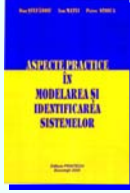


Sumar

- ✓ **Bibliografie**
- ✓ ⓿ Organizarea temelor de laborator
- ✓ ➊ Caracterizări în timp şi frecvenţă ale proceselor stocastice
- ✓ ➋ Identificarea modelelor neparametrice
- ✓ ➌ Identificare parametrică prin Metoda Celor Mai Mici Pătrate (MCMMP)
- ✓ ➍ Identificare parametrică prin Metoda Variabilelor Instrumentale (MVI)
- ☞ ➎ Identificare parametrică prin Metoda Minimizării Erorii de Predicţie (MMEP)
- ➏ Identificare recursivă

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

- Modelele de regresie liniară avînd vectorul regresorilor nemăsurabil necesită metode de identificare mai complexe.
- Astfel de modele se regăsesc atît în clasa ARMAX, cît şi (mai ales) în clasa RSISO.

Exemple

ARMAX[na,nb,nc]

$$\begin{cases} A(q^{-1})y[n] = B(q^{-1})u[n] + C(q^{-1})e[n] \\ E\{e[n]e[m]\} = \lambda^2\delta_0[n-m] \end{cases} \quad \forall\, n,m \in \mathbb{N}$$

$$\varphi^T[n] \overset{def}{=} \big[-y[n-1] \; -y[n-2] \cdots -y[n-na] \;\big|\; u[n-1] \; u[n-2] \cdots u[n-nb] \;\big|\; \ldots$$

3 componente,

$$\ldots \boxed{e[n-1] \; e[n-2] \cdots e[n-nc]\big]}$$

ca şi vectorul parametrilor

$$\boldsymbol{\theta}^T \overset{def}{=} \big[a_1 \; a_2 \cdots a_{na} \;\big|\; b_1 \; b_2 \cdots b_{nb} \;\big|\; c_1 \; c_2 \cdots c_{nc} \big] \quad \forall\, n \in \mathbb{N}^*$$

☹ Ultima componentă nu este măsurabilă.

BJ[nb,nc,nd,nf]

(Box Jenkins)

$$\begin{cases} y[n] = \dfrac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u[n] + \dfrac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}e[n] \\ E\{e[n]e[m]\} = \lambda^2\delta_0[n-m] \end{cases} \quad \forall\, n,m \in \mathbb{N}$$

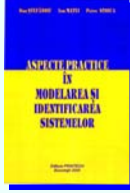
$$\varphi^T[n] \overset{def}{=} \big[-y[n-1] \; -y[n-2] \cdots -y[n-nd-nf] \;\big|\; u[n-1] \; u[n-2] \cdots u[n-nb-nd] \;\big|\; \ldots$$

3 componente

$$\ldots \boxed{e[n-1] \; e[n-2] \cdots e[n-nc-nf]\big]}$$

$$\boldsymbol{\theta}^T \overset{def}{=} \big[b_1 \; b_2 \cdots b_{nb} \;\big|\; c_1 \; c_2 \cdots c_{nc} \;\big|\; d_1 \; d_2 \cdots d_{nd} \;\big|\; f_1 \; f_2 \cdots f_{nf} \big] \quad \forall\, n \in \mathbb{N}^*$$

4 componente



❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

2 metode de identificare

MCMMP Extinsă (MCMMPE)	**Metoda Minimizării Erorii de Predicţie (MMEP)**
mai puţin precisă, dar mai simplă	**mai precisă, dar mai complexă**

MCMMP Extinsă (MCMMPE) – mai puţin precisă, dar mai simplă

- Strategia generală de identificare:
  ① Estimarea zgomotului care intervine în componenta nemăsurabilă cu ajutorul unui model avînd vectorul regresorilor complet măsurabil (dar mai puţin precis).
  ② Determinarea parametrilor originali ai modelului cu ajutorul vectorului regresorilor avînd componenta nemăsurabilă estimată în etapa precedentă.

Metoda Minimizării Erorii de Predicţie (MMEP) – mai precisă, dar mai complexă

- Strategia generală de identificare:
  ① Iniţializarea procesului recursiv din etapa următoare folosind MCMMPE.
  ② Determinarea recursivă a parametrilor modelului, plecînd de la iniţializarea din etapa precedentă şi folosind o metodă de optimizare (Metoda Gauss-Newton – MGN).

