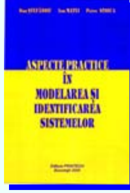
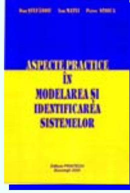

ASPECTE PRACTICE
ÎN
MODELAREA ŞI
IDENTIFICAREA
SISTEMELOR

Sumar



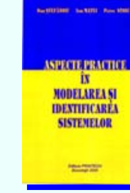
❻ Identificare recursivă

☞ Contextul de lucru

- Majoritatea proceselor furnizoare de date sunt neliniare şi/sau posedă parametri variabili în timp.
- Identificarea proceselor cu parametri variabili în timp se realizează cu ajutorul modelelor şi metodelor adaptive (recursive).
- Prin identificare recursivă, se urmăreşte asigurarea unui compromis între două caracteristici opuse ale estimaţiei parametrilor necunoscuţi (variabili pe orizontul de măsură):

0

Dimensiune
orizont de adaptare

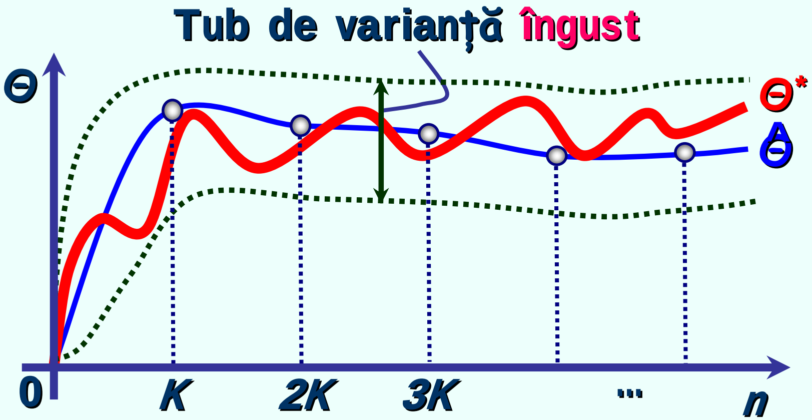


❻ Identificare recursivă

☞ Contextul de lucru

☹ Asigurarea compromisului precizie-adaptabilitate este dificilă.

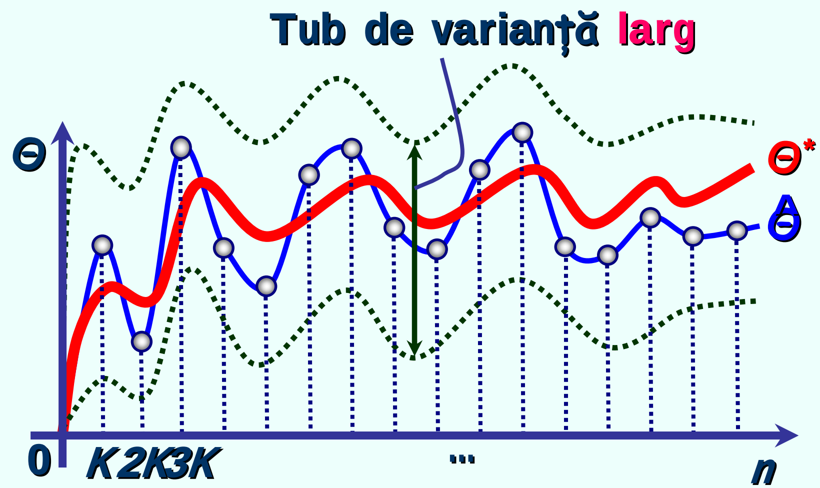
Exemplu Cazul parametrului scalar, variabil în timp.



Orizont de adaptare larg

☺ Valorile estimate ale parametrului sunt relativ apropiate de cele adevărate şi tubul de varianţă este relativ îngust.

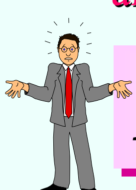
☹ Graficul parametrului estimat este neted, deci modelul sesizează mai puţin variaţiile locale ale parametrului adevărat.



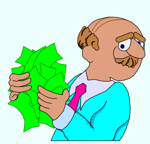
Orizont de adaptare îngust

☹ Valorile estimate ale parametrului sunt relativ depărtate de cele adevărate şi tubul de varianţă este relativ larg.

☺ Graficul parametrului estimat urmăreşte variaţiile locale ale parametrului adevărat, cu o anumită acurateţe.



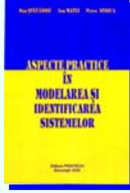
$$K = ?$$



Se sacrifică precizia în favoarea adaptabilităţii.

$$K = 1$$

$$\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \Delta_k \quad \forall k \in \mathbb{N}^*$$



Algoritmul recursiv de bază în IS

➢ *Date de intrare:*

a. *ordinele modelului de identificare:* na, nb, nc, nd *şi* nf;

b. *o colecţie redusă de date intrare-ieşire măsurate (dacă este posibil):* $\mathcal{D}_{N_0} = \{u[n]\}_{n\in\overline{1,N_0}} \cup \{y[n]\}_{n\in\overline{1,N_0}}$ *(cu* N_0 *de ordinul zecilor cel mult);*

c. *un semnal instrumental extern:* $\{f[n]\}_{n\geq 1}$ *(eventual).*

1. *Dacă nu a fost specificat nici un semnal instrumental, vectorul variabilelor instrumentale,* ζ, *este identic cu vectorul regresorilor* φ. *Altfel,* ζ *este definit ca în cazul MVI, dar folosind în general semnalul instrumental extern* f *în locul intrării* u *(în particular, este posibil ca* $f \equiv u$*).*

2. *Iniţializare. Fie se setează arbitrar vectorul parametrilor* $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$ *şi matricea* $\mathbf{P}_0 = \alpha\mathbf{I}_{n\theta}$ *(cu* $\alpha \in \mathbb{R}^*_+$*) (în cazul în care nu se dispune de setul de date redus* $\mathcal{D}_{N_0}$*), fie se estimează valoarea iniţială a parametrilor (*$\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$*) folosind o metodă off-line adecvată modelului particular utilizat (din clasa MCMMP-MVI) şi se egalează matricea* $\mathbf{P}_0$ *cu inversa matricii de covarianţă* $\mathbf{R}_0$ *folosită în calculul lui* $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$ *(în cazul în care setul de date redus* $\mathcal{D}_{N_0}$ *este disponibil).*

3. *Pentru* $k \geq 1$:

   3.1. *Se evaluează eroarea de predicţie curentă:* $\varepsilon[k] = y[k] - \varphi^T[k]\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}$.

