



# Analiza și Prognoza Seriilor de Timp

Capitolul 8: Extensiile Moderne



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

## Cuprins

- Motivație
- ARFIMA: Modele cu Memorie lungă
- Random Forest pentru serii de timp
- LSTM: Deep Learning pentru serii de timp
- Comparație și Selectia modelului
- Aplicații practice
- Studiu de Caz Complet: Cursul EUR/RON
- Comparație Finală: Toate Metodele
- Studiu de Caz 2: Consum Energie
- Exemple Suplimentare cu Date Reale
- Utilizare IA
- Rezumat
- Quiz



## Obiective de învățare

La finalul acestui capitol, veți fi capabili să:

1. Înțelegeți conceptul de memorie lungă în seriile de timp
2. Estimați și interpretați modele ARFIMA
3. Aplicați Random Forest pentru prognoză seriilor de timp
4. Construiți rețele LSTM pentru serii temporale
5. Comparați performanța modelelor clasice vs ML
6. Alegeți metoda potrivită în funcție de context
7. Implementați aceste metode în Python



## De la modele clasice la machine learning

### Limitările modelelor ARIMA

- Presupun **memorie scurtă**: autocorelațiile scad exponențial
- Relații **liniare** între variabile
- Dificultăți cu **pattern-uri complexe și neliniare**
- Necesită **staționaritate** (prin diferențiere)

### Soluții moderne

- ARFIMA**: Captează memoria lungă (autocorelații care scad lent)
- Random Forest**: Relații neliniare, robustețe la outlieri
- LSTM**: Pattern-uri secvențiale complexe, dependențe pe termen lung

## Când să folosim fiecare metodă?

Caracteristică	ARIMA	ARFIMA	RF	LSTM
Memorie lungă	✗	✓	✓	✓
Relații neliniare	✗	✗	✓	✓
Interpretabilitate	✓	✓	~	✗
Date puține	✓	✓	✗	✗
Variabile exogene	✓	✓	✓	✓
Incertitudine	✓	✓	~	✗

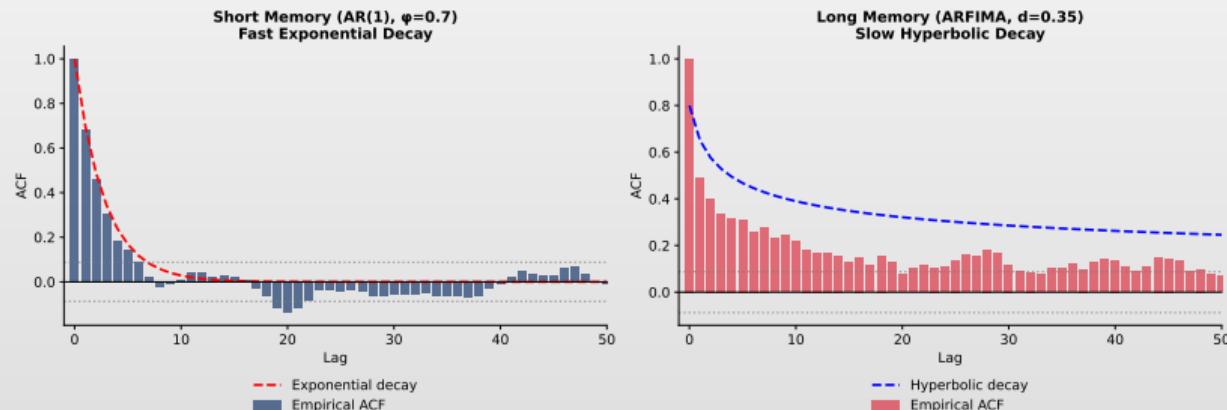
### Regula de aur

- Începe **simplu** (ARIMA), apoi crește complexitatea doar dacă este justificat de date și performanță.

## Comparație ACF: memorie scurtă vs lungă

### Interpretare

- Date: AR(1) simulație cu  $\phi = 0.8$  și ARFIMA( $0,d,0$ ) cu  $d = 0.35$  ( $n = 1000$ )
- Stânga: AR(1) — autocorelații care scad exponential (memorie scurtă)
- Dreapta: ARFIMA cu  $d = 0.35$  — autocorelații care scad hiperbolice (memorie lungă)



## Ce este memoria lungă?

### Memorie scurtă (ARMA)

- Autocorelațiile  $\rho_k$  scad **exponențial**:  $|\rho_k| \leq C \cdot r^k$ ,  $r < 1$
- Efectele șocurilor dispar **rapid**
- Sumă finită:  $\sum_{k=0}^{\infty} |\rho_k| < \infty$

### Memorie lungă (ARFIMA)

- Autocorelațiile scad **hiperbolic**:  $\rho_k \sim C \cdot k^{2d-1}$
- Efectele șocurilor persistă **mult timp**
- Sumă infinită:  $\sum_{k=0}^{\infty} |\rho_k| = \infty$  (pentru  $d > 0$ )

### Exemple cu memorie lungă

- Volatilitatea piețelor financiare, debite râuri, trafic rețea, inflație



## Modelul ARFIMA(p,d,q)

### Definiție 1 (ARFIMA)

- Model:** Un proces  $\{Y_t\}$  urmează un model **ARFIMA(p,d,q)** dacă:  $\phi(L)(1 - L)^d Y_t = \theta(L)\varepsilon_t$
- Parametru:**  $d \in (-0.5, 0.5)$  este parametrul de diferențiere fracționară

### Operatorul de diferențiere fracționară

- $$(1 - L)^d = \sum_{k=0}^{\infty} \binom{d}{k} (-L)^k = 1 - dL - \frac{d(1-d)}{2!} L^2 - \dots$$

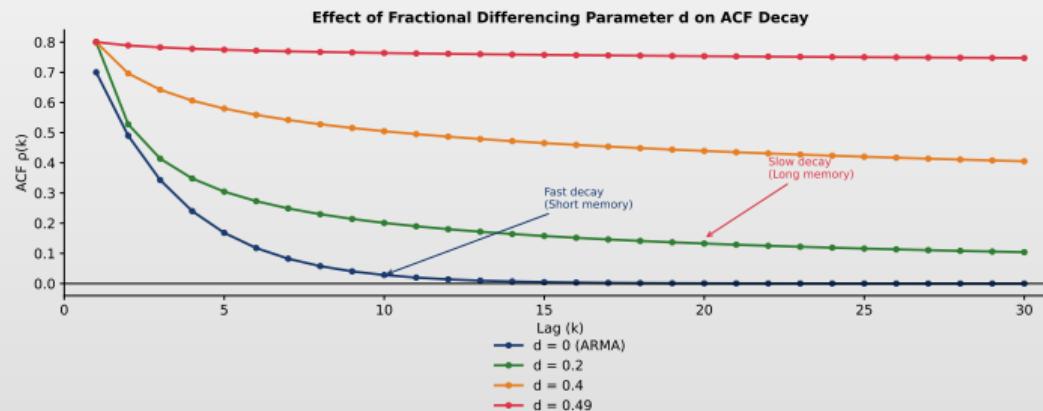
### Cazuri particulare

- $d = 0$ : ARMA standard (memorie scurtă)
- $0 < d < 0.5$ : Memorie lungă, staționaritate
- $d = 0.5$ : Limita staționarității
- $0.5 \leq d < 1$ : Nestaționaritate, dar mean-reverting
- $d = 1$ : Random walk (ARIMA standard)

## Efectul parametrului $d$ asupra ACF

### Interpretare

- Date: ARFIMA( $0,d,0$ ) simulațat pentru  $d \in \{0.1, 0.2, 0.3, 0.4\}$  ( $n = 1000$ )
- Cu cât  $d$  este mai mare, cu atât autocorelațiile scad mai lent
- Pentru  $d \rightarrow 0.5$ , autocorelațiile rămân semnificative chiar și la lag-uri foarte mari



## Interpretarea parametrului $d$

Valoare $d$	Comportament ACF	Interpretare
$d = 0$	Scădere exponențială	Memorie scurtă
$0 < d < 0.5$	Scădere hiperbolică	Memorie lungă, staționară
$d = 0.5$	ACF nesumabilă	La limită
$0.5 < d < 1$	Scădere foarte lentă	Memorie lungă, nestaționară
$d = 1$	ACF = 1 (constant)	Random walk

## Parametrul Hurst $H$

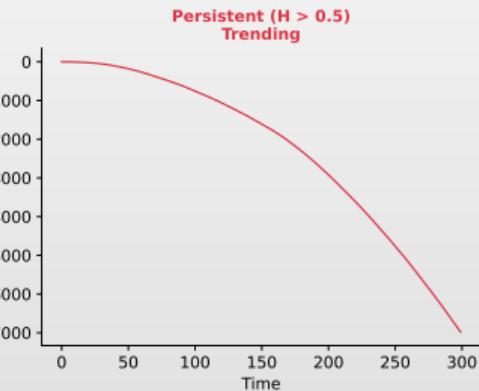
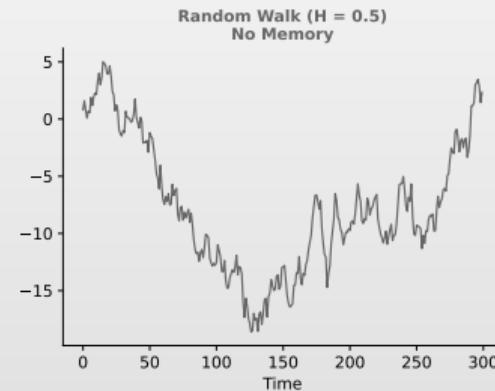
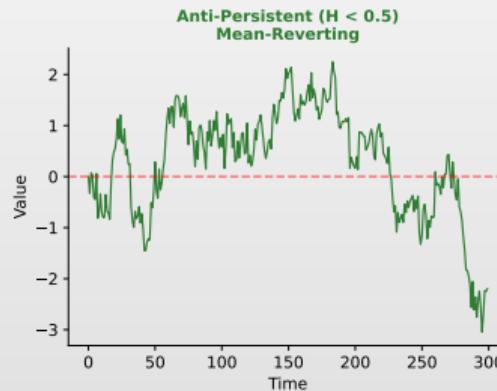
- Relația:**  $d = H - 0.5$ 
  - ▶  $H = 0.5$ : Mers aleator (fără memorie)
  - ▶  $H > 0.5$ : Persistență (trend-following)
  - ▶  $H < 0.5$ : Anti-persistență (mean-reverting)