- Tipurile de modele cu care se operează în cadrul lucrării de laborator:

ARMAX[na,nb,nc]

$$\begin{cases} A(q^{-1})y[n] = B(q^{-1})u[n] + C(q^{-1})e[n] \\ E\{e[n]e[m]\} = \lambda^2\delta_0[n-m] \end{cases} \quad \forall\, n,m \in \mathbb{N}$$

BJ[nb,nc,nd,nf]

$$\begin{cases} y[n] = \dfrac{B(q^{-1})}{F(q^{-1})}u[n] + \dfrac{C(q^{-1})}{D(q^{-1})}e[n] \\ E\{e[n]e[m]\} = \lambda^2\delta_0[n-m] \end{cases} \quad \forall\, n,m \in \mathbb{N}$$

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

MCMMPE

① Estimarea zgomotului care intervine în componenta nemăsurabilă cu ajutorul unui model aproximant de tip ARX.

ARMAX[na,nb,nc]

☝ Împărțire infinită trunchiată.

BJ[nb,nc,nd,nf]

$$\begin{cases} \dfrac{A(q^{-1})}{C(q^{-1})} \cong A_\alpha(q^{-1}) = 1 + \alpha_1 q^{-1} + \cdots + \alpha_{n\alpha} q^{-n\alpha} \\ \dfrac{B(q^{-1})}{C(q^{-1})} \cong B_\beta(q^{-1}) = 1 + \beta_1 q^{-1} + \cdots + \beta_{n\beta} q^{-n\beta} \end{cases}$$

$$\min\{n\alpha, n\beta\} \gg \max\{na, nb, nc\}$$

$$\begin{cases} \dfrac{D(q^{-1})}{C(q^{-1})} \cong A_\alpha(q^{-1}) = 1 + \alpha_1 q^{-1} + \cdots + \alpha_{n\alpha} q^{-n\alpha} \\ \dfrac{B(q^{-1})D(q^{-1})}{C(q^{-1})F(q^{-1})} \cong B_\beta(q^{-1}) = 1 + \beta_1 q^{-1} + \cdots + \beta_{n\beta} q^{-n\beta} \end{cases}$$

$$\min\{n\alpha, n\beta\} \gg \max\{nb, nc, nd, nf\}$$

ARX[nα,nβ]

$$\begin{cases} A_\alpha(q^{-1})y[n] = B_\beta(q^{-1})u[n] + v[n] \\ E\{v[n]v[m]\} = \lambda_v^2 \delta_0[n-m] \end{cases} \quad \forall n,m \in \mathbb{N}$$

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{\psi}^T[n] \overset{def}{=} \left[-y[n-1] \cdots -y[n-n\alpha] \mid u[n-1] \cdots u[n-n\beta] \right] \\ \boldsymbol{\theta}_{\alpha\beta}^T \overset{def}{=} \left[\alpha_1 \cdots \alpha_{n\alpha} \mid \beta_1 \cdots \beta_{n\beta} \right] \end{bmatrix}$$

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta} = \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\psi}[n]\boldsymbol{\psi}^T[n] \right)^{-1} \left(\frac{1}{N} \sum_{n=1}^{N} \boldsymbol{\psi}[n] y[n] \right)$$

MCMMP

$$\mathcal{D} = \{(u[n], y[n])\}_{n\in\overline{1,N}} \quad \forall n \in \mathbb{N}^*$$

date măsurate

$$\varepsilon\left[n, \hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta}\right] \overset{def}{=} y[n] - \boldsymbol{\psi}^T[n]\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta} \quad \forall n \in \overline{1,N}$$

zgomotul estimat

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

MCMMPE (continuare)

② Determinarea parametrilor originali ai modelului cu ajutorul vectorului regresorilor avînd componenta nemăsurabilă estimată în etapa precedentă.

$$\varepsilon\left[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta}\right] \stackrel{def}{=} y[n]-\boldsymbol{\psi}^T[n]\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta} \quad \forall\, n\in\overline{1,N}$$

zgomotul estimat

Vectorul estimat al regresorilor

ARMAX[na,nb,nc]

$$\boldsymbol{\varphi}_{\alpha\beta}[n] \stackrel{def}{=} \Big[-y[n-1]\ \cdots\ -y[n-na]\ \Big|\ u[n-1]\ \cdots\ u[n-nb]\ \Big|\ \cdots\ \cdots\ \varepsilon[n-1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta}]\ \cdots\ \varepsilon[n-nc,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta}]\Big]$$