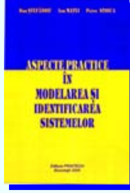
   3.2. *Se evaluează vectorul auxiliar:* $\xi_k = \mathbf{P}_{k-1}\zeta[k]$.

   3.3. *Se evaluează cîştigul de senzitivitate:* $\gamma_k = \dfrac{\xi_k}{1+\varphi^T[k]\xi_k}$.

   3.4. *Se reactualizează inversa matricii* $\mathbf{R}_k$, *adică:* $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k-1} - \gamma_k\varphi^T[k]\mathbf{P}_{k-1}$ *(cu evitarea inversării explicite a matricilor).*

   3.5. *Se reactualizează vectorul parametrilor:* $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \gamma_k\varepsilon[k]$.

➢ *Date de ieşire:* *parametrii* $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ *ai modelului de identificare la fiecare pas de reactualizare* $k \geq 0$.



Algoritmul recursiv cu fereastră dreptunghiulară

➢ *Date de intrare*:

a. ordinele modelului de identificare: na, nb, nc, nd şi nf;

b. lungimea ferestrei dreptunghiulare: M;

c. o colecţie redusă de date intrare-ieşire măsurate:

$$\mathcal{D}_M = \{u[n]\}_{n\in\overline{1,M}} \cup \{y[n]\}_{n\in\overline{1,M}};$$

d. un semnal instrumental extern: $\{f[n]\}_{n\geq 1}$ (eventual).

1. Dacă nu a fost specificat nici un semnal instrumental, vectorul variabilelor instrumentale, ζ, este identic cu vectorul regresorilor φ. Altfel, ζ este definit ca în cazul MVI, dar folosind în general semnalul instrumental extern f în locul intrării u (în particular, este posibil ca $f \equiv u$).

2. Iniţializare. Se estimează valoarea iniţială a parametrilor ($\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$) folosind o metodă off-line adecvată modelului particular utilizat (din clasa MCMMP-MVI, cu datele $\mathcal{D}_M$) şi se egalează matricea $\mathbf{P}_0$ cu inversa matricii de covarianţă $\mathbf{R}_0$ folosită în calculul lui $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$.

3. Pentru $k \geq 1$:

3.1. Se evaluează eroarea de predicţie la dreapta: $\varepsilon_d[k] = y[k] - \varphi^T[k]\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}$.

3.2. Se evaluează eroarea de predicţie la stînga:

$$\varepsilon_s[k-M] = y[k-M] - \varphi^T[k-M]\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}.$$

3.3. Se reactualizează matricea P_k în 2 paşi:

- $\xi_k = \mathbf{P}_{k-1}\zeta[k]$ şi $\mathbf{P}_{k-1} \leftarrow \mathbf{P}_{k-1} - \dfrac{\xi_k\varphi^T[k]\mathbf{P}_{k-1}}{1+\varphi^T[k]\xi_k}$;
- $\xi_k = \mathbf{P}_{k-1}\zeta[k-M]$ şi $\mathbf{P}_{k-1} \leftarrow \mathbf{P}_{k-1} + \dfrac{\xi_k\varphi^T[k-M]\mathbf{P}_{k-1}}{1-\varphi^T[k-M]\xi_k}$.

3.4. Se reactualizează vectorul parametrilor:

$$\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \mathbf{P}_k\left(\zeta[k]\varepsilon_d[k] - \zeta[k-M]\varepsilon_s[k-M]\right).$$

➢ *Date de ieşire*: parametrii $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ ai modelului de identificare la fiecare pas de reactualizare $k \geq 0$.

❻ Identificare recursivă

☞ Contextul de lucru

Algoritmul recursiv cu fereastră exponențială

➢ *Date de intrare*:

a. ordinele modelului de identificare: na, nb, nc, nd şi nf;

b. factorul de uitare: $\lambda \in [0,1]$ (de regulă, $\lambda \in [0.95, 0.995]$);

c. o colecție redusă de date intrare-ieşire măsurate (dacă este posibil): $\mathcal{D}_{N_0} = \{u[n]\}_{n \in \overline{1,N_0}} \cup \{y[n]\}_{n \in \overline{1,N_0}}$ (cu N_0 de ordinul zecilor, cel mult);

d. un semnal instrumental extern: $\{f[n]\}_{n \geq 1}$ (eventual).

1. Dacă nu a fost specificat nici un semnal instrumental, vectorul variabilelor instrumentale, ζ, este identic cu vectorul regresorilor φ. Altfel, ζ este definit ca în cazul MVI, dar folosind în general semnalul instrumental extern f în locul intrării u (în particular, este posibil ca $f \equiv u$).