## Exponentul Hurst: interpretare vizuală

### Interpretare

- Date: Mișcare Browniană fracționară simulată cu  $H \in \{0.3, 0.5, 0.7\}$
- $H < 0.5$ : Mean-reverting     $H = 0.5$ : Mers aleator     $H > 0.5$ : Persistentă



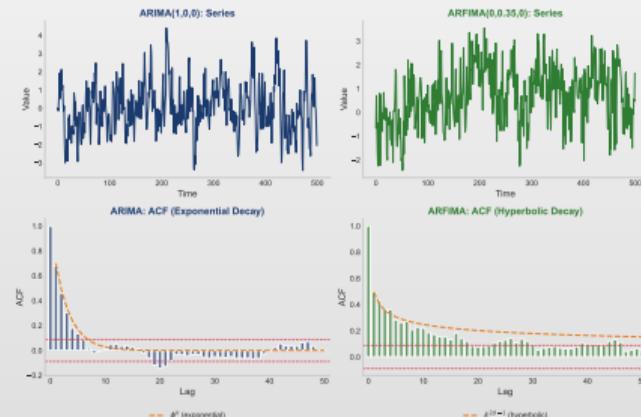
Q TSA\_ch8\_hurst\_interpretation



## ARIMA vs ARFIMA: comparație simulată

### Interpretare

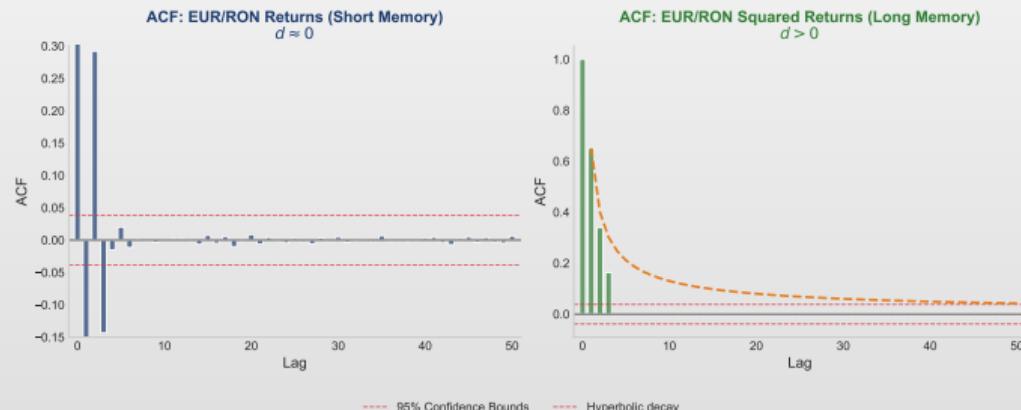
- Date: ARIMA(1,1,1) simulat vs ARFIMA(1, $d$ ,1) cu  $d = 0.35$
- ARIMA (stânga): ACF scade **exponențial** — řocurile sunt “uite” rapid
- ARFIMA (dreapta,  $d = 0.35$ ): ACF scade **hiperbolic** — řocurile persistă mult timp



## Exemplu date reale: analiza memoriei lungi EUR/RON

### Interpretare

- Date:** Cursul zilnic EUR/RON (Yahoo Finance, 2015–2025)
- Randamente:**  $H \approx 0.50$ ,  $d \approx 0$  — memorie scurtă
- Randamente pătrate:**  $H \approx 0.65$ ,  $d \approx 0.15$  — memorie lungă în volatilitate



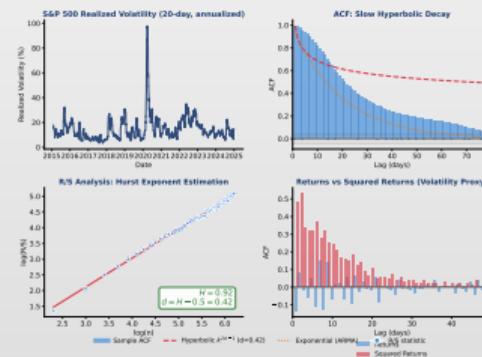
## Exemplu ARFIMA: Volatilitatea realizată S&P 500

### Rezultate estimare

- Date: Randamentele zilnice S&P 500 (Yahoo Finance, 2015–2024)
- Hurst:  $H = 0.92$ ,  $d = H - 0.5 = 0.42$  – memorie lungă puternică

### Observație cheie

Volatilitatea are memorie lungă – șocurile persistă mai mult decât în ARMA; folosiți ARFIMA sau FIGARCH!



## Estimarea parametrului $d$

### Metode de estimare

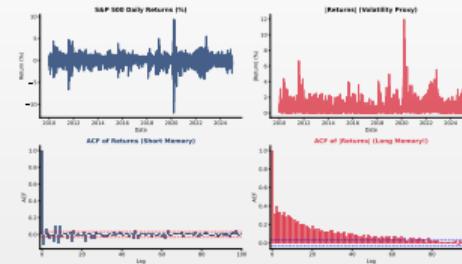
- GPH (Geweke-Porter-Hudak)**: Regresie în domeniul frecvență
  - $\ln I(\omega_j) = c - d \cdot \ln\left(4 \sin^2 \frac{\omega_j}{2}\right) + \varepsilon_j$
- R/S (Rescaled Range)**: Metoda lui Hurst
  - $\frac{R}{S}(n) \sim c \cdot n^H$
- MLE (Maximum Likelihood)**: Estimare completă ARFIMA
- Whittle**: Aproximare eficientă în domeniul frecvență

### Implementare

- În Python: arch package, statsmodels.tsa.arima.model.ARIMA cu `order=(p,d,q)` unde  $d$  poate fi fraționar



## Exemplu real: memorie lungă în volatilitate



### Cod Python

```
 from statsmodels.tsa.arima.model import ARIMA  
model = ARIMA(y, order=(1, 0.3, 1))  
results = model.fit()
```

### Notă

- Estimarea ARFIMA necesită pachete specializate. În practică, se folosește adesea arch sau fracdiff în Python.



## Random Forest: concepte de bază

### Ce este Random Forest?

- Ansamblu** de arbori de decizie
- Fiecare arbore antrenat pe un **subset bootstrap** al datelor
- La fiecare nod, se selectează **aleator** un subset de features
- Predicția finală = **media** predicțiilor tuturor arborilor

### Avantaje pentru serii de timp

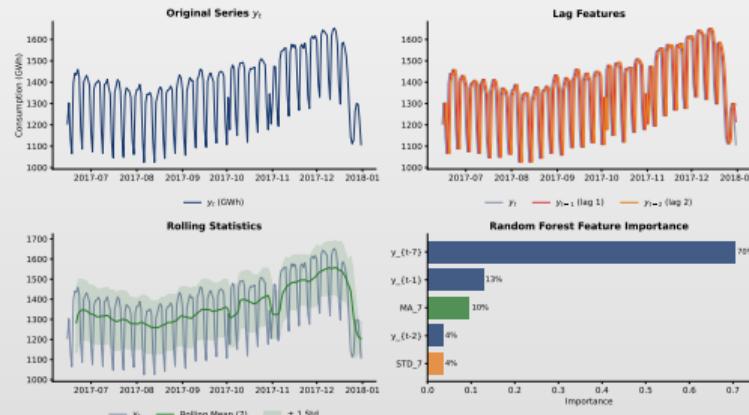
- Captează **relații neliniare**
- Robust** la outlieri și zgomot
- Nu necesită **staționaritate**
- Oferă **importanța features** (interpretabilitate)
- Funcționează bine cu **multe variabile**



## Feature engineering: ilustrare

### Interpretare

- Date: Consum zilnic de electricitate Germania (OPSD, 2012–2017)
- Transformăm seria temporală în features: lag-uri, statistici rolling
- Modelul RF învăță relațiile dintre acestea și valorile viitoare



## Pregătirea datelor pentru Random Forest

### Feature Engineering pentru serii de timp

1. **Lag features:**  $Y_{t-1}, Y_{t-2}, \dots, Y_{t-p}$
2. **Rolling statistics:** medie mobilă, deviație standard
3. **Calendar features:** ziua săptămânii, luna, sezon
4. **Trend features:** timp, trend pătratic
5. **Variabile exogene:** indicători economici, evenimente

### Atenție: Data Leakage!

- Nu folosi informații din viitor în features
- Train/test split: **temporal**, nu aleator!
- Rolling statistics: calculează doar pe date **anterioare**

## Random Forest: implementare Python

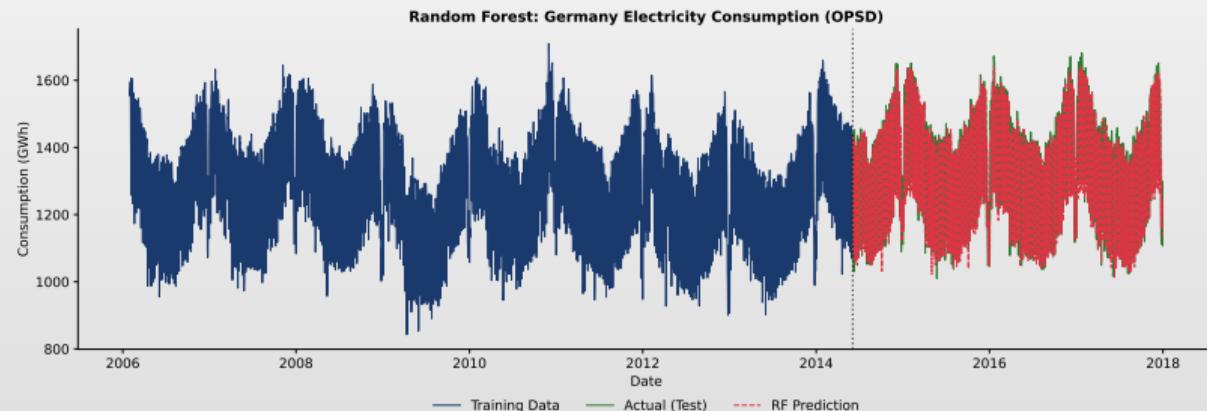
### Cod Python

```
 from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor  
rf = RandomForestRegressor(n_estimators=100, max_depth=10)  
rf.fit(X_train, y_train)  
predictions = rf.predict(X_test)
```

