Curs 11-12:

Analiza seriilor de timp

Structura

- Motivaţie
- Pre-procesarea seriilor de timp
- Predicţie
- Identificare şabloane
- Detecţie anomalii

Motivaţie

Problema: Se cunosc date săptămânale privind indexul Dow Jones şi se doreşte identificarea acţiunilor pentru care creşterea de profit va fi cea mai mare în săptămâna care urmează

Set date: Dow Jones Index (UCI Machine Learning - Brown, Pelosi & Dirska, 2013) - 750 înregistrări, 16 atribute

Exemple de companii cotate şi pt care sunt înregistrate informaţii:

3M	MMM	Cisco Systems	CSCO
American Express	AXP	Coca-Cola	KO
Alcoa	AA	DuPont	DD
AT&T	T	ExxonMobil	XOM
Bank of America	BAC	General Electric	GE
Boeing	BA	Hewlett-Packard	HPQ
Caterpillar	CAT	The Home Depot	HD
Chevron	CVX	Intel	INTC
			IBM

Motivaţie

Întrebare: care acţiune va înregistra cea mai mare creştere în săptămâna care urmează?

Exemplu set de date [Dow Jones Index from http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html]
16 atribute

- quarter: the yearly quarter (1 = Jan-Mar; 2 = Apr-Jun; 3 = Jul-Sep; 4 = Oct-Dec).
- stock: the stock symbol (lista de pe slide-ul anterior)
- date: the last business day of the work (de obicei e Vineri)
- open: the price of the stock at the beginning of the week
- high: the highest price of the stock during the week
- low: the lowest price of the stock during the week
- close: the price of the stock at the end of the week
- volume: the number of shares of stock that traded hands in the week
- percent_change_price: the percentage change in price throughout the week
- percent_change_volume_over_last_wek: the percentage change in the number of shares of stock that traded hands for this week compared to the previous week
- previous_weeks_volume: the number of shares of stock that traded hands in the previous week

Motivaţie

Întrebare: care acţiune va înregistra cea mai mare creştere în săptămâna care urmează?

Exemplu [Dow Jones Index from http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html]
16 atribute

- next_weeks_open: the opening price of the stock in the following week
- next_weeks_close: the closing price of the stock in the following week
- percent_change_next_weeks_price: the percentage change in price of the stock in the following week
- days_to_next_dividend: the number of days until the next dividend
- percent_return_next_dividend: the percentage of return on the next dividend

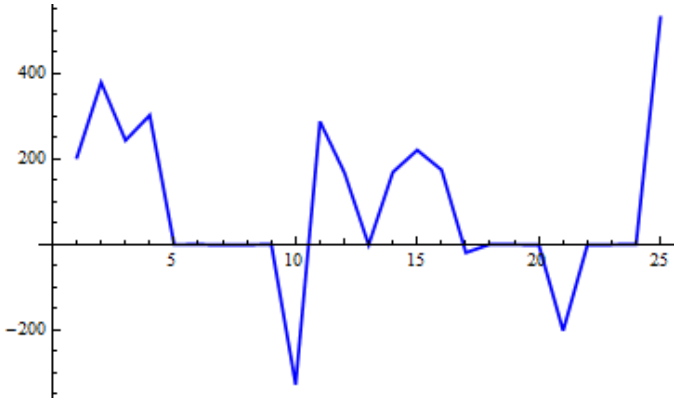
Motivaţie

Întrebare: care acţiune va înregistra cea mai mare creştere în săptămâna care urmează?

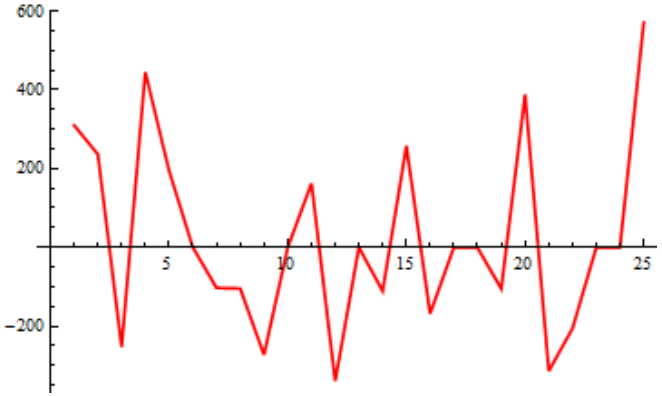
Exemplu [Dow Jones Index de la http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html]

16 atribute

percent_change_next_weeks_price: the percentage change in price of the stock in the following week



IBM

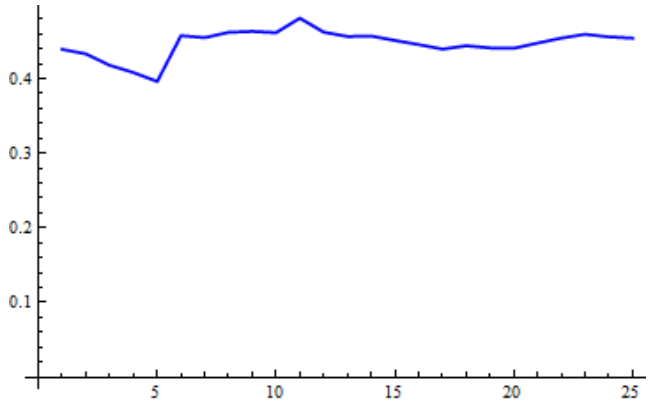


HP

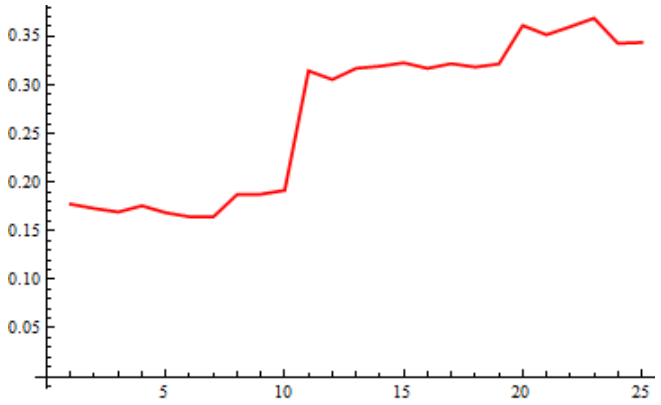
Motivaţie

Întrebare: care acţiune va înregistra cea mai mare creştere în săptămâna care urmează?

Exemplu [Dow Jones Index de la http://archive.ics.uci.edu/ml/datasets.html]
16 atribute
percent_return_next_dividend: the percentage of return on the next dividend



IBM



HP

Motivaţie

Pe lângă datele financiare există o mulţime de alte surse de serii de timp:

- Senzori:
  - Date de mediu colectate prin intermediul diferitelor tipuri de senzori (ex: temperatura, presiune, umiditate)
  - Date colectate de la dispozitive de producție sau ustensile de uz casnic (ex: consum de energie)
- Date medicale
  - Electrocardiograma (ECG)
  - Electroencefalograma (EEG)
  - Date de monitorizare în timp real a pacienţilor de la terapie intensivă
- Date de tip “web log” (clickstream data)
  - Secvenţe indicând vizite ale unor pagini web

Motivaţie

Pe lângă datele financiare există o mulţime de alte surse de serii de timp:

- Senzori:
  - Date de mediu colectate prin intermediul diferitelor tipuri de senzori (ex: temperatura, presiune, umiditate)
  - Date colectate de la dispozitive de producție sau ustensile de uz casnic (ex: consum de energie)

    Task: predicţie valori viitoare
- Date medicale
  - Electrocardiograma (ECG)
  - Electroencefalograma (EEG)
  - Date de monitorizare în timp reali a pacienţilor de la terapie intensivă

    Task: identificare comportament anormal

- Date de tip “web log” (clickstream data)
  - Secvenţe indicând vizite ale unor pagini web

Task: identificare tipare de utilizare, profile de utilizatori

Serii de timp

Exemplu 1 (percentage of return on the next dividend for first 10 weeks included in Dow Jones Index dataset)

0.177, 0.172 ,0.169, 0.175, 0.168, 0.164, 0.164, 0.187, 0.187, 0.191

Obs: Momentul de timp nu apare ca variabilă explicită. Totuşi valorile specificate trebuie interpretate în contextul unor momente de timp.