2. Inițializare. Fie se setează arbitrar vectorul parametrilor $\hat{\theta}_0$ şi matricea $\mathbf{P}_0 = \alpha \mathbf{I}_{n\theta}$ (cu $\alpha \in \mathbb{R}_+^*$) (în cazul în care nu se dispune de setul de date redus $\mathcal{D}_{N_0}$), fie se estimează valoarea inițială a parametrilor ($\hat{\theta}_0$) folosind o metodă off-line adecvată modelului particular utilizat (din clasa MCMMP-MVI) şi se egalează matricea $\mathbf{P}_0$ cu inversa matricii de covarianță $\mathbf{R}_0$ folosită în calculul lui $\hat{\theta}_0$ (în cazul în care setul de date redus $\mathcal{D}_{N_0}$ este disponibil).

3. Pentru $k \geq 1$:

3.1. Se evaluează eroarea de predicție: $\varepsilon[k] = y[k] - \varphi^T[k]\hat{\theta}_{k-1}$.

3.2. Se vectorul auxiliar: $\xi_k = \mathbf{P}_{k-1}\zeta[k]$.

3.3. Se evaluează cîştigul de senzitivitate: $\gamma_k = \dfrac{\xi_k}{\lambda + \varphi^T[k]\xi_k}$.

3.4. Se reactualizează inversa matricii $\mathbf{R}_k$, adică: $\mathbf{P}_k = \dfrac{1}{\lambda}\left(\mathbf{P}_{k-1} - \gamma_k \varphi^T[k]\mathbf{P}_{k-1}\right)$ (cu evitarea inversării explicite a matricilor).

3.5. Se reactualizează vectorul parametrilor: $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \gamma_k \varepsilon[k]$.

➢ *Date de ieşire*: parametrii $\hat{\theta}_k$ ai modelului de identificare la fiecare pas de reactualizare $k \geq 0$.

❻ Identificare recursivă

☞ Contextul de lucru

Algoritmul recursiv de tip gradient

➢ *Date de intrare:*

a. ordinele modelului de identificare: na , nb , nc , nd şi nf ;

b. cîştigul de gradient: $\gamma \in \mathbb{R}_{+}^{*}$;

c. o colecţie redusă de date intrare-ieşire măsurate (dacă este posibil): $\mathcal{D}_{N_0} = \{u[n]\}_{n \in \overline{1,N_0}} \cup \{y[n]\}_{n \in \overline{1,N_0}}$ (cu N_0 de ordinul zecilor, cel mult);

d. un semnal instrumental extern: $\{f[n]\}_{n \geq 1}$ (eventual).

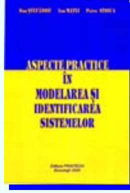
1. Dacă nu a fost specificat nici un semnal instrumental, vectorul variabilelor instrumentale, ζ , este identic cu vectorul regresorilor φ . Altfel, ζ este definit ca în cazul MVI, dar folosind în general semnalul instrumental extern f în locul intrării u (în particular, este posibil ca $f \equiv u$).
2. Iniţializare. Fie se setează arbitrar vectorul parametrilor $\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$ (în cazul în care nu se dispune de setul de date redus $\mathcal{D}_{N_0}$), fie se estimează valoarea iniţială a parametrilor ($\hat{\boldsymbol{\theta}}_0$) folosind o metodă off-line adecvată modelului particular utilizat (din clasa MCMMP-MVI) (în cazul în care setul de date redus $\mathcal{D}_{N_0}$ este disponibil). Se setează $\mathbf{P}_0 = \gamma \mathbf{I}_{n\theta}$.
3. Pentru $k \geq 1$:

   3.1. Se evaluează eroarea de predicţie: $\varepsilon[k] = y[k] - \varphi^T[k]\hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1}$.

   3.2. Se reactualizează matricea $\mathbf{P}_k$ astfel: $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_0$ (gradient ne-normalizat) sau $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_0 / \|\varphi[k]\|^2$ (gradient normalizat).

   3.3. Se reactualizează vectorul parametrilor: $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k = \hat{\boldsymbol{\theta}}_{k-1} + \mathbf{P}_k \varphi[k]\varepsilon[k]$.

➢ *Date de ieşire:* parametrii $\hat{\boldsymbol{\theta}}_k$ ai modelului de identificare la fiecare pas de reactualizare $k \geq 0$.



❻ Identificare recursivă

☞ Contextul de lucru

Algoritmul recursiv cu filtrare Kalman

➢ *Date de intrare*:

a. ordinele modelului de identificare: na , nb , nc , nd şi nf ;

b. matricea de răspîndire: $\mathbf{R}_v > 0$;

c. dispersia estimată a zgomotului alb de proces: λ^2 ;

d. o colecţie redusă de date intrare-ieşire măsurate (dacă este posibil): $\mathcal{D}_{N_0} = \{u[n]\}_{n\in\overline{1,N_0}} \cup \{y[n]\}_{n\in\overline{1,N_0}}$ (cu N_0 de ordinul zecilor, cel mult);

e. un semnal instrumental extern: $\{f[n]\}_{n\geq 1}$ (eventual).

1. Dacă nu a fost specificat nici un semnal instrumental, vectorul variabilelor instrumentale, ζ , este identic cu vectorul regresorilor φ . Altfel, ζ este definit ca în cazul MVI, dar folosind în general semnalul instrumental extern f în locul intrării u (în particular, este posibil ca $f \equiv u$).

2. Iniţializare. Fie se setează arbitrar vectorul parametrilor $\hat{\theta}_0$ şi matricea $\mathbf{P}_0 = \alpha \mathbf{I}_{n\theta}$ (cu $\alpha \in \mathbb{R}_+^*$) (în cazul în care nu se dispune de setul de date redus $\mathcal{D}_{N_0}$), fie se estimează valoarea iniţială a parametrilor ($\hat{\theta}_0$) folosind o metodă off-line adecvată modelului particular utilizat (din clasa MCMMP-MVI) şi se egalează matricea $\mathbf{P}_0$ cu inversa matricii de covarianţă $\mathbf{R}_0$ folosită în calculul lui $\hat{\theta}_0$ (în cazul în care setul de date redus $\mathcal{D}_{N_0}$ este disponibil).

