

Sumar

✓ Bibliografie

✓ ① Organizarea temelor de laborator

✓ ① Caracterizări în timp și frecvență ale proceselor stocastice

☞ ② Identificarea modelelor neparametrice

③ Identificare parametrică prin Metoda Celor Mai Mici Pătrate (MCMMP)

④ Identificare parametrică prin Metoda Variabilelor Instrumentale (MVI)

⑤ Identificare parametrică prin Metoda Minimizării Erorii de Predicție (MMEP)

⑥ Identificare recursivă

② Identificarea modelelor neparametrice

☞ Contextul de lucru

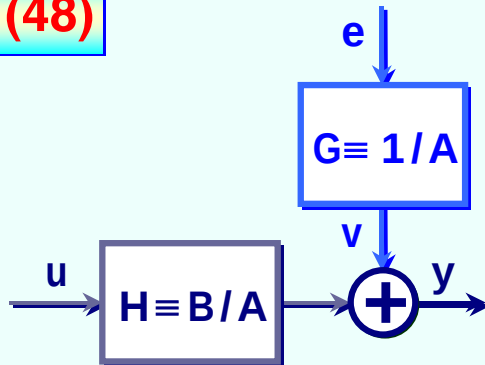
Două modele **ARMAX**

Auto-Regresiv cu Control eXogen

Eroare de Ieșire (Output Error)

$$\text{ARX}[na,nb]: A(q^{-1})y[n] = B(q^{-1})u[n] + e[n]$$

(48)



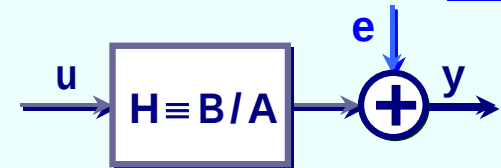
$$E\{e[n]\} = 0$$

$$E\{e[n]e[n \pm k]\} = \lambda^2 \delta_0[k], \quad \forall k \in \mathbb{Z}$$

(zgomot alb)

$$\text{OE}[na,nb]: y[n] = \frac{B(q^{-1})}{A(q^{-1})} u[n] + e[n]$$

(49)



Cazuri particulare

Ordin I

$$A(q^{-1}) = 1 - 0.8q^{-1}$$

$$B(q^{-1}) = q^{-1}$$

(50)

Ordin II

$$A(q^{-1}) = 1 - 0.1q^{-1} - 0.56q^{-2}$$

$$B(q^{-1}) = 0.5q^{-1} + 0.3q^{-2}$$

(51)

Obiectiv

• **Determinarea:**

- ➔ răspunsului **indicial**
- ➔ răspunsului **la impuls**
- ➔ răspunsului **în frecvență**

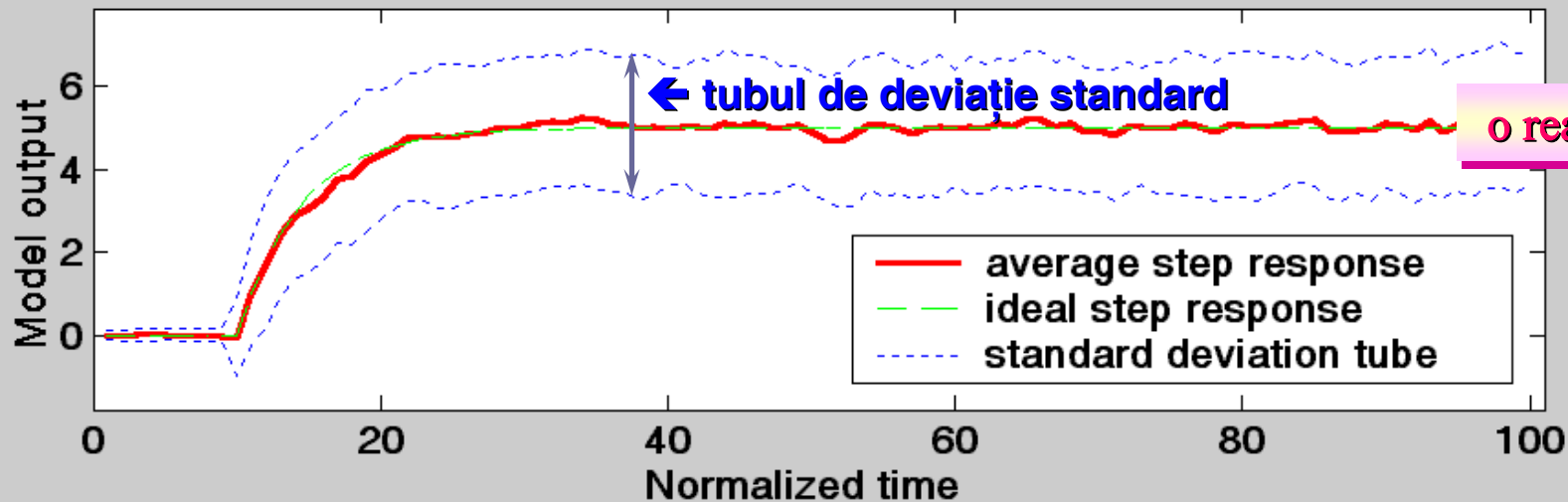
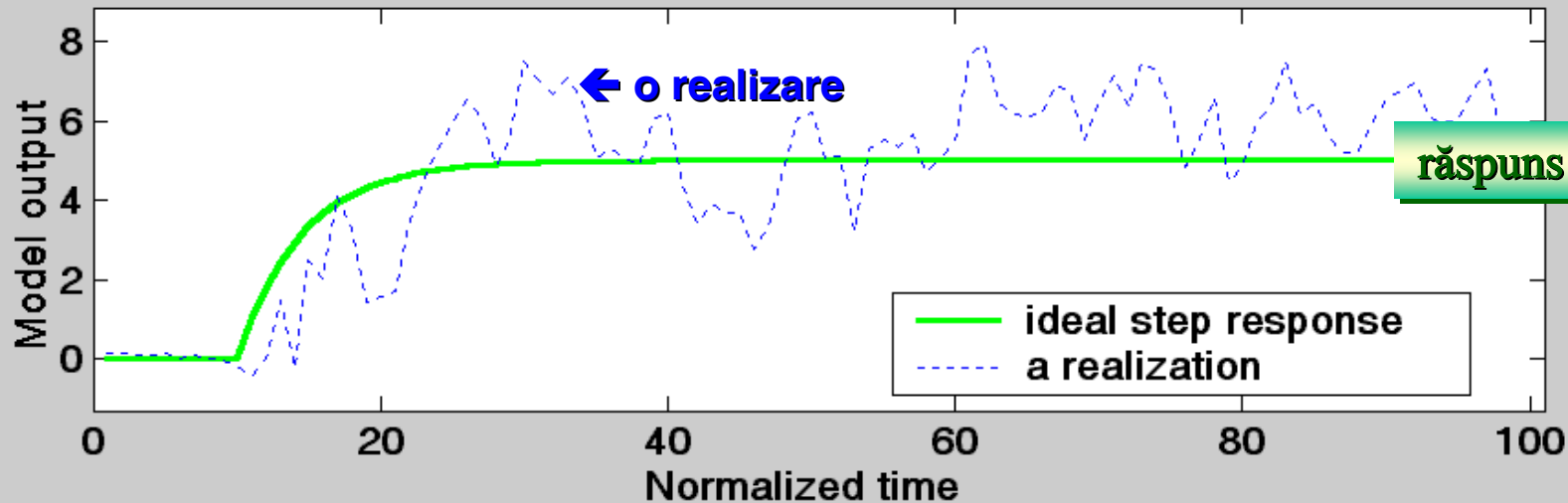


② Identificarea modelelor neparametrice

👉 Exemple (model ARX de ordin I)

Analiză tranzitorie

Transient analysis of an ARX[1,1] model



⚡ Operația de mediere statistică peste un număr de realizări este esențială.



