



**UNIVERSITATEA
TEHNICĂ**
DIN CLUJ-NAPOCA

— FACULTATEA DE AUTOMATICĂ ȘI CALCULATOARE —

— AUTOMATICĂ ȘI INFORMATICĂ APLICATĂ —

Proiect identificarea sistemelor-Regresii liniare

Alinei-Poiana Tudor, Ciurezu Gheorghe-Dragos, Kocis Bianca Laura

8/8

2021-2022

Cuprins

1	Descrierea problemei	3
2	Structura aproximatorului	3
3	Structura matricei de regresori	3
4	Metode de implementare	4
4.1	Metoda 1	4
4.1.1	Determinarea numărului de elemente al polinomului de n variabile și grad m	5
4.2	Metoda 2	6
5	Media erorilor pătratice și grafice reprezentative	7
5.1	Cele mai bune aproximări	11
6	Concluzii	13
7	Anexă	14
7.1	Metoda 1	14
7.1.1	Funcția care implementează ARX-ul	14
7.1.2	Funcția care realizează matricea de puteri	18
7.1.3	Script-ul care apelează funcția ARX	19
7.2	Metoda 2	20
7.2.1	Funcția care generează afișează graficele	20
7.2.2	Funcția care creează matricea de puteri	22
7.2.3	Funcția care identifică parametrii	23
7.2.4	Funcția care calculează aproximarea prin predicție sau simulare	25
7.2.5	Funcția care returnează aproximările prin simulare și predicție	27

1 Descrierea problemei

Pornind de la un set de date de identificare de tip intrare-ieșire (mai exact pornind de la un model de tip cutie neagră) obținut de la un sistem dinamic neliniar, trebuie să dezvoltăm un model parametric folosind o structură ARX neliniară, care să poată aproxima cât mai exact modelul matematic din spatele datelor experimentale oferite. După ce obținem modelul ce aproximează setul de date de identificare, îl vom valida pe un al doilea set de date de la același sistem pentru a asigura corectitudinea modelului dezvoltat.

În practică modelul "ARX" are o utilitate foarte mare, deoarece este capabil să aproximeze ieșirea atât prin predicție cât și prin simulare. Totodată obține rezultate suficient de bune la aproximare, dacă se alege corespunzător numărul de zerouri, de poli și întârzierea sistemului.

Predicția reprezintă etapa în care știm cum arată ieșirea și intrarea și vom folosi datele respective până la un moment k pentru a prezice cum va arăta ieșirea la următorul pas, $k+1$. În schimb, simularea reprezintă etapa în care cunoscând doar intrarea simulăm ieșirea construindu-o de la 0 și folosindu-ne de intrare și de valorile ieșirii simulate anterior (se vor considera toate valorile până în momentul 0, inclusiv, ca fiind valori nule).

2 Structura aproximatorului

Vom începe prin exemplificarea structurii unui model ARX liniar, în care vom ține cont și de întârzierea nk a intrării:

$$y(k) = -a_1y(k-1) - a_2y(k-2) - \dots - a_nay(k-na) + b_1u(k-nk-1) + b_2u(k-nk-2) + \dots + b_nbu(k-nk-nb) + e(k)$$

Aproximatorul polinomial are forma:

$$\hat{y}(k) = p(y(k-1), \dots, y(k-na), u(k-nk), u(k-nk-1), \dots, u(k-nk-nb+1); \theta)$$

$$\hat{y}(k) = p(d(k))$$

$$d(k) = [y(k-1), \dots, y(k-na), u(k-nk), u(k-nk-1), \dots, u(k-nk-nb+1)]^T$$

3 Structura matricei de regresori

Se pleacă de la ideea de ARX simplu. Considerăm vectorul de întârzieri:

$d(k) = [y(k-1), \dots, y(k-na), u(k-nk), u(k-nk-1), \dots, u(k-nk-nb+1)]^T$ având o formă asemănătoare cu vectorul PHI de la ARX:

$$PHI = [-y(k-1), \dots, -y(k-na), u(k-1-nk), \dots, u(k-na-nk)]^T.$$

Vectorul de ieșiri și intrări întârziate va avea următoarea formă:

$$d = \begin{bmatrix} y(0) & y(-1) & \dots & y(-na) & u(-nk) & \dots & u(-nk-nb+1) \\ y(1) & y(0) & \dots & y(1-na) & u(1-nk) & \dots & u(1-nk-nb+2) \\ \vdots & \vdots & \ddots & & & & \vdots \\ y(N) & y(N-1) & \dots & y(N-na) & u(N-nk) & \dots & u(N-nk-nb+N+1) \end{bmatrix}$$

Pentru simplitate în explicațiile de mai jos, se vor nota elementele din vectorul de întârzieri cu X .

$$d = \begin{bmatrix} X_{11} & X_{12} & \dots & X_{1(na+nb)} \\ X_{21} & X_{22} & \dots & X_{2(na+nb)} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ X_{N1} & X_{N2} & \dots & X_{N(na+nb)} \end{bmatrix}$$

Se va căuta un polinom de forma:

$$P = \sum x_0^{p_0} \cdot x_1^{p_1} \cdot \dots \cdot x_n^{p_n}$$

De exemplu, prima linie din matricea de regresori neliniari va conține elemente de forma:

$$X_{11}^{P_1} \cdot X_{12}^{P_2} \cdot \dots \cdot X_{1(na+nb)}^{P_{na+nb}}, \text{ Unde } P_1 + P_2 + \dots + P_{na+nb} \leq m, \text{ iar } P_1, P_2 \dots P_{na+nb} \in \{0, 1, \dots, m\}$$

De exemplu, matricea de regresori neliniari va fi de forma:

$$\text{Regresori_NARX} = \begin{bmatrix} X_{11}^0 \cdot X_{12}^0 \cdot \dots \cdot X_{1(na+nb)}^0 & X_{11}^1 \cdot X_{12}^0 \cdot \dots \cdot X_{1(na+nb)}^0 & \dots & X_{11}^0 \cdot X_{12}^0 \cdot \dots \cdot X_{1(na+nb)}^m \\ X_{21}^0 \cdot X_{22}^0 \cdot \dots \cdot X_{2(na+nb)}^0 & X_{21}^1 \cdot X_{22}^0 \cdot \dots \cdot X_{2(na+nb)}^0 & \dots & X_{21}^0 \cdot X_{22}^0 \cdot \dots \cdot X_{2(na+nb)}^m \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ \vdots & \vdots & \vdots & \\ X_{N1}^0 \cdot X_{N2}^0 \cdot \dots \cdot X_{N(na+nb)}^0 & X_{N1}^1 \cdot X_{N2}^0 \cdot \dots \cdot X_{N(na+nb)}^0 & \dots & X_{N1}^0 \cdot X_{N2}^0 \cdot \dots \cdot X_{N(na+nb)}^m \end{bmatrix}$$

Se va încerca rezolvarea sistemului de tipul $Y = \phi \cdot \theta$, unde Y este o matrice coloană reprezentată de ieșirile sistemului. Rezolvând ecuația de mai sus folosindu-ne de datele de identificare se vor obține valorile parametrilor θ . Apoi se va construi simularea și predicția sistemului.