3. Pentru $k \geq 1$:

3.1. Se evaluează eroarea de predicţie: $\varepsilon[k] = y[k] - \varphi^T[k]\hat{\theta}_{k-1}$.

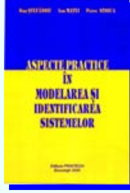
3.2. Se evaluează vectorul auxiliar: $\xi_k = \mathbf{P}_{k-1}\zeta[k]$.

3.3. Se evaluează cîştigul de senzitivitate: $\gamma_k = \dfrac{\xi_k}{\lambda^2 + \varphi^T[k]\xi_k}$.

3.4. Se reactualizează matricea $\mathbf{P}_k$, adică: $\mathbf{P}_k = \mathbf{P}_{k-1} + \mathbf{R}_v - \gamma_k \varphi^T[k]\mathbf{P}_{k-1}$ (cu evitarea inversării explicite a matricilor).

3.5. Se reactualizează vectorul parametrilor: $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_{k-1} + \gamma_k \varepsilon[k]$.

➢ *Date de ieşire*: parametrii $\hat{\theta}_k$ ai modelului de identificare la fiecare pas de reactualizare $k \geq 0$.



❻ Identificare recursivă

☞ Contextul de lucru

Procesele generatoare de date

ARMAX[1,1,1] $\left(1+a_1[n]q^{-1}\right)y[n]=b_1[n]q^{-1}u[n]+\left(1+c_1[n]q^{-1}\right)e[n]$ $\forall n\in\mathbb{N}^*$

Parametri constanți

$a_1[n]=a_{10}=-0.7$

$b_1[n]=b_{10}=0.6$

$c_1[n]=c_{10}=-0.9$

$\forall n\in\mathbb{N}^*$

Parametri variabili

$a_1[n]\overset{def}{=}a_{10}\cos\left(\frac{10\pi n}{N}\right)$

$b_1[n]\overset{def}{=}b_{10}\,\mathrm{sgn}\left[\cos\left(\frac{4\pi n}{N}\right)\right]$

$c_1[n]\overset{def}{=}c_{10}\,\mathrm{Sc}\left(\frac{18\pi n}{N}\right)$

$\forall n\in\mathbb{N}^*$

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

Date generate $\mathcal{D}=\{u[n]\}_{n=\overline{1,N}}\cup\{y[n]\}_{n=\overline{1,N}}$

ales liber de către utilizator ➔ $N\geq 200$

☝ Pe un orizont mare de timp, modelul ARMAX tinde să devină un model ARX.

Indici structurali sunt cunoscuți $na=nb=nc=1$

Test de stop ➔ Epuizarea datelor de pe orizontul de măsură.

Obiectiv

- Compararea performanţelor metodelor recursive de identificare în cazul modelelor din clasa ARMAX.

Identificare recursivă

☞ Probleme de simulare

5p

Contextul de lucru

Rutine preliminare

```
[theta,ypred] = rnume(D,si,ma,pa) ;
```

Rutine de bibliotecă MATLAB-IS

rarmax	rarx	rbj	rpem	rplr	roe
ARMAX	ARX	BJ	RSISO	ARMAX	OE
MMEP-R	MCMMP-R	MMEP-R	MMEP-R	MRPL-R	MMEP-R

Metoda de Regresie Pseudo-Liniară

MMEP în care s-a înlocuit MGN cu o metodă de optimizare mai precisă: Metoda Newton-Raphson (MNR)

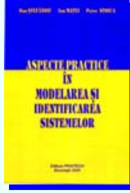
☝ Argumentele de intrare al acestor funcţii pot fi completate cu variabile care să indice explicit o anumită iniţializare a procesului recursiv.

```
[theta,ypred,P,phi] = rnume(D,si,ma,pa,theta0,P0,phi0) ;
```

D este obiectul de tip **IDDATA** corespunzător datelor generate (intrarea se regăseşte în **D.u**, iar ieşirea în **D.y**);

si este vectorul indicilor structurali şi al întîrzierii modelului (ca în cazul rutinei **pem**):

si = [na nb nc nd nf nk];



❻ Identificare recursivă

☞ Probleme de simulare

Contextul de lucru

Rutine preliminare

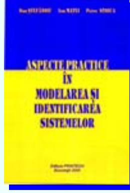
```
[theta,ypred,P,phi] = rnume(D,si,ma,pa,theta0,P0,phi0) ;
```

ma este un argument care indică metoda de adaptare a algoritmului off-line la algoritmul on-line (şir de 2 caractere):

- **'ff'** se va opera cu criteriu pătratic afectat de fereastră exponenţială (i.e. cu factor de uitare; **'ff'** = *forgetting factor*);
- **'ug'** se va utiliza o metodă de gradient (Newton-Raphson) ne-normalizată (**'ug'** = *unnormalized gradient*);
- **'ng'** se va utiliza o metodă de gradient (Newton-Raphson) normalizată (**'ng'** = *normalized gradient*);
- **'kf'** se va utiliza reprezentarea pe stare şi filtrarea Kalman (aici: **'kf'** = *Kalman filtering*);

pa este un parametru de adaptare corespunzător metodei de adaptare a algoritmului off-line la algoritmul on-line, adică argumentului **ma** (scalar sau matrice):

- λ factorul de uitare (scalar) pentru fereastra exponenţială (cînd argumentul **ma** este setat cu **'ff'**);
- γ cîştigul dorit (scalar) în cazul utilizării algoritmilor de gradient (cînd argumentul **ma** este setat cu **'ug'** sau **'ng'**);
- $\mathbf{R}_v$ matricea de răspîndire în cazul utilizării algoritmului bazat pe filtrare Kalman (cînd argumentul **ma** este setat cu **'kf'**); în acest caz, parametrul λ^2 (dispersia zgomotului alb) este considerat implicit egal cu 1; dacă, în realitate, λ^2 nu este unitară, se poate demonstra că estimaţia parametrilor nu este afectată dacă se scalează matricile $\mathbf{R}_v$ şi $\mathbf{P}_0$ cu valoarea estimată a sa (urmînd să se lucreze tot cu $\lambda^2 = 1$, ca în cazul implicit).