BJ[nb,nc,nd,nf]

$$\boldsymbol{\varphi}_{\alpha\beta}[n] \stackrel{def}{=} \Big[-y[n-1]\ \cdots\ -y[n-nd+nf]\ \Big|\ u[n-1]\ \cdots\ u[n-nb+nd]\ \Big|\ \cdots\ \cdots\ \varepsilon[n-1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta}]\ \cdots\ \varepsilon[n-nc+nf,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{\alpha\beta}]\Big]$$

$$\mathcal{D}=\{(u[n],y[n])\}_{n\in\overline{1,N}}$$

date măsurate

MCMMP

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_N \stackrel{def}{=} \left(\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\boldsymbol{\varphi}_{\alpha\beta}[n]\boldsymbol{\varphi}_{\alpha\beta}^T[n]\right)^{-1}\left(\frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\boldsymbol{\varphi}_{\alpha\beta}[n]y[n]\right)$$

$$\hat{\lambda}_N^2 \stackrel{def}{=} \frac{1}{N}\sum_{n=1}^{N}\left(y[n]-\boldsymbol{\varphi}_{\alpha\beta}^T[n]\hat{\boldsymbol{\theta}}_N\right)^2$$

În cazul modelului **BJ**, coeficienții celor 4 polinoame se determină cu ajutorul coeficienților vectorului parametrilor estimați, **prin identificarea rădăcinilor comune**.

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

MMEP (algoritmul general)

Date de intrare

- $\mathcal{D}_N = \{(u[n], y[n])\}_{n\in\overline{1,N}}$ (date intrare-ieşire măsurate)
- $\varepsilon = f[n,\boldsymbol{\theta}]$ (expresia erorii de predicţie, cel puţin derivabile)
- $\eta > 0$ (prag de precizie)

$$\varepsilon[n,\boldsymbol{\theta}] = y[n] - \varphi^T[n]\boldsymbol{\theta}$$

Iniţializare

- $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,0} \in \mathbb{R}^{n\theta}$ ➔ evaluat cu ajutorul MCMMPE
- $\alpha_0 \in \mathbb{R}^*$ ➔ ales fie arbitrar, fie cu ajutorul unui algoritm specific
- $k = 0$ ➔ indicele iterativ iniţial

Buclă iterativă

☝ Se utilizează iteraţia specifică din cadrul MGN.

① Se reactualizează aproximaţia optimului

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k+1} = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k} - \alpha_k \underbrace{\left[\sum_{n=1}^{N}\nabla\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}]\left[\nabla\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}]\right]^T\right]^{-1}}_{\mathbf{R}_{N,k}^{-1}} \underbrace{\left[\sum_{n=1}^{N}\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}]\nabla\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}]\right]}_{\mathbf{r}_{N,k}}$$

② Se reactualizează pasul variabil

$$\alpha_{k+1} = \alpha_k + \frac{\mathbf{r}_{N,k+1}^T\mathbf{R}_{N,k}^{-1}\mathbf{r}_{N,k}}{\mathbf{r}_{N,k}^T\mathbf{R}_{N,k}^{-1}\mathbf{R}_{N,k+1}\mathbf{R}_{N,k}^{-1}\mathbf{r}_{N,k}}$$

$$|\alpha_k|\cdot\left\|\mathbf{R}_{N,k}^{-1}\mathbf{r}_{N,k}\right\| < \eta$$

NU: $k \leftarrow k+1$

DA: **Date de ieşire**

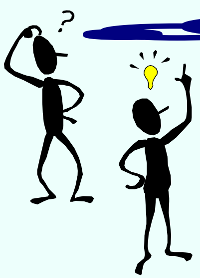
- $\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k+1}$ ➔ aproximaţia de precizie η
- $k+1$ ➔ numărul de iteraţii efectuate

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

MMEP (continuare)

Cum se pot determina eroarea de predicţie şi gradientul acesteia?



Ar putea fi utilizată ecuaţia modelului de identificare, cu parametrii curent estimaţi.

