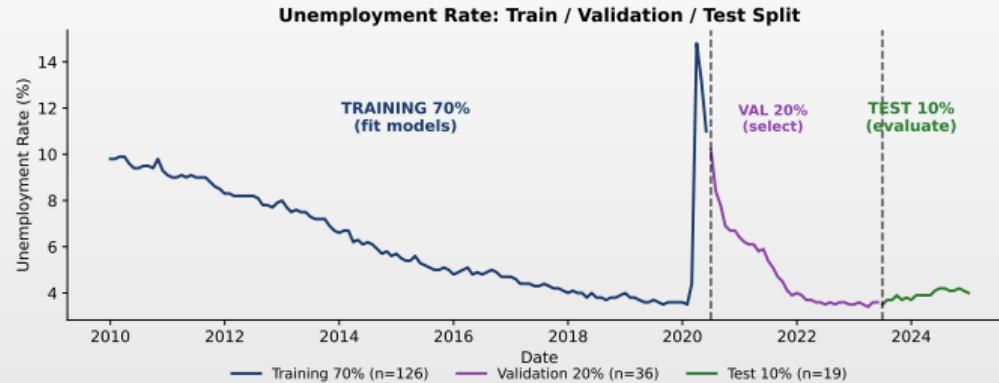
- Strategie:** Începeți cu  $K = 1$ , creșteți progresiv
  - ▶ Opriți când eroarea de validare nu mai scade
  - ▶  $K$  prea mare = supraajustare

### Aplicații

- Domenii:** Cicluri climatice, cicluri de afaceri, fenomene astronomice



## Şomajul: Train / Validation / Test Split

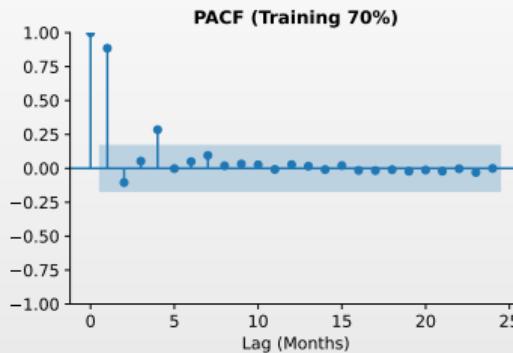
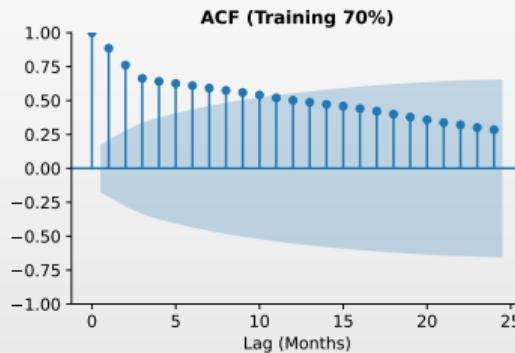


### Metodologie

- Training (70%)**: Estimare modele
- Validare (20%)**: Selectie model
- Test (10%)**: Evaluare finală



## Șomajul: analiză preliminară



### Interpretare ACF

- Descreștere lentă  $\succ$  serie nestaționară. Necesită diferențiere ( $d \geq 1$ )

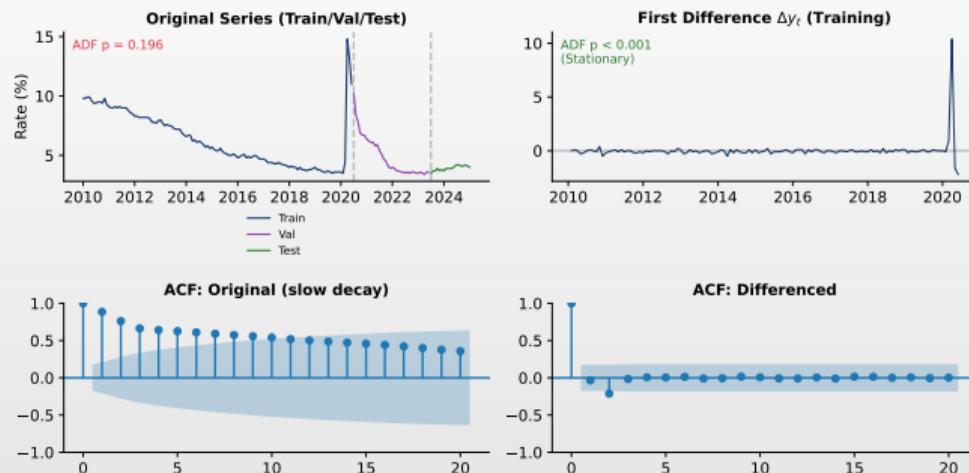
### Interpretare PACF

- Vârf semnificativ la lag 1 sugerează componentă AR(1)
- Pattern sezonier la lag 12