❻ Identificare recursivă

☞ Probleme de simulare

Contextul de lucru

Rutine preliminare

```
[theta,ypred,P,phi] = rnume(D,si,ma,pa,theta0,P0,phi0) ;
```

`theta` este matricea parametrilor estimați variabili în timp; fiecare linie a matricii memorează valoarea parametrilor la un anumit moment de timp; numărul de linii este egal cu lungimea orizontului de măsură (adică a vectorilor **`D.u`** şi **`D.y`**); pe fiecare linie, parametrii sunt precizați în ordinea alfabetică a numelor polinoamelor pe care le reprezintă (A, B, C, D, F);

`ypred` este vectorul ieşirii predictate a procesului la fiecare moment de timp, folosind modelul matematic reactualizat; lungimea sa este egală cu lungimea orizontului de măsură.

`theta0` este vectorul inițial al parametrilor;

`P0` este matricea inițială $\mathbf{P}_0$;

`phi0` este vectorul inițial al regresorilor $\varphi[0]$;

`P` este matricea finală $\mathbf{P}_N$;

`phi` este vectorul final al regresorilor $\varphi[N]$.

❻ Identificare recursivă

☞ Probleme de simulare

Contextul de lucru

☝ Inexistentă în biblioteca MATLAB-IS. Disponibilă pe CD.

Rutine preliminare

```
[theta,ypred,P,phi,z] = riv(D,si,f,lambda,theta0,P0,phi0,z0) ;
```

MVI-R

`f`	este semnalul instrumental (implicit: `f=D.u`);
`lambda`	este factorul de uitare ($\lambda \in (0,1]$) (implicit: `lambda=1`);
`z0`	este vectorul inițial al instrumentelor $\zeta[0]$;
`z`	este vectorul final al instrumentelor $\zeta[N]$.

Restul argumentelor funcției au fost explicitate mai înainte, iar indicii structurali `si` conțin numai ordinele modelului ARX.

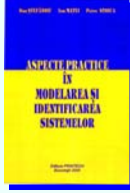
Cu toate acestea, algoritmul este implementat numai în varianta cu fereastră exponențială (de aceea argumentul `ma` lipsește).

```
[D,V,P] = gdata_vp(cv,N,sigma,lambda,bin) ;
```

(generează date)

`cv`	este un comutator care arată tipul de proces: cu parametri constanți (`cv=0`) sau cu parametri variabili (`cv~=0`); (implicit: `cv=0`);
`N`	este orizontul de măsură (implicit: `N=250`);
`sigma`	este deviația standard a intrării SPA (implicit: `sigma=1`);

❻ Identificare recursivă



☞ Probleme de simulare

Contextul de lucru

Rutine preliminare

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

`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 (adică MA-filtrat) în **`V.y`**);

`P` este obiectul de tip **`IDMODEL`** corespunzător modelului de proces furnizor de date; în cazul parametrilor constanți: **`P.a=[1 a0]`**, **`P.b=[0 b0]`**, **`P.c=[1 c0]`**; în cazul parametrilor variabili: **`P.a=[1 a]`**, **`P.b=[0 b]`**, **`P.c=[1 c]`** (unde **`a`**, **`b`** şi **`c`** sunt vectorii de variație).

☝ Se vor genera 2 seturi de date: unul provenit de la procesul cu parametri constanți şi altul – de la procesul cu parametri variabili.

❻ Identificare recursivă

☞ Probleme de simulare

Problema 6.1 (Identificare recursivă comparativă cu algoritmul de bază) 1p

Mini-simulatorul **ISLAB_6A** efectuează o comparaţie între cele 4 metode de identificare recursive menţionate, adică: MCMMP-R, MVI-R, MMEP-R şi MRPL-R, folosind setul de date $\mathcal{D}_c$ (generate de procesul cu parametri constanţi). Primele două metode operează cu modelul ARX[1,1] (extras din modelul ARMAX prin anularea componentei MA), în timp ce ultimele două – cu modelul ARMAX[1,1,1]. Pentru aprecierea performanţelor lor, sunt afişate 4 ferestre grafice care includ variaţiile parametrilor reali (aici constanţi) suprapuse peste variaţiile parametrilor estimaţi şi variaţia ieşirii simulate suprapuse peste ieşirea reală (măsurată) a procesului.

0.3 p Să se comenteze rezultatele obţinute cu ajutorul mini-simulatorului **ISLAB_6A**. Care ar fi explicaţiile performanţelor mai slabe ale MCMMP-R în estimarea parametrului părţii AR?