- Timpul este atribut contextual
- Valoarea înregistrată este atribut comportamental

Exemplu 2 (temperatura la prânz înregistrată în 7 zile consecutive)

21, 24, 23, 25, 22, 19, 20

Atributul contextual este timpul, cel comportamental este temperatura

Tipuri de serii

Există diferite tipuri de serii de timp (temporale)

In raport cu domeniul de timp:

- Continue (e.g. EEG)
- Discrete (denumite secvenţe)

In raport cu atributele comportamentale

- Univariate (un atribut)
- Multivariate sau vectoriale (mai multe atribute)

Tipuri de prelucrări

- Pre-procesări
  - Tratare valori absente
  - Eliminare zgomot
- Analiză
  - Identificare tendința
  - Identificare caracter sezonier (comportament care se manifestă periodic în anumite intervale de timp)
- Predicție (prognoză)
  - Estimarea valorilor corespunzătoare unor momente ulterioare de timp
- Detecție șabloane și anomalii
  - Identificarea unor fragmente din serie care respectă un tipar cunoscut sau un tipar identificat în timpul analizei
  - Identificarea unor serii care au comportament semnificativ diferit

Pre-procesarea seriilor de timp

Valori absente

Problema:

- Lipsesc valori corespunzătoare unor momente de timp (de exemplu din cauza unor defecte ale senzorilor)
- In special când sunt mai multe atribute comportamentale (colectate de la senzori independenţi) ar trebui asigurată sincronizarea între serii prin completarea valorilor absente

Soluţie:

- Valoarea absentă este estimată folosind interpolare
- Caz simplu: interpolare liniară

Pre-procesarea seriilor de timp

Imputarea valorilor absente prin interpolare liniară

Fie (y_1,y_2,….,y_n) o serie de timp corespunzătoare momentelor (t_1,t_2,….,t_n)

- Presupunem că lipseşte valoarea corespunzătoare momentului t_{i+1}.
- Presupunând în plus că atributul comportamental y variază liniar în raport cu t pe intervalul [t_i , t_{i+2}] se poate estima valoarea lui y_{i+1}

$$y_{i+1} = y_i + \frac{t - t_i}{t_{i+2} - t_i}(y_{i+2} - y_i)$$

Pre-procesarea seriilor de timp

Eliminarea/reducerea zgomotului

Problema: dispozitivele utilizate pt colectarea datelor (senzorii) pot fi afectate de bruiaje, a.î. seria poate conţine valori generate în mod artificial în procesul de colectare a datelor şi care nu reflectă comportamentul real al atributului înregistrat

Metode:

- Compactare (Binning)
- Netezire (Moving-Average Smoothing)

Pre-procesarea seriilor de timp

Binning

Idee:

- Intervalul de timp global [t_1 , t_n] corespunzător seriei (y_1,y_2,….,y_n) este divizat în m subintervale conţinând fiecare câte k elemente (m=n/k)
- Fiecare subinterval va fi asociat unei valori calculate ca medie a valorilor din seria de timp ce corespund momentelor incluse în subinterval

Observaţii:

- Se presupune că momentele de timp corespunzătoare seriei iniţiale sunt egal distanţate
- Se reduce numărul de valori disponibile de k ori (este un tip de compresie cu pierdere de informaţie)

$$(t_1, t_2, \ldots, t_n) \rightarrow ((t_1, \ldots, t_k), (t_{k+1}, \ldots, t_{2k}), \ldots, (t_{(m-1)k+1}, \ldots, t_{mk})$$

$$(y_1, y_2, \ldots, y_n) \rightarrow (z_1, z_2, \ldots, z_m)$$

$$z_i = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^{k} y_{(i-1)k+j}\,, \qquad i = \overline{1, m}$$

Pre-procesarea seriilor de timp

Moving average smoothing

Idee: se reduce pierderea de informaţie cauzată de binning folosind "ferestre" de mediere care se suprapun, adică media se calculează pentru elementele ce aparţin unei ferestre mobile (se deplasează de-a lungul seriei)

$$(t_1, t_2, \ldots, t_n) \rightarrow ((t_1, \ldots, t_k), (t_2, \ldots, t_{k+1}), \ldots, (t_{(m-1)k+1}, \ldots, t_{mk}))$$

$$(y_1, y_2, \ldots, y_n) \rightarrow (z_1, z_2, \ldots, z_{n-k+1})$$

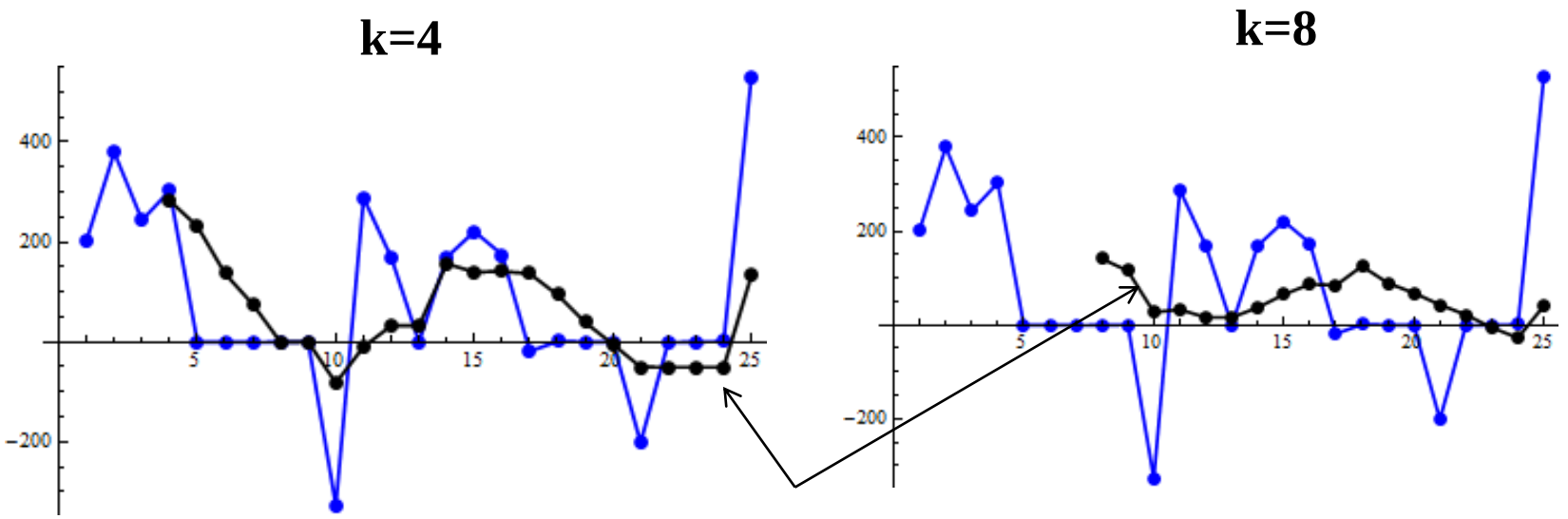
$$z_i = \frac{1}{k}\sum_{j=1}^{k} y_{i+j-1}, \qquad i = \overline{1, (m-1)k+1}$$

Obs:

- Numărul de elemente din serie este redus de la *n* la *n-k+1*
- Variaţiile pe termen scurt pot fi pierdute prin mediere
- Medierea poate fi unidirecțională (se utilizează doar valori anterioare momentului curent) sau bidirecțională/ centrată (se utilizează atât valori anterioare cât și ulterioare)

Pre-procesarea seriilor de timp

Exemplu (Moving average smoothing)



Serii netezite (negru)

Obs:

- cu cât este mai mare dimensiunea ferestrei (k) cu atât este mai semnificativă netezirea (se pot pierde inclusiv variații relevante)
- la calculul mediei pot participa toate elementele (inclusiv cele îndepărtate în timp) dar cu influență mai mică → netezire exponențială

Pre-procesarea seriilor de timp

Netezire exponenţială

Idee: valoarea netezită se defineşte ca o combinaţie liniară a valorii curente şi a valorii netezite anterioare

$$z_i = \alpha \cdot y_i + (1-\alpha) \cdot z_{i-1}, \quad i = \overline{1,n}$$

$$z_0 = y_1$$

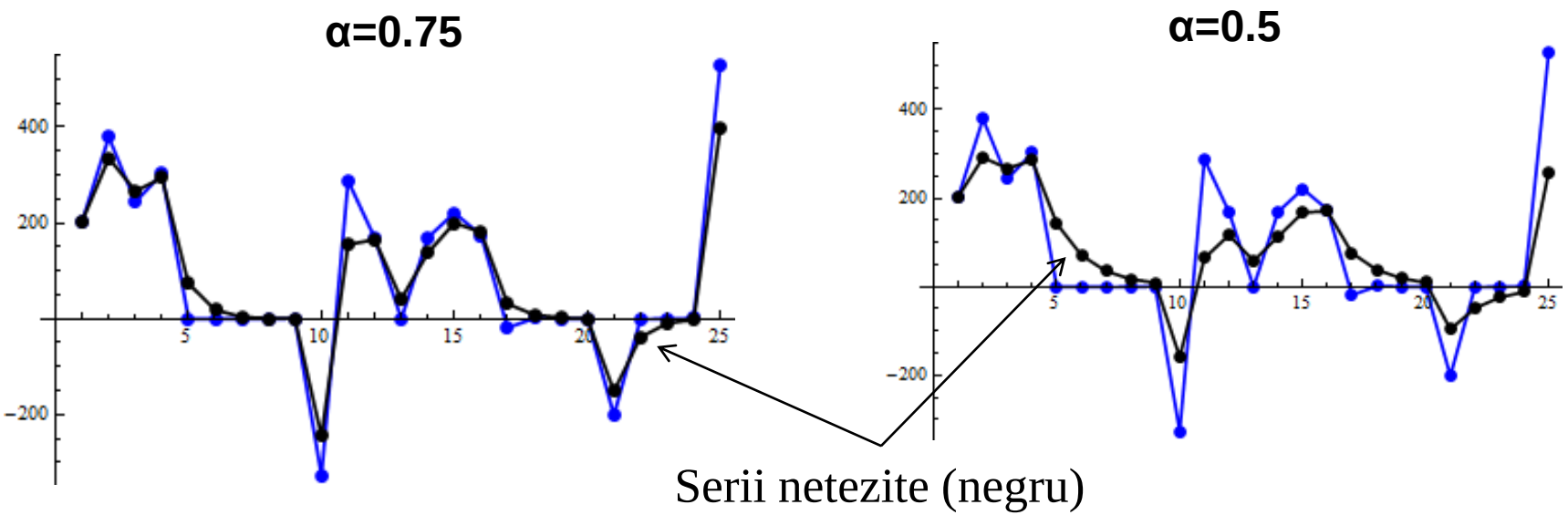
$$z_i = (1-\alpha)^i z_0 + \alpha \sum_{j=1}^{i} y_j (1-\alpha)^{i-j}, \quad i = \overline{1,n}$$