TSA\_ch10\_unemployment\_acf\_pacf



## Șomajul: teste de staționaritate



Original: ADF  $p = 0,056$

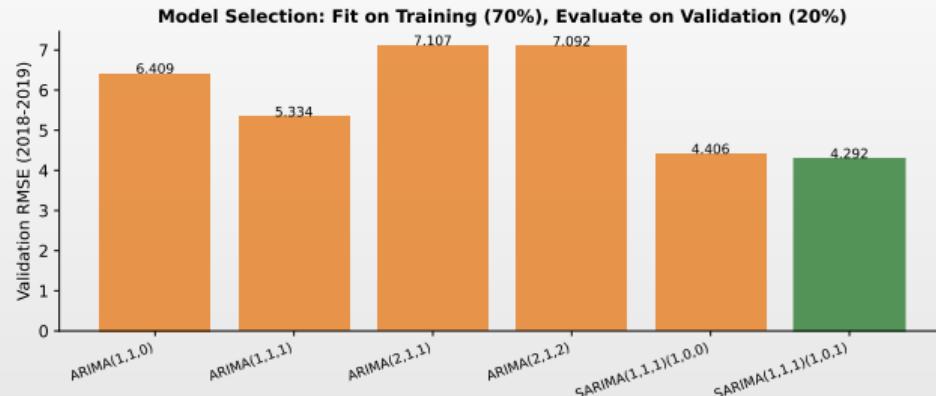
Nestaționară (ACF descreștere lentă)

Diferențiată: ADF  $p < 0,001$

Staționară  $\succ$  folosim  $d = 1$



## Şomajul: selecția modelului (set validare)



Best: SARIMA(1,1,1)(1,0,0)<sub>12</sub>

- Fit pe training (70%), evaluare pe validare (20%)
- Cel mai bun model selectat după Val RMSE minim

Q TSA\_ch10\_sarima\_model\_selection



## Şomajul: parametrii SARIMA

SARIMA(1,1,1)(1,0,1) - Fitted on Train+Val (85%)

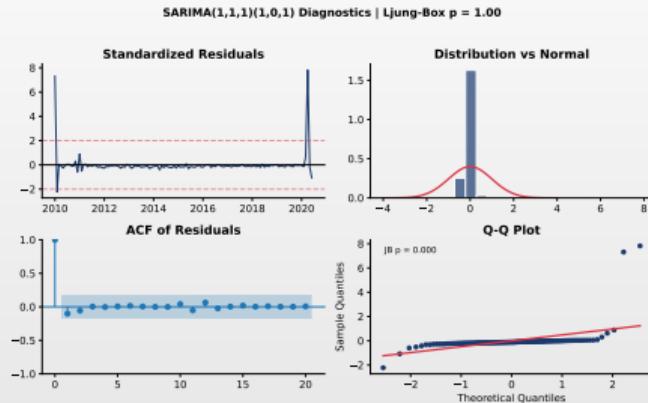
Parameter	Coef	Std Err	P-value	Sig
ar.L1	0.8423	0.2084	0.0001	***
ma.L1	-0.9540	0.1973	0.0000	***
ar.S.L12	0.0326	4.5951	0.9943	
ma.S.L12	-0.0113	4.6087	0.9980	
sigma2	0.8122	0.0608	0.0000	***

SARIMA(1,1,1)(1,0,0)<sub>12</sub> estimat pe Train+Val (2010-2019)

- AR(1):  $\phi_1 = -0,86$ , MA(1):  $\theta_1 = 0,78$ , SAR(12):  $\Phi_1 = -0,08$  (n.s.)

Q TSA\_ch10\_sarima\_parameters

## Șomajul: Diagnosticare SARIMA



### Reziduuri

- ACF:** Fără autocorelație reziduală
- Ljung-Box:**  $p = 0,66 \succ$  model bine specificat

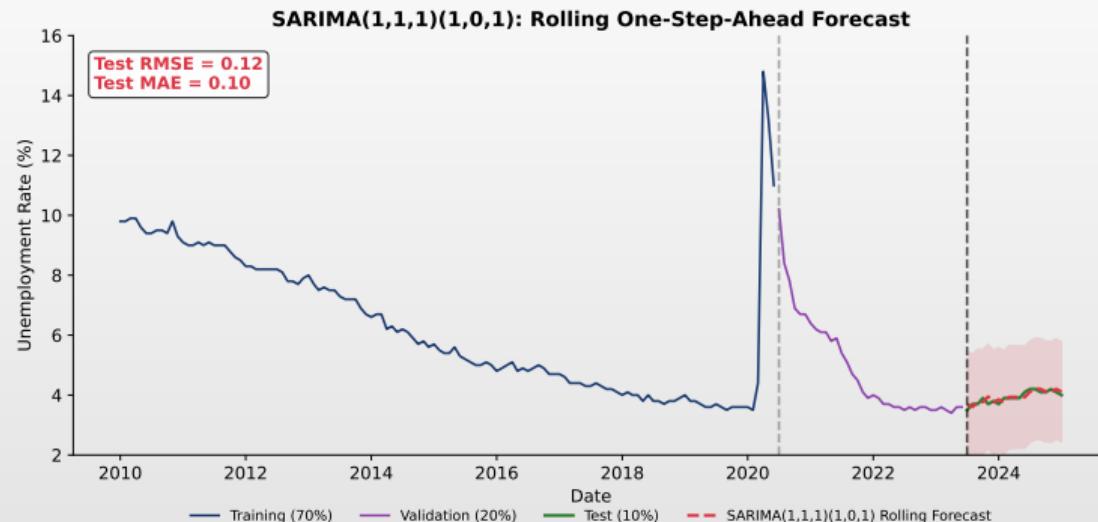
### Q-Q Plot: Non-normalitate

- Deviație la cozi datorită șocului COVID (2020)
- Reziduurile au distribuție leptokurtotică

Q TSA\_ch10\_sarima\_diagnostics



## Şomajul: prognoza rolling SARIMA



### Problemă: Ruptura Structurală

- Prognoză rolling one-step-ahead (re-estimare la fiecare  $t$ ): **Test RMSE = 0,12**