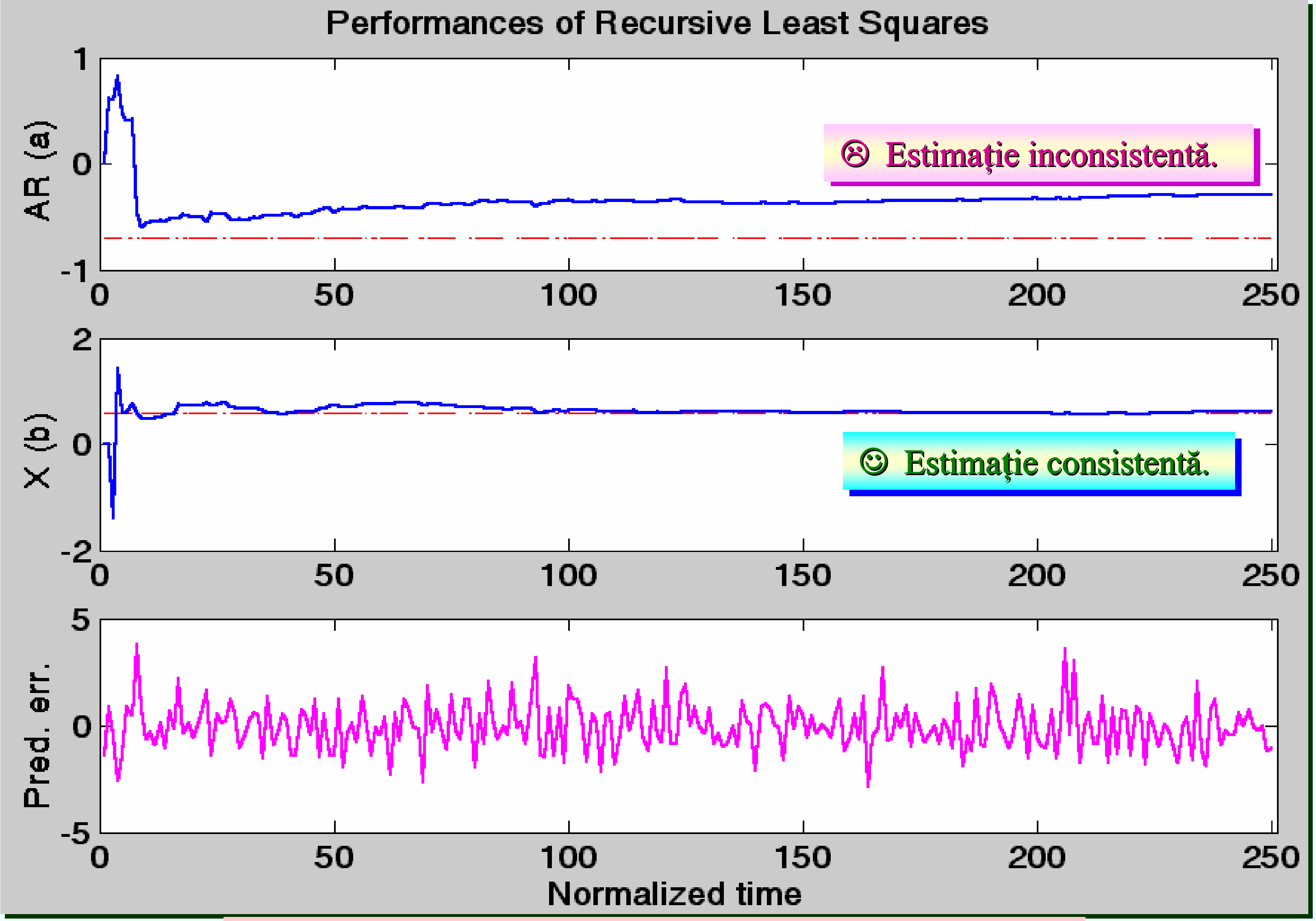
0.7 p Să se proiecteze mini-simulatorul **ISLAB_6B**, similar ca structură cu **ISLAB_6A**, dar care operează cu datele $\mathcal{D}_v$ (generate de procesul cu parametri variabili). Comentaţi rezultatele obţinute.

Program existent pe CD **ISLAB_6A**

Program ce trebuie proiectat **ISLAB_6B**

❻ Identificare recursivă

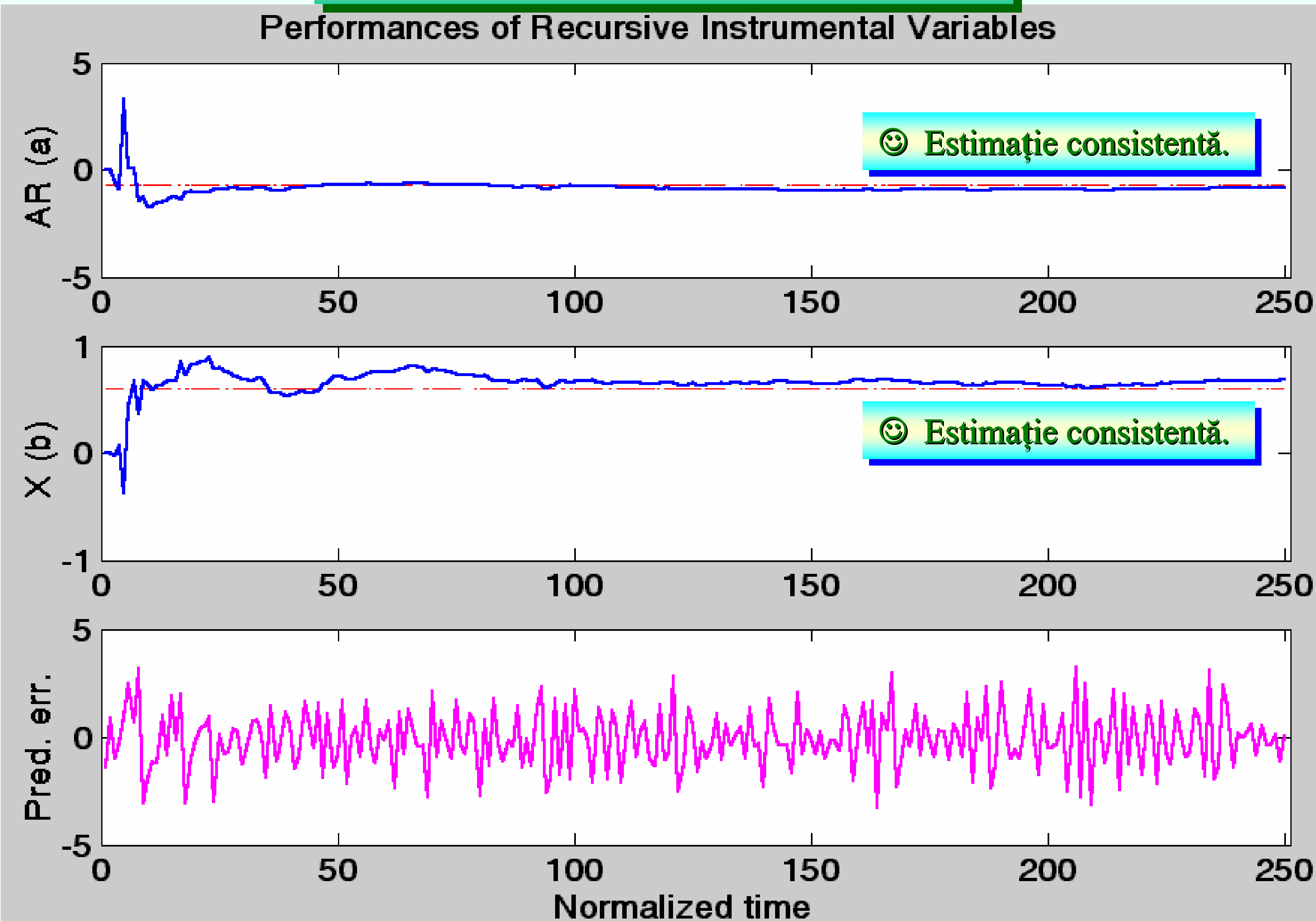
Ce afişează mini-simulatorul **ISLAB_6A**