## Random Forest: exemplu de prognoză

### Interpretare

- Date: Consum zilnic de electricitate Germania (OPSD, 2012–2017)
- Modelul RF antrenat pe date istorice (albastru) produce prognoze (roșu punctat) care urmăresc bine valorile reale din perioada de test (verde)



## Importanța features și interpretare

### Feature importance

- Mean Decrease Impurity (MDI)**: Reducerea impurității la fiecare split
- Permutation Importance**: Cât scade performanța când feature-ul e permuatat aleator

### Interpretare tipică pentru serii de timp

- lag\_1 foarte important  $\succ$  Autocorelare puternică
- rolling\_mean important  $\succ$  Trend local contează
- month important  $\succ$  Sezonalitate prezentă

### Cod

- `rf.feature_importances_ sau permutation_importance(rf, X_test, y_test)`



## Portret de cercetător: Hochreiter & Schmidhuber



Sepp Hochreiter (\*1967)

[W Wikipedia \(en\)](#)

Jürgen Schmidhuber (\*1963)

[W Wikipedia \(en\)](#)

### Biografie

- **Sepp Hochreiter:** informatician austriac, profesor la Johannes Kepler University Linz și conducător al ELLIS Unit Linz
- **Jürgen Schmidhuber:** informatician germano-elvețian, Director Științific al IDSIA
- Împreună au rezolvat problema gradientului care dispare

### Contribuții principale

- **Long Short-Term Memory (LSTM, 1997)** — arhitectură recurrentă cu porți, rezolvând problema gradientului care dispare
- **Analiza gradientului care dispare (Hochreiter, 1991)** — identificarea problemei fundamentale de antrenare
- **Poarta forget (Gers et al., 2000)** — extensie crucială pentru utilizarea practică a LSTM
- Fundament pentru modelarea modernă a secvențelor în NLP, voce și serii de timp



## De la neuronul biologic la cel artificial

### Analogia

- Dendrite → Intrări  $x_i$     Sinapse → Ponderi  $w_i$     Soma → Sumă + Activare    Axon → Ieșire  $y$



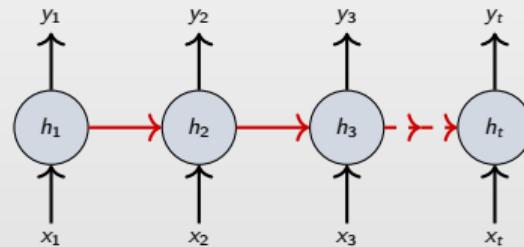
Dendrites → Inputs with weights | Soma → Weighted sum + activation | Axon → Output

TSA\_ch8\_neuron\_comparison

## Rețele neuronale recurente (RNN)

### Ideea de bază

- Rețele care procesează **secvențe** de date
- Au **memorie internă** (hidden state)
- Starea curentă depinde de input + starea anterioară



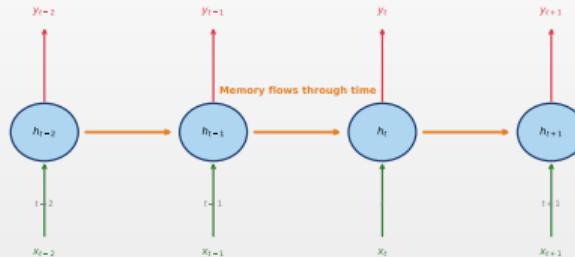
### Problema: Vanishing Gradient

- RNN simple “uită” informația din trecut îndepărtat.



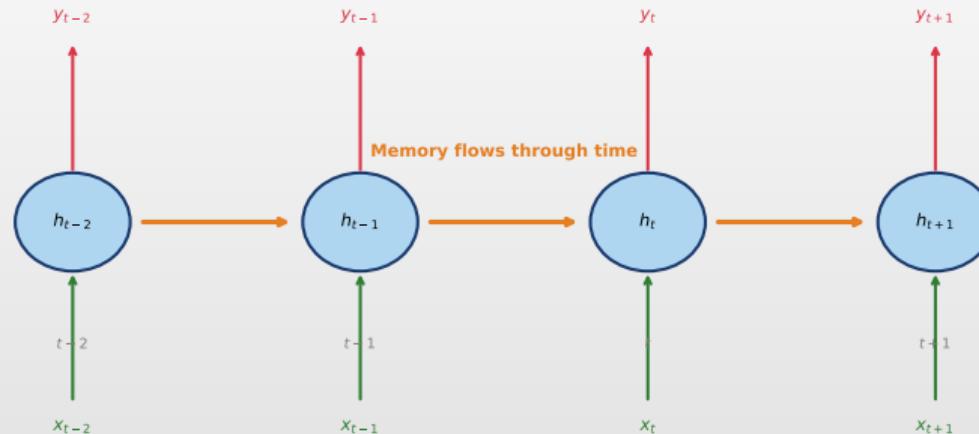
## RNN desfășurată în timp

Recurrent Neural Network (Unfolded Through Time)



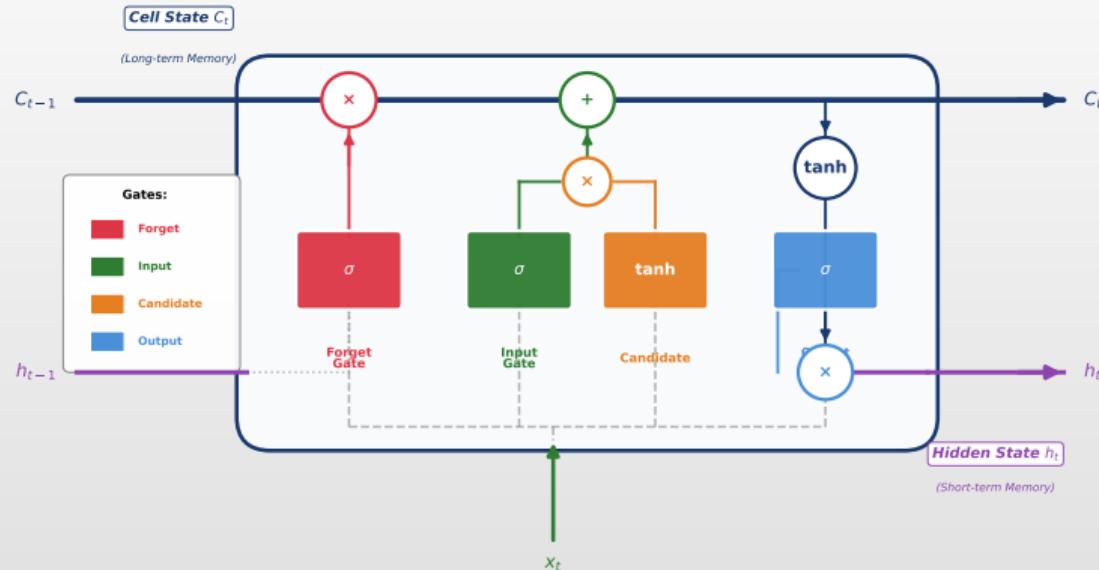
## RNN desfășurată în timp

Recurrent Neural Network (Unfolded Through Time)



Q TSA\_ch8\_rnn\_unfolded

## Celula LSTM: Diagrama detaliată



**Forget Gate**  $f_t$   
 $\sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$   
 Ce să uităm?

**Input Gate**  $i_t$   
 $\sigma(W_i[h_{t-1}, x_t] + b_i)$   
 Ce să stocăm?

**Output Gate**  $o_t$   
 $\sigma(W_o[h_{t-1}, x_t] + b_o)$   
 Ce să transmitem?

Q TSA\_ch8\_lstm\_cell

## LSTM: long short-term memory

### Soluția LSTM

- **Concept:** Celule speciale cu 3 porți care controlează fluxul informației
- **Forget Gate ( $f_t$ ):** Ce să uităm din memoria anterioară
- **Input Gate ( $i_t$ ):** Ce informație nouă să adăugăm
- **Output Gate ( $o_t$ ):** Ce să trimitem la ieșire

### Ecuările LSTM



$$f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f) \quad (\text{Forget})$$

$$i_t = \sigma(W_i \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_i) \quad (\text{Input})$$

$$\tilde{C}_t = \tanh(W_C \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_C) \quad (\text{Candidate})$$

$$C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t \quad (\text{Cell state})$$

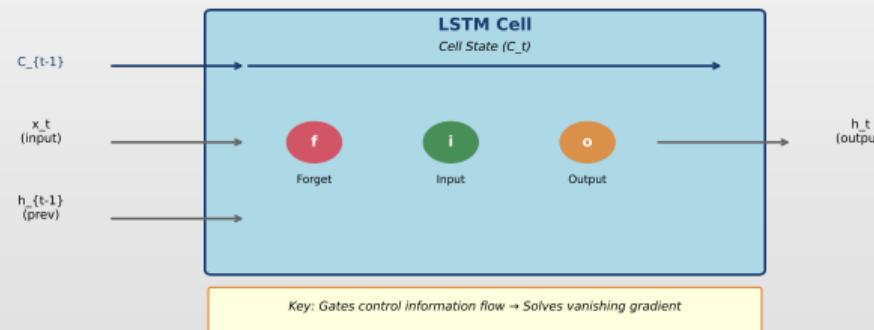
$$o_t = \sigma(W_o \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_o) \quad (\text{Output})$$

$$h_t = o_t \odot \tanh(C_t) \quad (\text{Hidden state})$$

## Arhitectura celulei LSTM

### Interpretare

- Poartile (forget, input, output) controlează ce informație este uitată, adăugată și transmisă
- **Cell state** permite gradientilor să “curgă” fără degradare



TSA\_ch8\_lstm\_architecture



## Avantajele LSTM pentru serii de timp

### De ce LSTM?

- Captează **dependențe pe termen lung** (spre deosebire de RNN simplu)
- Învață **pattern-uri complexe** și neliniare
- Gestioneză **secvențe de lungimi variabile**
- Funcționează bine cu **date multivariate**

### Dezavantaje

- Necesită **multe date** pentru antrenare
- Computațional intensiv**
- “**Black box**” - greu de interpretat
- Sensibil la **hiperparametri**
- Poate face **overfitting** ușor



## LSTM: implementare în Python cu Keras

### Cod Python

```
[ ] from tensorflow.keras.models import Sequential  
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense, Dropout  
  
model = Sequential([  
    LSTM(50, return_sequences=True, input_shape=(n, 1)),  
    Dropout(0.2),  
    LSTM(50),  
    Dense(1)  
])  
  
model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
```



## Pregătirea datelor pentru LSTM

### Pași esențiali

1. **Normalizare/Scalare:** MinMaxScaler sau StandardScaler
2. **Creare secvențe:** Sliding window pentru input
3. **Reshape:** Format 3D (samples, timesteps, features)
4. **Train/Test split:** Temporal, nu aleator!