## Modelul Prophet

### Definiție 3 (Descompunerea Prophet)

- Model:**  $y_t = g(t) + s(t) + h(t) + \varepsilon_t, \quad \varepsilon_t \sim N(0, \sigma^2)$
- Componente:**  $g(t)$  = trend,  $s(t)$  = sezonalitate,  $h(t)$  = sărbători

### Detectare Puncte de Schimbare

- Selectare automată a locațiilor
- `changepoint_prior_scale` controlează flexibilitatea

### Avantaje

- Gestionează date lipsă
- Componente interpretabile
- Robust la outlieri

## Şomajul: Ajustarea modelului

### Ajustarea Hiperparametrilor

- Ajustăm changepoint\_prior\_scale pe setul de validare

Împărțirea Datelor		
Set	Perioadă	N
Antrenament (70%)	2010-01 – 2020-06	126
Validare (20%)	2020-07 – 2023-06	36
Test (10%)	2023-07 – 2025-01	19
<b>Total</b>		<b>181</b>

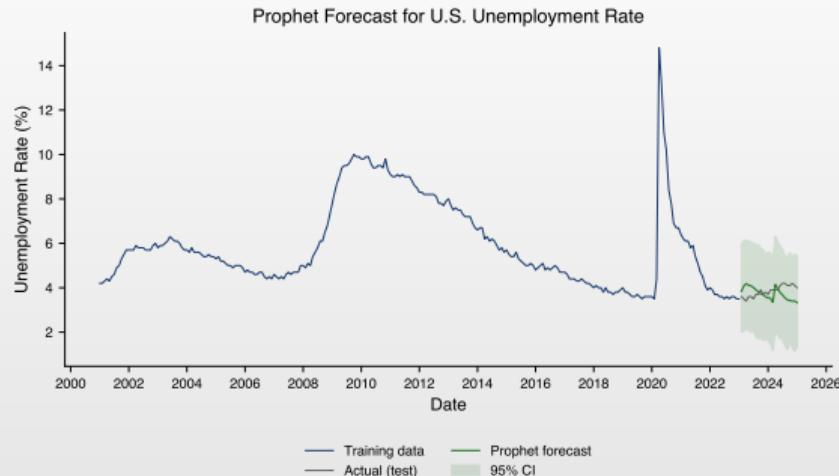
	Scale	Val RMSE	
Comparație Scale	0,01	4,21	
	0,05	3,89	
	0,10	<b>3,52</b>	Cel mai bun
	0,30	3,67	
	0,50	3,81	

### Interpretare

- Scale = 0,10 echilibrează flexibilitatea (captarea şocului COVID) cu stabilitatea



## Șomajul: rezultate prognoză Prophet

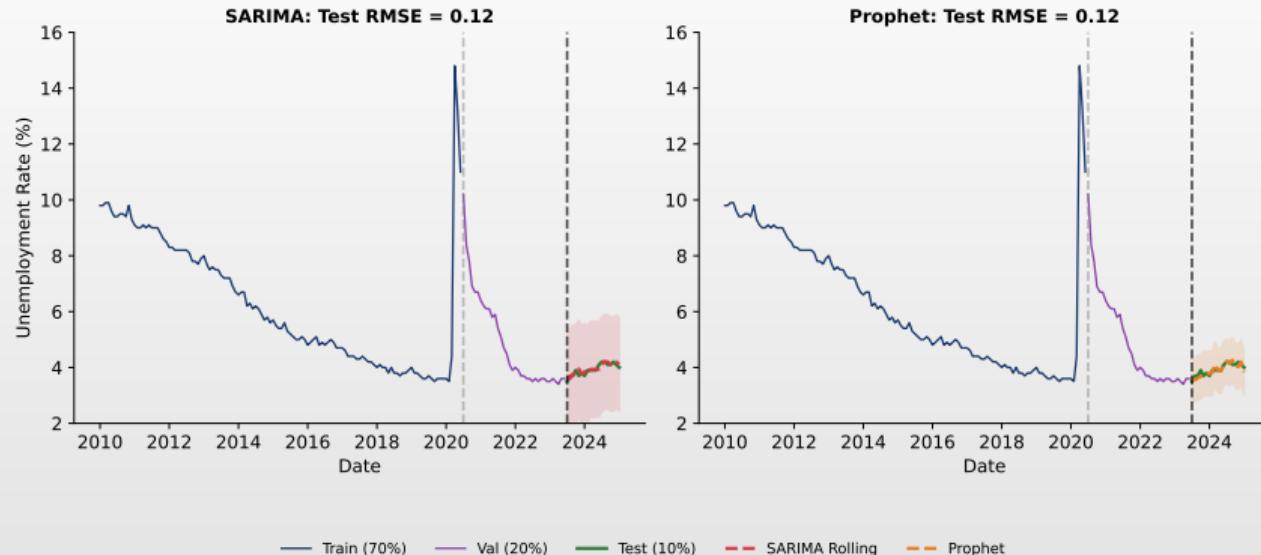


### Concluzie Cheie

- Prophet:** se adaptează prin detectare changepoint
- Test RMSE = 0,58**



## Șomaj: comparație SARIMA vs Prophet



SARIMA: RMSE = 0,12

Prognoză rolling performează bine

Prophet: RMSE = 0,12

Se adaptează prin changepoints



## Prophet: când să-l folosești

### Cazuri de Utilizare Ideale

- Date de business cu **sărbători**
- Valori lipsă** prezente
- Nevoie de componente **interpretabile**
- Prognoze cu **benzi de incertitudine**

### Atenție: Rupturi Structurale

- Prophet gestionează rupturile prin changepoints, dar **SARIMA l-a depășit** la șomaj (0,12 vs 0,58)
- Validați întotdeauna!