4 Metode de implementare

4.1 Metoda 1

Pentru această primă implementare am pornit de la ideea de a genera vectorul de intrări și ieșiri întârziate de forma: $a(k) = [y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-na), u(k-nk), u(k-nk-1), \dots, u(k-nk-nb+1)]$.

Vom folosi notația $a(k) = [x_1(k), x_2(k), \dots, x_n(k)]$, unde $n = na + nb$.

Acum problema care ramane este să determinăm toate combinațiile de tipul $x_1^{p_1} \cdot x_2^{p_2} \cdot \dots \cdot x_n^{p_n}$ cu proprietatea ca $p_1 + p_2 + \dots + p_n \leq m$, m care reprezintă gradul maxim pe care dorim să îl aibă polinomul nostru.

Soluția la care am ajuns pentru generarea tuturor acestor combinații a fost să ne folosim de operatorii punctuali din Matlab astfel ca fiecare termen din vectorul $a(k)$ să fie ridicat la o putere

$$\text{corespunzatoare dintr-o matrice } M = \begin{bmatrix} p_{11} & p_{12} & \dots & p_{1n} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ p_{x1} & p_{x2} & \dots & p_{xn} \end{bmatrix}, \text{ unde } p_{q1} + p_{q2} + \dots + p_{qn} \leq m, q = 1, x \Leftrightarrow$$

$$\Leftrightarrow a(k) \cdot M = \begin{bmatrix} x_1^{p_{11}} & x_2^{p_{12}} & \dots & x_n^{p_{1n}} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ x_1^{p_{x1}} & x_2^{p_{x2}} & \dots & x_n^{p_{xn}} \end{bmatrix} \cdot \text{Regresori} x_1^{p_1} \cdot x_2^{p_2} \cdot \dots \cdot x_n^{p_n} \text{ cu proprietatea ca}$$

$p_1 + p_2 + \dots + p_n \leq m$ se vor obtine înmulțind elementele de pe fiecare linie, obținând astfel un vector coloană pe care îl vom transpune și adăuga la matricea de regresori Sigma cu ajutorul căreia compunem sistemul $Y = \text{Sigma} \cdot \text{Theta}$.

Singura problemă care mai rămâne este generarea acestei matrice de puteri M.

Inițial am pornit de la ideea de a realiza produsul cartezian a $n = n_a + n_b$ mulțimi de forma $0, 1, 2, \dots, m$ și să îl reținem într-o matrice de dimensiune $m^{n \cdot n}$ (m^n reprezintă cardinalul unui produs cartezian a n mulțimi de m elemente) urmând ca mai apoi să eliminăm din această matrice toate liniile care nu respectă condiția ca suma elementelor să fie $\leq m$. Această implementare, deși bună ca idee de bază, creează mari probleme în privința memoriei necesare pentru a stoca matricea ce păstrează produsul cartezian (programul nu ar fi rulat pentru valori ale ordinului sistemului $n_a = n_b \geq 5$ și grad mai mare decât 10, fiindcă matricea depășea o dimensiune de stocare de ordinul miilor de GB). De asemenea, această implementare ar fi durat mult fiindcă înainte de a filtra rezultatele obținute ar fi trebuit să generăm mult mai multe combinații de puteri ce abia mai apoi ar fi fost eliminate, deci nici din punct de vedere al timpului de execuție nu era o metodă fiabilă pentru valori prea mari.

Optimizând ideea de mai sus am ajuns la soluția de a genera produsul cartezian a acelor n mulțimi eliminând treptat din matricea ce reține produsul cartezian liniile ce conțineau elemente a căror sumă depășeau deja valoarea maximă m (mai precis, săream peste iterațiile ce generau de la bun început linii ce nu respectau proprietatea de mai sus).

Un alt rezultat important ce a facilitat această implementare a fost determinarea numărului de elemente ale unui polinom de n variabile și grad m , rezultat a cărui demonstrație este prezentată mai jos:

4.1.1 Determinarea numărului de elemente al polinomului de n variabile și grad m

$$P = \sum x_0^{p_0} \cdot x_1^{p_1} \cdot \dots \cdot x_n^{p_n}; \quad 0 \leq p_0 + p_1 + \dots + p_n \leq m$$

Câți termeni are polinomul $P(x_0, \dots, x_n)$ de $n+1$ variabile și grad m ?

Pentru început vom determina câte combinații de tipul $x_0^{p_0} \cdot x_1^{p_1} \cdot \dots \cdot x_n^{p_n}$ cu $p_0 + p_1 + \dots + p_n = m$ sunt.

Fie următoarea schemă: $\underbrace{XXX \dots X}_{m+n}$, unde m este gradul.

- Alegem oricare n X-uri și le schimbăm în 0: $\underbrace{X00XXX \dots X0X}_{m \cdot X \text{ și } n \cdot 0}$

- Citim câte stelute avem între fiecare cerc, de exemplu:

$$XXX00X0XX0XX0 \rightarrow x_0^3 \cdot x_1^0 \cdot x_2^1 \cdot x_3^2 \cdot x_4^2 \cdot x_5^0$$

$$5 \cdot 0 \Rightarrow 6 \text{ variabile cu grad maxim } 8$$

Revenind la problemă:

Avem $n+m$ X-uri și trebuie să alegem pe poziții diferite n 0-uri. Numărul de X-uri dintre două 0-uri va reprezenta puterea unui anumit $x_i, i \leq n$. Observăm că numărul de X-uri rămase va fi $n+m-n=m$. Deci avem C_{m+n}^n monoame de $n+1$ elemente distincte de grad m .