Obs:

- Dacă α=1 atunci nu se aplică netezire; dacă α=0 toată seria este netezită (va avea valoarea primului element)
- Netezirea exponenţială se bazează pe ideea că valorile mai recente sunt mai importante iar cele mai “vechi” au o influență mai mică; influenţa valorilor anterioare este controlată prin 1-α

Pre-procesarea seriilor de timp

Exemplu (exponential smoothing)

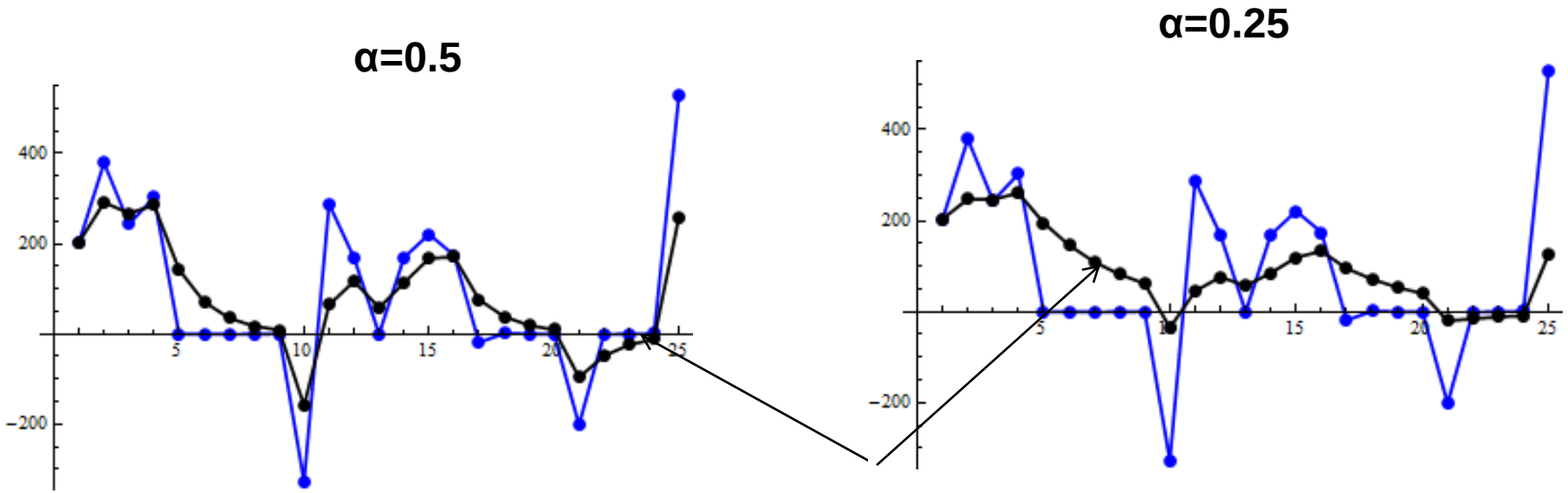


Obs:

- cu cât **α** este mai mare (mai aproape de 1) cu atât seria este mai puțin netezită
- cu cât **α** este mai mică (mai aproape de 0) cu atât seria este mai semnificativ netezită

Pre-procesarea seriilor de timp

Exemplu (exponential smoothing)



Serii netezite (negru)

Obs:

- cu cât **α** este mai mare (mai aproape de 1) cu atât seria este mai puțin netezită
- cu cât **α** este mai mică (mai aproape de 0) cu atât seria este mai semnificativ netezită

Pre-procesarea seriilor de timp

Scalare și standardizare

Variante:

Scalare:

$$z_i = \frac{y_i - \min(y)}{\max(y) - \min(y)}, \quad i = \overline{1,n}$$

Standardizare:

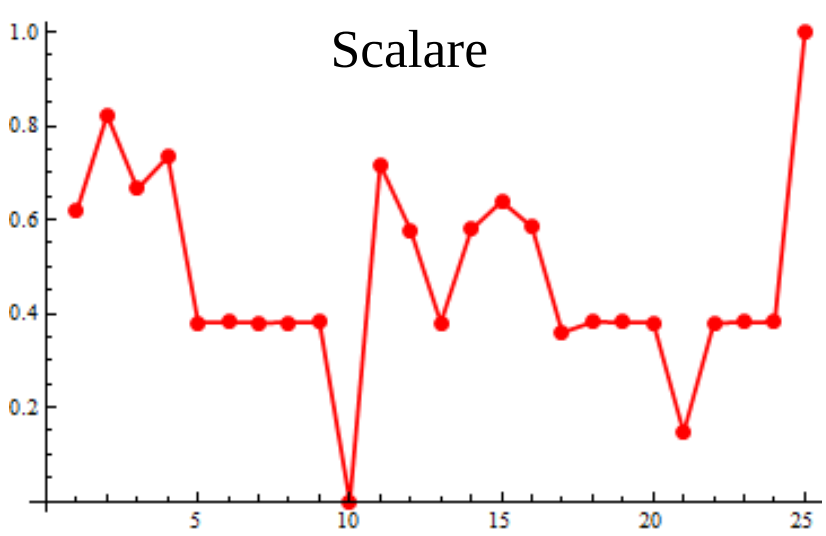
$$z_i = \frac{y_i - mean(y)}{stdev(y}, \quad i = \overline{1,n}$$

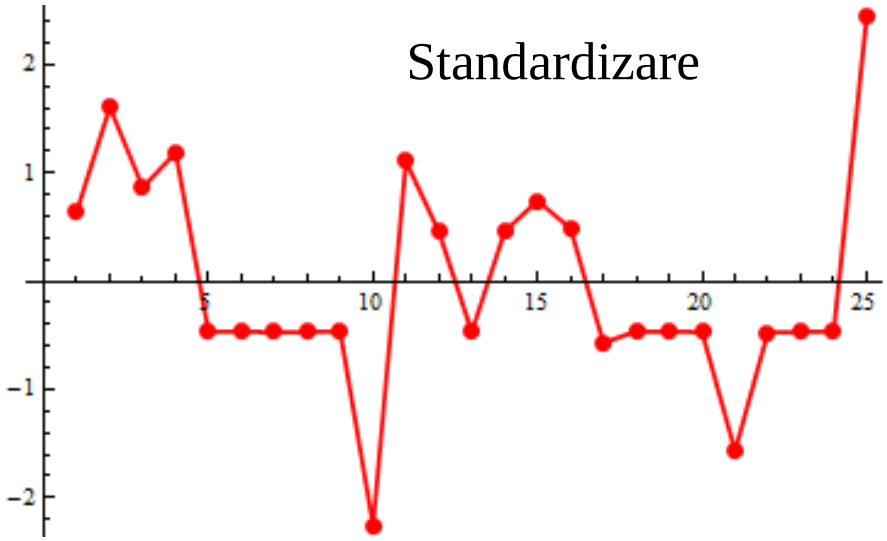
Obs:

- min(y) şi max(y) reprezintă valoarea minimă respectiv cea maximă din serie
- mean(y) şi stdev(y) sunt valoarea medie respectiv abaterea standard

Pre-procesarea seriilor de timp

Exemplu





Obs:

- Scalarea şi standardizarea conservă forma seriei dar schimbă domeniul de valori

Predicţie

Scop:

- Estimarea preţului viitor al unei acţiuni, prognoza meteo, estimarea evoluţiei unor indicatori economici etc

Predicţie:

- Intrare: una sau mai multe serii de timp
- Ieşire: valori viitoare ale seriei

Cum poate fi abordată problema?

- Varianta 1: ca o problemă de regresie – se estimează explicit dependenţa dintre atributele comportamentale şi timp (necesită cunoașterea explicită a valorilor variabilei contextuale = momentele de timp) sau se exploatează relația dintre două serii de timp

- Varianta 2: utilizând modele care exprimă relaţia dintre valori curente şi valori anterioare ale seriei (modele autoregresive) – corelația dintre valori ale seriei este denumită de regula autocorelație

Analiza seriilor de timp

Serii staționare

- Intuitiv, o serie staţionară se caracterizează prin faptul că proprietăţile sale statistice (medie, varianţă, autocorelaţie = corelație între valori din serie) sunt constante în timp

Staţionaritate strictă:

