



# Analiza și Prognoza seriilor de timp

Seminar 8: Extensii 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 Seminar

Test: Modele ARFIMA și Memorie Lungă

Test: Machine Learning pentru Serii de timp

Test: Rețele LSTM

Probleme Practice

Recapitulare



## Test 1: Exponentul Hurst

### Întrebare

O serie de timp are exponentul Hurst  $H = 0.8$ . Ce ne indică acest lucru?

### Variante de răspuns

- (A) Seria este un mers aleator pur
- (B) Seria are memorie lungă și este persistentă (trend-following)
- (C) Seria este anti-persistentă (mean-reverting)
- (D) Seria este staționară I(0)

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 1: Răspuns

Răspuns: B – Memorie lungă și persistență

### Interpretare Exponent Hurst:

- $H = 0.5$ : Mers aleator (fără memorie)
- $0.5 < H < 1$ : Persistență – tendință continuă
- $0 < H < 0.5$ : Anti-persistență – revenire la medie

Cu  $H = 0.8 > 0.5$ :

- Seria are **memorie lungă**
- Valorile mari tind să fie urmate de valori mari
- Autocorrelațiile descresc lent (hiperbolice, nu exponențiale)



## Test 2: Parametrul de Diferențiere Fracționară

### Întrebare

În modelul ARFIMA( $p, d, q$ ), parametrul  $d$  poate lua valori:

### Variante de răspuns

- (A) Doar valori întregi (0, 1, 2, ...)
- (B) Doar  $d = 0$  sau  $d = 1$
- (C) Orice valoare reală, inclusiv fracționară
- (D) Doar valori negative

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 2: Răspuns

Răspuns: C – Orice valoare reală

Diferențiere fracționară:  $(1 - L)^d$  cu  $d \in \mathbb{R}$

Interpretare valori  $d$ :

- $d = 0$ : Seria staționară (ARMA)
- $0 < d < 0.5$ : Memorie lungă, staționară
- $d = 0.5$ : Granița staționar/neststaționară
- $0.5 < d < 1$ : Memorie lungă, neststaționară
- $d = 1$ : Diferențiere completă (ARIMA clasic)

Relația cu Hurst:  $d = H - 0.5$

## Test 3: Memoria Lungă în Serii Financiare

### Întrebare

În ce serie finanțiară este memoria lungă cel mai frecvent documentată?

### Variante de răspuns

- (A) Prețurile acțiunilor
- (B) Randamentele zilnice
- (C) Volatilitatea (pătratul randamentelor)
- (D) Volumul de tranzacționare

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 3: Răspuns

### Răspuns: C – Volatilitatea

#### Fapte stilizate din finanțe:

- Randamentele:** Aproximativ fără memorie ( $H \approx 0.5$ )
- Volatilitatea:** Memorie lungă pronunțată ( $H \approx 0.7 - 0.9$ )

#### De ce?

- Volatility clustering: perioade agitate urmate de perioade agitate
- Persistența șocurilor în varianță
- FIGARCH: modelează explicit memoria lungă în volatilitate

Acest fapt stilizat este baza modelelor FIGARCH și HAR-RV.

## Test 4: Feature Engineering

### Întrebare

Pentru a aplica Random Forest pe serii de timp, trebuie să creăm:

### Variante de răspuns

- (A) Variabile dummy pentru fiecare observație
- (B) Caracteristici lag și statistici rolling
- (C) Transformări Fourier ale seriei
- (D) Numai prima diferență a seriei

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 4: Răspuns

Răspuns: B – Caracteristici lag și statistici rolling

Feature Engineering pentru Serii de timp:

- Lag features:**  $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k}$
- Rolling statistics:**
  - ▶ Media mobilă:  $\bar{y}_{t,w}$
  - ▶ Deviația standard mobilă:  $\sigma_{t,w}$
  - ▶ Min/Max pe fereastră
- Caracteristici calendaristice:** ziua săptămânii, luna, etc.

**Important:** Transformă problema de prognoză în problemă de regresie supervizată!



## Test 5: Validarea încrucișată pentru Serii de timp

### Întrebare

De ce NU putem folosi k-fold cross-validation standard pentru serii de timp?