Va fi analizat cazul modelului **ARMAX**. Cazul modelului **BJ** se analizează similar.

$$\hat{A}_{N,k}(q^{-1})y[n]=\hat{B}_{N,k}(q^{-1})u[n]+\hat{C}_{N,k}(q^{-1})\varepsilon\left[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}\right] \quad \forall n\in\mathbb{N}^*$$

modelul de identificare estimat la pasul curent

☝ Ecuaţie recurentă pentru determinarea erorii de predicţie.

$$\begin{aligned}\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}] = {} & y[n]+\hat{a}^N_{1,k}\,y[n-1]+\cdots+\hat{a}^N_{na,k}\,y[n-na]- \\ & -\hat{b}^N_{1,k}\,u[n-1]-\cdots-\hat{b}^N_{nb,k}\,u[n-nb]- \\ & -\hat{c}^N_{1,k}\,\varepsilon\left[n-1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}\right]-\cdots-\hat{c}^N_{nc,k}\,\varepsilon\left[n-nc,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}\right]\end{aligned} \quad \forall n\in\mathbb{N}^*$$

$$\boldsymbol{\varphi}[n,\boldsymbol{\theta}] \overset{def}{=} \begin{bmatrix}\varphi_y[n] \\ \hline \varphi_u[n] \\ \hline \varphi_\varepsilon[n,\boldsymbol{\theta}]\end{bmatrix} = \begin{bmatrix}[-y[n-i]]_{i=\overline{1,na}} \\ \hline [u[n-j]]_{j=\overline{1,nb}} \\ \hline [\varepsilon[n-1,\boldsymbol{\theta}]]_{l=\overline{1,nc}}\end{bmatrix}$$

$$\boldsymbol{\theta}^T \overset{def}{=} \begin{bmatrix}\boldsymbol{\theta}_a^T & \boldsymbol{\theta}_b^T & \boldsymbol{\theta}_c^T\end{bmatrix}$$

$$\begin{cases}\nabla_{\boldsymbol{\theta}_a}\varepsilon\left[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right]=-\varphi_y[n]-\hat{c}_{1,k}\nabla_{\boldsymbol{\theta}_a}\varepsilon\left[n-1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right]-\cdots-\hat{c}_{nc,k}\nabla_{\boldsymbol{\theta}_a}\varepsilon\left[n-nc,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right] \\ \nabla_{\boldsymbol{\theta}_b}\varepsilon\left[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right]=-\varphi_u[n]-\hat{c}_{1,k}\nabla_{\boldsymbol{\theta}_b}\varepsilon\left[n-1,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right]-\cdots-\hat{c}_{nc,k}\nabla_{\boldsymbol{\theta}_b}\varepsilon\left[n-nc,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right] \\ \nabla_{\boldsymbol{\theta}_c}\varepsilon\left[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right]=-\varphi_\varepsilon\left[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_N[k]\right]\end{cases} \quad \forall n\in\mathbb{N}^*$$

Iniţializare cauzală

$$\nabla\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}]=\varepsilon[n,\hat{\boldsymbol{\theta}}_{N,k}]=0$$

$$u[n]=y[n]=0 \quad \forall n\le 0$$

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Contextul de lucru

Procesele generatoare de date

ARMAX[2,2,2] $$\left(1-1.5q^{-1}+0.7q^{-2}\right)y[n]=\left(q^{-1}+0.5q^{-2}\right)u[n]+\left(1-q^{-1}+0.2q^{-2}\right)e[n]$$ $\forall n\in\mathbb{N}^*$

BJ[2,2,2,2] $$y[n]=\frac{q^{-1}+0.5q^{-2}}{1-1.5q^{-1}+0.7q^{-2}}u[n]+\frac{1-q^{-1}+0.2q^{-2}}{1+1.5q^{-1}+0.7q^{-2}}e[n]$$ $\forall n\in\mathbb{N}^*$

e ➔ SPAB Gaussian sau bipolar de medie nulă şi dispersie unitară

Date generate

$\mathcal{D}_{id}=\{u[n]\}_{n=\overline{1,N}}\cup\{y[n]\}_{n=\overline{1,N}}$ ➔ date măsurate pentru identificare

$N=250$

$\mathcal{D}_{va}=\{u[n]\}_{n=\overline{1,N}}\cup\{y[n]\}_{n=\overline{1,N}}$ ➔ date măsurate pentru validare

$N=250$

Indici structurali maximali $Na=Nb=Nc=5$

☝ Modelul BJ se poate identifica folosind un model ARMAX.