### Exemplu creare secvențe

```
 def create_sequences(data, n_steps):  
    X, y = [], []  
    for i in range(len(data) - n_steps):  
        X.append(data[i:(i + n_steps)])  
        y.append(data[i + n_steps])  
    return np.array(X), np.array(y)  
  
X, y = create_sequences(scaled_data, 10)
```

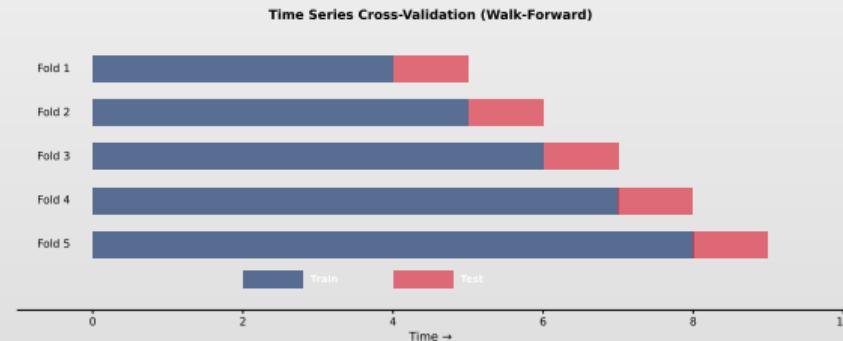


## Time series cross-validation

### Implementare Python

```
 from sklearn.model_selection import TimeSeriesSplit  
 tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5)
```

- Important:** Setul de antrenare crește progresiv, testul este întotdeauna în viitor



## Metrici de evaluare

### Metrici comune

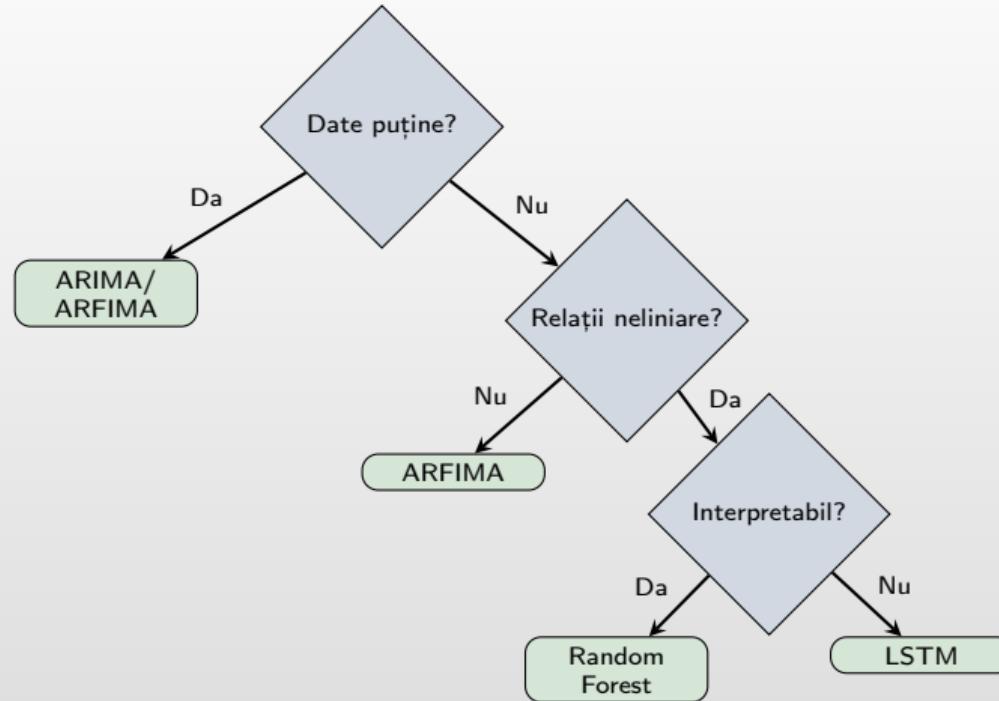
- RMSE**:  $\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (y_i - \hat{y}_i)^2}$  > Eroare în unități originale
- MAE**:  $\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |y_i - \hat{y}_i|$  > Robust la outlieri
- MAPE**:  $\frac{100}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$  > Eroare procentuală
- MASE**: Comparat cu benchmark naiv

### Validare pentru serii de timp

- Nu folosiți cross-validation standard!**
- Folosiți Time series cross-validation (walk-forward)**
- Sau train/validation/test split temporal**



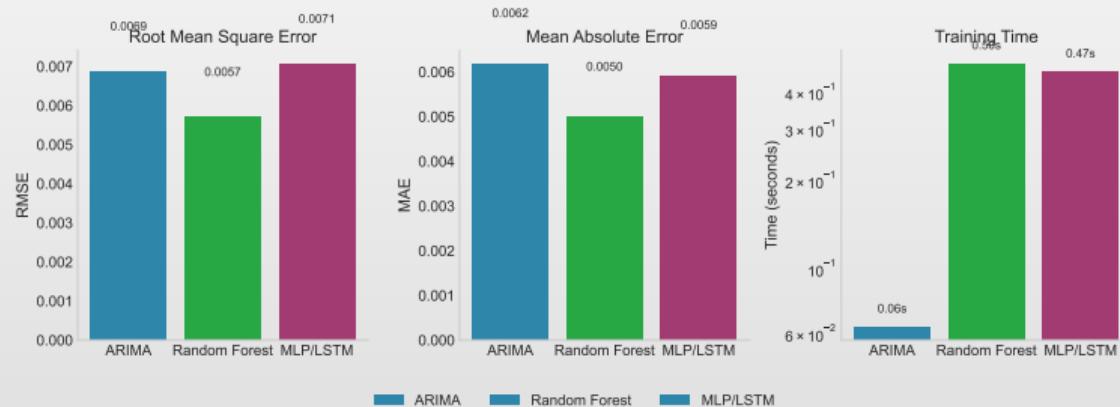
## Ghid de selecție a modelului



## Comparație modele: acuratețe vs cost computațional

### Interpretare

- **Trade-off:** Modelele ML pot avea acuratețe ușor mai bună, dar costul computațional crește semnificativ
- Pentru date puține sau interpretabilitate, ARIMA/ARFIMA rămân alegeri excelente



## Bitcoin: evoluția prețului și randamentele

### Observații cheie

- Creștere exponențială a prețului  $\succ$  distribuție puternic **leptokurtotică**
- Randamentele zilnice: medie  $\approx 0.15\%$ , volatilitate  $\approx 3.5\%$
- Volatility clustering evident  $\succ$  perioadele de criză (2018, 2020, 2022)
- Kurtosis  $\approx 10\text{--}15$  (mult peste 3 al normalei)



## Studiu de caz: prognoza prețului Bitcoin

### De ce Bitcoin?

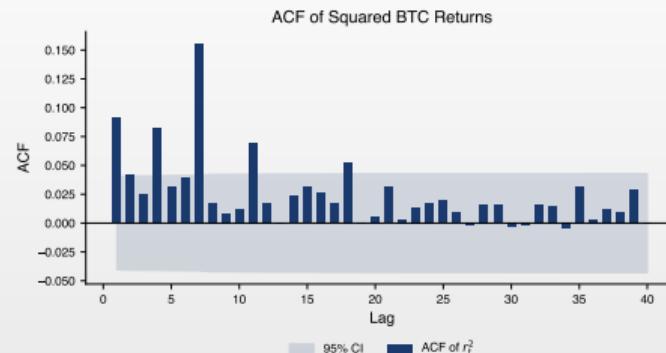
- Volatilitate **extremă** și pattern-uri complexe
- Potențială **memorie lungă** în volatilitate
- Relații **neliniare** cu variabile exogene
- Date disponibile la **frecvență înaltă**

### Abordare comparativă

1. ARIMA pe randamente
2. ARFIMA pentru memorie lungă
3. Random Forest cu features tehnice
4. LSTM pe secvențe de prețuri



## Bitcoin: ACF și evidență pentru memorie lungă



### Analiză ACF

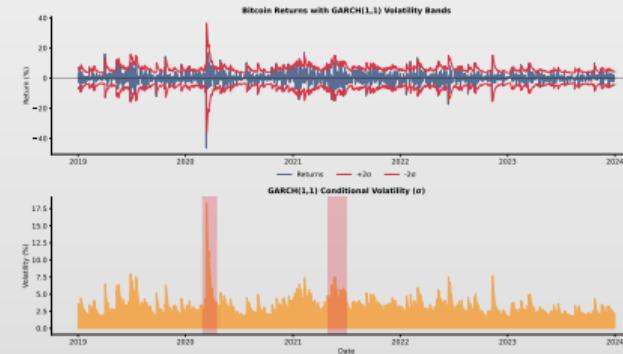
- ◻ ACF randamente: scădere rapidă  $\succ$  memorie scurtă în medie
- ◻ ACF randamente pătrate: scădere lentă, hiperbolică
  - ▶ Indică **memorie lungă în volatilitate**
  - ▶ Hurst  $H \approx 0.65\text{--}0.70$  ( $d \approx 0.15\text{--}0.20$ )
- ◻ ARFIMA pe volatilitate  $>$  ARMA  $\succ$  captează persistența șocurilor



## Bitcoin: GARCH și managementul riscului

### Concluzii – Studiu Bitcoin

- Diferențele între modele sunt **mici** pentru media randamentelor
- Valoarea adăugată majoră: **modelarea volatilității** (GARCH, EGARCH)
- ARFIMA captează persistență în volatilitate (memorie lungă)
- Random Forest: util pentru **features neliniare** (volum, sentiment)
- Combinare optimă: ARFIMA-GARCH + features exogene via RF