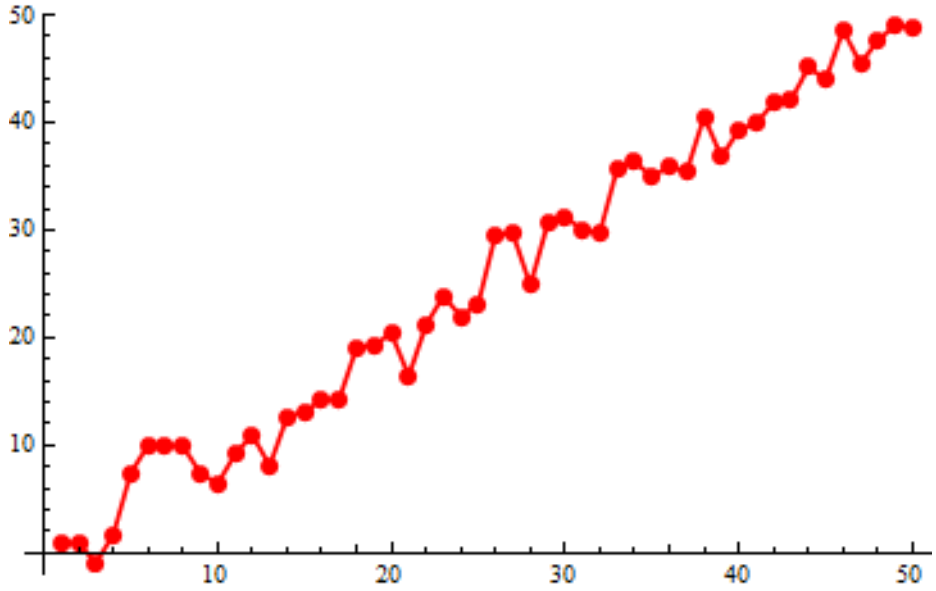
- distribuţia de probabilitate a valorilor din orice interval de timp [a,b] este identică cu distribuţia de probabilitate a valorilor din intervalul translatat [a+h, b+h] (pentru un h>0 arbitrar)

Obs:

- Cum se verifică staționaritatea? Se estimează indicatori statistici bazat pe ferestre de timp și se analizează dacă se obțin valori similare pt ferestre diferite
- În cazul seriilor nestaţionare înainte de a aplica o tehnică de predicţie autoregresivă ar fi util ca seria să fie transformată într-una staţionară sau să se folosească o tehnică care ține cont de faptul că seria e nestaționară.

Analiza seriilor de timp

Exemplu: serie artificial construită: y_i=i+zgomot (zgomotul este generat folosind o distribuţie normală de medie 0 şi abatere standard 2)



Analiza seriilor de timp

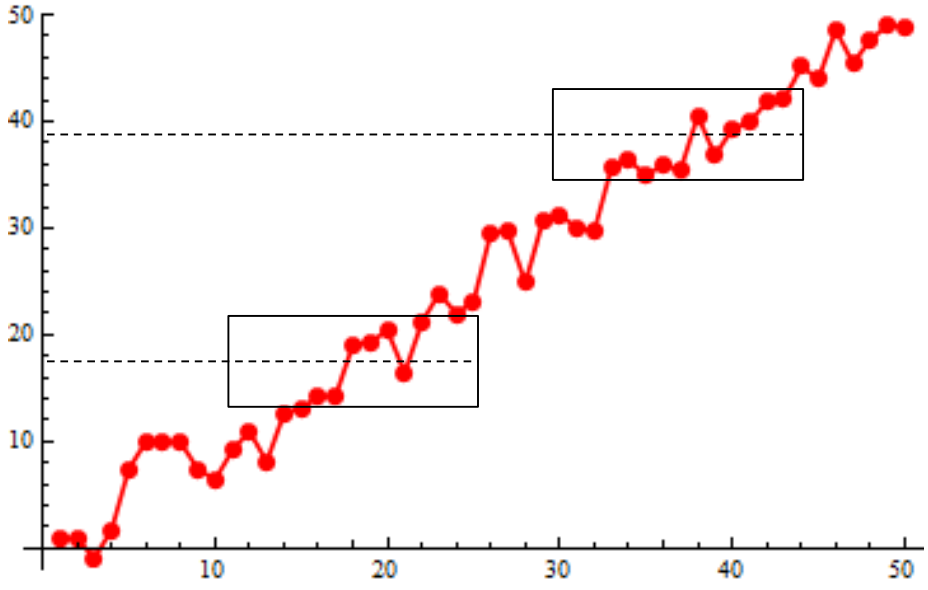
Exemplu: serie artificial construită: y_i=i+zgomot (zgomotul este generat folosind o distribuţie normală de medie 0 şi abatere standard 2)

Obs:

- Aceasta este o serie nestaţionară întrucât mediile valorilor corespunzând unor ferestre de timp diferite sunt diferite

Medie 2
(a doua fereastră)

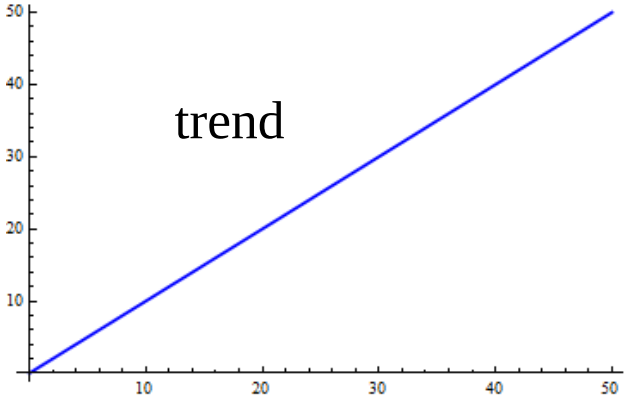
Medie 1
(prima fereastră)

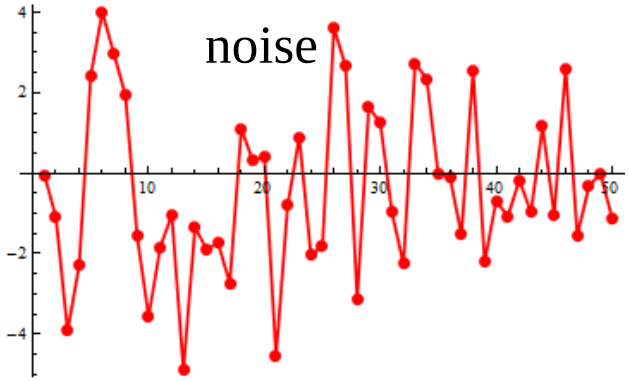


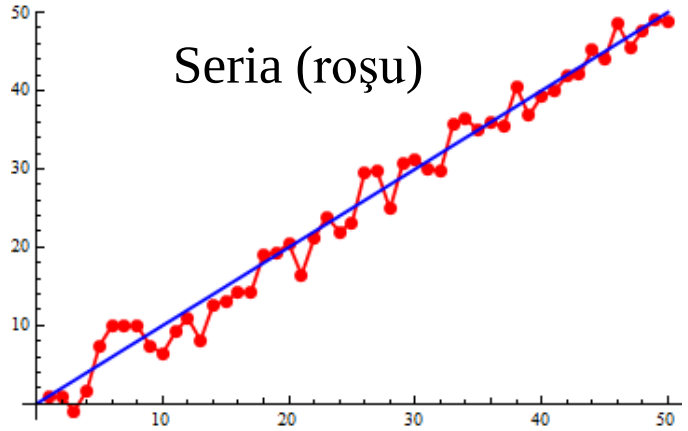
Analiza seriilor de timp

Exemplu: serie artificial construită: y_i=i+zgomot (zgomotul este generat folosind o distribuţie normală de medie 0 şi abatere standard 2)

Obs. Sunt 2 componente: tendinţa (trend) şi zgomot (noise)





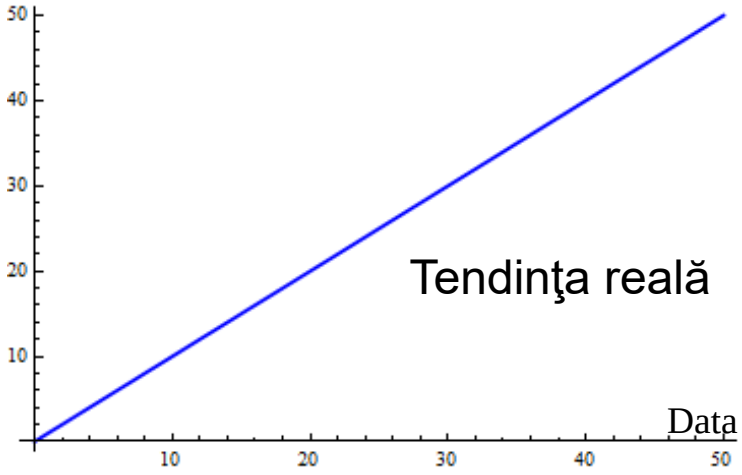


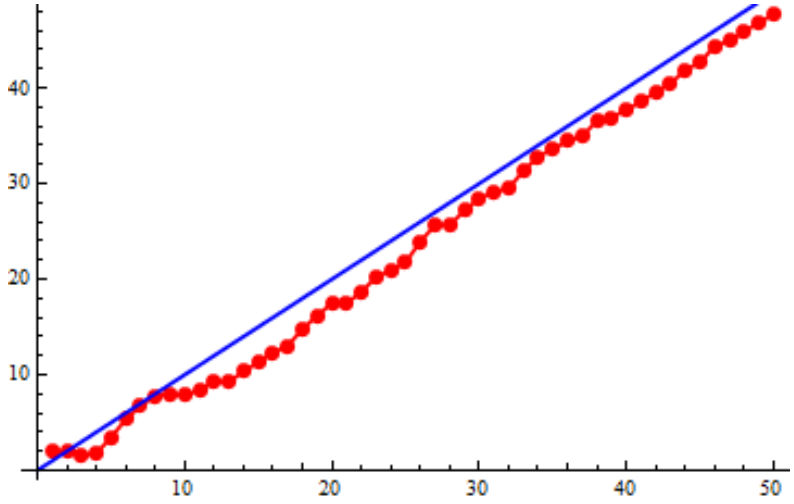
Cum pot fie extrase cele două componente din seria iniţială?