2.3

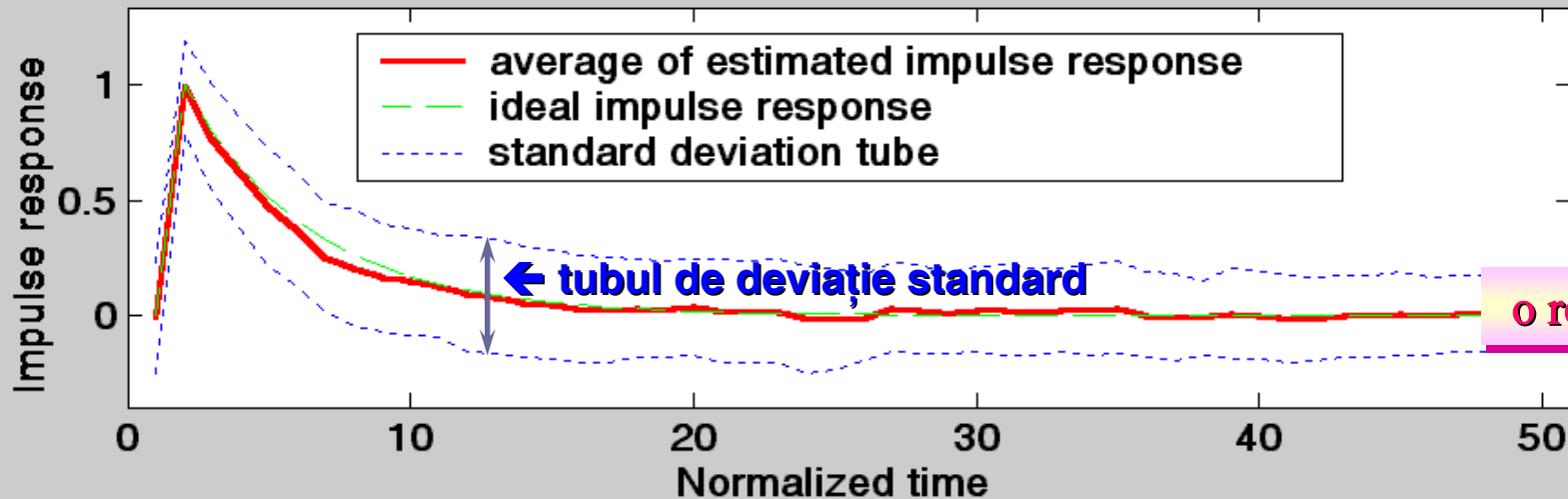
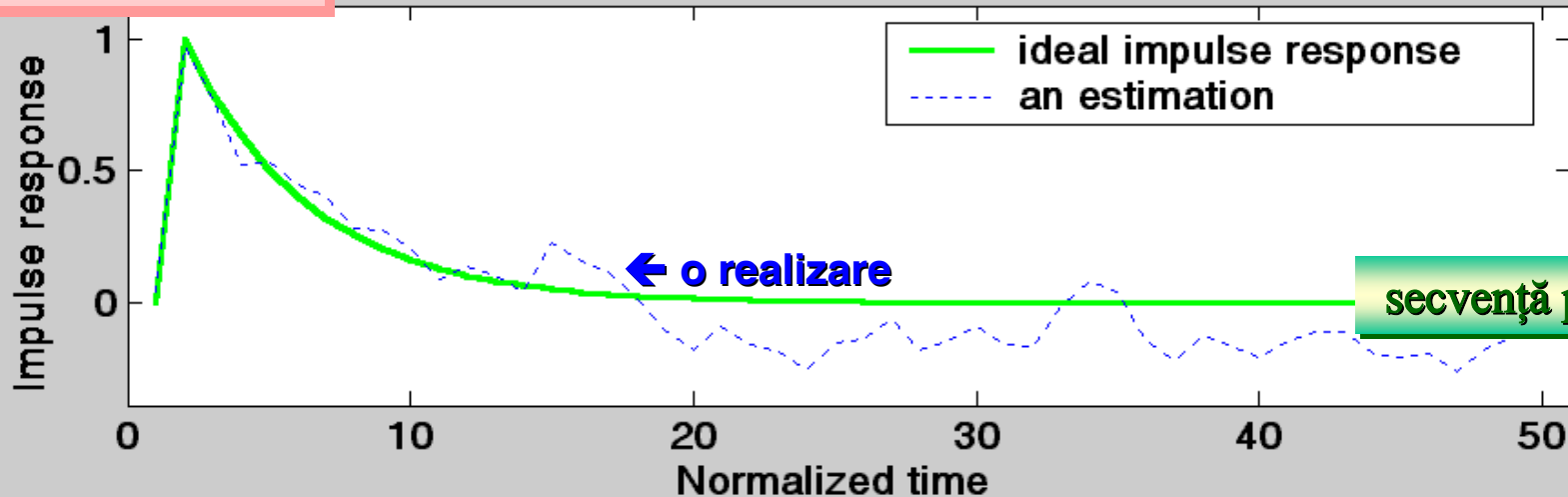


② Identificarea modelelor neparametrice

👉 Exemple (model ARX de ordin I)

Analiză pe bază
de corelație

Correlation analysis of an ARX[1,1] model



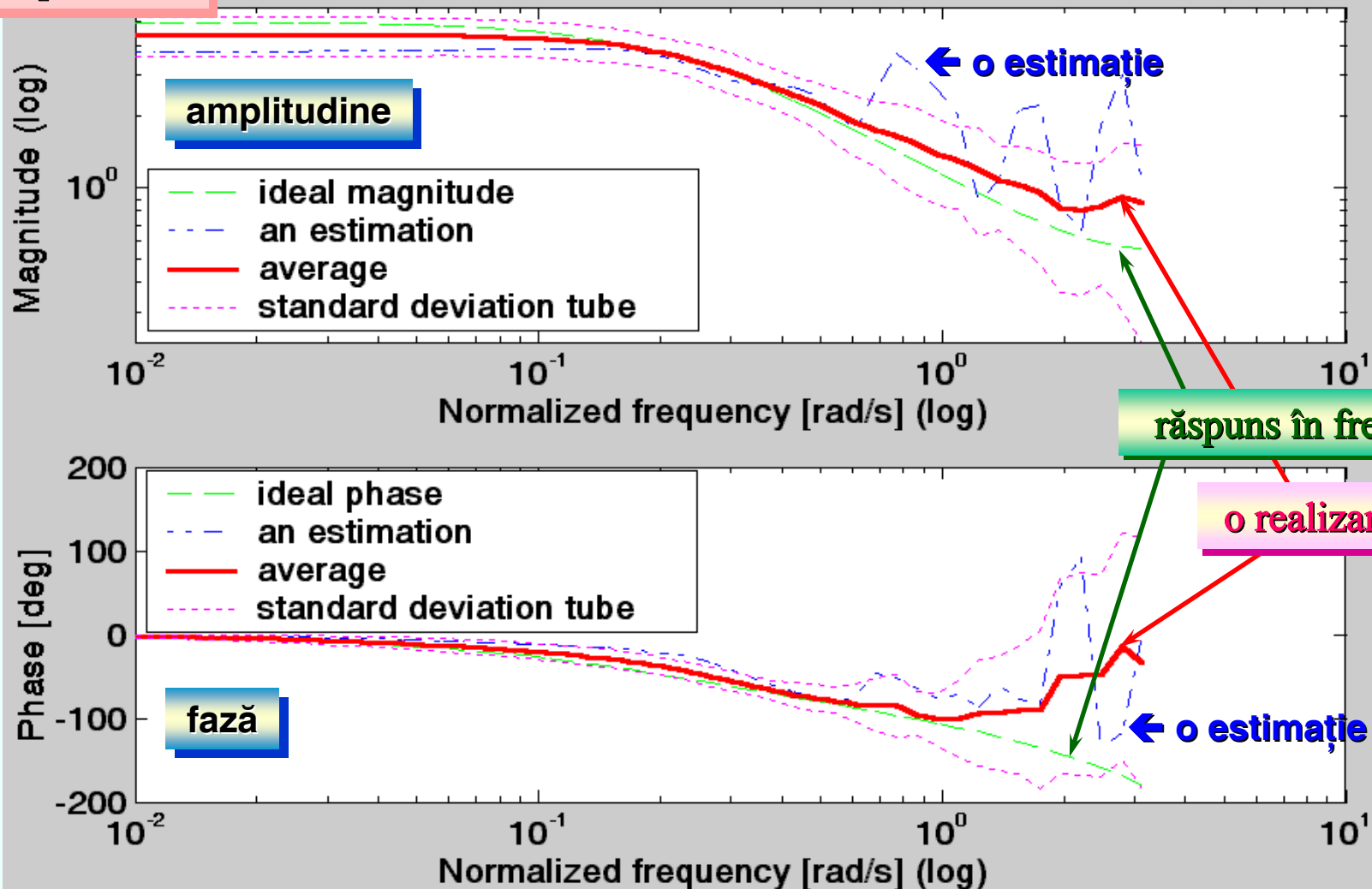
🔔 Ecuația Wiener-Hopf este esențială.