### Prophet vs ARIMA

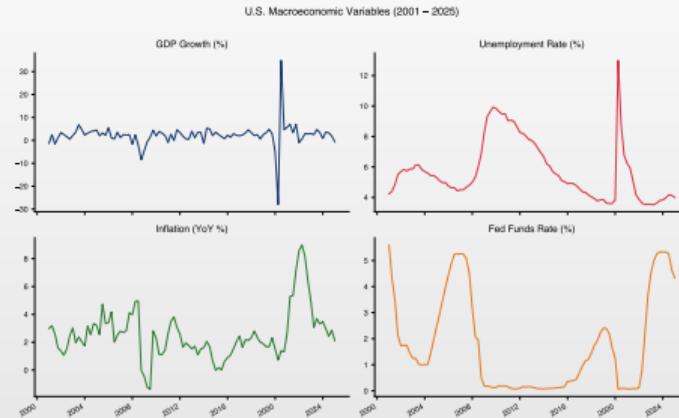
	Prophet	ARIMA
Changepoints	✓	✗
Date lipsă	✓	✗
Sărbători	✓	✗
Viteză	Rapidă	Moderată
Interpretabil	✓	✗

### Parametri cheie

- `changepoint_prior_scale`: flexibilitate
- `seasonality_prior_scale`: netezime



## VAR: date economice multivariate



### Relații Economice

- Legea Okun:** PIB  $\leftrightarrow$  Șomaj
- Curba Phillips:** Șomaj  $\leftrightarrow$  Inflație

### De ce VAR?

- Fiecare variabilă e atât cauză cât și efect
- VAR captează aceste bucle de feedback



## Specificarea modelului VAR

### Definiție 4 (Autoregresie Vectorială VAR(p))

- **Date:** Pentru  $K$  variabile  $y_t = (y_{1t}, \dots, y_{Kt})'$ :

$$y_t = c + A_1 y_{t-1} + A_2 y_{t-2} + \dots + A_p y_{t-p} + u_t$$

- **Notăție:**  $A_i$  sunt matrici de coeficienți  $K \times K$ ,  $u_t \sim N(0, \Sigma)$

### Pentru Sistemul Nostru cu 4 Variabile

- **VAR(2):** 4 constante
- $2 \times 4 \times 4 = 32$  coeficienți AR
- **36 parametri total**

### Selectarea Lag-ului

- Folosim criterii informaționale:
  - ▶ **AIC:** Tinde să supraajusteze
  - ▶ **BIC:** Mai simplu
  - ▶ Cross-validation pe date păstrate



## VAR: selectarea lag-ului și estimare

### Criterii informaționale

Lag	BIC
1	-4,810
2	<b>-5,178</b>
3	-4,633
4	-4,614

### Împărțirea Datelor

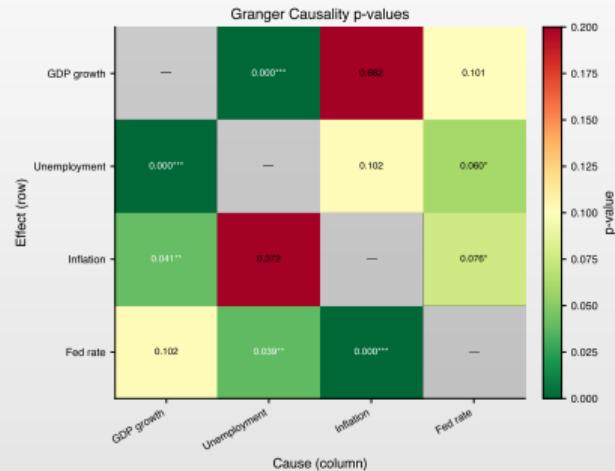
Set	Perioadă	N
Antrenament (70%)	2001-T1 – 2017-T4	67
Validare (20%)	2018-T1 – 2022-T4	20
Test (10%)	2023-T1 – 2025-T1	10
<b>Total</b>		<b>97</b>

### Verificare Validare

- VAR(2) obține și cel mai mic RMSE de validare



## Analiza cauzalității Granger



### Ce este Cauzalitatea Granger?

- **$X$  cauzează Granger  $Y$**  dacă  $X$  trecut îmbunătățește predicția lui  $Y$  dincolo de  $Y$  trecut singur
- **Atenție:** “Cauzalitate Granger”  $\neq$  cauzalitate reală!