## Bitcoin: estimare ARFIMA și comparație modele

Cod Python – estimare memorie lungă Bitcoin

### Rezultate tipice Bitcoin (RMSE pe randamente)

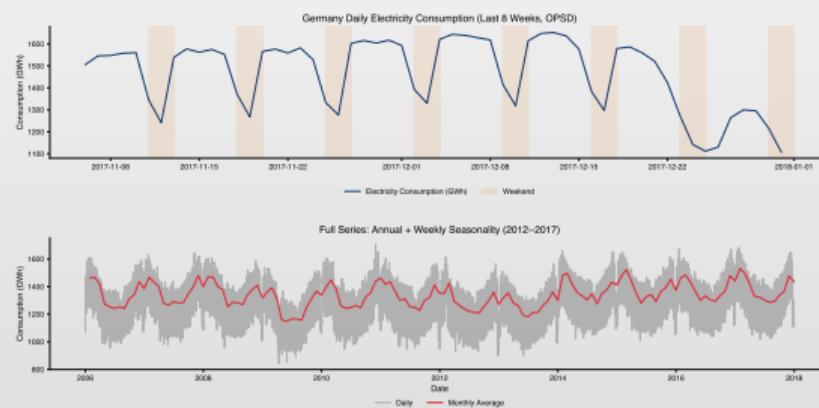
Model	RMSE	MAE	Interpretabil?
ARIMA(1,0,1)	3.82	2.41	Da
ARFIMA(1,d,1)	3.79	2.38	Da
Random Forest	3.65	2.29	Parțial
LSTM	3.71	2.33	Nu



## Energie: vizualizarea cererii și sezonialitatea multiplă

### Patternuri identificate

- **Zilnic (24h)**: vârf dimineată (8–10) și seara (18–21), minim noaptea
- **Săptămânal (168h)**: consum redus în weekend (~15–20% mai puțin)
- **Anual (8766h)**: vârf vara (aer condiționat) și iarna (încălzire)
- SARIMA nu poate modela simultan aceste 3 perioade!



## Studiu de caz: prognoza consumului de energie

### Caracteristici

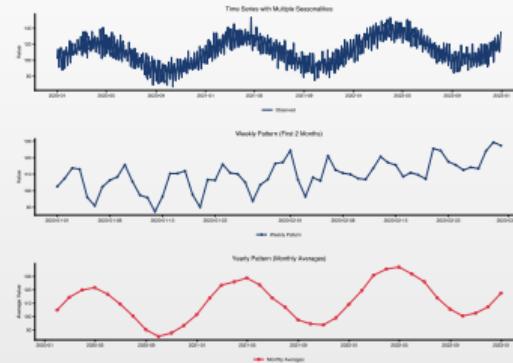
- **Sezonalitate multiplă:** zilnică, săptămânală, anuală
- **Tendință** de creștere pe termen lung
- **Variabile exogene:** temperatură, zi liberă, preț
- **Anomalii:** evenimente speciale, defecțiuni

### Provocări

- Pattern-uri la scale temporale diferite
- Interacțiuni complexe între variabile
- Necesitatea prognozelor pe orizonturi diferite



## Energie: de ce Prophet și TBATS?



### Soluția: modele cu sezonalitate multiplă

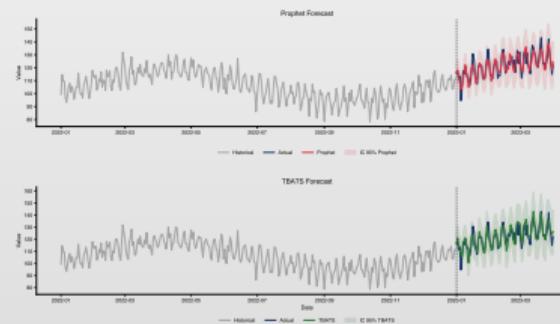
- **TBATS:** perioade [24, 168, 8766]  $\succ$  Fourier pentru fiecare sezon
  - ▶ Automat, fără reglaj manual, bun pentru producție
- **Prophet:** sezonalitate aditivă/multiplicativă + regresori
  - ▶ Adaugă temperatură, zile libere, evenimente speciale
- **ARIMA clasic:** poate doar 1 sezon  $\succ$  MAPE  $\approx$  8–10%



## Energie: descompunere Prophet și rezultate

### Rezultate comparație pe date energie (MAPE)

Model	MAPE	RMSE (MW)	Acoperire 95%
SARIMA (1 sezon)	8.5%	450	75%
TBATS	4.2%	220	82%
Prophet	4.8%	250	85%
Prophet + regresori	<b>3.9%</b>	<b>200</b>	<b>88%</b>



## Energie: concluzii și recomandări practice

### Lecții învățate

- Modelele cu **sezonalitate multiplă** reduc MAPE cu ~50% față de SARIMA
- Variabilele exogene** (temperatură) aduc câștig suplimentar de 10–15%
- Prophet exceleză la **interpretabilitate**: descompunere trend + sezon + holiday
- TBATS: cel mai bun **out-of-the-box** > fără reglaj de hiperparametri

### Când ce model?

- Prophet**: când ai regresori externi + interpretare pentru management
- TBATS**: automatizare, producție, fără intervenție umană
- LSTM/RF**: dacă ai  $>100.000$  observații și pattern-uri neliniare complexe

*Detalii complete despre Prophet și TBATS > Capitolul 9*



## Formule cheie – Rezumat

### ARFIMA(p,d,q)

- $\phi(L)(1 - L)^d Y_t = \theta(L)\varepsilon_t$
- $d \in (-0.5, 0.5)$ : memorie lungă

### Memorie lungă

- **ACF**:  $\rho_k \sim C \cdot k^{2d-1}$
- **Hurst**:  $d = H - 0.5$
- $H > 0.5$ : persistență

### Random Forest

- $\hat{y} = \frac{1}{B} \sum_{b=1}^B T_b(x)$
- $B$  arbori, features aleatorii

### LSTM Cell

- $f_t = \sigma(W_f[h_{t-1}, x_t] + b_f)$
- $C_t = f_t \odot C_{t-1} + i_t \odot \tilde{C}_t$
- Forget, Input, Output gates

### Metrici evaluare

- RMSE =  $\sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}$
- MAPE =  $\frac{100}{n} \sum \left| \frac{y_i - \hat{y}_i}{y_i} \right|$

### Time Series CV

- Walk-forward validation
- Train  $\succ$  Test (temporal split)



## Studiu de caz: prognoza cursului EUR/RON

### De ce EUR/RON?

- Relevanță pentru economia românească
- Potențială **memorie lungă** (persistența șocurilor)
- Pattern-uri influențate de **factori macroeconomici**
- Date ușor accesibile (BNR, Yahoo Finance)

### Obiectiv

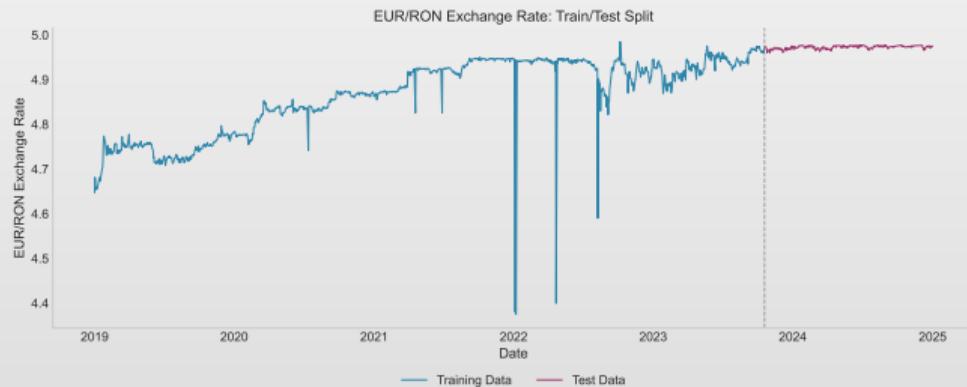
- Comparăm ARIMA, ARFIMA, Random Forest și LSTM pe aceleasi date pentru a înțelege punctele forte ale fiecărei metode



## Vizualizarea seriei EUR/RON

### Interpretare

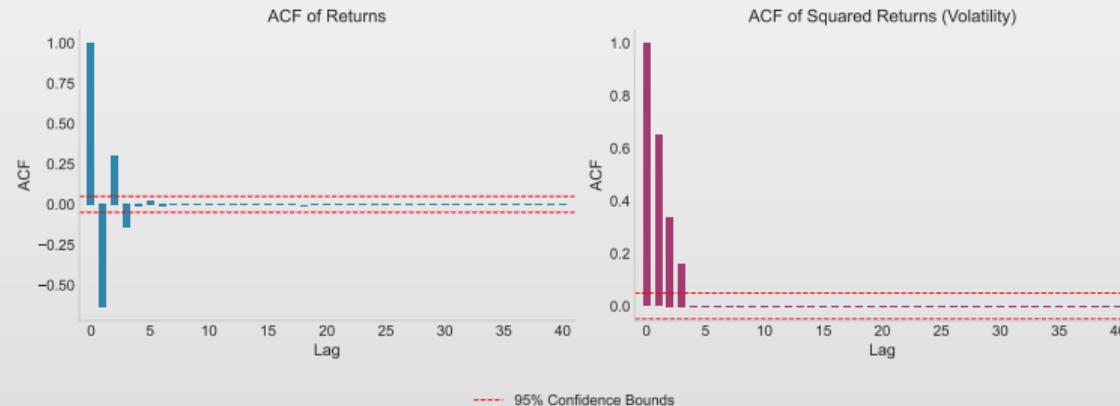
- **Date:** Cursul zilnic EUR/RON (Yahoo Finance, 2019–2025)
- **Sus:** Cursul EUR/RON — tendință de depreciere a leului și perioade de volatilitate ridicată
- **Jos:** Randamentele zilnice — volatility clustering (perioadele de volatilitate mare sunt urmate de alte perioade similare)



## Analiză ACF: randamente vs randamente pătrate

### Interpretare

- Date: Randamentele zilnice și randamentele pătrate EUR/RON (Yahoo Finance, 2019–2025)
- Stânga: ACF al randamentelor — scădere rapidă, fără autocorelație semnificativă după lag 1
- Dreapta: ACF al randamentelor pătrate — scădere lentă indică **volatility clustering** (efekte ARCH)



## Rezultate test memorie lungă – EUR/RON

### Output tipic

- Phillips-Perron p-value: 0.0001 (randamentele sunt staționare)
- Exponentul Hurst ( $H$ ): 0.47
- Parametrul  $d$  estimat: -0.03
- Serie ușor ANTI-PERSISTENTĂ (mean-reverting)