Teste structurale principale ➔ Aceleaşi din cadrul **Lucrării de laborator #4**, dar adaptate la indicii structurali ai modelelor ARMAX şi BJ.

Obiectiv

- Compararea performanţelor MCMMPE & MMEP în cazul modelelor ARMAX şi BJ.

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Probleme de simulare

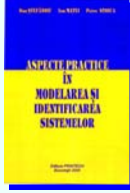
8p

Contextul de lucru

Rutine preliminare

```
[D,V,P] = gen_data(DP,N,sigma,lambda,bin) ;
```
(generează date)

`DP`	este obiectul de tip `IDMODEL` corespunzător modelului de proces furnizor de date; obiectul poate fi construit de exemplu cu ajutorul funcției `idpoly`; implicit, acest model este identic cu cel de tip ARMAX;
`N`	este dimensiunea orizontului de măsură (implicit: `N=250`);
`sigma`	este deviația standard a intrării SPAB (implicit: `sigma=1`);
`lambda`	este deviația standard a zgomotului alb Gaussian (implicit: `lambda=1`);
`bin`	este un parametru care arată tipul de intrări dorit: `bin=0` (intrare SPAB Gaussiană); `bin~=0` (implicit, intrare SPAB Gaussiană bipolară);
`D`	este obiectul de tip `IDDATA` corespunzător datelor generate (intrarea se regăseşte în `D.u`, iar ieşirea în `D.y`);
`V`	este obiectul de tip `IDDATA` corespunzător zgomotelor generate (zgomotul alb se regăseşte în `V.u`, iar zgomotul colorat (MA-filtrat) – în `V.y`).
`P`	este obiectul de tip `IDMODEL` corespunzător modelului de proces furnizor de date.



❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Probleme de simulare

Contextul de lucru

Rutine preliminare

Rutină de bibliotecă MATLAB-IS

ARMAX

- Apel: `Mid = armax(D,si) ;`
- Estimează parametrii unui model ARMAX folosind MMEP. Modelul identificat rezultat, **`Mid`**, este returnat ca obiect **`IDMODEL`**. Estimarea se efectuează pe baza datelor **`D`** (obiect **`IDDATA`**) şi a informaţiei de structură **`si = [na nb nc nk]`**, unde **`na`**, **`nb`** şi **`nc`** sunt indicii structurali ai modelului, iar **`nk`** este întîrzierea instrinsecă. Cu ajutorul acestei rutine se pot identifica atît modele AR cît şi modele ARMA unidimensionale (însă nu şi multi-dimensionale). Apelul rutinei este uşor diferit în acest caz:
  - pentru modele AR: `Mid = armax(D.y,na) ;`
  - pentru modele ARMA: `Mid = armax(D.y,[na nc]) ;`

  Observaţi că datele de identificare sunt specificate acum doar sub forma unei *serii de timp* (**`D.y`**). Pentru identificarea modelelor AR, rutina apelează intern o funcţie specializată numită **`ar`**, care este diponibilă şi utilizatorului (cu apel similar lui **`armax`**).

  O altă modalitate de a identifica modele AR şi ARMA este de a folosi obiectul **`D`** împreună cu o informaţie de structură de forma: **`si = [na 0 0 0]`** (AR) sau **`si = [na 0 nc 0]`** (ARMA). Rutina nu funcţionează însă decît dacă **`na>1`** (nu şi pentru **`na=1`**). De aceea, se recomandă utilizarea rutinei cu argument serie de timp, pentru aceste modele.

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Probleme de simulare

Contextul de lucru

Rutine preliminare

Rutină de bibliotecă MATLAB-IS

BJ

- Apel: `Mid = bj(D,si) ;`
- Estimează parametrii unui model BJ folosind MMEP. Modelul identificat rezultat, **`Mid`**, este returnat ca obiect **`IDMODEL`**. Estimarea se efectuează pe baza datelor **`D`** (obiect **`IDDATA`**) şi a informației de structură **`si = [na nb nc nd nf nk]`**, unde **`na`**, **`nb`**, **`nc`**, **`nd`** şi **`nf`** sunt indicii structurali ai modelului, iar **`nk`** este întîrzierea instrinsecă. În principiu, algoritmul implementat în cadrul acestei rutine este similar cu cel al rutinei **`armax`**, cu adaptările de rigoare impuse de utilizarea modelului BJ.