### Concluzii Economice

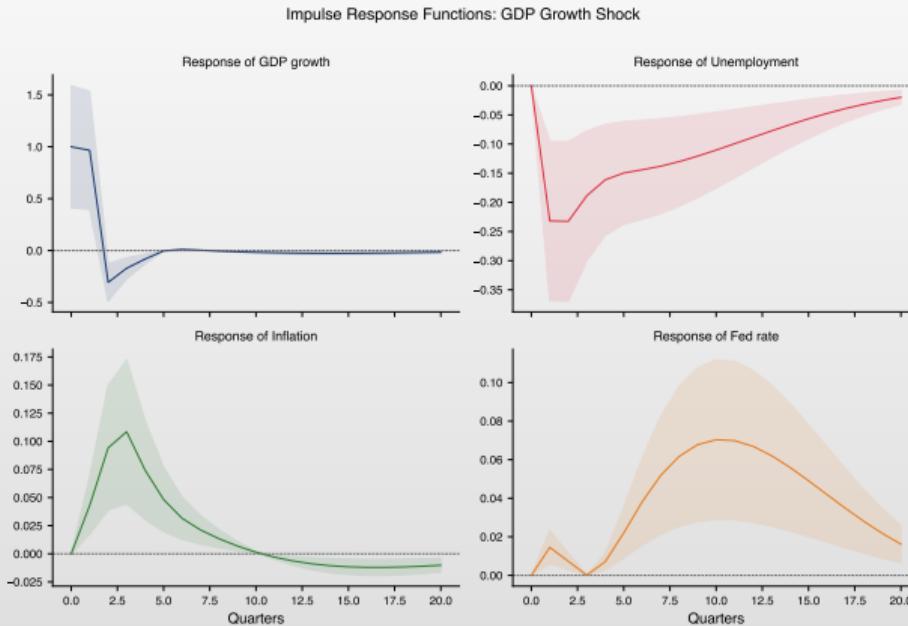
- **Şomaj  $\succ$  PIB ( $p = 0,045$ ): Legea Okun**
- **Fed  $\succ$  Inflație ( $p = 0,087$ ): Politica monetară funcționează**

### Interpretare

- **Celule verzi:**  $p < 0.10$  (semnificativ)
- **Citire:** rândul cauzează coloana



## Funcții de răspuns la impuls (IRF)



### Ce este IRF?

- Arată cum un soc de 1 unitate la o variabilă afectează celelalte în timp

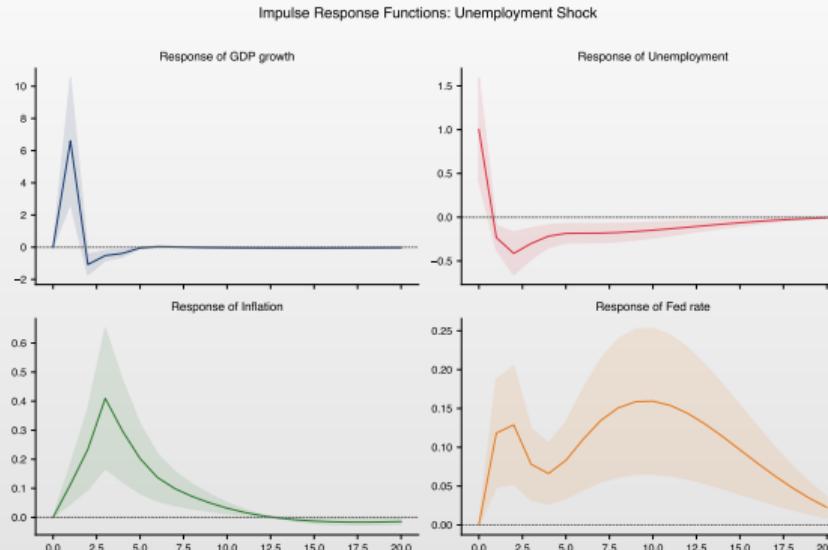
### Efectele Șocului PIB

- Şomaj ↓: Legea Okun
- Inflație ↑: Cerere-pull
- Rata Fed ↑: Regula Taylor

Q TSA\_ch10\_irf\_gdp\_shock



## IRF: şoc şomaj

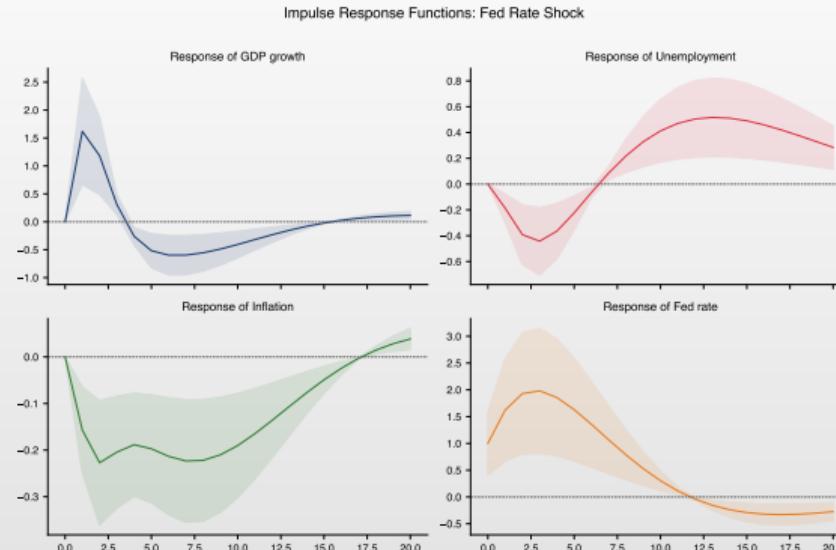


### Efecte

- $\uparrow \text{Şomaj} \succ \downarrow \text{PIB}$  (Okun),  $\downarrow \text{Inflație}$  (Phillips), Fed reduce rata