Analiza seriilor de timp

Extragerea tendinţei = eliminarea zgomotului

Cum poate fi realizată? prin netezire



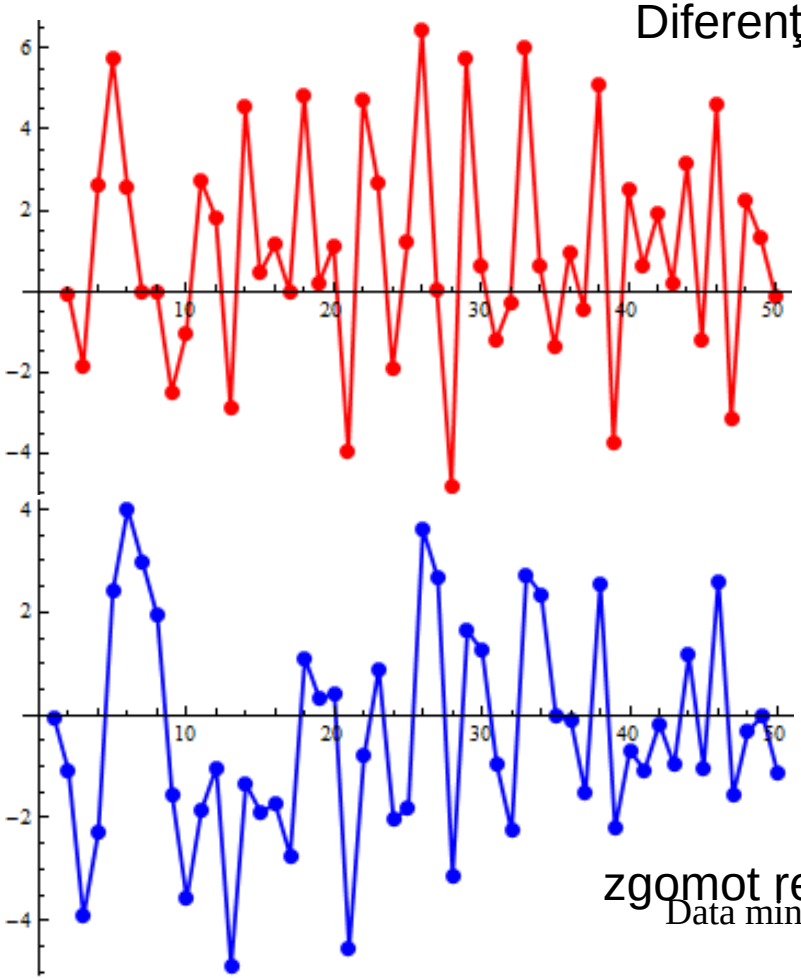


Analiza seriilor de timp

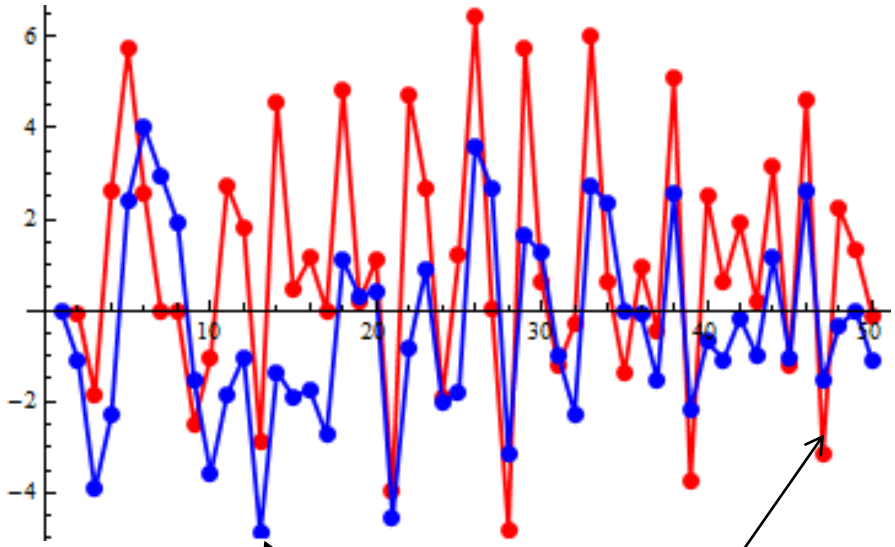
Extragerea zgomotului (fluctuației) = eliminarea tendinţei

Cum poate fi realizată? prin calculul diferenţei dintre elementele succesive din serie

Diferenţa



zgomot real



Zgomot real

Zgomot estimat (diferenţa)

Analiza seriilor de timp

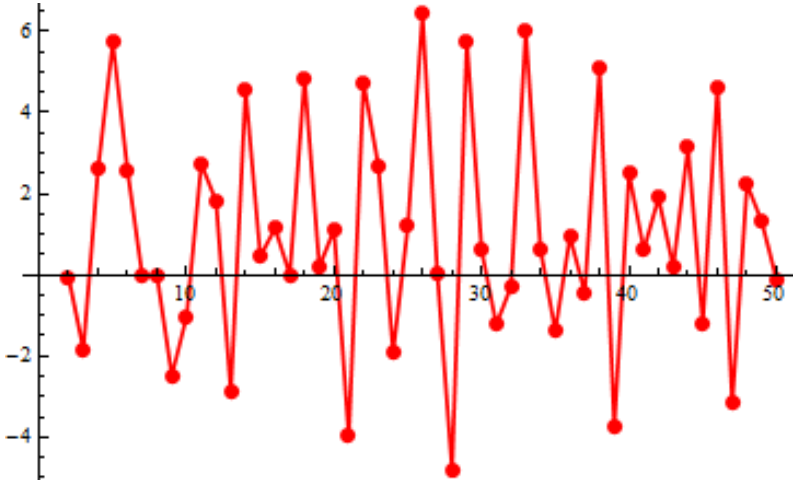
Extragerea zgomotului (fluctuației) = eliminarea tendinţei

Cum poate fi realizată? prin calculul diferenţei dintre elementele succesive din serie

Transformare prin calculul diferenţei: $z_i = y_i - y_{i-1}$

Obs:

- Seria obţinută prin diferenţiere este staţionară



Diferenţa

Analiza seriilor de timp

Extragerea zgomotului (fluctuației) = eliminarea tendinţei

Alte variante:

- Eliminarea efectului sezonier

$$z_i = y_i - y_{i-T}$$

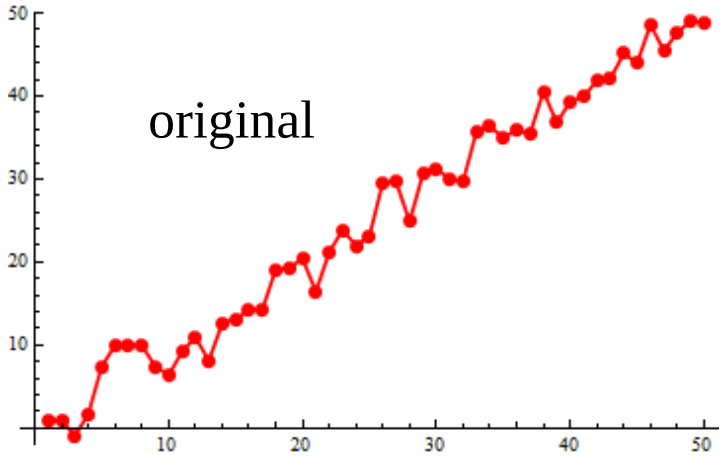
- La seriile cu creştere geometrică (de exemplu serii de preţuri în care factorul de inflaţie e constant) poate fi utilă logaritmarea înainte de calculul diferenţelor

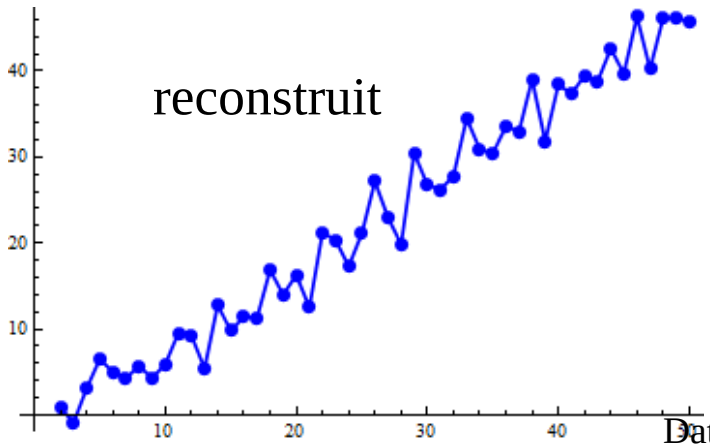
Întrebare:

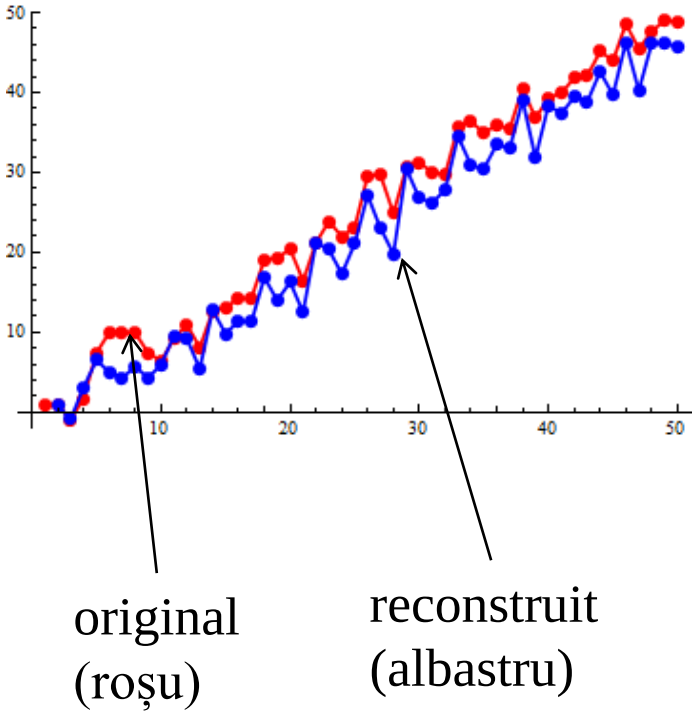
- Poate fi reconstruită seria iniţială pornind de la estimările tendinţei şi zgomotului?