② Identificarea modelelor neparametrice

👉 Exemple (model ARX de ordin I)

Analiză
spectrală

Spectral analysis with Hamming window of length $M = 30$.



⚡ Ecuația transferului densității spectrale prin sisteme liniare este esențială.



2.5



② Identificarea modelelor neparametrice

Contextul de lucru

Matrice de auto-covarianță

$$\mathbf{R}_M(u) \stackrel{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} r_u[0] & r_u[1] & r_u[2] & \cdots & r_u[M-1] \\ r_u[1] & r_u[0] & r_u[1] & \cdots & r_u[M-2] \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ r_u[M-2] & \cdots & r_u[1] & r_u[0] & r_u[1] \\ r_u[M-1] & \cdots & r_u[2] & r_u[1] & r_u[0] \end{bmatrix} \geq 0$$

Matrice Toeplitz simetrică

Matrice al cărei element generic depinde numai de modulul diferenței indicilor săi.

Matricea poate fi construită folosind numai o linie sau o coloană.

$$r_u[k] \stackrel{\text{def}}{=} E\{u[n]u[n-k]\}$$

Ipoteza Ergodică

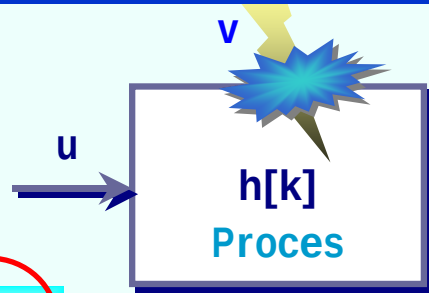
$$r_u[k] \cong \frac{1}{N-k} \sum_{n=k+1}^N u[n]u[n-k]$$

$$\forall k \in 1 \dots \lfloor N/4 \rfloor$$

☞ pentru a asigura o precizie suficient de mare

☞ persistență

Ecuția Wiener-Hopf



vectorul parametrilor necunoscuți

$$\theta^T \stackrel{\text{def}}{=} [h[0] \quad h[1] \quad \cdots \quad h[M-1]]$$

Cum s-ar putea determina θ din date I/O măsurate?

$$y \equiv h * u + v$$

vectorul covarianțelor încrucișate

$$\mathbf{R}_M(u) > 0$$

$$E\{v[n]u[n-k]\} \equiv 0$$

$$\mathbf{R}_M(u)\theta = \mathbf{r}_M(y, u)$$

$$\theta = \mathbf{R}_M^{-1}(u)\mathbf{r}_M(y, u)$$

② Identificarea modelelor ne-parametrice

Contextul de lucru

Persistență (de ordin M)

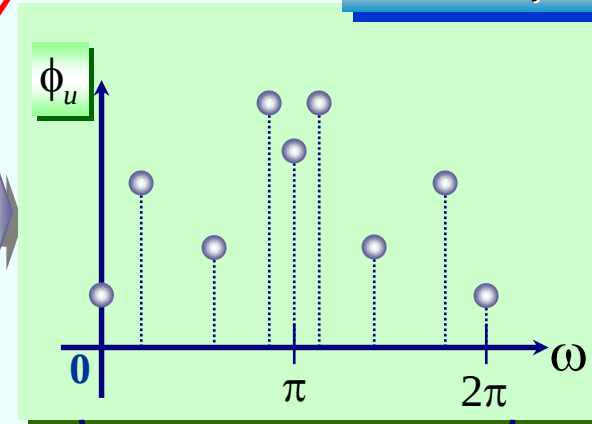
Timp

$$\mathbf{R}_M(u) \stackrel{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} r_u[0] & r_u[1] & r_u[2] & \cdots & r_u[M-1] \\ r_u[1] & r_u[0] & r_u[1] & \cdots & r_u[M-2] \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ r_u[M-2] & \cdots & r_u[1] & r_u[0] & r_u[1] \\ r_u[M-1] & \cdots & r_u[2] & r_u[1] & r_u[0] \end{bmatrix}$$

> 0

↗ inversabilă

Frecvență

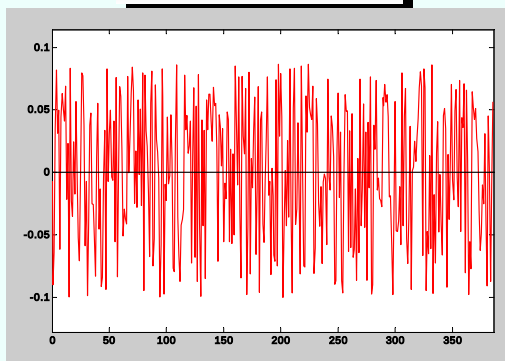


- Se pot determina primele M valori ale secvenței pondere.

↗ cel puțin M linii spectrale nenule

Semnalul persistent **ideal** ($M = \infty$)

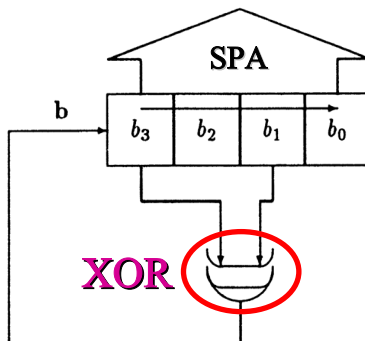
Zgomotul alb



↗ Imposibil de generat.

Semnalul persistent **practic**

Semnal Pseudo-Aleator (Binar) - SPA(B)



SPAB

b		b_3	b_2	b_1	b_0	SPA
1	↘	0	1	1	1	→ 7
0	↘	1	0	1	1	→ 11
0	↘	0	1	0	1	→ 5
1	↘	0	0	1	0	→ 2
1	↘	1	0	0	1	→ 9
1	↘	1	1	0	0	→ 12
0	↘	1	1	1	0	→ 14
1	↘	0	1	1	1	→ 7

Ordin de
persistență egal
cu perioada.

② Identificarea modelelor neparametrice

👉 Probleme de simulare

9p

Program
existent pe CD

ISLAB_2A

Programe ce
trebuie proiectate

ISLAB_2B

ISLAB_2C

Înainte de a rula mini-
simulatoarele
existente, trebuie
executate comenzile:

> global FIG

> FIG = 1 ;

2.8

Problema 2.1 (analiză tranzitorie) 1p

În cadrul acestei probleme, se va studia analiza tranzitorie. Modelele ARX și OE vor fi simulate de 100 de ori cu intrarea treaptă:

$$u[n] = \begin{cases} 0 & , n \leq 9 \\ 1 & , n \in \overline{10,100} \end{cases}$$

(timp de cel cel mult 100 de perioade de eșantionare).