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Probleme de simulare

Problema 5.1 (MCMMPE pentru modelele ARMAX şi BJ) **5p**

Biblioteca MATLAB dedicată domeniului IS nu dispune de funcţii explicite care implementează MCMMPE. Să se proiecteze două astfel de funcţii: **`armax_e`** pentru identificarea modelelor ARMAX şi **`bj_e`** pentru identificarea modelelor BJ. Apelul tipic al lor ar trebui să fie similar altor funcţii cu obiectiv asemănător (estimarea parametrilor unui model cu structură dată; vezi de exemplu funcţiile **`armax`** şi **`bj`**):

```
Mid = armax_e(D,si) ;
Mid = bj_e(D,si) ;
```

Informaţia de structură are forma: **`si = [na nb nc nk]`** pentru modelul ARMAX şi **`si = [na nb nc nd nf nk]`** pentru modelul BJ. Încercaţi să folosiţi funcţia **`armax_e`** în cadrul funcţiei **`bj_e`**. Testaţi cele 2 rutine în cazul proceselor ARMAX şi BJ pentru cîteva seturi de indici structurali (inclusiv cei adevăraţi). Comentaţi precizia de estimare a parametrilor.

Rutine ce trebuie proiectate

ARMAX_E

BJ_E

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Probleme de simulare

Problema 5.2 (MMEP pentru modelul ARMAX) **1p**

Să se proiecteze mini-simulatorul **ISLAB_5A** care evaluează estimația (parsimonioasă a) modelului ARMAX, folosind MMEP. Pentru aceasta, se vor parcurge următorii paşi:

a. Se generează 2 seturi de date: unul pentru identificare şi altul pentru validare, folosind rutina **gen_data**.

b. Pentru fiecare model identificat cu ajutorul MMEP (funcția **armax**), model obținut variind indicii na , nb şi nc , se vor afişa 3 ferestre grafice: una pentru analiza modelului folosind datele de identificare şi de validare şi alte două pentru reprezentările poli-zeroruri (filtru sistem şi filtru zgomot) cu discuri de încredere corespunzătoare unei raze de 3 ori mai mari decît deviațiile standard aferente. După fiecare fereastră se inserează o pauză de aşteptare pentru a permite utilizatorului să analizeze informațiile afişate. Fiecare sub-fereastră a primei ferestre include 3 grafice aranjate pe verticală:

- ieşirile măsurate şi simulate cu ajutorul modelului, grafic pe care se indică şi valoarea funcției de potrivire, $\mathcal{E}_N$;
- eroarea de predicție (reziduurile modelului), grafic pe care se indică şi dispersia estimată a zgomotului, λ_N^2 ;
- secvența de auto-covarianță a erorii de predicție, grafic pe care se indică şi indexul de validare.

Modelele obținute vor fi memorate în vederea selectării unuia dintre ele, în urma aplicării testelor de determinare a indicilor structurali optimi şi de validare.

☞ Probleme de simulare

Problema 5.2 (continuare)

c. Se afişează indicii structurali optimi selectaţi folosind:
   - Testul F aplicat dispersiei estimate a zgomotului (adică erorii de predicţie);
   - Testul F aplicat funcţiei de potrivire pentru datele de identificare;
   - Testul F aplicat funcţiei de potrivire pentru datele de validare;
   - criteriului GAIC în versiunea Rissanen.

d. Se solicită utilizatorului să aleagă indicii structurali pe care îi consideră optimi.

e. Pentru modelul ales, se afişează cele 3 ferestre grafice de la b. Modelul este returnat de către mini-simulator, în vedera unei utilizări ulterioare. Se recomandă returnarea şi a seturilor de date de identificare şi validare.