Performanţele MCMMP-R în cazul modelului ARX

❻ Identificare recursivă

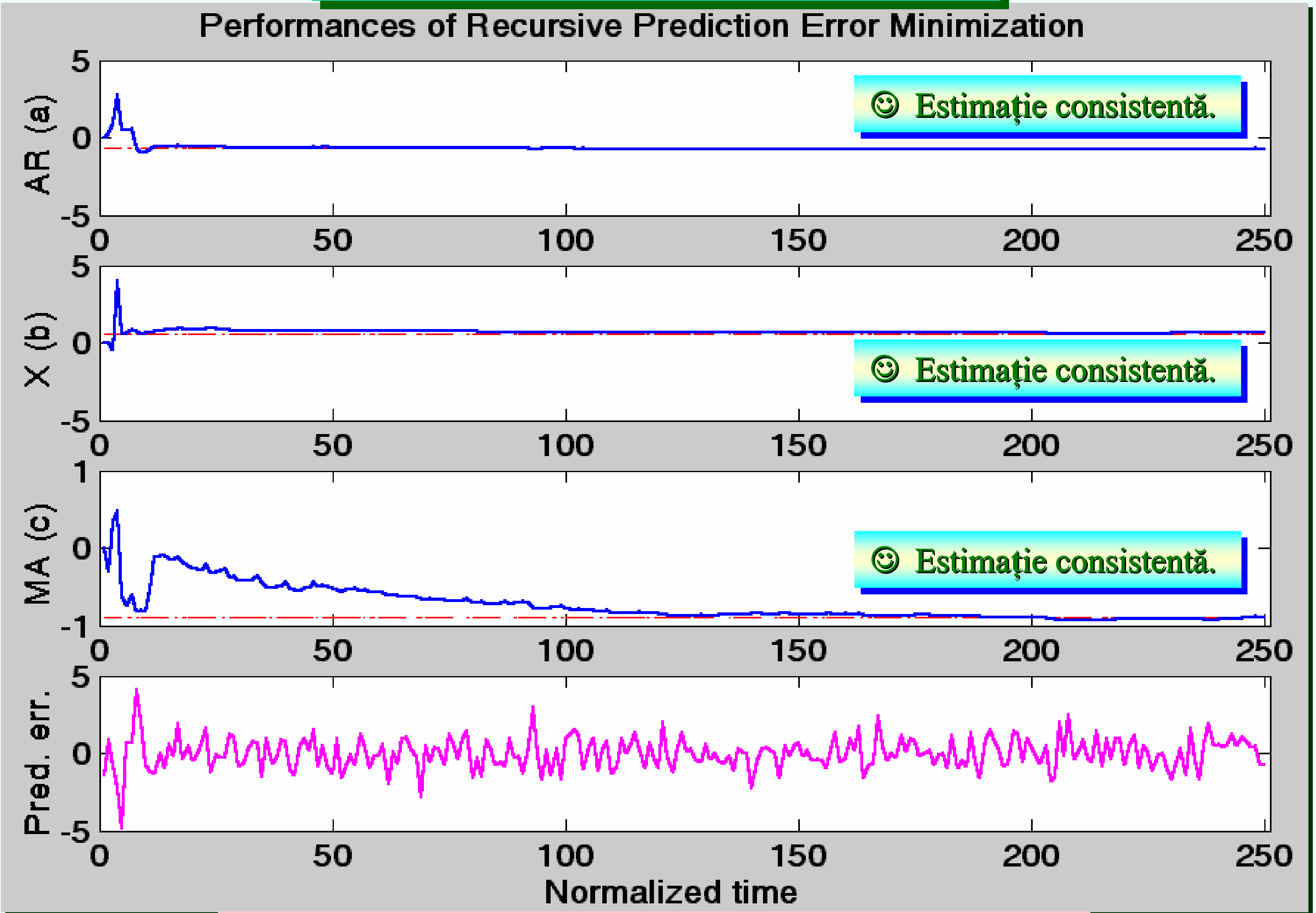
Ce afişează mini-simulatorul **ISLAB_6A**