0.1 p

Să se reprezinte grafic, într-o primă fereastră, răspunsul indicial ideal al modelului ARX de ordin I (adică în absența zgomotului) plus prima realizare a ieșirii. Într-o a doua fereastră, să se traseze media răspunsurilor obținute (în prezența zgomotului), împreună cu răspunsul indicial ideal și tubul de amplitudine a ieșirii oferit de deviația standard. În acest scop, se vor folosi funcțiile MATLAB: **filter**, **mean** și **std**. Observați că deviația standard trebuie calculată luând în considerare ansamblul statistic al realizărilor și nu media acestor realizări. Ce rol credeți ca are tubul de deviație standard astfel ilustrat? Denumiți mini-simulatorul pe care l-ați proiectat prin **ISLAB_2A**.

0.1 p

Studiați convergența ieșirii la răspunsul indicial ideal variind numărul de realizări ale procesului ARX în diferite rulări ale mini-simulatorului **ISLAB_2A**. Este aparent verificată ipoteza ergodică? (Oferiți toate explicațiile necesare.)

0.1 p

Imaginați o tehnică de estimare pe cale grafică a celor 2 parametri a și b ai modelului ARX de ordin I, folosind realizările ieșirii (mai precis zona tranzitorie a acestora).

0.3 p

Reluați simulările pentru modelul OE (proiectați mini-simulatorul **ISLAB_2B**) și comparați rezultatele cu cele ale simulatorului precedent.

0.4 p

Generalizați mini-simulatoarele **ISLAB_2A** și **ISLAB_2B** pentru cazul unui model ARMAX[na,nb,nc] (adică proiectați mini-simulatorul general **ISLAB_2C**) utilizând aceeași intrare treaptă de mai sus și un zgomot alb de dispersie unitară. Rulați simulatorul în cazul modelelor ARX și OE de ordin II. Comparați rezultatele celor 2 modele. Pot fi determinați parametrii unui sistem de ordin II (amplificare, supra-reglaj, pulsație de rezonanță), afectat de zgomot, prin analiză tranzitorie, ca în cazul sistemelor de ordin I? Dacă nu, argumentați de ce. Dacă da, explicați în ce constă tehnica de identificare.

② Identificarea modelelor neparametrice

filter

Rutine MATLAB (Problema 2.1)

Filter data with an infinite impulse response (IIR) or finite impulse response (FIR) filter

Syntax

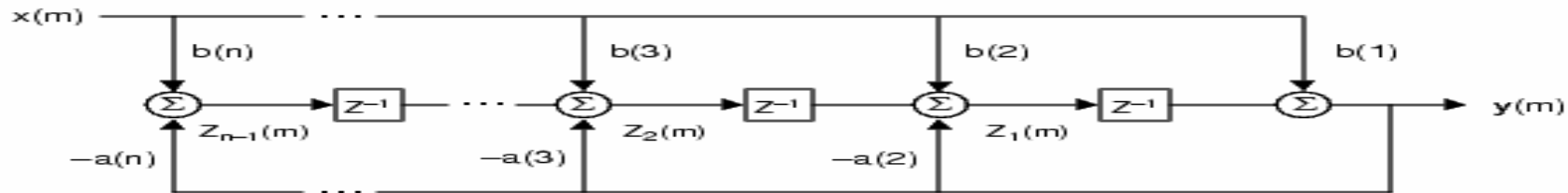
- ```
y = filter(b,a,X)
[y,zf] = filter(b,a,X)
[y,zf] = filter(b,a,X,zi)
y = filter(b,a,X,zi,dim)
[...] = filter(b,a,X,[],dim)
```

### Description

The `filter` function filters a data sequence using a digital filter which works for both real and complex inputs. The filter is a *direct form II transposed* implementation of the standard difference equation (see "Algorithm").

### Algorithm

The `filter` function is implemented as a direct form II transposed structure,



or

- $$y(n) = b(1)*x(n) + b(2)*x(n-1) + \dots + b(nb+1)*x(n-nb) - a(2)*y(n-1) - \dots - a(na+1)*y(n-na)$$

where  $n-1$  is the filter order, and which handles both FIR and IIR filters [11].

- $$Y(z) = \frac{b(1) + b(2)z^{-1} + \dots + b(nb+1)z^{-nb}}{1 + a(2)z^{-1} + \dots + a(na+1)z^{-na}} X(z)$$

> help function

> helpwin

> doc function

Domeniul  
Complex

Domeniul  
Timp

$z^{-1}$

$q^{-1}$

2.9

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB (Problema 2.1)

#### mean

Average or mean value of arrays

#### Syntax

- `M = mean(A)`  
`M = mean(A,dim)`

#### Description

`M = mean(A)` returns the mean values of the elements along different dimensions of an array.

If `A` is a vector, `mean(A)` returns the mean value of `A`.

If `A` is a matrix, `mean(A)` treats the columns of `A` as vectors, returning a row vector of mean values.

If `A` is a multidimensional array, `mean(A)` treats the values along the first non-singleton dimension as vectors, returning an array of mean values.

`M = mean(A,dim)` returns the mean values for elements along the dimension of `A` specified by scalar `dim`.

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB (Problema 2.1)

#### std

Standard deviation

#### Syntax

- `s = std(X)`  
`s = std(X,flag)`  
`s = std(X,flag,dim)`

#### Definition

There are two common textbook definitions for the standard deviation  $s$  of a data vector  $X$ .

- (1)  $s = \left( \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$   
(2)  $s = \left( \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \right)^{\frac{1}{2}}$

where

- $$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i$$

and  $n$  is the number of elements in the sample. The two forms of the equation differ only in  $n-1$  versus  $n$  in the divisor.

#### Description

`s = std(X)`, where  $X$  is a vector, returns the standard deviation using (1) above. If  $X$  is a random sample of data from a normal distribution,  $s^2$  is the best *unbiased* estimate of its variance.

If  $X$  is a matrix, `std(X)` returns a row vector containing the standard deviation of the elements of each column of  $X$ . If  $X$  is a multidimensional array, `std(X)` is the standard deviation of the elements along the first nonsingleton dimension of  $X$ .

`s = std(X,flag)` for `flag = 0`, is the same as `std(X)`. For `flag = 1`, `std(X,1)` returns the standard deviation using (2) above, producing the second moment of the sample about its mean.

`s = std(X,flag,dim)` computes the standard deviations along the dimension of  $X$  specified by scalar `dim`.

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### rand

### Rutine MATLAB (Problema 2.1)

Uniformly distributed random numbers and arrays

#### Syntax

```
Y = rand(n)
Y = rand(m,n)
Y = rand([m n])
Y = rand(m,n,p,...)
Y = rand([m n p...])
Y = rand(size(A))
rand
s = rand('state')
```

#### Description

The `rand` function generates arrays of random numbers whose elements are uniformly distributed in the interval (0,1).

`Y = rand(n)` returns an  $n$ -by- $n$  matrix of random entries. An error message appears if  $n$  is not a scalar.

`Y = rand(m,n)` or `Y = rand([m n])` returns an  $m$ -by- $n$  matrix of random entries.