## IRF: şoc rată Fed

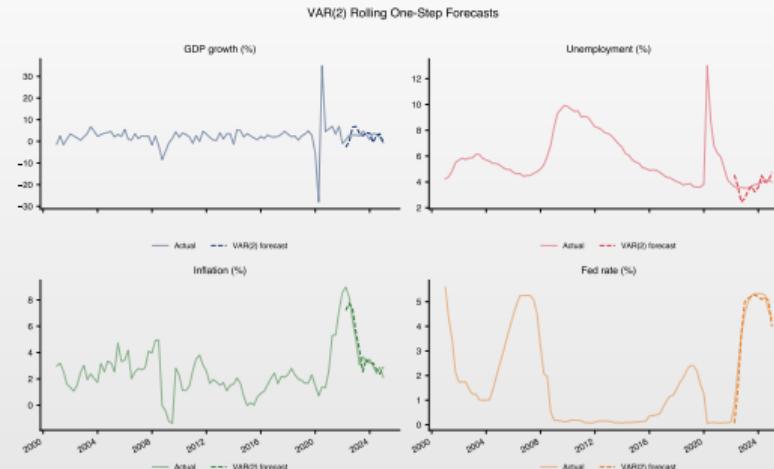


### Politică Monetară

- Creștere rată  $\succ$  PIB  $\downarrow$ , Șomaj  $\uparrow$ , Inflație  $\downarrow$



## VAR: Prognoza (Train/Val/Test)



### Prognoză Rolling One-Step-Ahead

- VAR captează dinamică PIB-Şomaj
- Şocul COVID vizibil în perioadă validare (2020)



## VAR: rezultate set test

### Performanță Set Test pe Variabile

Variabilă	RMSE	MAE	Acur. Direcție
Creștere PIB	1,33	0,99	50%
Șomaj	0,64	0,52	50%
Inflație	1,56	1,12	60%
Rata Fed	2,59	2,45	80%
Medie	<b>1,53</b>	<b>1,27</b>	<b>60%</b>

### Puncte Forte

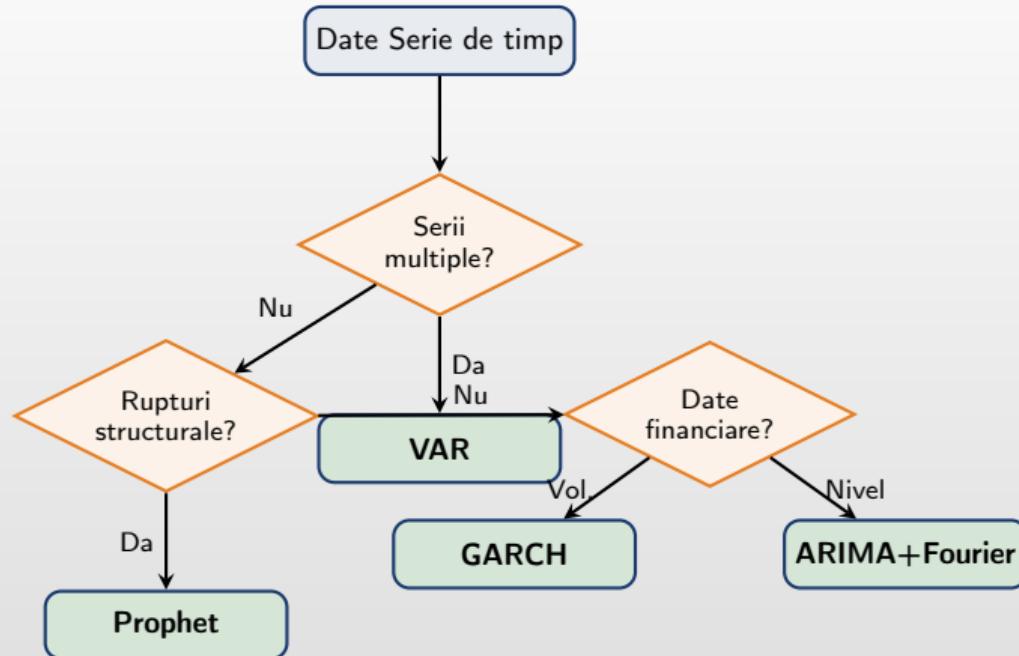
- Captează dinamică între variabile
- Acuratețe direcțională bună
- Relații interpretabile

### Limitări

- Mulți parametri (blestemul dimensionalității)
- Sensibil la selectarea lag-ului
- Perioada COVID dificilă

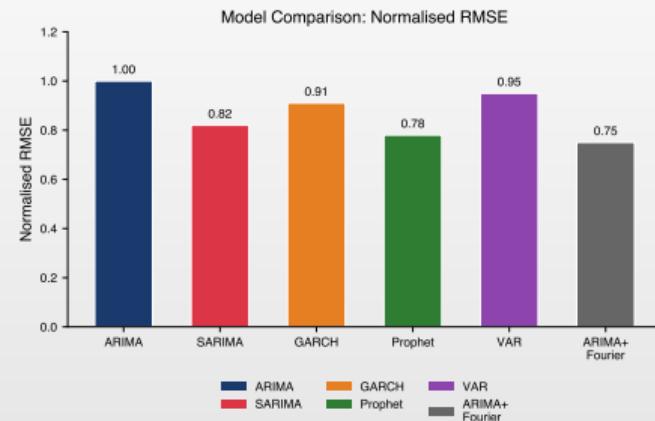


## Cadrul de selectare a modelului



## Sumar: comparație modele

Caz	Provocare	Model	RMSE
Bitcoin	Volatilitate	GARCH	2,15
Pete solare	Sezonalitate	Fourier	31,10
Şomaj	Ruptură	SARIMA	0,12
Economic	Multi-var	VAR	1,53