### Variante de răspuns

- (A) Este prea lent pentru serii lungi
- (B) Încalcă ordinea temporală și cauzează data leakage
- (C) Funcționează doar pentru clasificare
- (D) Necesită prea multe date

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



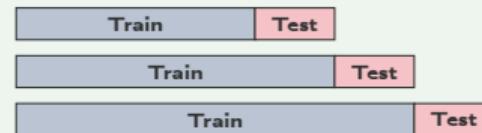
## Test 5: Răspuns

Răspuns: B – Încalcă ordinea temporală

Problema cu k-fold standard:

- Amestecă observațiile temporale
- Antrenează pe date din viitor, testează pe trecut
- Data leakage  $\Rightarrow$  performanță supraestimată

Soluția: Time Series Split (Walk-Forward)



## Test 6: Importanța Variabilelor în Random Forest

### Întrebare

Importanța variabilelor în Random Forest pentru serii de timp ne ajută să:

### Variante de răspuns

- (A) Să eliminăm toate variabilele cu importanță mică
- (B) Să identificăm care lag-uri și caracteristici sunt cele mai predictive
- (C) Să determinăm cauzalitatea Granger
- (D) Să calculăm intervalele de încredere

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 6: Răspuns

Răspuns: B – Identifică caracteristicile predictive

**Utilizări ale importanței variabilelor:**

- Înțelegerea structurii temporale
- Selectarea numărului optim de lag-uri
- Identificarea factorilor relevanți

**Atenție:**

- Importanța NU implică cauzalitate
- Variabilele corelate pot împărtăși importanța
- Folosiți pentru interpretare, nu pentru inferență cauzală



## Test 7: Avantajul LSTM

### Întrebare

Care este principalul avantaj al LSTM față de RNN simple?

### Variante de răspuns

- (A) Este mai rapidă la antrenare
- (B) Rezolvă problema gradienților care dispar/explodează
- (C) Necesară mai puține date
- (D) Este mai ușor de interpretat

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 7: Răspuns

Răspuns: B – Rezolvă problema gradienților

**Problema RNN Simple:**

- Gradienții scad exponențial cu lungimea secvenței
- Nu pot învăța dependențe pe termen lung

**Soluția LSTM:**

- Cell state:** Autostradă pentru flux de informație
- Forget gate:** Decide ce să uite
- Input gate:** Decide ce să rețină
- Output gate:** Decide ce să producă

Gradienții pot „curge” prin cell state fără degradare!



## Test 8: Pregătirea Datelor pentru LSTM

### Întrebare

Înainte de antrenarea LSTM, datele trebuie:

### Variante de răspuns

- (A) Transformate logaritmice
- (B) Normalizate/standardizate la intervalul [0,1] sau [-1,1]
- (C) Diferențiate de ordinul 2
- (D) Convertite la numere întregi

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 8: Răspuns

Răspuns: B – Normalizează/standardizează

### De ce normalizare?

- Funcțiile de activare (sigmoid, tanh) funcționează în intervale limitate
- Convergență mai rapidă
- Stabilitate numerică

### Metode comune:

- Min-Max:**  $x' = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \rightarrow [0, 1]$
- Standard:**  $x' = \frac{x - \mu}{\sigma} \rightarrow \text{media } 0, \text{ std } 1$

**Important:** Fit pe train, transform pe train+test!



## Test 9: Hiperparametri LSTM

### Întrebare

Care NU este un hiperparametru tipic pentru LSTM?

### Variante de răspuns

- (A) Numărul de unități (neuroni) pe strat
- (B) Lungimea secvenței de intrare
- (C) Learning rate
- (D) Parametrul de diferențiere  $d$

*Răspunsul pe slide-ul următor...*



## Test 9: Răspuns

Răspuns: D – Parametrul  $d$

$d$  este specific modelelor ARFIMA, nu LSTM!

Hiperparametri LSTM:

- Arhitectură:** nr. straturi, unități/strat
- Secvență:** lungime lookback
- Training:** learning rate, batch size, epochs
- Regularizare:** dropout, early stopping

Tuning: Grid search sau Bayesian optimization cu time series CV



## Problemă 1: Estimarea Exponentului Hurst

### Enunț

Fie seria zilnică de randamente Bitcoin. Estimați exponentul Hurst folosind metoda R/S și interpretați rezultatul.