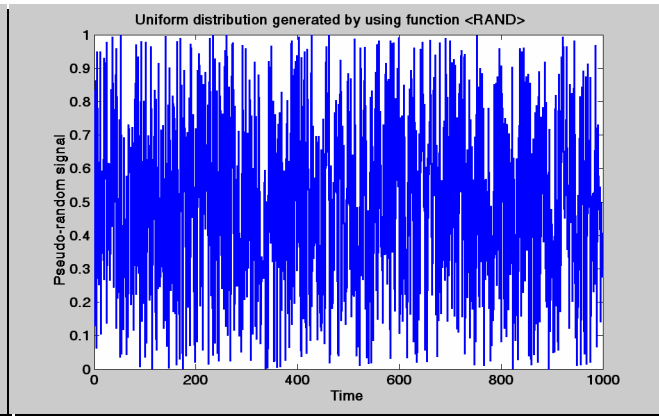
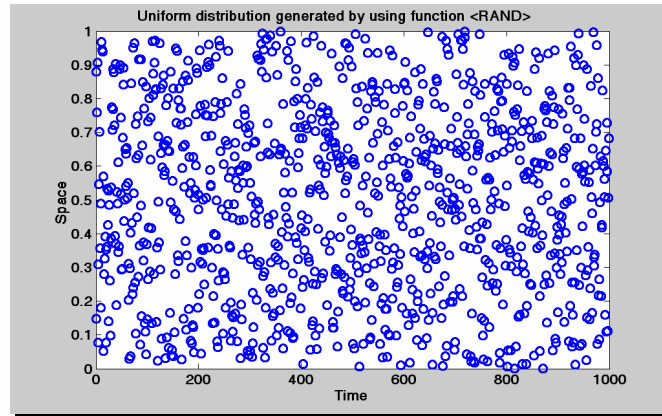
`Y = rand(m,n,p,...)` or `Y = rand([m n p...])` generates random arrays.

`Y = rand(size(A))` returns an array of random entries that is the same size as `A`.

`rand`, by itself, returns a scalar whose value changes each time it's referenced.

`s = rand('state')` returns a 35-element vector containing the current state of the uniform generator. To change the state of the generator:

|                                           |                                                                                    |
|-------------------------------------------|------------------------------------------------------------------------------------|
| <code>rand('state',s)</code>              | Resets the state to <code>s</code> .                                               |
| <code>rand('state',0)</code>              | Resets the generator to its initial state.                                         |
| <code>rand('state',j)</code>              | For integer <code>j</code> , resets the generator to its <code>j</code> -th state. |
| <code>rand('state',sum(100*clock))</code> | Resets it to a different state each time.                                          |



## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB (Problema 2.1)

#### randn

Normally distributed random numbers and arrays

#### Syntax

- `Y = randn(n)`  
`Y = randn(m,n)`  
`Y = randn([m n])`  
`Y = randn(m,n,p,...)`  
`Y = randn([m n p...])`  
`Y = randn(size(A))`  
`randn`  
`s = randn('state')`

#### Description

The `randn` function generates arrays of random numbers whose elements are normally distributed with mean 0, variance  $\sigma^2 = 1$ , and standard deviation  $\sigma = 1$ .

`Y = randn(n)` returns an  $n$ -by- $n$  matrix of random entries. An error message appears if  $n$  is not a scalar.

`Y = randn(m,n)` or `Y = randn([m n])` returns an  $m$ -by- $n$  matrix of random entries.

`Y = randn(m,n,p,...)` or `Y = randn([m n p...])` generates random arrays.

`Y = randn(size(A))` returns an array of random entries that is the same size as `A`.

`randn`, by itself, returns a scalar whose value changes each time it's referenced.

`s = randn('state')` returns a 2-element vector containing the current state of the normal generator. To change the state of the generator:

`randn('state',s)`

Resets the state to `s`.

`randn('state',0)`

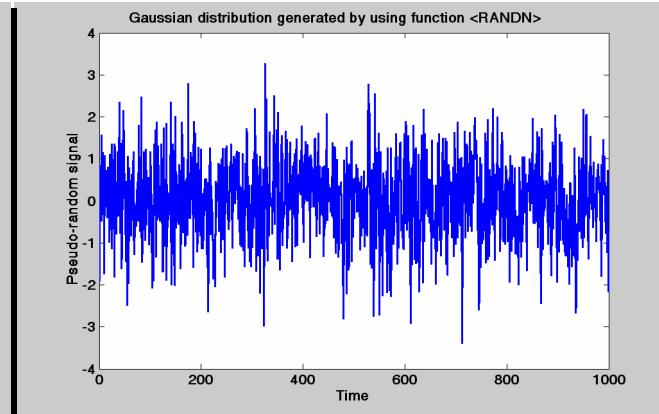
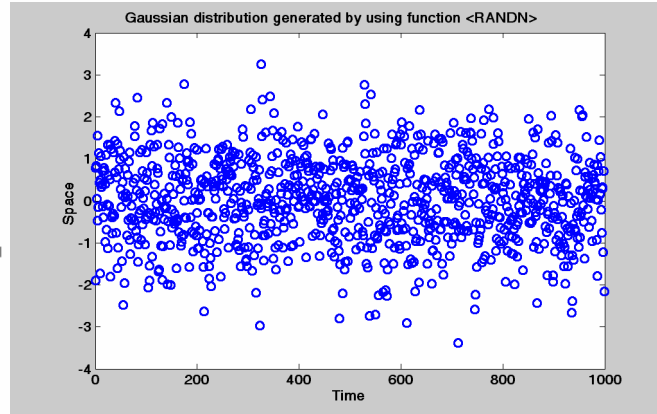
Resets the generator to its initial state.

`randn('state',j)`

For integer `j`, resets the generator to its `j`th state.

`randn('state',sum(100*clock))`

Resets it to a different state each time.



## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Problema 2.2 (analiză pe bază de corelație) 6p

Această problemă se referă la analiza pe bază de corelație. Nucleul acestui tip de analiză îl constituie ecuația Wiener-Hopf. Cu ajutorul acestei ecuații, se poate determina o mulțime finită de valori ale funcției pondere (răspunsul cauzal la impuls) asociate unui model de sistem cu ieșiri corupte de zgomot. Dorim să determinăm primele  $M = 50$  de valori ale funcției pondere folosind cele 2 modele ARX și OE. Acestea vor fi stimulate cu un SPAB bipolar de lungime  $N = 100$ . Valorile semnalului de intrare sunt doar  $-1$  și  $+1$ . Se vor efectua 100 de experimente.

0 p

Să se reprezinte grafic, într-o primă fereastră, funcția pondere ideală a modelului ARX de ordin 1 (adică în absența zgomotului) plus funcția pondere estimată rezolvînd ecuația Wiener-Hopf, cu ajutorul datelor de intrare-ieșire corespunzătoare primei realizări a procesului. (Folosiți **Exercițiul 2.2** pentru a implementa ecuația generală a funcției pondere ideale.) Într-o a doua fereastră, să se traseze media estimațiilor obținute (în prezența zgomotului), împreună cu secvența pondere ideală și tubul de deviație standard din jurul mediei și în acest caz se vor folosi funcțiile MATLAB: **filter**, **mean** și **std**. Denumiți mini-simulatorul pe care l-ați proiectat prin **ISLAB\_2D**.

0.3 p

Reluați simulările pentru modelul OE de ordin 1 (proiectați mini-simulatorul **ISLAB\_2E**) și comparați rezultatele cu cele ale simulatorului precedent.

0.7 p

Modificați mini-simulatoarele **ISLAB\_2D** și **ISLAB\_2E** astfel încît intrarea de stimul să fie egală cu:

$$u_f[n] \stackrel{\text{def}}{=} \frac{u_0}{1 - 0.8q^{-1}} u[n], \quad \forall n \in \mathbb{N},$$

unde  $u_0$  este un factor de normare egal cu 0.6, menit să egaleze varianțele lui  $u$  (semnalul SPAB original) și  $u_f$  (versiunea filtrată a semnalului SPAB). Denumiți noile mini-simulatoare prin **ISLAB\_2F** și **ISLAB\_2G**, respectiv. Observați că, de această dată, estimația secvenței pondere pare a fi deviată în ambele cazuri. Care credeți că este cauza acestei proprietăți nedorite?