### Interpretare

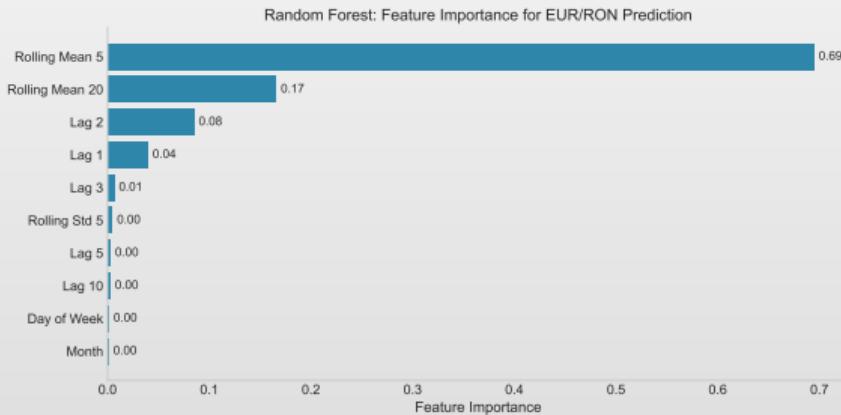
- Randamentele EUR/RON sunt staționare (p-value < 0.05)
- $H \approx 0.47 < 0.5$ : ușoară tendință de revenire la medie
- $d \approx 0$ : **memorie scurtă** – ARMA poate fi suficient
- Totuși, **volatilitatea** poate avea memorie lungă!



## Random Forest: importanță features

### Interpretare

- Date: Cursul EUR/RON (Yahoo Finance, 2019–2025) — RF cu 10 features construite
- Lagurile recente (lag\_1, lag\_2) și volatilitatea rolling sunt cele mai importante
- Features calendaristice au impact minor pentru randamente zilnice

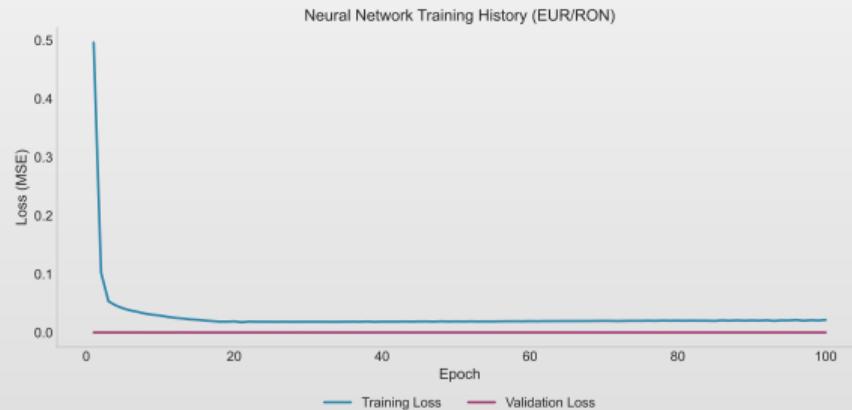


 TSA\_ch8\_case\_feature\_importance

## LSTM: curba de învățare

### Interpretare

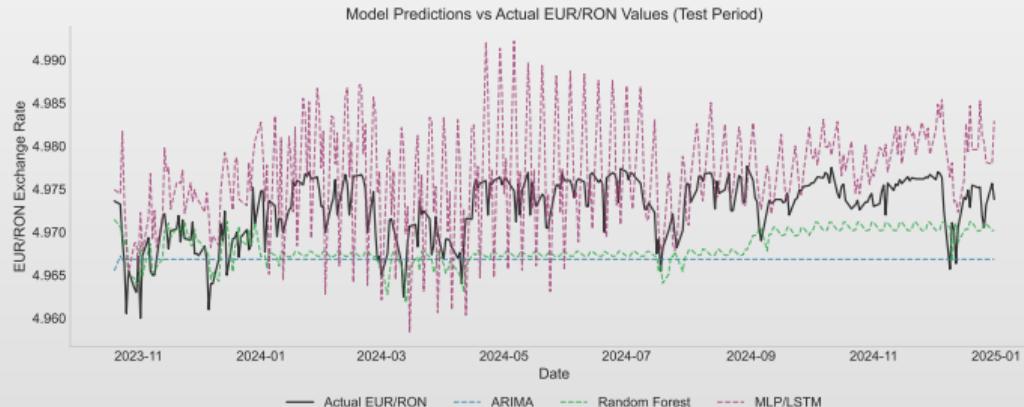
- Date:** Cursul EUR/RON (Yahoo Finance, 2019–2025) — Rețea Neuronală (100 epoci, MSE loss)
- Loss Training:** Scade rapid în primele epoci, apoi se stabilizează
- Loss Validation:** Urmărește training loss — nu avem overfitting sever



## Vizualizare: predicții vs valori reale

### Interpretare

- **Date:** Perioada de test EUR/RON — predicțiile ARIMA, Random Forest, MLP/LSTM vs valori reale
- Toate modelele captează pattern-ul general, dar niciuna nu prezice perfect vârfurile de volatilitate
- Aceasta reflectă **eficiența pieței și limitele predicției** pentru serii financiare



## Comparație: Rezultate pe EUR/RON

Model	RMSE	MAE	Timp (s)	Interpretabil?
ARIMA(1,1,1)	0.0069	0.0062	0.08	Da
Random Forest	0.0057	0.0050	0.51	Da (features)
MLP/LSTM	0.0071	0.0059	0.47	Nu

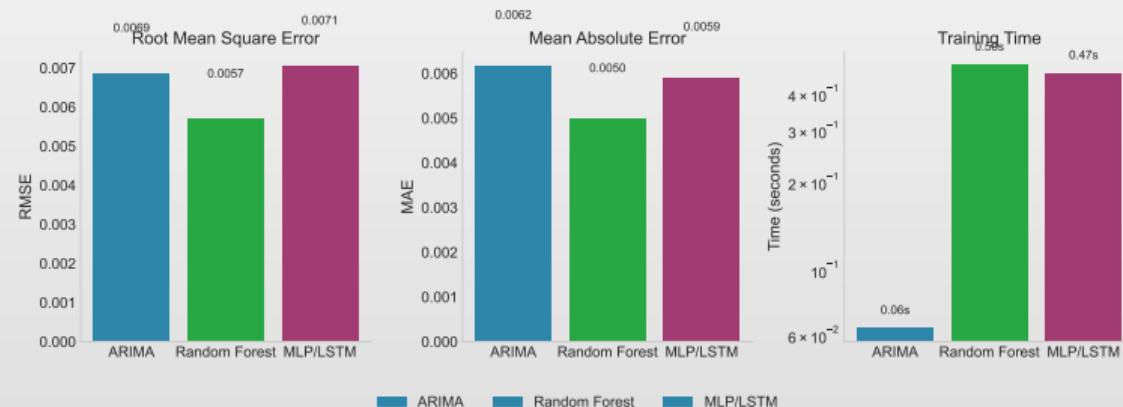
### Concluzii

- Pentru EUR/RON, diferențele sunt **mici** – piața este eficientă
- Random Forest oferă cel mai bun compromis **acuratețe/interpretabilitate**
- LSTM are cost computațional mare pentru câștig marginal
- ARIMA rămâne o alegere solidă pentru **baseline**

## Comparație modele: metrii de performanță

### Interpretare

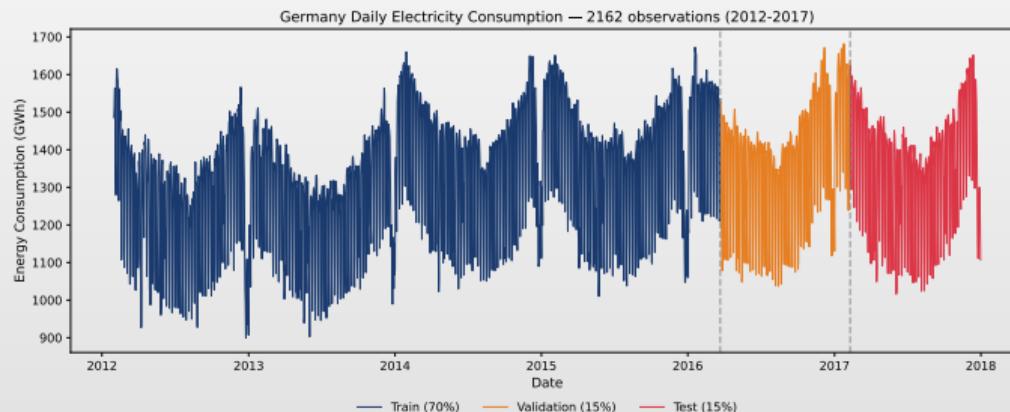
- **Date:** Cursul EUR/RON (Yahoo Finance, 2019–2025) — ARIMA vs RF vs MLP/LSTM
- **Stânga:** Metrici de eroare (mai mic = mai bine) — RF obține cel mai mic RMSE și MAE
- **Dreapta:** Timp de antrenare (scală log) — Modelele ML necesită mai multe resurse