Astfel un polinom de $n+1$ variabile și grad m va avea:

termeni de $n+1$
variabile

$$\begin{array}{c} \nearrow \quad \nwarrow \\ C_n^n + C_{n+1}^n + C_{n+2}^n + C_{n+3}^n + \dots + C_{n+m}^n \text{ termeni în componența sa. } \Leftrightarrow \\ \downarrow \quad \downarrow \\ \text{grad } 0 \quad \text{grad } 1 \end{array}$$

$$\Leftrightarrow \frac{n!}{n! \cdot 0!} + \frac{n!}{(n+1)! \cdot 1!} + \frac{n!}{(n+2)! \cdot 2!} + \dots + \frac{n!}{(n+k)! \cdot k!} + \dots + \frac{n!}{(n+m)! \cdot m!} =$$

$$= \sum_{k=0}^m C_{n+k}^n = C_{n+m+1}^{n+1} \text{ (Identitatea Hockey-Stick)}$$

Pentru n termeni vom avea deci C_{n+m}^m termeni în polinomul $p(x_0, \dots, x_{n-1})$ de grad m .

Demonstrația Identității Hockey-Stick

$$\boxed{C_n^k = C_{n-1}^{k-1} + C_{n-1}^k}$$

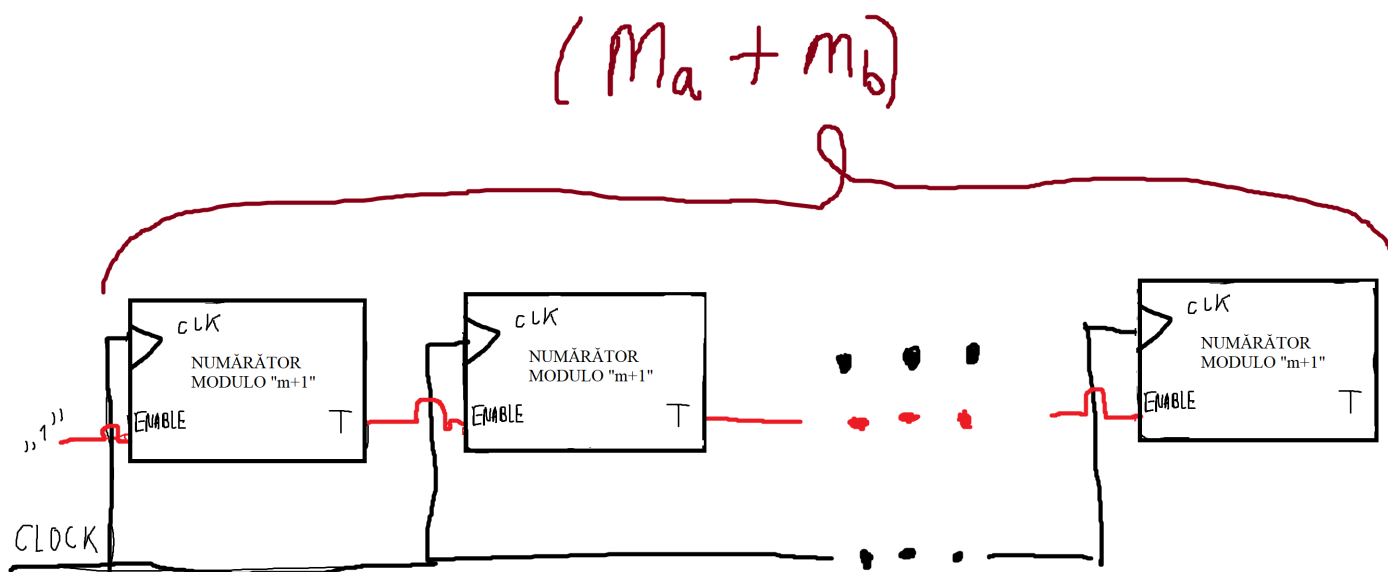
$$\begin{aligned} \sum_{k=0}^m C_{n+k}^n &= C_n^n + C_{n+1}^n + C_{n+2}^n + \dots + C_{n+m}^n \\ &= C_{n+1}^{n+1} + C_{n+1}^n + C_{n+2}^n + \dots + C_{n+m}^n \\ &= C_{n+2}^{n+1} + C_{n+2}^n + C_{n+3}^n + \dots + C_{n+m}^n \\ &= C_{n+3}^{n+1} + C_{n+3}^n + \dots + C_{n+m}^n \\ &= \dots = C_{n+m}^{n+1} + C_{n+m}^n \\ &= C_{n+m+1}^{n+1} \end{aligned}$$

Acest rezultat este important din mai multe motive:

- 1) Se poate verifica dacă generăm numărul corespunzător de linii în matricea de puteri M .
- 2) Putem prealoca matricea M pentru a scuti matlab-ul de a realoca matricea M pentru fiecare iterație pe care o realizăm, număr de iterații ce poate fi considerabil de mare. Acest fapt facilitează și creșterea vitezei de execuție a algoritmului.
- 3) Folosind această prealocare nu vor dispărea problemele legate de memoria necesară execuției algoritmului, dar aceste erori de executare (runtime error) nu vor apărea atât de repede în program (avem garanția că vom putea executa programul și pentru valori ale ordinului sistemului mai mari decât 5 și un grad al polinomului de cel puțin 10).

4.2 Metoda 2

Diferențierea față de metoda 1 este reprezentată prin construirea în mod diferit a matricei de puteri M . Implementarea are la bază cascadarea a $(na+nb)$ numărătoare modulo $(m+1)$. În practică, fiecare numărător când ar ajunge la valoarea maximă (m), la următorul clock, va da impuls de "enable" următorului numărător cascadeat, ca să îi mărească valoarea. (vezi figura 1)



Acest cod a fost implementat astfel încât la momentul în care suma valorilor din toate număratoarele va depăși valoarea lui m se va căuta numărătorul de stare cea mai nesemnificativă, ce conține o valoare, se va reseta și va determina următorul numărător să își marească valoarea. Algoritmul își va termina executarea în momentul în care ar ajunge să distribuie un impuls numărătorului $(n_a + n_b + 1)$, care în realitate nu există. Practic în algoritm, clockul numărătorului este de fapt fiecare iterație din bucla repetitivă.

5 Media erorilor pătratice și grafice reprezentative

Zerourile din tabele se datorează preinițializării matricelor cu valori de 0 și nu obținerii unor erori nule.

Observație: nu am popula toate locurile din tabel din cauza timpului de execuție foarte mare în principal cauzat de problema MatLab-ului de a lucra cu valori NaN.