### Principiu Cheie

- Potriviti modelul cu caracteristicile datelor
- Alegeti in functie de natura problemei si proprietatile datelor



## Sinteză: Comparația Modelelor

Caracteristică	GARCH	Fourier	Prophet	VAR
Tintă	Volatilitate	Nivel	Nivel	Multiple
Sezonalitate	Nu	Da (lungă)	Da (multiplă)	Nu
Rupturi structurale	Nu	Nu	Da	Nu
Serii multiple	Nu	Nu	Nu	Da
Interpretabil	Mediu	Ridicat	Ridicat	Ridicat
Parametri	Puțini	2K	Auto	Mulți
Date lipsă	Nu	Nu	Da	Nu
Ideal pentru	Finanțe	Cicluri	Business	Macro

### Rezultatele Noastre

- GARCH: MAE=1,82 (volatilitate)
- Fourier: RMSE=31,10 (cycluri)
- SARIMA: RMSE=0,12 (rupturi)
- VAR: RMSE mediu=1,53 (multi)

### Insight Cheie

- Fiecare model excelează în domeniul său
- Arta constă în alegerea modelului potrivit caracteristicilor datelor



## Bune practici pentru prognoza aplicată

### Metodologie

1. **Explorați** datele temeinic
2. **Testați** staționaritatea
3. **Împărțiți** train/validation/test
4. **Comparați** modele pe validare
5. **Raportați** metrii pe test

### Greșeli Frecvente

- Privirea în datele de test
- Supraajustare pe setul de antrenament
- Ignorarea ipotezelor modelului
- Neraportarea incertitudinii

### Sfaturi Practice

- Începeți simplu (random walk, naiv)
- Adăugați complexitate doar dacă e necesar
- Vizualizați prognoze vs. valori reale
- Verificați reziduurile pentru tipare
- Raportați intervale de încredere

### Amintiți-vă

- “Toate modelele sunt greșite, dar unele sunt utile.”  
— George E. P. Box



## Concluzii cheie

### 1. Metodologie Riguroasă

- ▶ Împărțirea train/validation/test previne supraajustarea
- ▶ Setul de test trebuie să rămână neatins până la evaluarea finală

### 2. Potriviți Modelul cu Datele

- ▶ Volatilitate finanțiară  $\succ$  GARCH
- ▶ Sezonalitate lungă  $\succ$  Termeni Fourier
- ▶ Rupturi structurale  $\succ$  Prophet
- ▶ Serii multiple  $\succ$  VAR

### 3. Interpretați Rezultatele cu Grijă

- ▶ Cauzalitate Granger  $\neq$  cauzalitate adeverată
- ▶ Performanța out-of-sample contează cel mai mult
- ▶ Modelele mai simple funcționează adesea mai bine



## Quiz 1: Modelarea Volatilității

**Întrebare:** Ce model alegeți pentru a prognoza volatilitatea randamentelor financiare?

- A. ARIMA — captează tendințe și autocorelații
  - ▶ Modelează nivelul seriei
- B. GARCH — modelează varianța condiționată
  - ▶ Captează volatility clustering
- C. Prophet — detectează puncte de schimbare
  - ▶ Descompune trend și sezonalitate
- D. VAR — model multivariat
  - ▶ Captează interdependențe între serii



## Quiz 1: Răspuns

### Răspuns: B — GARCH

- Modeleză **varianța condiționată**  $\sigma_t^2$ 
  - ▶ Captează volatility clustering
  - ▶ Persistența șocurilor ( $\alpha + \beta$ )
- Variante: EGARCH, GJR-GARCH
  - ▶ Pentru efecte asimetrice

### De ce nu celealte?

- A: ARIMA modeleză media, nu varianța
- C: Prophet nu e proiectat pentru volatilitate
- D: VAR captează relații, nu volatilitate

## Quiz 2: Overfitting

**Întrebare:** Un model SARIMA obține RMSE = 0,05 pe setul de antrenament, dar RMSE = 2,30 pe setul de test. Ce indică aceasta?

- A. Modelul este excelent — eroare mică pe antrenament
  - ▶ Performanță superioară confirmată
- B. Modelul suferă de overfitting — memorează zgomotul
  - ▶ Nu generalizează pe date noi
- C. Setul de test este greșit — trebuie schimbat
  - ▶ Datele de test sunt defecte
- D. Diferența este normală — nu e nicio problemă
  - ▶ Orice model are erori mai mari pe test



## Quiz 2: Răspuns

### Răspuns: B — Overfitting

- Modelul **memorează zgomotul** din antrenament
  - ▶ RMSE train/test: 0,05 vs 2,30
  - ▶ Raport  $46 \times >$  overfitting sever
- Soluție: model mai simplu, validare

### De ce nu celelalte?

- A: Eroare mică pe train nu confirmă calitatea
- C: Testul e corect, modelul e prea complex
- D: O diferență de  $46 \times$  nu e normală

## Quiz 3: Separarea Datelor

**Întrebare:** De ce este importantă separarea datelor în train/validation/test?

- A. Pentru a avea mai multe date de antrenament
  - ▶ Mai multe date = model mai bun
- B. Pentru a preveni supraajustarea și a evalua corect
  - ▶ Fiecare set are un rol specific
- C. Este doar o convenție, nu are importanță reală
  - ▶ Orice metodă de evaluare funcționează
- D. Pentru a reduce timpul de calcul
  - ▶ Mai puține date = calcul mai rapid



## Quiz 3: Răspuns

### Răspuns: B — Prevenirea supraajustării

- Train:** estimează parametrii
- Validare:** selectează modelul
  - ▶ Ordin, hiperparametri
- Test:** evaluare finală
  - ▶ Neatins până la evaluare!