## Studiu de caz: Prezentarea datelor

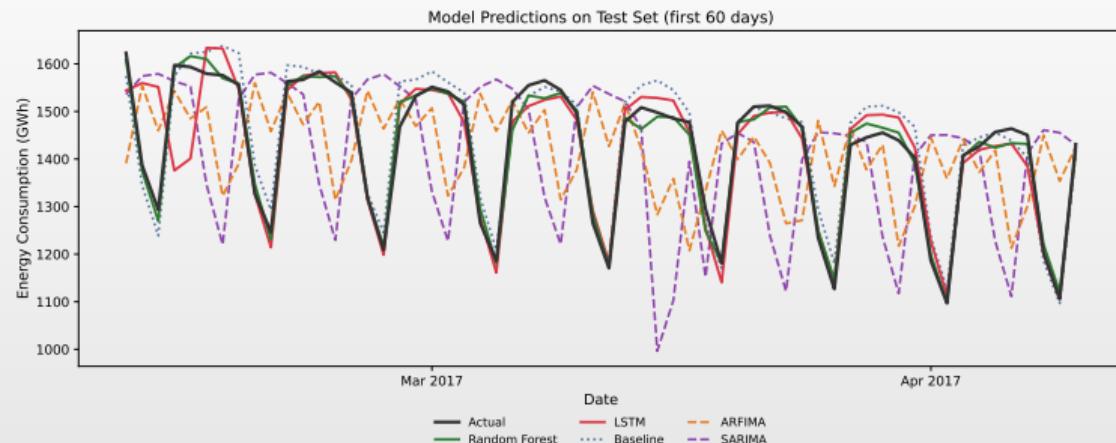
### Interpretare

**Train:** 1513 obs (70%)    **Validare:** 324 obs (15%)    **Test:** 325 obs (15%)



 **TSA\_ch8\_data\_split**

## Studiu de caz: Predicții ale modelelor

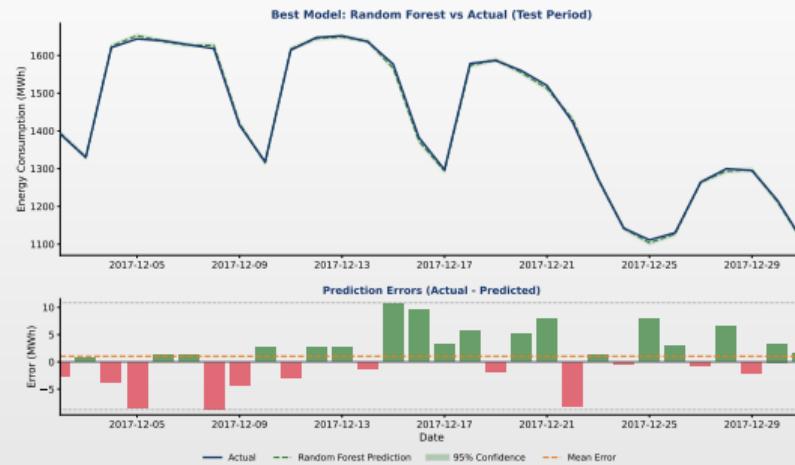


Rang	Model	MAPE	Interpretare
1	Random Forest	2.2%	Cel mai bun: captează pattern-uri neliniare
2	LSTM	3.3%	Bun, necesită mai multe date
3	Baseline	3.9%	Simplu dar competitiv
4	ARFIMA	12.3%	Memoria lungă nu e suficientă
5	SARIMA	14.6%	Dificultăți cu pattern-urile

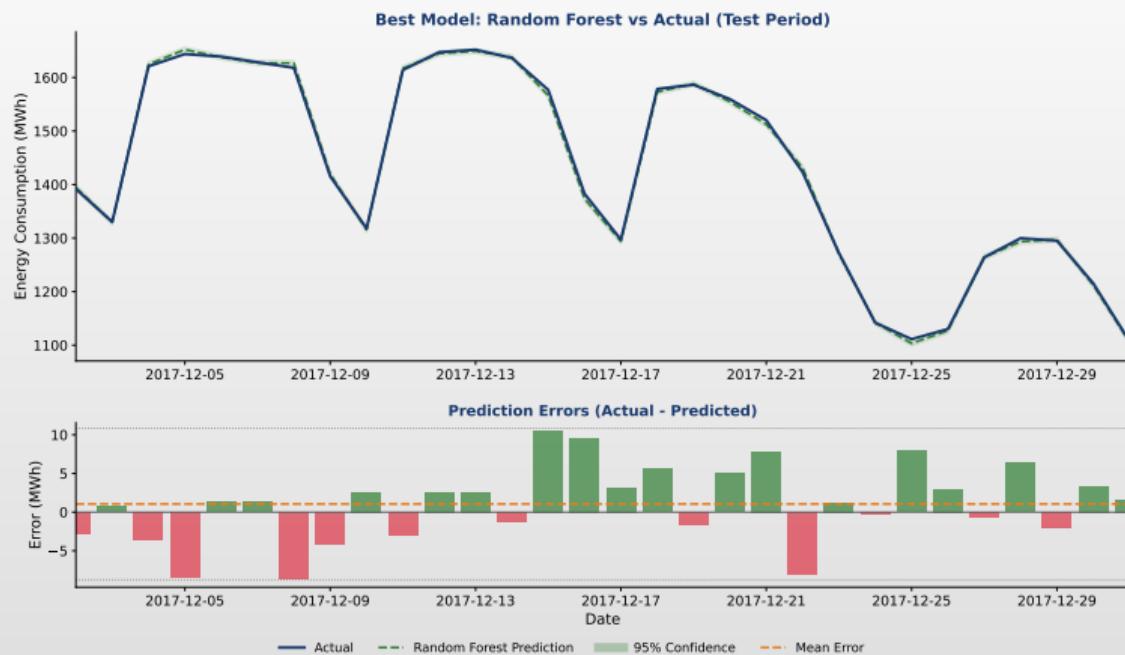
Q TSA\_ch8\_model\_predictions



## Studiu de caz: Performanța celui mai bun model



## Studiu de caz: Performanța celui mai bun model



Q TSA\_ch8\_best\_model



## Când să alegem fiecare model?

### ARIMA/ARFIMA

- Date puține (< 500 obs.)
- Interpretare importantă
- Memorie lungă suspectată
- Baseline rapid

### LSTM/Deep Learning

- Date foarte mari (> 10.000)
- Secvențe complexe
- Resurse computaționale
- Pattern-uri ascunse

### Random Forest

- Multe variabile exogene
- Relații neliniare
- Importanța features
- Date moderate

### Regula de aur

- Începe simplu (ARIMA), adaugă complexitate doar dacă performanța crește semnificativ!



## Exemplu 2: indicele BET (Bursa București)

### Caracteristici

- Volatility clustering** puternic
- Influențat de piețele internaționale
- Lichiditate mai redusă decât piețele dezvoltate
- Potențial pentru memorie lungă în volatilitate

### Rezultate tipice (RMSE pe randamente)

- GARCH(1,1): 1.45 – cel mai bun pentru volatilitate
- ARFIMA pentru volatilitate: 1.52
- Random Forest: 1.48
- LSTM: 1.51



## Exemplu 3: rata inflației în România

### Caracteristici

- Serie **lunară** (frecvență redusă)
- Persistență ridicată** – șocurile durează
- Influențată de politica monetară
- Potențial puternic pentru **memorie lungă**

### Rezultate tipice

- ARFIMA cu  $d \approx 0.35$  – captează persistența
- ARIMA subestimează persistența șocurilor
- ML nu funcționează bine (date puține, 300 obs.)

- Lecție:** Pentru serii lunare cu puține date, modelele clasice (ARFIMA) sunt superioare!



## Rezumat practic: alegerea modelului

Criteriu	ARIMA	ARFIMA	RF	LSTM
Date necesare	Puține	Puține	Medii	Multe
Memorie lungă	Nu	Da	Parțial	Parțial
Neliniaritate	Nu	Nu	Da	Da
Interpretabil	Da	Da	Parțial	Nu
Timp calcul	Rapid	Rapid	Mediu	Lent
Var. exogene	Limitat	Limitat	Da	Da

### Fluxul recomandat

1. Începe cu **ARIMA** ca baseline
2. Testează **memorie lungă**  $\succ$  ARFIMA dacă  $d$  semnificativ
3. Adaugă **features**  $\succ$  Random Forest
4. Doar cu date multe și resurse  $\succ$  LSTM



## Exercițiu AI: Gândire critică

Prompt de testat în ChatGPT / Claude / Copilot

"Am 5 ani de date zilnice de consum de electricitate. Comparați ARIMA, Random Forest și LSTM pentru programe pe 7 zile. Care model e cel mai bun? Vreau cod Python complet cu comparație."

**Exercițiu:**

1. Rulați prompt-ul într-un LLM la alegere și analizați critic răspunsul.
2. Cum sunt construite features pentru Random Forest? Lag-uri, variabile calendar, termeni Fourier?
3. LSTM-ul este structurat corect? Forma intrărilor, scalare, split fără leakage?
4. Folosește walk-forward validation sau doar un singur split?
5. Menționează compromisurile între interpretabilitate și costul computațional?

**Atenție:** Codul generat de AI poate rula fără erori și arăta profesional. *Asta nu înseamnă că e corect.*



## Rezumat

### Ce am învățat

- **ARFIMA:** Extinde ARIMA pentru memorie lungă ( $d$  fracționar)
- **Random Forest:** Ansamblu de arbori, relații neliniare, interpretabil
- **LSTM:** Deep learning pentru secvențe, dependențe complexe
- **Trade-offs:** Complexitate vs interpretabilitate vs date necesare

### Recomandări practice

- Începe cu modele **simple** (ARIMA) ca baseline
- Folosește **Time Series CV** pentru evaluare corectă
- ML necesită **feature engineering** atent
- LSTM: doar cu **multe date și resurse computaționale**



## Întrebarea 1

### Întrebare

Ce semnifică  $d = 0.3$  într-un model ARFIMA?

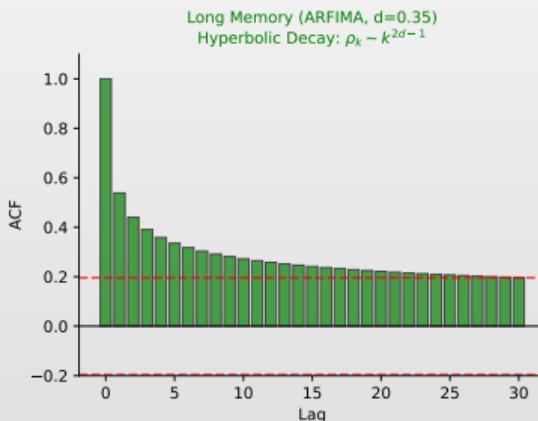
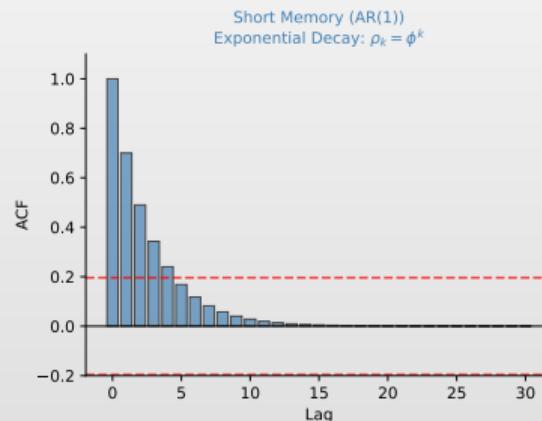
- (A) Seria necesită 0.3 diferențieri pentru a deveni staționară
- (B) Memorie lungă: staționară dar ACF scade hiperbolic (lent)
- (C) Seria este nestaționară cu rădăcină unitară
- (D) Memorie scurtă: ACF scade exponențial (rapid)



## Întrebarea 1: Răspuns

Răspuns corect: (B) Memorie lungă cu scădere hiperbolică a ACF

Pentru  $0 < d < 0.5$ : staționară dar  $ACF \sim k^{2d-1}$  scade mult mai lent decât exponențial.  
Observațiile îndepărțate au încă influență semnificativă.