### Pași de rezolvare:

1. Calculați media pe subintervale de diferite lungimi  $n$
2. Pentru fiecare  $n$ : calculați Range( $R$ ) și Std( $S$ )
3. Raportul  $R/S$  crește ca  $n^H$
4. Fit regresie:  $\log(R/S) = H \cdot \log(n) + c$

**Cod Python:** `nolds.hurst_rs(returns)`



## Problemă 1: Soluție și Interpretare

### Rezultat Tipic pentru Bitcoin

- Randamente:  $H \approx 0.45 - 0.55$  (aproape mers aleator)
- Volatilitate ( $|\text{returns}|$ ):  $H \approx 0.75 - 0.85$  (memorie lungă!)

### Interpretare:

- Randamentele sunt greu de prognozat (EMH aproximativ validă)
- Volatilitatea este predictibilă pe termen lung
- Implicații pentru managementul riscului și VaR

**Aplicație:** Modelele FIGARCH pot fi superioare GARCH standard



## Problemă 2: Random Forest pentru Prognoză

### Enunț

Construiți un model Random Forest pentru prognoza prețului Bitcoin la orizontul de 1 zi. Evaluati folosind TimeSeriesSplit.

### Pipeline:

1. **Feature engineering:**
  - ▶ Lag-uri:  $y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-7}$
  - ▶ Rolling mean/std: 7, 14, 30 zile
2. **Train/Test split:** TimeSeriesSplit(n\_splits=5)
3. **Model:** RandomForestRegressor(n\_estimators=100)
4. **Evaluare:** RMSE, MAE, Direction Accuracy



## Problemă 2: Cod și Rezultate

### Cod Python

```
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor  
from sklearn.model_selection import TimeSeriesSplit  
  
tscv = TimeSeriesSplit(n_splits=5)  
rf = RandomForestRegressor(n_estimators=100)  
  
for train_idx, test_idx in tscv.split(X):  
    rf.fit(X[train_idx], y[train_idx])  
    pred = rf.predict(X[test_idx])
```

### Rezultate tipice:

- Direction accuracy: 52-55% (puțin peste random)
- Feature importance: lag-1 și rolling\_std domină

## Problemă 3: LSTM pentru Serii de timp

### Enunț

Implementați un model LSTM simplu pentru prognoza Bitcoin. Comparați cu Random Forest.

### Arhitectură LSTM simplă:

1. Input: secvențe de 30 de zile
2. LSTM layer: 50 unități
3. Dense output: 1 neuron (prognoza)
4. Loss: MSE, Optimizer: Adam

### Pași importanți:

- Normalizare MinMaxScaler
- Reshape la [samples, timesteps, features]
- Early stopping pentru a evita supraajustare



## Problemă 3: Cod LSTM

### Cod Keras/TensorFlow

```
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import LSTM, Dense

model = Sequential([
    LSTM(50, input_shape=(30, 1)),
    Dense(1)
])

model.compile(optimizer='adam', loss='mse')
model.fit(X_train, y_train, epochs=50,
           validation_split=0.1, verbose=0)
```

### Comparație tipică RF vs LSTM:

- RMSE similar (LSTM ușor mai bun pe date netede)
- RF: mai rapid, mai interpretabil
- LSTM: captează mai bine pattern-uri complexe



## ReARFIMA

- Serii cu memorie lungă (volatilitate, hidrologie)
- Când  $0 < d < 0.5$  este teoretic justificat
- Interpretabilitate statistică importantă

## Random Forest

- Relații neliniare între caracteristici
- Feature importance pentru înțelegere
- Date structurate, nu foarte lungi

## LSTM

- Secvențe lungi cu dependențe complexe
- Date suficiente pentru deep learning
- Pattern-uri dificil de capturat cu metode clasice



## Fo ARFIMA și Memorie Lungă

- Diferențiere fracționară:  $(1 - L)^d y_t = \varepsilon_t$
- Exponent Hurst:  $d = H - 0.5$
- ACF pentru memorie lungă:  $\rho(k) \sim k^{2d-1}$  (descreștere lentă)

## Machine Learning

- Feature lag:  $X_t = [y_{t-1}, y_{t-2}, \dots, y_{t-k}]$
- RMSE:  $\sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_i - \hat{y}_i)^2}$
- Direction Accuracy:  $\frac{1}{n} \sum 1[\text{sign}(\Delta y) = \text{sign}(\Delta \hat{y})]$

## LSTM

- Forget gate:  $f_t = \sigma(W_f \cdot [h_{t-1}, x_t] + b_f)$
- Cell update:  $C_t = f_t * C_{t-1} + i_t * \tilde{C}_t$



Vă mulțumesc!

Întrebări?

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

## 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 seminar