De asemenea, pentru urmărirea ușoară a graficelor, fiecare coloană este corespunzătoare unui grad m din intervalul $[1, 15]$, iar liniile sunt corespunzătoare ordinului sistemului $n_a = n_b$ din intervalul $[1, 5]$.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.0076	0.0011	1.6796e-04	2.8204e-05	5.1450e-06	9.2034e-07	1.7397e-07	3.6793e-08	8.7060e-09	1.9509e-09	4.1050e-10	6.3789e-11	8.7566e-12	0.0032	0.4034
2	0.0030	4.6284e-04	3.6228e-05	1.2064e-06	3.5905e-08	1.1673e-09	2.4990e-11	5.7283e-13	2.4090e-14	4.4777e-16	7.3271e-18	2.1341e-15	1.6951e-06	0.1819	0.3857
3	0.0027	2.9645e-04	1.2256e-05	8.2581e-08	5.4366e-10	1.1407e-12	5.8307e-15	9.7900e-18	3.6190e-20	6.3519e-18	4.9884e-12	1.9700e-06	0.1022	0.2591	0.4949
4	0.0027	2.2320e-04	2.6059e-06	1.6699e-09	8.4633e-14	1.8394e-24	3.5084e-28	1.9313e-26	4.8192e-23	5.6362e-10	2.4523e-07	0.0660	0.1950	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figure 1: MSE pentru predicția identificării

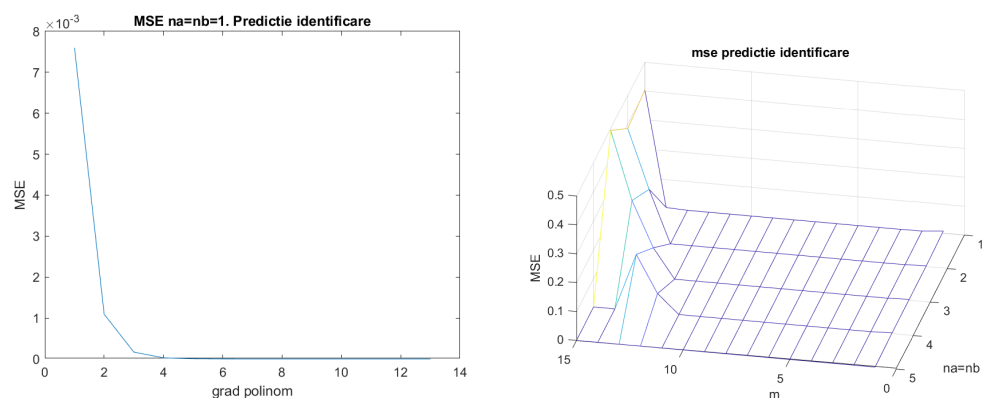


Figure 2: Graficele MSE pentru predicția identificării

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.1633	0.0178	0.0018	2.0017e-04	2.9758e-05	4.6354e-06	8.3600e-07	1.4166e-07	3.2298e-08	1.0987e-08	2.8811e-09	4.7766e-10	5.8505e-11	NaN	NaN
2	0.1763	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
3	0.1664	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN
4	0.1684	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	0	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figure 3: MSE pentru simularea identificării

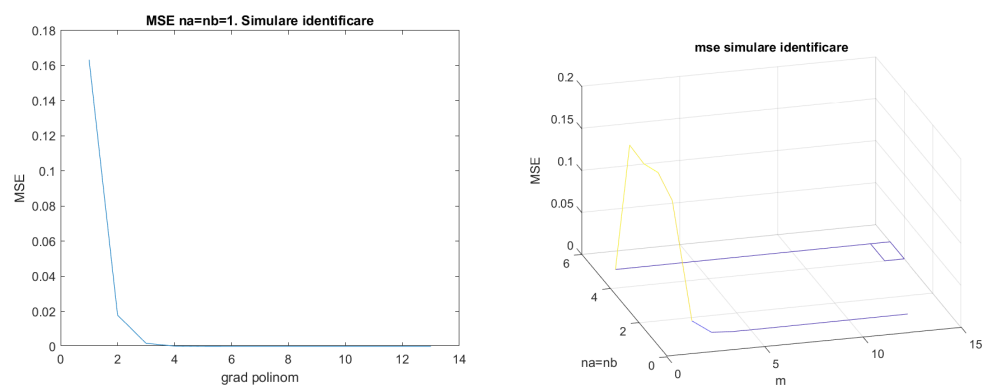


Figure 4: Graficele MSE pentru simularea identificării

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	2.8301e-05	2.5132e-05	1.6180e-05	1.5946e-05	1.6071e-05	1.5874e-05	1.5854e-05	1.5916e-05	1.5891e-05	1.5881e-05	1.5889e-05	1.5890e-05	1.5889e-05	2.0594e-04	0.7293
2	3.3492e-05	0.3525	713.2259	5.3109e+05	609.2971	70.5502	0.0075	0.0311	1.8821e-04	1.7626e-05	1.6325e-05	1.5894e-05	0.1139	2.5155e+03	1.8012e+03
3	4.3825e-05	1.0731	7.7085e+05	1.2270e+06	4.5032e+04	0.3305	6.1181e-05	5.9082e-05	1.5889e-05	3.9757e-05	1.0050e-04	18.1608	550.4120	4.2840e+03	63.8909
4	4.5027e-05	0.0497	6.1370e+05	2.1139e+06	339.3165	0.0029	4.8726e-05	5.1263e-05	1.4218e-04	0.4872	4.3573	5.3301e+03	189.1837	281.1897	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figure 5: MSE pentru predicția validării