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Problema 2.2 (analiză pe bază de corelație – continuare)

d. Pentru a diminua deviația estimației secvenței pondere, se pot aplica 2 tehnici de bază: pre-albire de date sau idealizarea matricii de auto-covarianță a intrării.

2 p

➤ *Pre-albirea datelor.* Funcția MATLAB **cra** efectuează analiza pe bază de corelație însoțită de pre-albirea datelor, dacă utilizatorul o dorește. Această operație constă în filtrarea datelor de intrare-ieșire cu ajutorul unui filtru IIR de tip AR[na]. Implicit, ordinul filtrului este  $na = 10$ , dar utilizatorul poate specifica propria sa opțiune în acest scop. Albirea datelor (mai ales de intrare) conduce la diminuarea deviației estimației. În general, această tehnică este utilizată atunci când nu se cunosc suficiente informații despre maniera în care a fost generată intrarea.

Apelul tipic al funcției **cra** este:

**[ir,R,cl] = cra(data,M,na,plot) ;**

unde: **data** este blocul de date măsurate (2 coloane: **[y u]**);

**M** este numărul de valori ale secvenței pondere ce trebuie estimate (implicit: **M=20**);

**na** este ordinul filtrului de albire IIR-AR (implicit: **na=10**); dacă nu se dorește pre-albirea datelor, se poate seta **na=0**;

**plot** este un parametru de afișare grafică; implicit: **plot=1**, care indică trasarea graficului funcției pondere estimate; alte opțiuni recunoscute sunt: **plot=0** (trasarea de grafice este inhibată) și **plot=2** (se trasează graficele tuturor funcțiilor de corelație implicate);

**ir** este răspunsul cauzal la impuls (funcția pondere) estimat(ă);

**R** este o matrice care conține următoarele informații de corelație: pe prima coloană se află pivoții funcțiilor de covarianță; pe coloana a doua se află valorile secvenței de covarianță a ieșirii (după pre-albire, dacă a fost cazul); pe coloana a treia se află valorile secvenței de covarianță a intrării (după pre-albire, dacă este cazul); aceste secvențe pot fi și direct trasate grafic prin apelul: **cra(R)**;

**cl** este nivelul de încredere al estimației funcției pondere.

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Problema 2.2 (analiză pe bază de corelație – continuare)

3 p

➤ *Idealizarea matricii de auto-covarianță a intrării.* Dacă utilizatorul este la curent cu metoda de generare a intrării și poate evalua secvența sa de auto-covarianță, atunci matricea ecuației Wiener-Hopf poate fi implementată direct. În acest context, rezolvarea ecuației (care presupune totuși estimarea corelației încrucișate dintre intrare și ieșire) conduce la estimări cu deviație diminuată.

Folosind fiecare dintre cele 2 tehnici anterioare, să se modifice mini-simulatoarele **ISLAB\_2F** și **ISLAB\_2G** pentru a testa diminuarea deviației estimăției în cazul intrării filtrate  $u_f$ . În cazul celei de-a doua tehnici, se va evalua întâi secvența de auto-covarianță a intrării în formă completă. Pentru a construi matricea de auto-covarianță a intrării, se poate folosi funcția MATLAB **toeplitz** (avînd în vedere că această matrice este de tip Toeplitz simetrică). Denumiți mini-simulatoarele obținute prin **ISLAB\_2H** și **ISLAB\_2I** (pentru modelul ARX) și **ISLAB\_2J** și **ISLAB\_2K** (pentru modelul OE).

Program  
existent pe CD

**ISLAB\_2D**

Programe ce  
trebuie proiectate

**ISLAB\_2E**

**ISLAB\_2I**

**ISLAB\_2F**

**ISLAB\_2J**

**ISLAB\_2G**

**ISLAB\_2K**

**ISLAB\_2H**



Înainte de a rula mini-simulatoarele existente, trebuie executate comenzile:

```
> global FIG
```

```
> FIG = 1 ;
```

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB - System Identification toolbox (Problema 2.2)

**cra**

Perform prewhitening based correlation analysis and estimate impulse response.

#### Syntax

```
•
cra(data);
[ir,R,cl] = cra(data,M,na,plot);
cra(R);
```

#### Description

`data` is the output-input data given as an `iddata` object.

The routine only handles single-input-single-output data pairs. (For the multivariate case, apply `cra` to two signals at a time, or use `impulse`.) `cra` prewhitens the input sequence, i.e., filters `u` through a filter chosen so that the result is as uncorrelated (white) as possible. The output `y` is subjected to the same filter, and then the covariance functions of the filtered `y` and `u` are computed and graphed. The cross correlation function between (prewhitened) input and output is also computed and graphed. Positive values of the lag variable then corresponds to an influence from `u` to later values of `y`. In other words, significant correlation for negative lags is an indication of feedback from `y` to `u` in the data.

A properly scaled version of this correlation function is also an estimate of the system's impulse response `ir`. This is also graphed along with 99% confidence levels. The output argument `ir` is this impulse response estimate, so that its first entry corresponds to lag zero. (Negative lags are excluded in `ir`.) In the plot, the impulse response is scaled, so that it corresponds to an impulse of height  $1/T$  and duration  $T$ , where  $T$  is the sampling interval of the data.

The output argument `R` contains the covariance/correlation information as follows: The first column of `R` contains the lag indices. The second column contains the covariance function of the (possibly filtered) output. The third column contains the covariance function of the (possibly prewhitened) input, and the fourth column contains the correlation function. The plots can be redisplayed by `cra(R)`.

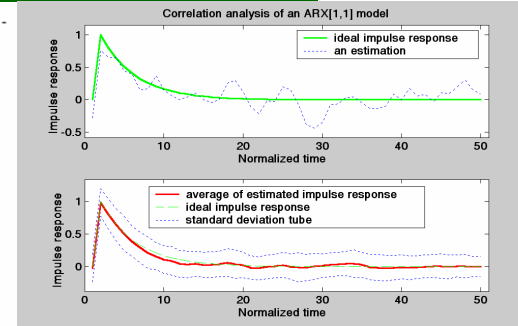
The output argument `cl` is the 99% confidence level for the impulse response estimate.

The optional argument `M` defines the number of lags for which the covariance/correlation functions are computed. These are from `-M` to `M`, so that the length of `R` is  $2M+1$ . The impulse response is computed from 0 to `M`. The default value of `M` is 20.

For the prewhitening, the input is fitted to an AR model of order `na`. The third argument of `cra` can change this order from its default value `na = 10`. With `na = 0` the covariance and correlation functions of the original data sequences are obtained.

`plot`: `plot = 0` gives no plots. `plot = 1` (default) gives a plot of the estimated impulse response together with a 99% confidence region. `plot = 2` gives a plot of all the covariance functions.

An often better alternative to `cra` are the functions `impulse` and `step`, which use a high order FIR model to estimate the impulse response.



## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB - System Identification toolbox (Problema 2.2)

#### toeplitz

Toeplitz matrix

#### Syntax

- $T = \text{toeplitz}(c, r)$   
 $T = \text{toeplitz}(r)$

$$R_M(u) \stackrel{\text{def}}{=} \begin{bmatrix} r_u[0] & r_u[1] & r_u[2] & \cdots & r_u[M-1] \\ r_u[1] & r_u[0] & r_u[1] & \cdots & r_u[M-2] \\ \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ r_u[M-2] & \cdots & r_u[1] & r_u[0] & r_u[1] \\ r_u[M-1] & \cdots & r_u[2] & r_u[1] & r_u[0] \end{bmatrix}$$

#### Description

☞ toate elementele matricii se regăsesc pe o coloană (sau o linie)

A *Toeplitz* matrix is defined by one row and one column. A *symmetric Toeplitz* matrix is defined by just one row. `toeplitz` generates Toeplitz matrices given just the row or row and column description.