TSA\_ch8\_quiz1\_long\_memory



## Întrebarea 2

### Întrebare

De ce trebuie să folosim Time Series CV în loc de k-fold standard?

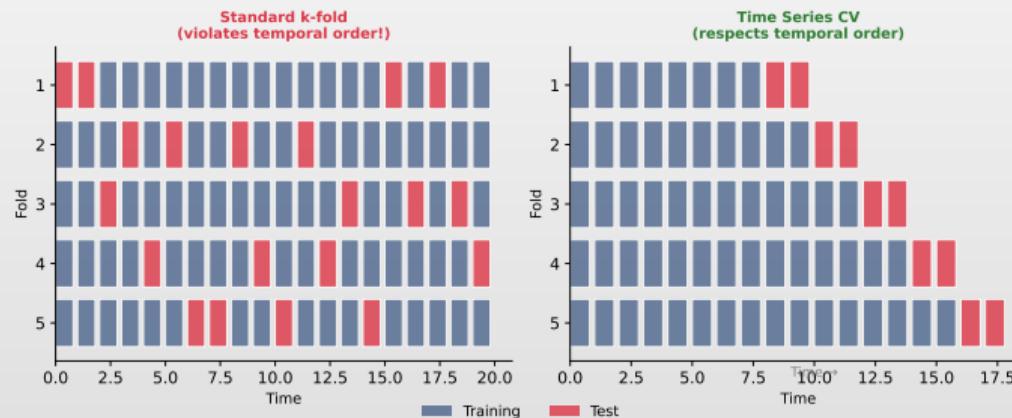
- (A) k-fold este mai costisitor computațional
- (B) Time Series CV folosește mai multe date de antrenament
- (C) k-fold violează ordinea temporală, cauzând data leakage
- (D) Nu există diferență; ambele metode sunt echivalente



## Întrebarea 2: Răspuns

Răspuns corect: (C) k-fold violează ordinea temporală

K-fold standard amestecă datele aleator, folosind observații viitoare pentru a prezice trecutul. Time Series CV antrenează pe trecut și testează pe viitor, respectând cauzalitatea.



Q TSA\_ch8\_quiz2\_timeseries\_cv



## Întrebarea 3

### Întrebare

Care este avantajul principal al LSTM față de RNN simplu?

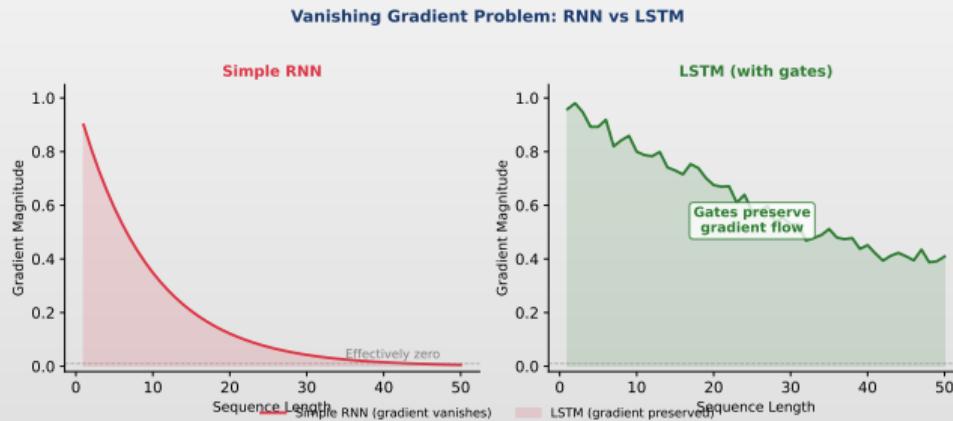
- (A) LSTM folosește mai puțini parametri
- (B) LSTM rezolvă problema vanishing gradient prin mecanismul de porți
- (C) LSTM se antrenează mai rapid
- (D) LSTM nu necesită date secvențiale



## Întrebarea 3: Răspuns

Răspuns corect: (B) Rezolvă vanishing gradient prin porți

Porțile forget, input și output ale LSTM controlează fluxul de informație, preservând gradientul pe secvențe lungi. RNN simplu pierde semnalul gradientului după ~10–20 pași.



Q TSA\_ch8\_quiz3\_lstm\_gates



## Întrebarea 4

### Întrebare

Aveți un set de date mic (100 observații) cu relații liniare. Ce model este cel mai potrivit?

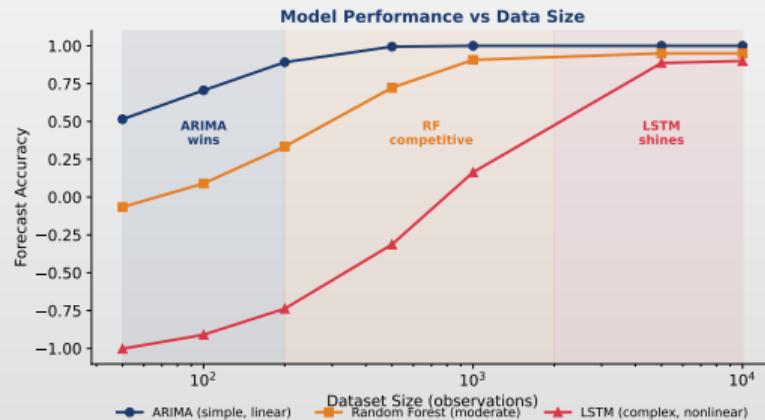
- (A) LSTM — deep learning captează toate pattern-urile
- (B) Random Forest — gestionează orice relație
- (C) ARIMA/ARFIMA — parsimonios și eficient cu date puține
- (D) Ansamblu de toate modelele pentru acuratețe maximă



## Întrebarea 4: Răspuns

Răspuns corect: (C) ARIMA/ARFIMA — parsimonios pentru date puține

Modelele ML (RF, LSTM) necesită seturi mari de date pentru a generaliza. Cu 100 observații și dinamică liniară, parametrii puțini ai ARIMA evită overfitting-ul.



TSA\_ch8\_quiz4\_model\_complexity



## Întrebarea 5

### Întrebare

Ce este "data leakage" în contextul ML pentru serii de timp?

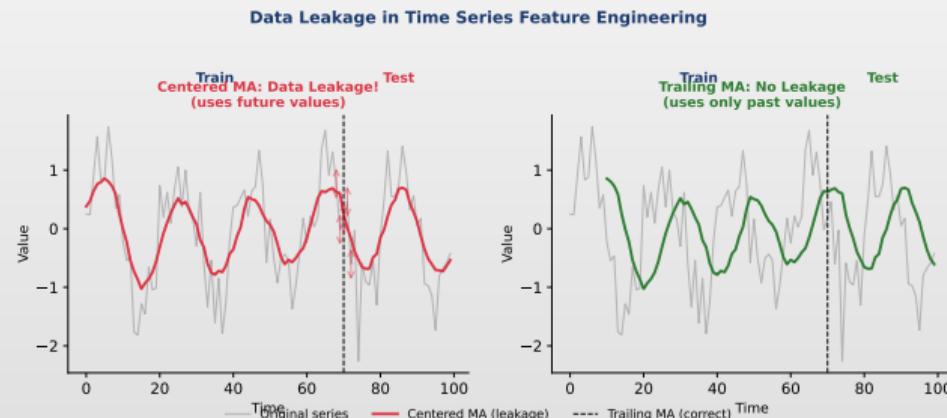
- (A) Valori lipsă în setul de date
- (B) Folosirea informației din viitor în features sau în antrenare
- (C) Prea multe features relativ la observații
- (D) Modelul memorează datele de antrenament



## Întrebarea 5: Răspuns

Răspuns corect: (B) Folosirea informației din viitor

Exemple: medii mobile centrate (folosesc valori viitoare), k-fold standard (amestecă ordinea temporală), calculul statisticilor pe tot setul de date înainte de split.



Q TSA\_ch8\_quiz5\_data\_leakage



## Ce urmează?

### Extensiile și subiecte avansate

- Transformer** pentru serii de timp (Temporal Fusion Transformer)
- Prophet** (Facebook/Meta) pentru sezonialitate
- Neural Prophet:** Prophet + rețele neuronale
- Ensemble methods:** Combinarea mai multor modele
- Anomaly detection** cu ML

Întrebări?



## Bibliografie I

### Memorie lungă și ARFIMA

- Granger, C.W.J., & Joyeux, R. (1980). An Introduction to Long-Memory Time Series Models and Fractional Differencing, *Journal of Time Series Analysis*, 1(1), 15–29.
- Baillie, R.T. (1996). Long Memory Processes and Fractional Integration in Econometrics, *Journal of Econometrics*, 73(1), 5–59.
- Beran, J. (1994). *Statistics for Long-Memory Processes*, Chapman & Hall.

### Rețele neuronale și deep learning pentru serii de timp

- Hochreiter, S., & Schmidhuber, J. (1997). Long Short-Term Memory, *Neural Computation*, 9(8), 1735–1780.
- Bai, J., & Perron, P. (2003). Computation and Analysis of Multiple Structural Change Models, *Journal of Applied Econometrics*, 18(1), 1–22.



## Bibliografie II

### Modele cu prag și regim-switching

- Hansen, B.E. (2011). Threshold Autoregression in Economics, *Statistics and Its Interface*, 4(2), 123–127.
- Hamilton, J.D. (1989). A New Approach to the Economic Analysis of Nonstationary Time Series and the Business Cycle, *Econometrica*, 57(2), 357–384.
- Petropoulos, F., et al. (2022). Forecasting: Theory and Practice, *International Journal of Forecasting*, 38(3), 845–1054.

### 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/>