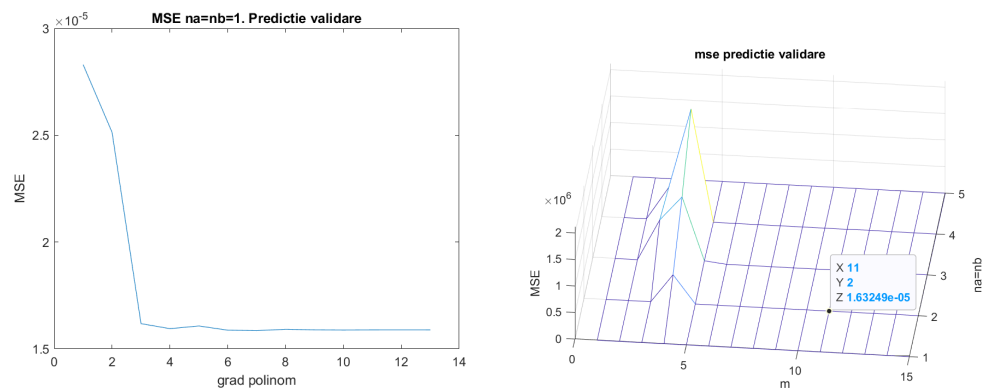


Figure 6: Graficele MSE pentru predicția validării

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	0.0013	0.0023	3.0100e-04	1.6165e-04	2.0297e-04	1.7034e-04	1.4864e-04	1.6303e-04	1.6088e-04	1.5799e-04	1.5876e-04	1.5949e-04	1.5925e-04	0.1001	5.8523
2	0.0043	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.5922e-04	1.5922e-04	1.5922e-04	NaN	5.8359	5.8559
3	0.0020	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.5922e-04	1.5921e-04	NaN	NaN	NaN	5.8318	5.8561
4	0.0024	NaN	NaN	NaN	NaN	NaN	1.5930e-04	1.5935e-04	NaN	NaN	NaN	5.8040	5.8583	5.8577	0
5	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Figure 7: MSE pentru simularea validării

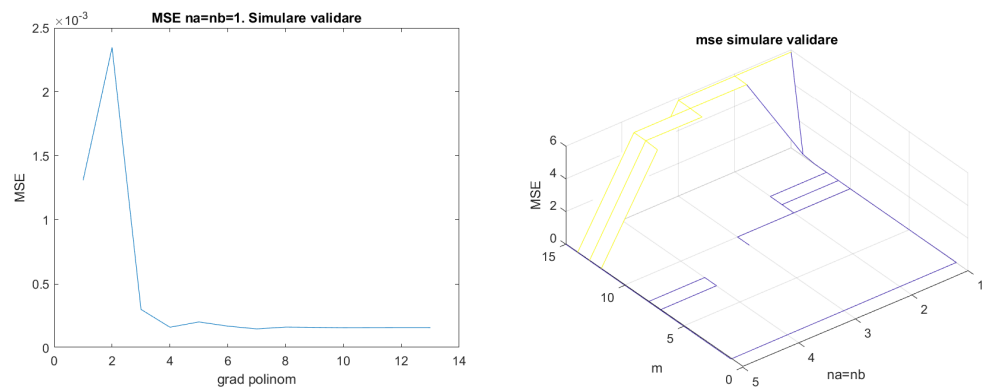


Figure 8: Graficele MSE pentru simularea validării

În urma observării atât a graficelor, cât și a tabelelor cu erori putem face trage următoarele concluzii:

- datele de identificare, la predicție, suferă același fenomen de supraantrenare, dar valorile erorilor nu sunt dezastruoase, ba chiar găsim erori de ordinul 10^{-28} cu cât creștem ordinul sistemului, deci comportarea este una bună, aproape ideală;

- asemenea predicției datelor de identificare, și predicția datelor de validare se comportă normal odată cu creșterea ordinului și a gradului, cu diferența că erorile pot avea discrepanțe foarte mari între ele în funcție de ordinul și gradul ales;

- simularea, atât pentru identificare, cât și pentru validare are un comportament mult mai pretențios, ordinul și gradul ales pentru aproximator fiind foarte importante în vederea obținerii unei aproximări bune. Spre deosebire de predicție, în cazul în care încercăm aproximarea unui sistem ce este la bază de ordin 1 cu un sistem de ordin 2, spre exemplu, erorile vor fi din ce în ce mai mari, iar ieșirea simulată poate ajunge să tindă chiar și la infinit.

Observație

Discontinuitățile apărute în graficele realizate cu funcția `mesh()` sunt datorate valorilor NaN ale erorilor medii pătratice, valori ce nu sunt reprezentabile pe un grafic.

Considerând cele mai bune aproximări obținute în funcție de eroarea medie pătratică am ajuns la concluzia că pentru ordinul 1 și gradul 13 al aproximatorului vom obține cele mai bune aproximări. Aceste aproximări sunt prezentate mai jos:

5.1 Cele mai bune aproximări

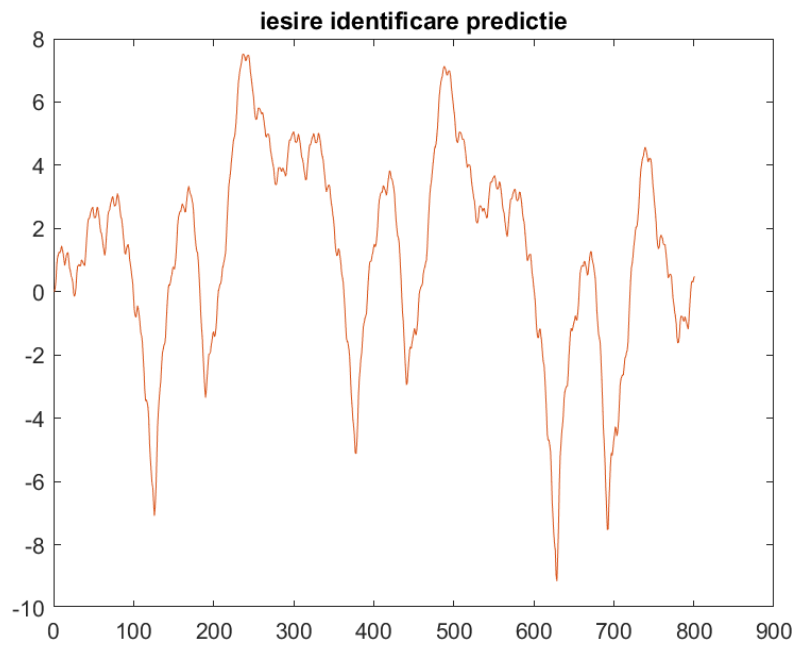


Figure 9: Predicția identificării: $\text{MSE}=8.75 \cdot 10^{-12}$

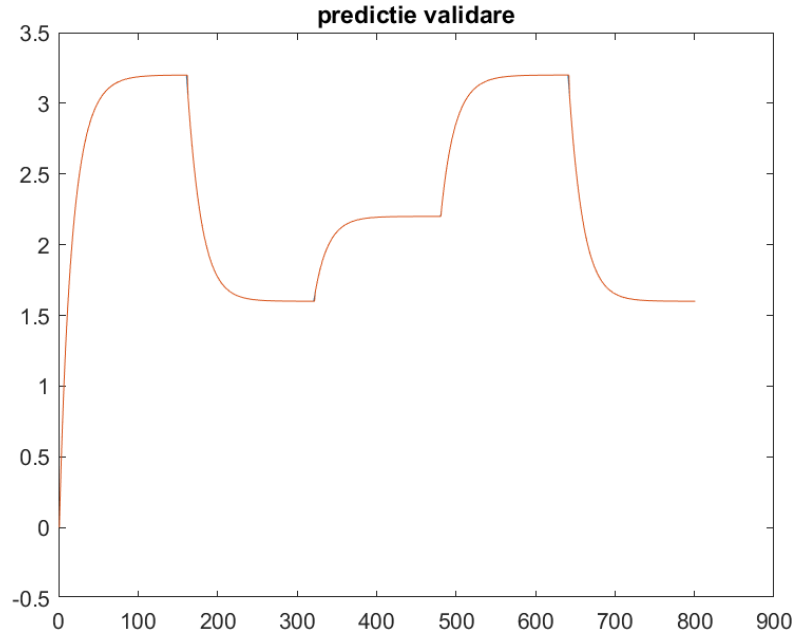


Figure 10: Predicția validării: $\text{MSE}=1.58 \cdot 10^{-5}$

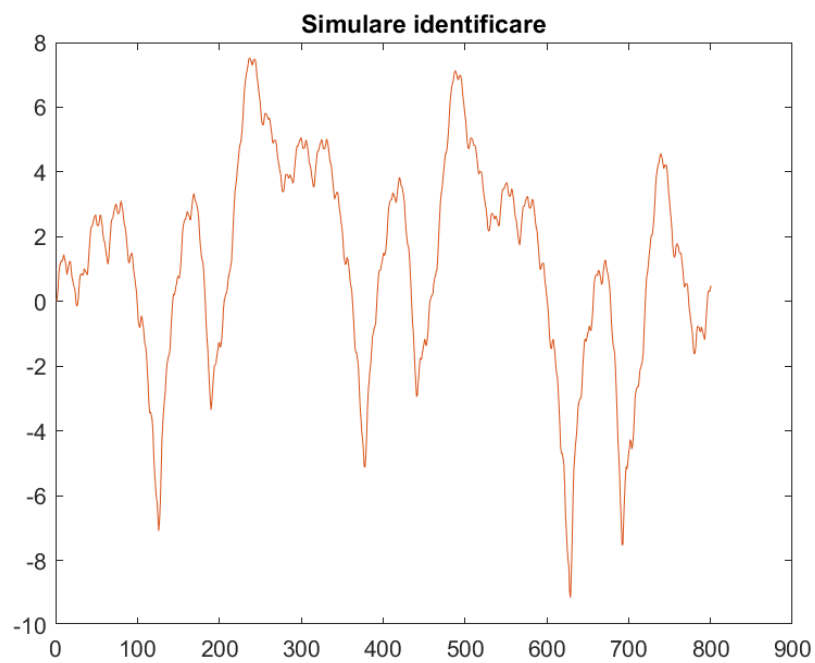


Figure 11: Simularea identificării: $\text{MSE}=5.85 \cdot 10^{-11}$

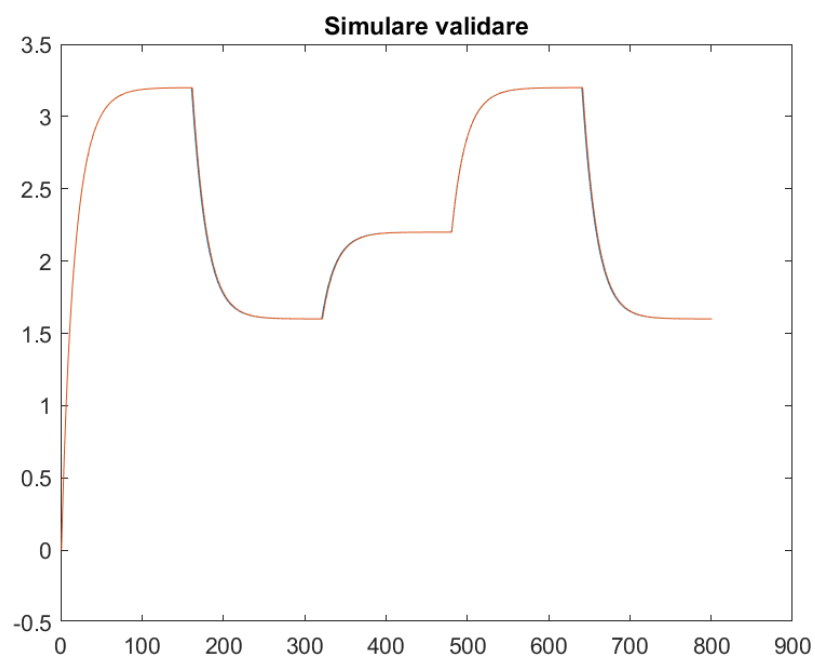


Figure 12: Simularea validării: $\text{MSE}=1.59 \cdot 10^{-4}$

6 Concluzii

- Asemenea metodei de regresie liniară, metoda ARX poate produce fenomenul de supraantrenare pentru grade prea mari ale aproximatorului (erori ce pot proveni și din erorile de calcul numeric la care pot fi supuse datele).
- Ordinul sistemului trebuie considerat cu atenție, astfel sunt șanse mari să nu putem obține atât predicții, dar mai ales simulări care se apropie de sistemul real.
- Metoda ARX, spre deosebire de regresie, oferă posibilitatea de a obține ieșirea sistemului fără a avea acces la ieșirea reală a acestuia cu ajutorul simulării.
- Deși este o metodă simplă, aceasta are limitările ei deoarece nu poate modela decât sisteme ale cărei intrări au Persistența Excitației suficient de mare (intrări care conțin suficientă informație \iff pot pune sistemul în cât mai multe situații posibile) și în care perturbația este zgomot alb de medie zero.