$T = \text{toeplitz}(c, r)$  returns a nonsymmetric Toeplitz matrix  $T$  having  $c$  as its first column and  $r$  as its first row. If the first elements of  $c$  and  $r$  are different, a message is printed and the column element is used.

$T = \text{toeplitz}(r)$  returns the symmetric or Hermitian Toeplitz matrix formed from vector  $r$ , where  $r$  defines the first row of the matrix.

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Problema 2.3 (analiză spectrală)

2p

Ultimul tip de analiză, cea spectrală, va fi ilustrat în contextul acestei probleme. Prin analiza spectrală se urmărește estimarea răspunsului în frecvență al unui proces furnizor de date, folosind ecuația transferului densității spectrale încrucișate prin sisteme liniare. Ecuația poate fi rezolvată dacă se estimează mai întâi densitatea spectrală a intrării ( $\phi_u$ ) și densitatea spectrală încrucișată a intrării și ieșirii ( $\phi_{uy}$ ). Funcția MATLAB care efectuează analiza spectrală plecînd de la date măsurate este **spa**. Apelul tipic al acesteia este:

**H = spa(data,M,w) ;**

unde: **data** este blocul de date măsurate (2 coloane: [**y u**]);

**M** este dimensiunea ferestrei Hamming aplicate datelor (implicit: **M = min(length(data)/10, 30)**);

**w** este vectorul nodurilor de frecvență unde se dorește estimat răspunsul în frecvență al sistemului;

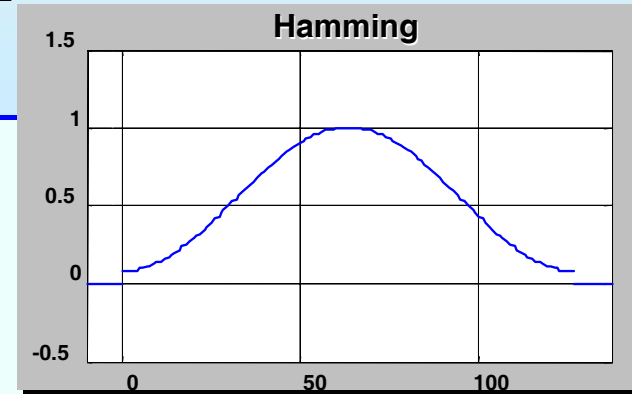
**H** este răspunsul în frecvență al sistemului.

De notat că fereastra Hamming este una dintre cele mai convenabile pentru estimarea spectrală, avînd expresia:

$$W[n] = 0.54 - 0.46 \cos \frac{2n\pi}{M-1}, \quad \forall n \in \mathbb{N},$$

unde  $M$  este deschiderea ferestrei.

$$\phi_{uy}(\omega) = H(e^{j\omega})\phi_u(\omega)$$



## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Problema 2.3 (analiză spectrală – continuare)

Mini-simulatorul **ISLAB\_2L** (al cărui listing se află înregistrat pe CD) a fost proiectat pentru efectuarea analizei spectrale a modelului ARX de ordin I, în cazul în care sistemul este stimulat cu intrarea filtrată  $u_f$  (din **Problema 2.2**). Diagrama Bode afișată de funcția **ISLAB\_2L** este comparată cu răspunsul în frecvență ideal dedus direct din ecuația modelului (vezi **Exercițiul 2.4**).

- 0.1 p** a. Efectuați cîteva simulări cu diferite valori ale deschiderii ferestrei ( $M$ ) pentru a observa influența acestui parametru asupra calității estimației și a propune o valoare rezonabilă a lui.
- 0.4 p** b. Înlocuiți semnalul de stimul  $u_f$  din mini-simulatorul **ISLAB\_2L** cu un zgomot alb (adică un SPAB). Denumiți noul simulator prin **ISLAB\_2M** și repetați experimentul de la punctul precedent. Comparați rezultatele celor 2 mini- simulatoare **ISLAB\_2L** și **ISLAB\_2M** pentru cele mai bune valori ale deschiderii ferestrei Hamming găsite în fiecare caz.
- 0.5 p** c. Proiectați mini-simulatoarele **ISLAB\_2N** și **ISLAB\_2O** inspirate de cele 2 mini-simulatoare anterioare, dar pentru modelul OE de ordin I. Efectuați din nou o analiză comparativă.
- 1 p** d. Proiectați mini-simulatoarele **ISLAB\_2P**, **ISLAB\_2Q**, **ISLAB\_2R** și **ISLAB\_2S** inspirate de cele 4 mini-simulatoare anterioare, dar pentru modelele ARX și OE de ordin II. Repetați analiza comparativă.

Program  
existent pe CD

**ISLAB\_2L**

Programe ce trebuie proiectate

**ISLAB\_2M**

**ISLAB\_2Q**

**ISLAB\_2N**

**ISLAB\_2R**

**ISLAB\_2O**

**ISLAB\_2S**

**ISLAB\_2P**

Înainte de a rula mini-simulatoarele existente, trebuie executate comenzile:

```
> global FIG
```

```
> FIG = 1 ;
```

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Despre biblioteca MATLAB de IS - System Identification toolbox

- Proiectată în tehnologia Programării Orientate Obiect (POO).

- Obiectul principal  **IDDATA**

**D** Structură de date intrare-ieșire generate folosind ecuațiile modelului ales. Este creată cu ajutorul funcției (metodei) constructor `iddata` asociată obiectului **IDDATA** (date de identificare). Cele 2 matrici de date **u** (de intrare) și **y** (de ieșire) au dimensiunile identice: **N** linii și **nr** coloane. Fiecare din cele **nr** experimente (realizări) ocupă câte o coloană cu **N** perechi de date intrare-ieșire). Datele se regăsesc în câmpurile **D.u** și **D.y** ale structurii **D**. Structura este mult mai complexă și se compune din următoarele câmpuri:

```
Domain: 'Time'/'Frequency'
Name: 'String'
OutputData: [1x37 char]
 y: 'Same as OutputData' ← date de ieșire
OutputName: 'Ny-by-1 cell array of strings'
OutputUnit: 'Ny-by-1 cell array of strings'
InputData: [1x36 char]
 u: 'Same as InputData' ← date de intrare
InputName: 'Nu-by-1 cell array of strings'
InputUnit: 'Nu-by-1 cell array of strings'
Period: [1x51 char]
InterSample: [1x36 char]
 Ts: [1x54 char] ← perioadă de eșantionare
Tstart: 'Scalar (Starting time)'
SamplingInstants: [1x51 char]
TimeUnit: 'String'
ExperimentName: [1x43 char]
Notes: 'Cell array of strings'
UserData: 'Arbitrary'
```

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB - System Identification toolbox (Problema 2.3)

#### spa

Estimate frequency response and spectrum by spectral analysis.

#### Syntax

```
g = spa(data)
g = spa(data,M,w,maxsize)
[g,phi,spe] = spa(data)
```

#### Description

spa estimates the transfer function  $g$  and the noise spectrum  $\Phi_v$  of the general linear model

$$y(t) = G(q)u(t) + v(t)$$

where  $\Phi_v(\omega)$  is the spectrum of  $v(t)$ .

data contains the output-input data as an iddata object. The data may be complex-valued.