Performanţele MVI-R în cazul modelului ARX

❻ Identificare recursivă

Ce afişează mini-simulatorul **ISLAB_6A**

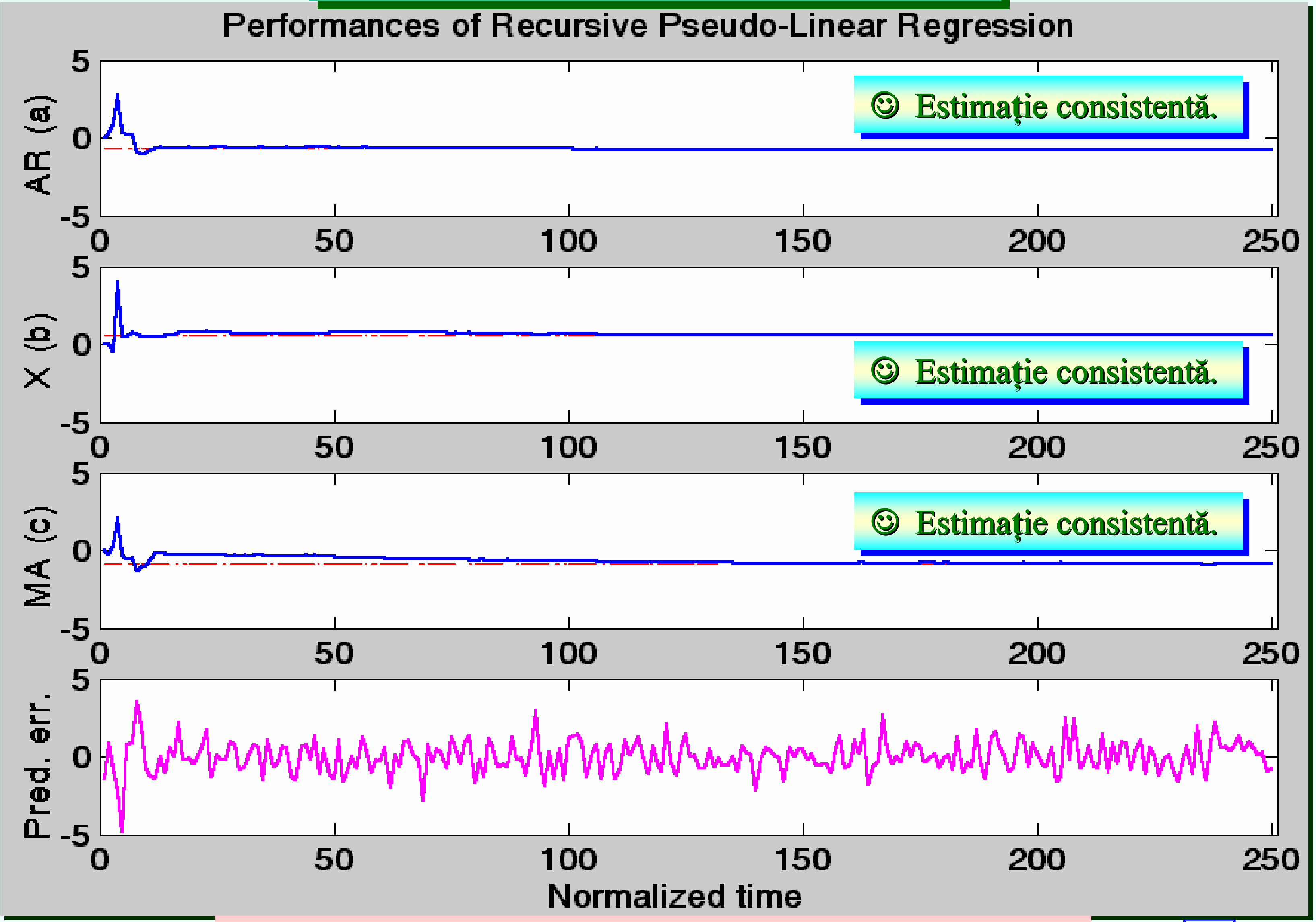


☝ Eficienţă superioară.

Performanţele MMEP-R în cazul modelului ARMAX

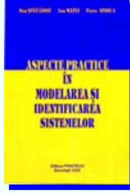
❻ Identificare recursivă

Ce afişează mini-simulatorul **ISLAB_6A**



☝ Eficienţă maximă, dar şi complexitate ridicată.

Performanţele MPRL-R în cazul modelului ARMAX



❻ Identificare recursivă

☞ Probleme de simulare

Problema 6.2 (Identificare recursivă cu diferite inițializări) 2p

Să se proiecteze mini-simulatorul **ISLAB_6C**, care să afişeze performanțele MCMMP-R (sau MVI-R) pentru inițializările $\mathbf{P}_0 = \alpha\mathbf{I}$, cu $\alpha \in \{0.01, 0.1, 1, 10, 100\}$.

Program ce trebuie proiectat **ISLAB_6C**

Problema 6.3 (Identificare recursivă cu fereastră exponențială) 2p

Rutinele recursive folosite în mini-simulatoarele din **Problema 6.1** au posibilitatea de a opera cu fereastra exponențială aplicată erorii de predicție. Să se proiecteze mini-simulatorul **ISLAB_6D**, care să afişeze performanțele MCMMP-R (sau MVI-R) pentru următoarele valori ale factorului de uitare: $\lambda \in \{0.95, 0.96, 0.97, 0.98, 0.99\}$. Comentați rezultatele obținute în ultimele 2 probleme.

Program ce trebuie proiectat **ISLAB_6D**