7 Anexă

7.1 Metoda 1

7.1.1 Funcția care implementează ARX-ul

```
1 function [y_id_predictie , y_val_predictie , y_id_sim , y_val_sim] =  
    arx_proiect (id , val , na , nb , nk , m)  
2 %Am realizat o functie care calculeaza predictia si simularea prin  
    metoda  
3 %ARX neliniar atat pentru datele de identificare cat si pentru cele de  
4 %validare .  
5 %Funcția are ca parametri de intrare datele de identificare , validare ,  
6 %numarul de zerouri na , numarul de poli nb , intarzierea nk si gradul  
7 %aproximativului polinomial m.  
8 y_id_sim=[];%vectorul pentru simularea identificarii  
9 y_val_sim=[];%vector pentru simularea datelor de validare  
10 y_id_predictie=[];%vector pentru predictia identificarii  
11 y_val_predictie=[];%vectorul pentru predictia datelor de validare  
12 N=length(id.U);  
13 a=[];  
14 b=[];  
15  
16 puteri=0:m;%construim un vectori cu puteri de la 0 la m: [0 1 2....m]  
17 x=cell(1,na+nb);%construim un cell array (o matrice cu matrici) de  
    dimensiune 1x(na+nb).  
18 %Avem na+nb astfel de matrici , deoarece cu ajutorul functiei polnvar2()  
    vom  
19 %genera un produs cartezian (din care vom scoate liniile de exponenti a  
    caror suma este mai mare decat gradul maxim m)  
20 %pentru na+nb seturi egale cu [0 1 2...m] , care  
21 %vor reprezenta puterile la care vom ridica fiecare dintre regresorii de  
22 %baza [y(k-1),y(k-2) ,... ,y(k-na),u(k-nk),u(k-nk-1) ,... ,u(k-nk-nb+1)].  
23 for k=1:na+nb  
24     x{k}=puteri;  
25 end  
26  
27 puteri=polnvar2(x,m);%Liniile acestei matrice vor fi de forma [p1 p2 p3  
    ... p-(na+nb)] , unde  
28 %p1+p2+...+p-(na+nb)<=m;  
29 %PREDICTIA DATELOR DE IDENTIFICARE  
30 for k=1:N%k reprezinta indicele liniei din matricea de regresori pe care  
    o construim .  
31 %Vom avea atatea linii cate esantioane vom avea in datele de  
32 %intrare/iesire .  
33     a=[];  
34     b=[];  
35     %Construim vectorul a ce va contine intrarile intarziate de forma
```

```

36     % $[y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-na)]$ 
37     for i=1:na
38         if (k-i <= 0) %daca valoarea indexului k-i este mai mica sau egala
39             decat 0,
40             %vom considera ca iesirea sistemului este 0.
41             a=[a, 0];
42         else
43             a=[a, id.Y(k-i)];
44         end
45     %La vectorul mai sus construit vom adauga intrarile intarziate ale
46     %sistemului:  $[u(k-nk), u(k-nk-1), \dots, u(k-nk-nb+1)]$ . Astfel vom obtine
47     %urmatorul vector cu
48     %iesiri si intrari intarziate:  $[y(k-1), y(k-2), \dots, y(k-na), u(k-nk), u$ 
49     % $(k-nk-1), \dots, u(k-nk-nb+1)]$ .
50     for i=0:nb-1
51         if (k-i-nk <= 0) %vom considera intrarile la momentul 0 si inainte
52             de momentul 0 ca fiind egale cu 0.
53             a=[a, 0];
54         else
55             a=[a, id.U(k-i-nk)];
56         end
57     end
58
59     b1=a.^ puteri; %ridicam fiecare termen din vectorul a la puterea pi
60     %corespunzatoare din matricea de puteri
61     %construita mai sus
62     b=prod(b1'); %inmultim elementele de pe fiecare linie din din
63     %matricea b1 si astfel obtinem regresorii  $x_1^{p_1} x_2^{p_2} \dots x_n^{p_n}$ .
64     %A fost nevoie de transpusa matricei b1, fiindca functia prod()
65     %realizeaza produsul elementelor de pe aceeasi coloana de pe o
66     %matrice iar elementele noastre sunt plasate pe linii.
67     S1(k,:)=b; %Adaugam vectorul b mai sus construit la linia curenta k
68     %din matricea de regresori S1
69 end
70 T=S1\id.Y(:); %Folosim operatorul "\" pentru a rezolva sistemul si a afla
71 %parametrii T ai modelului ARX.
72 y_id_predictie=S1*T; %Realizam predictia pentru datele de identificare.
73
74 %PRELECTIA DATELOR DE VALIDARE
75 %Reluam acelasi algoritm explicat mai sus pentru predictia identificarii
76 %,
77 %doar ca de aceasta data vectorul de iesiri folosit va fi cel pentru
78 %datele de validare.
79 N2=length(val.U);
80 for k=1:N2
81     a=[];
82     b=[];

```

```

73     for i=1:na
74         if (k-i <=0)
75             a=[a, 0];
76         else
77             a=[a, val.Y(k-i)];
78         end
79     end
80     for i=0:nb-1
81         if (k-i-nk <=0)
82             a=[a, 0];
83         else
84             a=[a, val.U(k-i-nk)];
85         end
86     end
87
88     b2=a.^ puteri;
89     b=prod(b2');
90     S2(k,:) = b;
91 end
92
93 y_val_predictie=S2*T;%calculam predictia pentru datele de validare
94     folosindu-ne de parametrii T calculati anterior
95 %prin procedeul de regresie.
96
97 %SIMULAREA DATELOR DE IDENTIFICARE
98 a=[];
99 b=[];
100 %Realizam simularea sistemului necunoscand valoarea iesirilor ,
101 %determinandu-le pornind doar de la intrari , iar apoi folosindu-ne si de
102 %iesirile anterior determinate.
103 for k=1:length(id.U)
104     a=[];
105     b=[];
106     %Asemenea predictiei , in vectorul a vom avea iesirile intarziate de
107     %forma [y_sim(k-1) , ... , y_sim(k-na),u(k-nk) , ... ,u(k-nb-nk+1)]. De
108     %observat
109     %ca acum nu ne mai folosim de valoarea iesirii oferite in datele
110     %initiale , ci de valorile determinate de noi la pasii anteriori.
111     for i=1:na
112         if (k-i <=0)
113             %Consideram iesirile dinainte de momentul 0 si la momentul 0
114             %egale cu 0, altfel alipim vectorului a[] valorile anterior
115             %simulate pentru iesire y_sim.
116             a=[a, 0];
117         else
118             a=[a, y_id_sim(k-i)];%alipim lui a iesirile simulate anterior
119             : [y_sim(k-1) , ... , y_sim(k-na)].
120         end
121     end