$g$  is returned as an idfrd object (see idfrd) with the estimate of  $G(e^{i\omega})$  at the frequencies  $\omega$  specified by row vector  $w$ . The default value of  $w$  is

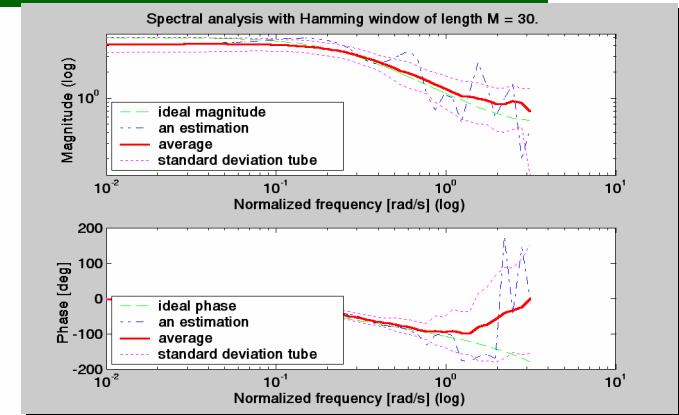
$$w = [1:128]/128*\pi/T_s$$

Here  $T_s$  is the sampling interval of data.

$g$  also includes information about the spectrum estimate of  $\Phi_v(\omega)$  at the same frequencies. Both outputs are returned with estimated covariances, included in  $g$ . See [idfrd](#).

$M$  is the length of the lag window used in the calculations. The default value is

$$M = \min(30, \text{length}(\text{data})/10)$$



## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB - System Identification toolbox (Problema 2.3)



spa

Estimate frequency response and spectrum by spectral analysis.

Changing the value of `M` exchanges bias for variance in the spectral estimate. As `M` is increased, the estimated functions show more detail, but are more corrupted by noise. The sharper peaks a true frequency function has, the higher `M` it needs. See [etfe](#) as an alternative for narrowband signals and systems. See also [Estimating Spectra and Frequency Functions](#) in the "Tutorial".

`maxsize` controls the memory-speed trade-off (see [Algorithm Properties](#)).

For time series, where data contains no input channels, `g` is returned with the estimated output spectrum and its estimated standard deviation.

When `spa` is called with two or three output arguments:

- `g` is returned as an `idfrd` model with just the estimated frequency response from input to output and its uncertainty.
- `phi` is returned as an `idfrd` model, containing just the spectrum data for the output spectrum  $\Phi_v(\omega)$  and its uncertainty.
- `spe` is returned as an `idfrd` model containing spectrum data for all output-input channels in data. That is if `z = [data.OutputData, data.InputData]`, `spe` contains as spectrum data the matrix-valued power spectrum of `z`.

$$S = \sum_{m=-M}^M E z(t+m) z(t)' \exp(-iWmT) \text{win}(m)$$

Here `win(m)` is weight at lag `m` of an `M`-size Hamming window and `W` is the frequency value in rad/s. Note that `'` denotes complex-conjugate transpose.

The normalization of the spectrum differs from the one used by `spectrum` in the Signal Processing Toolbox. See [Spectrum Normalization and the Sampling Interval](#) in the "Tutorial" for a more precise definition.

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Ce returnează funcția **spa**

#### • Obiect

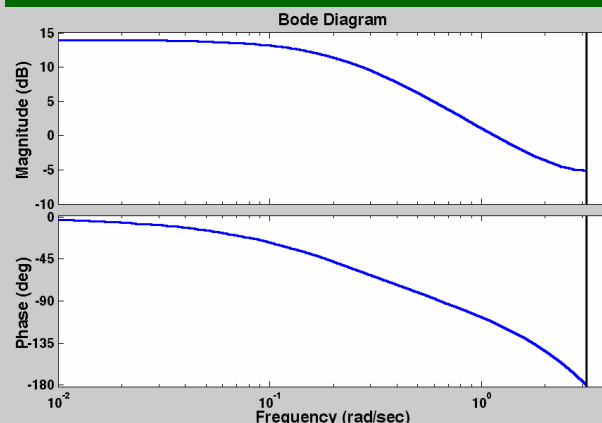
**FREQH**

**H** Structură de date reprezentând răspunsul în frecvență estimat folosind funcția MATLAB **spa**. Răspunsurile în frecvență estimate folosind datele **D** se regăsesc în blocul tri-dimensional **H.ResponseData**, astfel: prima estimatie se află în vectorul **H.ResponseData(1,1,:)**, a doua estimatie se află în vectorul **H.ResponseData(2,2,:)**, etc. Sunt **nr** estimatii în total. Fiecare estimatie conține **K** date cu valori complexe (partea reală și partea imaginară a răspunsului în frecvență). Numărul **K** figurează printre argumentele funcției **ISLAB\_2L** și reprezintă numărul de noduri (echidistante) de frecvență în care se doresc estimate valorile răspunsului în frecvență. Ca și în cazul structurii de date, structura răspunsului în frecvență este mai complexă, incluzând următoarele cîmpuri (din care se constată că funcția specializată **spa** poate oferi numeroase informații spectrale sau de corelație referitoare la datele măsurate și zgomet):

```
Name: 'string'
Frequency: [1x48 char] ← noduri de frecvență
ResponseData: [1x40 char] ← răspuns în frecvență
SpectrumData: [1x38 char] ← spectru
CovarianceData: [1x62 char] ← secvență de (auto)covarianță
NoiseCovariance: [1x57 char]
Units: '['rad/s'|'Hz']'
Ts: 'scalar' ← perioadă de eșantionare
InputDelay: 'Nu-by-1 vector'
EstimationInfo: 'structure'
 InputName: 'Nu-by-1 cell array of strings'
 OutputName: 'Ny-by-1 cell array of strings'
 InputUnit: 'Nu-by-1 cell array of strings'
 OutputUnit: 'Ny-by-1 cell array of strings'
 Notes: 'Array or cell array of strings'
 UserData: 'Arbitrary'
 Version: 'Internal Use'
 Utility: 'Internal Use'
```

## ② Identificarea modelelor neparametrice

### Rutine MATLAB - System Identification toolbox (Problema 2.3)



#### logspace

Generate logarithmically spaced vectors

#### Syntax

- `y = logspace(a,b)`  
`y = logspace(a,b,n)`  
`y = logspace(a,pi)`

#### Description

The `logspace` function generates logarithmically spaced vectors. Especially useful for creating frequency vectors, it is a logarithmic equivalent of `linspace` and the ":" or colon operator.

`y = logspace(a,b)` generates a row vector `y` of 50 logarithmically spaced points between decades  $10^a$  and  $10^b$ .

`y = logspace(a,b,n)` generates `n` points between decades  $10^a$  and  $10^b$ .

`y = logspace(a,pi)` generates the points between  $10^a$  and  $\pi$ , which is useful for digital signal processing where frequencies over this interval go around the unit circle.

#### Remarks

All the arguments to `logspace` must be scalars.

**dbode** Bode frequency response for discrete-time linear systems.

**dbode**(A,B,C,D,Ts,IU) produces a Bode plot from the single input IU to all the outputs of the discrete state-space system (A,B,C,D). IU is an index into the inputs of the system and specifies which input to use for the Bode response. Ts is the sample period. The frequency range and number of points are chosen automatically.

**dbode**(NUM,DEN,Ts) produces the Bode plot for the polynomial transfer function  $G(z) = \text{NUM}(z)/\text{DEN}(z)$  where NUM and DEN contain the polynomial coefficients in descending powers of  $z$ .

**dbode**(A,B,C,D,Ts,IU,W) or **dbode**(NUM,DEN,Ts,W) uses the user-supplied freq. vector W which must contain the frequencies, in radians/sec, at which the Bode response is to be evaluated. Aliasing will occur at frequencies greater than the Nyquist frequency ( $\pi/Ts$ ). See LOGSPACE to generate log. spaced frequency vectors. With left hand arguments,

`[MAG,PHASE,W] = dbode(A,B,C,D,Ts,...)`

`[MAG,PHASE,W] = dbode(NUM,DEN,Ts,...)`

returns the frequency vector W and matrices MAG and PHASE (in degrees) with as many columns as outputs and length(W) rows. No plot is drawn on the screen.