### De ce nu celealte?

- A:** Scopul nu e maximizarea datelor de train
- C:** Evaluarea corectă e esențială
- D:** Nu are legătură cu timpul de calcul

## Quiz 4: Cauzalitatea Granger

**Întrebare:** Cauzalitatea Granger este echivalentă cu cauzalitatea reală?

A. Da — dacă  $X$  prezice  $Y$ , atunci  $X$  cauzează  $Y$

► Predicție = cauzalitate

B. Nu — testează doar conținut predictiv, nu cauzalitate

► Corelație temporală  $\neq$  cauzalitate

C. Depinde de numărul de lag-uri selectate

► Mai multe lag-uri = mai multă cauzalitate

D. Da, dacă  $p\text{-value} < 0,05$

► Semnificația statistică confirmă cauzalitatea



## Quiz 4: Răspuns

**Răspuns: B — Nu, doar conținut predictiv**

- Testează dacă  $X$  trecut **îmbunătățește predictia** lui  $Y$ 
  - ▶ Nu demonstrează cauzalitate structurală
- Exemplu: umbrele “cauzează” ploaia
  - ▶ Ambele au o cauză comună

**De ce nu celelalte?**

- A: Predictie  $\neq$  cauzalitate reală
- C: Lagurile nu schimbă natura testului
- D: p-value arată semnificație, nu cauzalitate

## Quiz 5: Sezonalitate Lungă

**Întrebare:** Ce model folosiți pentru o serie cu sezonalitate lungă (ex:  $s = 365$  zile)?

- A. SARIMA(p,d,q)(P,D,Q)<sub>365</sub>
  - ▶ Model sezonier standard
- B. GARCH — modelează variația
  - ▶ Captează heteroscedasticitate
- C. ARIMA + Termeni Fourier sau Prophet/TBATS
  - ▶ Gestionează eficient perioade lungi
- D. VAR cu 365 lag-uri
  - ▶ Model multivariat cu lag-uri sezoniere



## Quiz 5: Răspuns

Răspuns: C — Fourier / Prophet / TBATS

- Fourier:**  $2K$  parametri (ex:  $K = 3 \succ 6$  param)
  - ▶ vs SARIMA<sub>365</sub>: sute de parametri
- Prophet:** sezonialitate multiplă automată
- TBATS:** Box-Cox + sezonialitate trigonometrică

De ce nu celealte?

- A:** SARIMA<sub>365</sub> necesită prea mulți parametri
- B:** GARCH nu modelează sezonialitate
- D:** VAR cu 365 lag-uri e imposibil de estimat

## Surse de Date

### Date Reale Folosite în Acest Capitol

- Bitcoin:** Yahoo Finance (BTC-USD), 2019–2025
- Pete Solare:** Dataset Wolfer din Statsmodels, 1900–2008
- Şomaj SUA:** Federal Reserve FRED (UNRATE), 2010–2025
- Variabile Economice:** FRED (GDPC1, UNRATE, CPIAUCSL, FEDFUNDS), 2000–2025

### Reproductibilitate

Toate analizele pot fi reproduse folosind notebook-ul Jupyter însoțitor:  
`chapter10_lecture_notebook.ipynb`



# Mulțumesc

Întrebări?

Prof. Daniel Traian Pele, PhD

[danpele@ase.ro](mailto:danpele@ase.ro)

Academia de Studii Economice din București

## Bibliografie I

### Manuale fundamentale (referințe comune tuturor capitolelor)

- Hamilton, J.D. (1994). *Time Series Analysis*, Princeton University Press.
- 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.

### Lucrări de referință pe domenii

- Tsay, R.S. (2010). *Analysis of Financial Time Series*, 3rd ed., Wiley. (GARCH, VAR)
- Lütkepohl, H. (2005). *New Introduction to Multiple Time Series Analysis*, Springer. (VAR, VECM)
- Francq, C., & Zakoïan, J.-M. (2019). *GARCH Models*, 2nd ed., Wiley. (Volatilitate)



## Bibliografie II

### Abordări moderne și competiții de prognoză

- Petropoulos, F., et al. (2022). Forecasting: Theory and Practice, *International Journal of Forecasting*, 38(3), 845–1054.
- Makridakis, S., Spiliotis, E., & Assimakopoulos, V. (2020). The M4 Competition, *International Journal of Forecasting*, 36(1), 54–74.
- Taylor, S.J., & Letham, B. (2018). Forecasting at Scale, *The American Statistician*, 72(1), 37–45.

### Resurse online și cod

- Quantlet: <https://quantlet.com> — Depozit de cod pentru statistică
- Quantinar: <https://quantinar.com> — Platformă de învățare metode cantitative
- GitHub TSA: <https://github.com/QuantLet/TSA> — Cod Python pentru acest curs



# Vă Mulțumim!

## Întrebări?

Materialele cursului sunt disponibile la: <https://danpele.github.io/Time-Series-Analysis/>