Tendinţă (trend) şi zgomot (noise)

Reconstruire: suma dintre estimarea tendinţei şi estimarea zgomotului

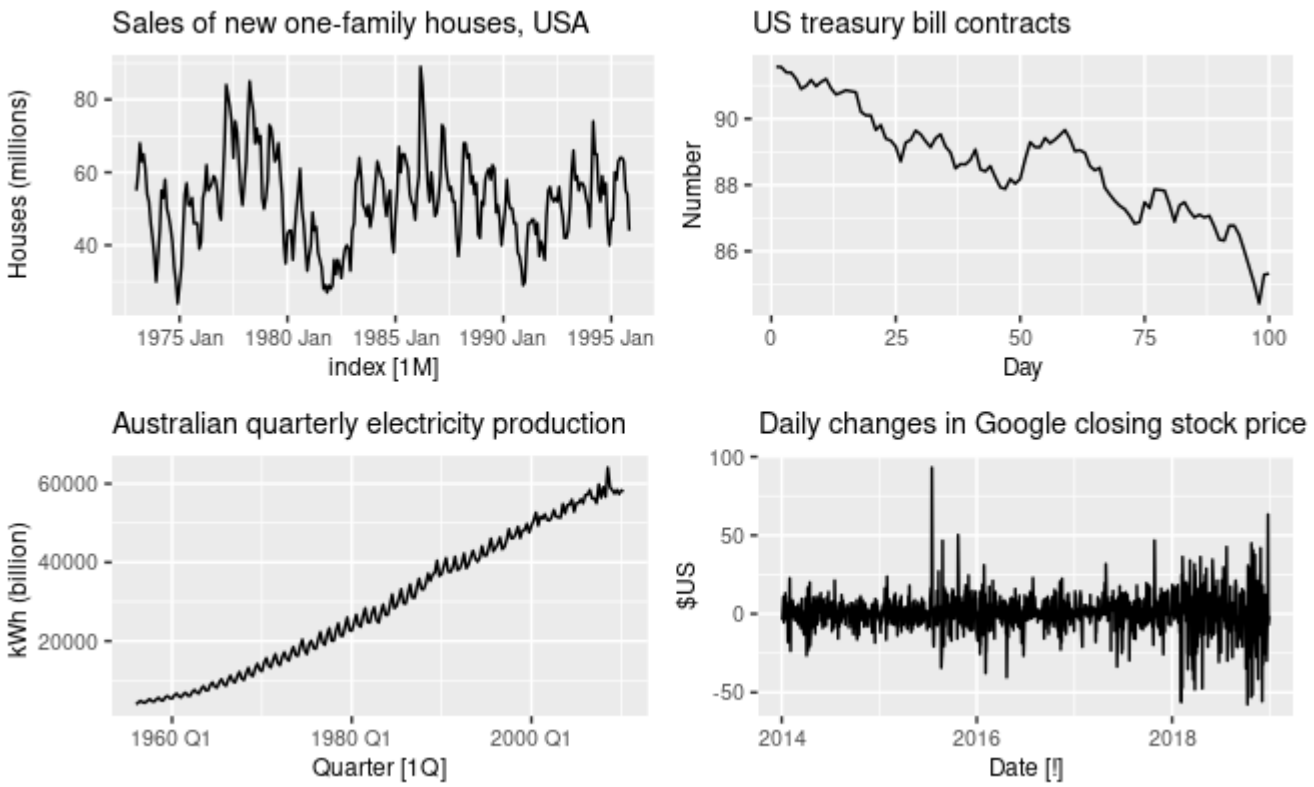






Tendință, caracter sezonier, zgomot

Exemple de serii cu diferite comportamente:

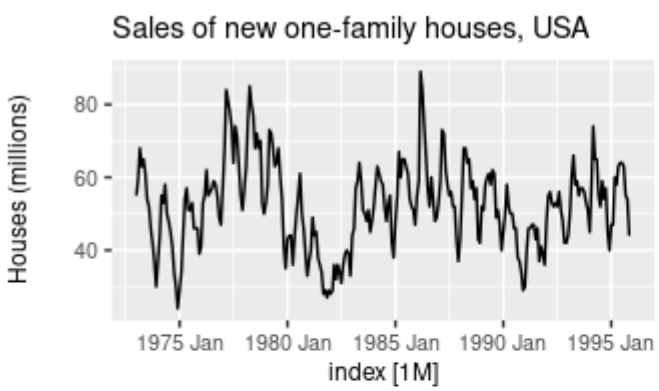


Sursa: https://otexts.com/fpp3/tspatterns.html

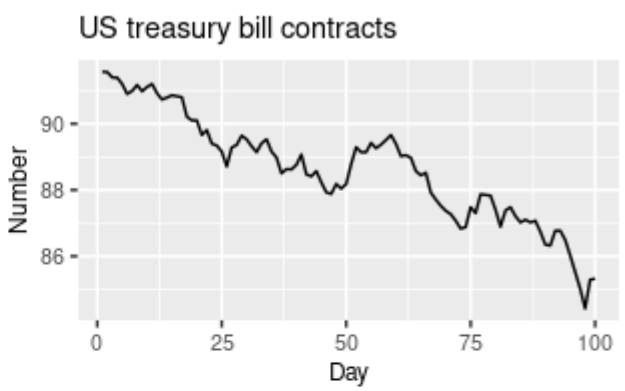
Tendință, caracter sezonier, zgomot

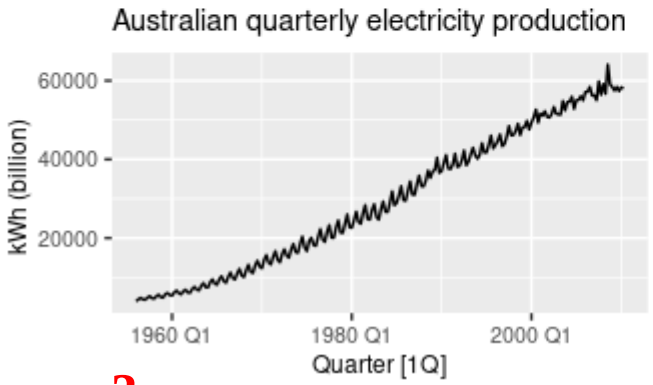
Exemple de serii cu diferite comportamente:

1

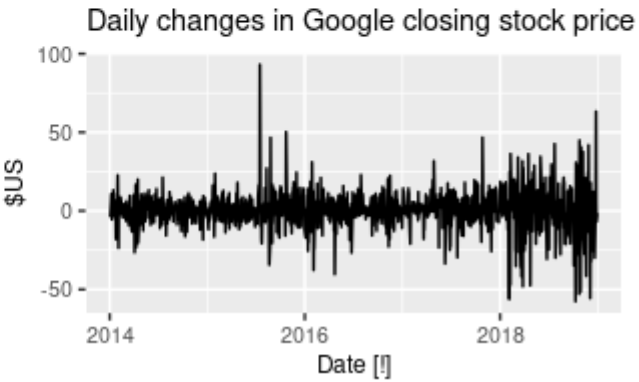


2





3



4

1. Fără tendință dar cu caracter sezonier
2. Tendință descrescătoare, fără caracter sezonier
3. Tendință crescătoare cu caracter sezonier prezent
4. Fără tendință sau caracter sezonier prezent (doar fluctuații aleatoare)

Sursa: https://otexts.com/fpp3/tspatterns.html

Predicţie

Intrare: y(1), y(2), ..., y(t)

Ieșire: $\hat{y}(t+h)$, h>=1

Variante:

- Regresie (în raport cu variabila contextuală sau în raport cu valorile unei alte serii): $\hat{y}(t) = F(t)$ sau $\hat{y}(t) = F(x(t))$

- Predicție naivă:
  - $\hat{y}(t+h) = y(t)$ (se ia în considerare ultima valoare din serie)
  - $\hat{y}(t+h) = y(t+h-T)$ (se ține cont de caracterul sezonier – perioada = T)
- Metoda mediei: $\hat{y}(t+h) = (y(t) + y(t-1) + \cdots + y(t-k+1))/k$

- Modele bazate pe descompunere și netezire (exponential smoothing):

  serie = trend+componenta sezoniera+zgomot (model aditiv)

  serie = trend*componenta sezoniera*zgomot (model multiplicativ – poate fi transformat in model aditiv prin logaritmare)

- Modele autoregresive: $\hat{y}(t+1) = F(y(t), y(t-1), \ldots, y(t-p+1))$

Metoda netezirii

Cum poate fi estimată o nouă valoare din serie?