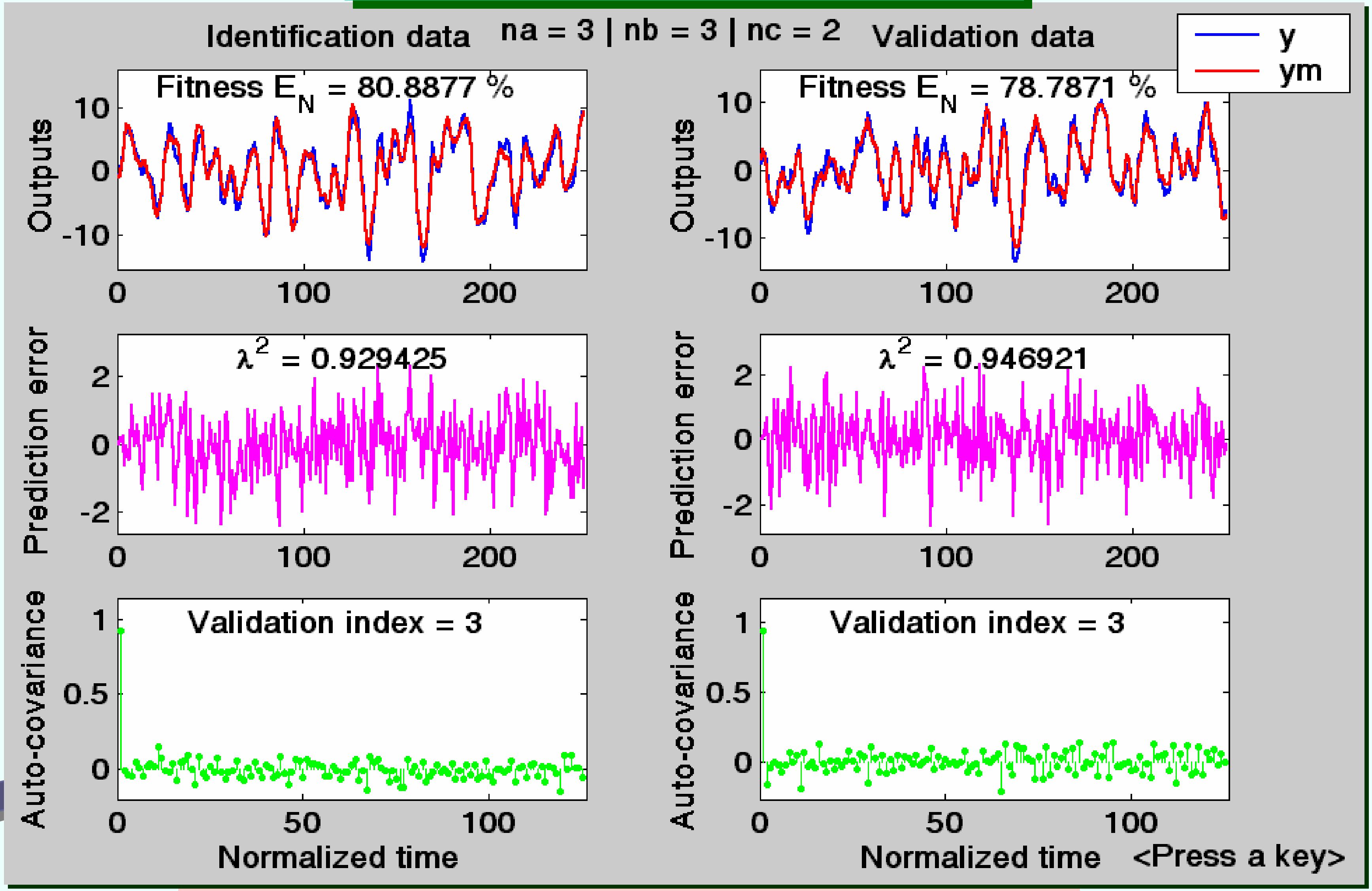
După proiectarea mini-simulatorului **ISLAB_5A**, se vor iniţia cîteva rulări.

Sunt indicii structurali adevăraţi indicaţi de către majoritatea criteriilor utilizate sau ei diferă de la o rulare la alta? Justificaţi răspunsul.