- Idee: utilizarea netezirii exponențiale în locul mediei simple:

$$\hat{y}(t+1) = \alpha y(t) + (1-\alpha)\,\hat{y}(t),\ \alpha \in [0,1]$$

- Dezavantaj: nu include prezența unui trend

Soluție: metoda Holt Winters

- se bazează pe ideea estimării iterative a nivelului de bază (a(t)) și a unei pante (b(t)):

$$\hat{y}(t+h) = a(t) + hb(t)$$

$$a(t) = \alpha y(t) + (1-\alpha)\big(a(t-1) + b(t-1)\big)$$

$$b(t) = \beta\big(a(t) - a(t-1)\big) + (1-\beta)b(t-1)$$

Metoda netezirii

Extindere: includere componenta sezonieră

- Se bazează pe ideea estimării iterative a componentelor folosind netezirea exponențială (nivel mediu, panta tendinței, componenta sezonieră)

$$y(t+h) = a(t) + h \cdot b(t) + s(t - T + 1 + (h-1) mod\ T)$$

$$a(t) = \alpha \cdot \big(y(t) - s(t-T)\big) + (1-\alpha) \cdot \big(a(t-1) + b(t-1)\big)$$

$$b(t) = \beta \cdot \big(a(t) - a(t-1)\big) + (1-\beta) \cdot b(t-1)$$

$$s(t) = \gamma \cdot \big(y(t) - a(t)\big) + (1-\gamma) \cdot s(t-T)$$

Obs:

- parametrii α, β, γ se determină prin minimizarea erorii medii pătratice pe valorile din serie (toate valorile sunt în (0,1))
- În cazul unei serii staționare este suficient să se estimeze, prin netezire exponențială, componenta a(t) corespunzătoare nivelului mediu

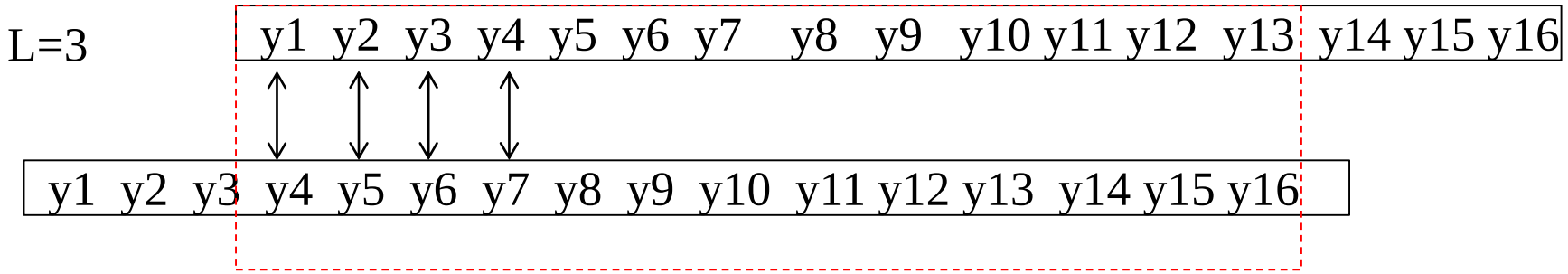
Modele autoregresive

Ideea de bază:

- dacă valoarea autocorelaţiei (corelație între valorile aflate în serie) este mare (în valoare absolută) atunci valoarea corespunzătoare unui moment poate fi estimată pe baza valorilor din vecinătate

Autocorelaţie pt o serie staţionară, (y_1,y_2,….,y_n) = corelaţia dintre valori separate prin întârzierea L (lag)

$$Autocorrelation(y_i, y_{i+L}) = \frac{\frac{1}{n-L}\sum_{i=1}^{n-L}(y_i - \text{avg}(Y))(y_{i+L} - \text{avg}(Y))}{\text{var}(Y)}$$



Modele autoregresive

Autocorelație (acf = autocorrelation function): măsură a corelației între valorile corespunzătoare unor momente de timp aflate la aceeași distanță

$$acf(y_i, y_{i+L}) = \frac{\frac{1}{n-L}\sum_{i=1}^{n-L}(y_i - \text{avg}(Y))(y_{i+L} - \text{avg}(Y))}{\text{var}(Y)}$$

Autocorelație parțială: măsură a corelației între valorile corespunzătoare unor momente de timp aflate la aceeași distanță din care s-a eliminat dependența indusă de valorile intermediare

$$pacf(y_i, y_{i+L}) = acf\ (y_i - z_i, y_{i+L} - z_{i+L})$$

unde

- z_i este o estimare a lui y_i pe baza unui model de regresie liniară în raport cu $y_{i+1}, y_{i+2}, \ldots, y_{i+L-1}$ ($z_i = b_1 y_{i+1} + b_2 y_{i+2} + \ldots + b_{L-1} y_{i+L-1}$)
- z_{i+L} este o estimare a lui yi_{+L} pe baza unui model de regresie liniară în raport cu $y_{i+L-1}, y_{i+L-2}, \ldots, y_{i+1}$ ($z_{i+L} = c_1 y_{i+L-1} + c_2 y_{i+L-2} + \ldots + c_{L-1} y_{i+1}$)

Modele autoregresive

Forma generală a unui model autoregresiv de ordin p: AR(p)

$$y_t = \sum_{i=1}^{p} a_i y_{t-i} + c + \varepsilon_t$$

Obs:

- p este ordinul modelului şi poate fi ales analizând diferite valori posibile ale întârzierii L:
  - p se alege ca fiind prima valoare L (pornind de la L=1 și crescând valoarea lui L) pt care valoarea absolută a auto-corelaţiei parțiale (pacf) este suficient de mică

- $a_1, a_2, \ldots, a_p$ şi c sunt parametri ai modelului şi se estimează folosind date de antrenare şi metoda celor mai mici pătrate (similar cu modelele de regresie liniară)

- ε_t reprezintă componenta de tip zgomot (care nu e modelată explicit în modelele de tip AR)

Modele autoregresive

Modele de tip medie mobilă (Moving Average): MA(q)

Motivaţie:

- Modelele autoregresive simple nu pot explica toate variaţiile (în mod particular schimbările bruşte, de tipul şocurilor)

Idee:

- Modelele de tip MA prezic valorile următoare pe baza deviaţiilor anterioare ale valorilor reale faţă de cele prezise (valoarea din serie este determinată de un eveniment aleator care poate avea impact nu doar în momentul curent ci și în câteva momente următoare)

$$y_t = \sum_{i=1}^{q} b_i \varepsilon_{t-i} + c + \varepsilon_t,$$

cu ε_t variabile aleatoare independente și identic distribuite

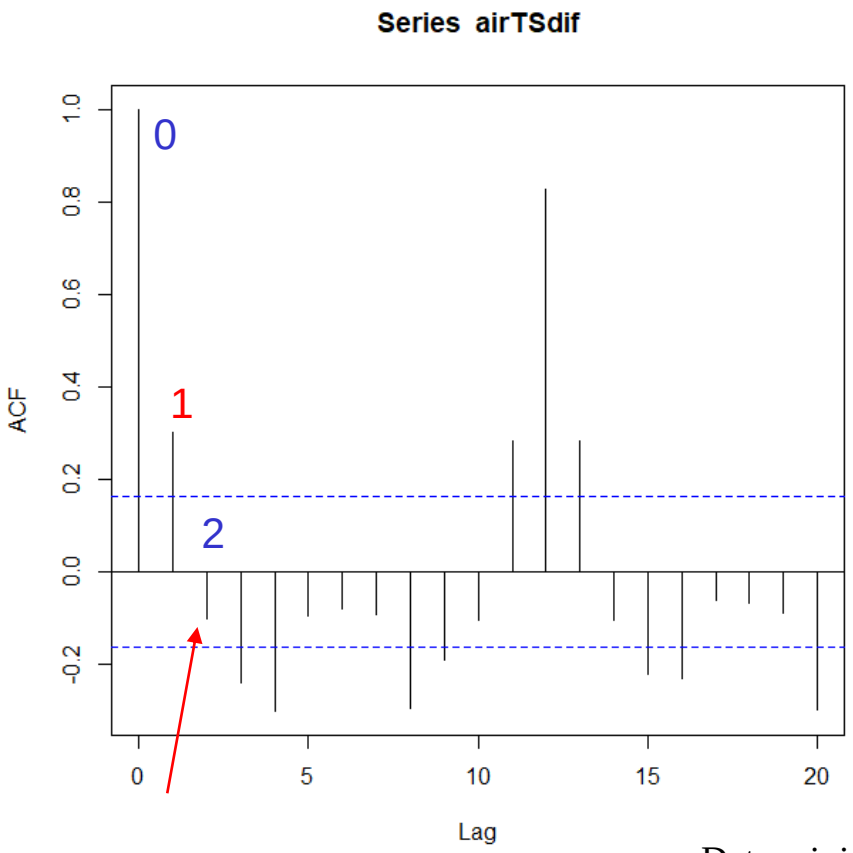
Obs:

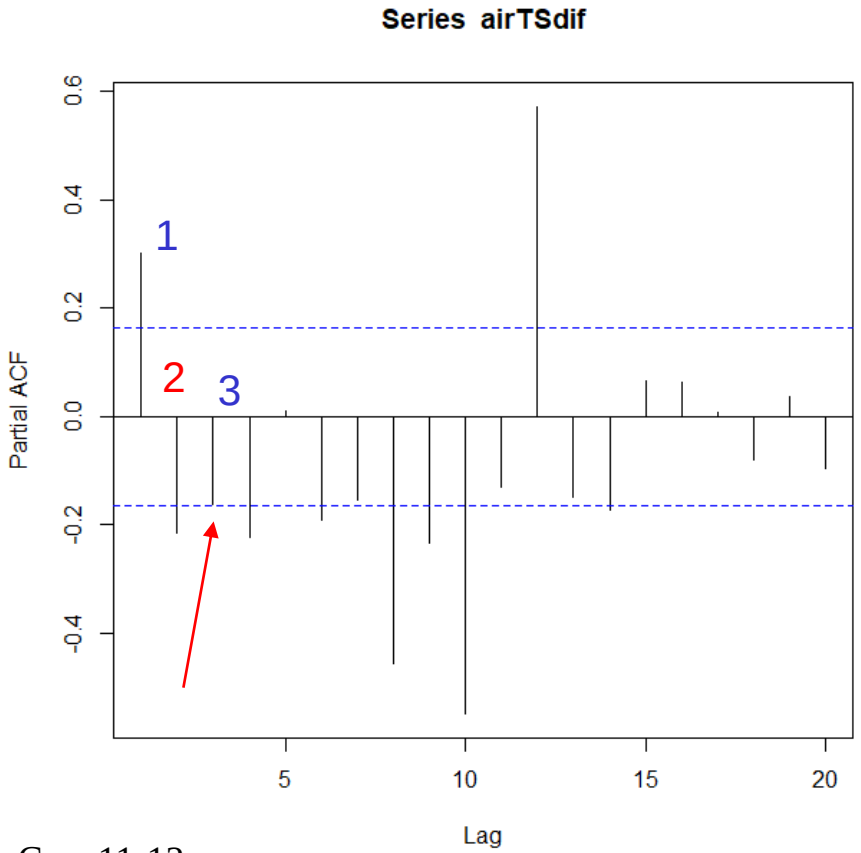
- Presupunând că seria este staţionară şi zgomotul are medie 0, valoarea lui c este de fapt media valorilor din serie
- Parametrii b_1, b_2,…., b_q se estimează din date
- Parametrul q se alege ca fiind numărul de valori ale întârzierii până la prima cu o valoare absolută a auto-corelației (acf) suficient de mică

Modele autoregresive

Autocorelație (acf): q=1

Autocorelație parțială (pacf): p=2





Modele autoregresive

Modele autoregresive combinate: ARMA(p,q)

Motivaţie:

- Se combină capacitatea de predicţie a modelelor autoregresive şi a celor bazate pe medie mobilă:

$$y_t = \sum_{i=1}^{p} a_i y_{t-i} + \sum_{i=1}^{q} b_i \varepsilon_{t-i} + c + \varepsilon_t$$

Obs:

- Un aspect important este alegerea valorilor p şi q: se determină analizând valorile autocorelației și ale autocorelației parțiale

- In cazul în care seria nu este staționară se poate folosi modelul ARIMA(p,d,q) (Autoregressive Integrated Moving Average) care asigură eliminarea tendinței prin aplicarea unui operator “diferența” de ordin d (d se stabilește ca fiind numărul de iterări ale operatorului “diferența” până când se obține o serie staționară)

Descoperirea şabloanelor

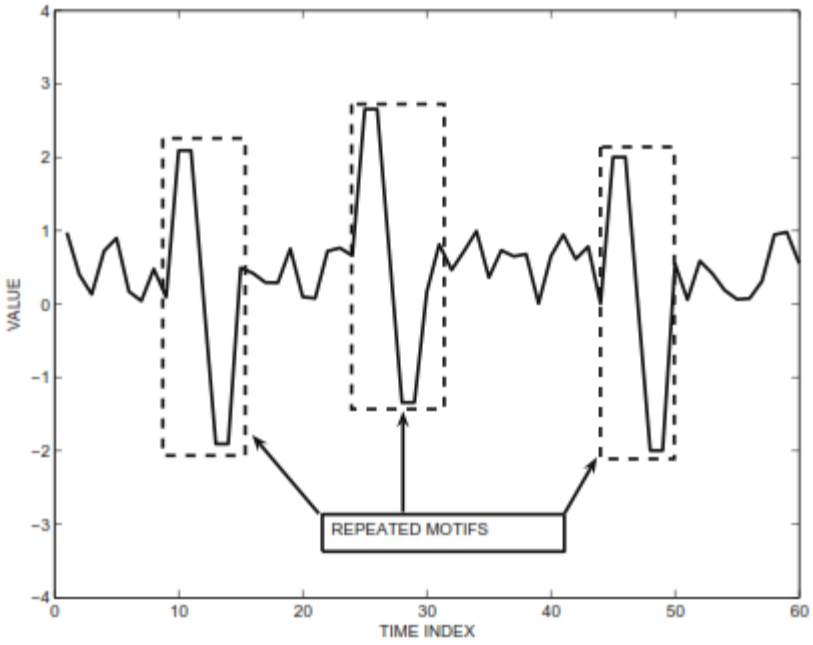
Şablon (motiv) = structură ce apare frecvent în serie

Procesul de descoperire

Intrare:

- Cel puţin o serie
- Lungimea L a şablonului
- Măsură de similaritate/ disimilaritate
- Prag pentru similaritate/ disimilaritate

Ieşire: subsecvenţă de lungime L ce apare frecvent în serie



C. Aggarwal, Data Mining – the Textbook, 2015

Descoperirea şabloanelor

Şablon (motiv) = structură ce apare frecvent în serie

Exemplu: Algoritm de tip forţă brută

```
FindMotif (y[1..n], L, eps)
countMax=0
FOR i=1,n-L+1 DO
    candidate=y[i..i+L-1]
    count=0
    FOR j=1,n-L+1 DO
        D=dist(y[i..i+L-1),y[j..j+L-1])
        IF (i!=j) and (D<=eps) THEN count=count+1
    ENDFOR
    IF count[i]>countMax THEN best=i; countMax=count
 ENDFOR
 RETURN (y[best..best+L-1])
```

Excepţii (anomalii)

Există două tipuri de excepţii (anomalii) într-o serie de date:

Excepţii (anomalii) punctuale:

- Deviaţie semnificativă de la valoarea prezisă
- Corespunde unei schimbări bruşte în seria de date

Excepţii (anomalii) în privinţa formei:

- O succesiune de valori poate reprezenta o anomalie chiar dacă valorile individuale nu sunt neobişnuite
- De exemplu, într-o electrocardiogramă o bătaie neregulată a inimii poate fi considerată o anomalie

Excepţii (anomalii)

Detecţia anomaliilor punctuale:

Step 1: se determină valoarea prezisă (pe baza modelului construit folosind valorile anterioare) $(z_m, z_{m+1}, \ldots, z_n)$

Step 2: se construieşte seria deviaţiilor $(d_m, d_{m+1}, \ldots, d_n)$ cu $d_i = z_i - y_i$

Step 3: se calculează deviaţiile standardizate $(s_m, s_{m+1}, \ldots, s_n)$
cu $s_i = (d_i - avg(d))/stdev(d)$

Dacă valoarea absolută a lui s_i este mai mare decât un prag (e.g. 3) atunci se consideră că este anomalie

Excepţii (anomalii)

Detecţia anomaliilor de formă:

Step 1: se extrag toate subseriile corespunzătoare unui ferestre de dimensiune W

Step 2: se calculează distanţa (disimilaritatea) dintre fiecare subserie şi toate celelalte corespunzătoare unor ferestre disjuncte

Step 3: Subseriile care diferă semnificativ de celelalte sunt considerate excepţii potenţiale

Probleme:

- Alegerea lui W
- Alegerea pragului

Măsurarea (di)similarității

- Serii “aliniate” (valorile din cele două serii corespund acelorasi momente de timp)
  - Se poate utiliza orice măsură de (di)similaritate corespunzătoare unor date vectoriale

- Seriile nu sunt aliniate (de exemplu sunt înregistrări audio cu viteze diferite)
  - Se poate folosi un algoritm de matching între serii – similar algoritmilor de aliniere de secvențe biologice
  - Dynamic Time Warping (bazat pe tehnica programării dinamice)

Idee DTW:

- D(i,0)=D(0,j)=inf, i=1..n, j=1..m
- D(0,0)=0
- For i=1..n
  - For j=1..m
    - D(i,j)=dif(x[i],y[j])+min{D(i-1,j), D(i,j-1), D(i-1,j-1)}

- Dist(x[1..n],y[1..m]) = D(n,m)

Sumar

- Pre-procesarea seriilor temporale:
  - Imputarea valorilor absente folosind interpolare
  - Normalizare/standardizare
  - Netezire (pentru eliminarea zgomotului); ex: exponential smoothing
- Descompunerea unei serii în componente:
  - Tendința – obținută prin netezire
  - Zgomot – obținut prin eliminare tendința - calcul diferențe
    - ordin 1 pentru eliminare tendință liniară
    - ordin 2 pentru tendință pătratică
- Predicție
  - Bazată pe netezire exponențială
  - Modele autoregresive si de tip moving average (AR, MA)
  - Modele combinate (ARMA, ARIMA)

- Biblio adițional: https://otexts.com/fpp3/

Cursuri următoare

- Metode de tip ansamblu (meta-modele)
- Colecţii de modele (bucket of models)
- Colecţii de arbori aleatori (random forests)
- Strategii de agregare a modelelor
  - Bagging
  - Boosting
  - Stacking