Program existent pe CD | **ISLAB_5A**

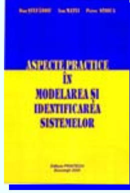
❺ Identificare parametrică prin MMEP

Ce afişează mini-simulatorul **ISLAB_5A**

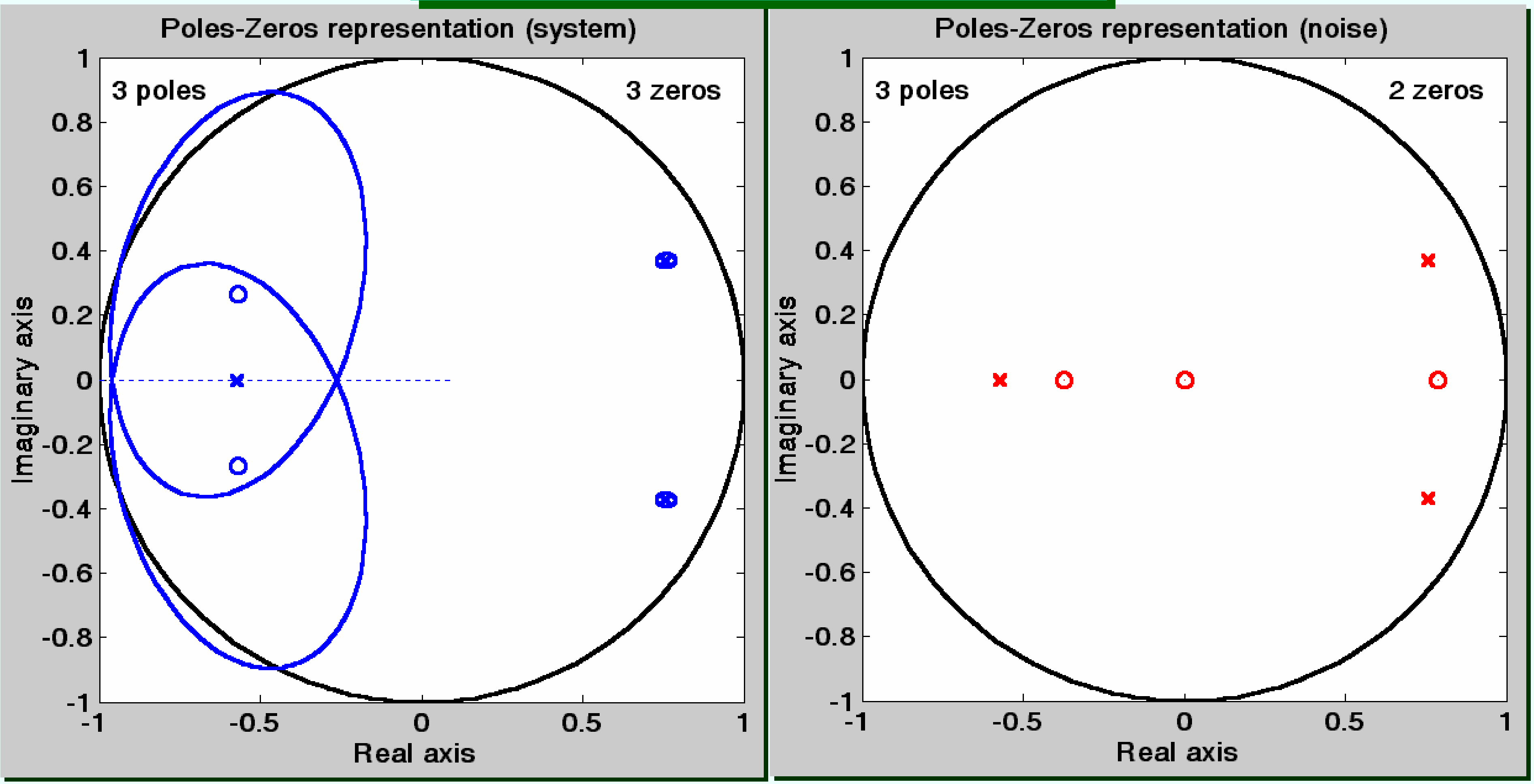


Performanţele modelului ARMAX identificat cu MMEP

❺ Identificare parametrică prin MMEP



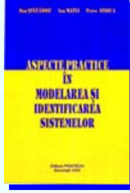
Ce afişează mini-simulatorul ISLAB_5A



Reprezentarea poli-zerouri a modelului ARMAX identificat cu MMEP

❺ Identificare parametrică prin MMEP

☞ Probleme de simulare



Problema 5.3 (MMEP pentru modelul BJ) **2p**

Problema anterioară, **5.2**, se va relua pentru modelul BJ. Mini-simulatorul rezultat va fi denumit **`ISLAB_5B`**. Testaţi mini-simulatorul şi comentaţi rezultatele de estimare obţinute.

Program ce trebuie proiectat

`ISLAB_5B`