```



```

117     end
118     for i=0:nb-1
119         if (k-i-nk<=0)
120             a=[a,0];
121         else
122             a=[a,id.U(k-i-nk)];%Concatenam la vectorul de regresori de
123                                     baza intrarile intarziate [u(k-nk),...,u(k-nb-nk+1)].
124         end
125     end
126     b3=a.^ puteri;%reluam pasul de creare a regresorilor explicat in
127                     partea de simulare.
128     b=prod(b3');
129     y_id_sim=[y_id_sim,b*T];%construim treptat vectorul de iesire
130                     simulat y_sim
131     %inmultind vectorul ce contine combinatiile de regresori de tip
132     %polinomiali  $x_1^{p_1} \dots x_n^{p_n}$  de grad  $p_1+p_2+\dots+p_n \leq m$  cu vectorul de
133     %parametri T determinati in prima parte a functiei.
134
135 end
136
137 %SIMULAREA DATELOR DE VALIDARE
138 %Pentru validare, aplicam acelasi algoritm explicat mai sus pentru
139     partea
140     %de simulare a identificarii.
141     a=[];
142     b=[];
143
144     for k=1:length(val.u)
145         a=[];
146         b=[];
147         for i=1:na
148             if (k-i <=0)
149                 a=[a,0];
150             else
151                 a=[a,y_val_sim(k-i)];
152             end
153         end
154         for i=0:nb-1
155             if (k-i-nk<=0)
156                 a=[a,0];
157             else
158                 a=[a,val.U(k-i-nk)];
159             end
160         end
161     end
162     b4=a.^ puteri;

```

```

161     b=prod(b4');
162     y_val_sim=[y_val_sim ,b*T];
163 end
164
165 end

```

7.1.2 Funcția care realizează matricea de puteri

```

1 function [mat_puteri] = polnvar2(x,m)%Funcție care generează toate
    puterile unui polinom de n variabile (n=numarul de cell-uri ale unui
    cell-array x)
2 %ce contine in fiecare x{i} puterile disponibile pentru a alcatui acel
3 %polinom de grad maxim m.
4 %In acest caz, vom folosi in fiecare cell x{i} acelasi vector.
5 %Algoritmul se bazeaza pe realizarea produsului cartezian a celor n
6 %cell-uri (care sunt vectori linie) ale lui x, eliminand din acest
    produs
7 %cartezian elemente in momentul in care suma puterilor ajunge mai mare
8 %decat m;
9 dim=size(x);%retinem in dim dimensiunea cell-array-ului x. Ne
    intereseaza dim(2), care reprezinta na+nb.
10 n_linii=factorial(dim(2)+m)/factorial(dim(2))/factorial(m);%acesta este
    numarul de termeni ai unui polinom de grad m si n variabile.
11 mat_puteri=zeros(n_linii,dim(2));%alocam spatiul necesar matricii de
    puteri.
12 aux=mat_puteri;%Vom considera si o matrice auxiliara pentru a realiza
    produsul cartezian.
13 l2=1;%Cu ajutorul lui l2 vom sti lilia curenta pana la care am ajuns sa
    construim perechile de puteri.
14 for k=1:dim(2)
15     l=1;%reactualizam contorul l cu care vom parcurge liniile matricii
        cu puteri construite pana la un moment dat.
16     for n=1:l2%parcurgem matricea auxiliara aux de puteri pana la
        indicele ultimei linii construite la iteratia k-1.
17         for j=1:length(x{k})%parcurgem vectorul x{i} element cu element
18             if(sum([aux(n,1:k-1),x{k}(j)])<=m)%verificam daca prin
                concatenarea liniei n a matricii aux cu un element din
                vectorul x{k}
19                 %nu depasim conditia ca suma tuturor puterilor sa fie
                    mai
20                 %mica sau egala decat m.
21                 mat_puteri(l,1:k)=[aux(n,1:k-1),x{k}(j)];%daca conditia
                    e respectata alipim elementul vectorului x{k} la
                    matricea de puteri
22                 %aux(n,1:k-1) reprezinta faptul ca pana la iteratia
                    curenta
23                 %k am construit k-1 perechi de puteri [p1,p2..p-(k-1)].
24                 l=l+1;%odata gasita o noua pereche trecem mai departe,
                    pe urmatoarea linie in matricea pe care dorim sa o

```

```

                                construim.
25         end
26     end
27 end
28     l2=l-1;%indicele liniei din matricea aux[][] pana la care este
        nevoie sa iteram este indicele ultimei linii construite in
        matricea mat_puteri[][].
29     aux=mat_puteri;%cu noua matrice obtinuta mat_puteri[],
        reactualizam matricea auxiliara.
30 end
31 %Pe scurt matricea aux[][] ne permite sa reactualizam si sa suprascriem
        linii din
32 %matricea de puteri mat_puteri[][] fara sa pierdem perechile construite
        anterior.
33
34 end

```

7.1.3 Script-ul care apeleaza funcția ARX

```

1  clear
2  %Incarcam datele de identificare si de validare si le reprezentam grafic
3  %forma datelor de validare ne va indica posibilul ordin al sistemului
4  %asupra caruia trebuie sa aplicam metoda ARX (deoarece intrarea de
        validare a sistemului este o treapta si pentru acest
5  %semnal de intrare cunoastem formele raspunsului unui sistem).
6  load('iddata-08.mat');
7  figure(1)
8  subplot(2,2,1),plot(id.U),title('intrare de identificare');
9  subplot(2,2,2),plot(id.Y),title('iesire de identificare');
10 subplot(2,2,3),plot(val.U),title('intrare de validare');
11 subplot(2,2,4),plot(val.Y),title('iesire de validare');
12 %Dupa observarea formei datelor de validare am identificat ordinul
13 %sistemului ca fiind 1.
14 % na=1;%numarul de zerouri
15 % nb=1;%numarul de poli
16 nk=1;%intarzierea
17 m_max=15;%gradul maxim pana la care am considerat aproximatorul
18 n=5;%ordinul maxim considerat pentru sistem
19 MSE_predictie_val=zeros(n,m_max);
20 MSE_simulare_val=zeros(n,m_max);
21 MSE_predictie_id=zeros(n,m_max);
22 MSE_simulare_id=zeros(n,m_max);
23 %Calculam erorile patratice pentru diferite combinatii ale ordinelor si
24 %gradelor.
25 for grad=1:n
26     y_id_predictie=[]; y_val_predictie=[]; y_id_sim=[]; y_val_sim=[];
27     for m=1:m_max
28         [y_id_predictie,y_val_predictie,y_id_sim,y_val_sim]=arx-proiect(
            id,val,grad,grad,nk,m);

```

```

29     MSE_simulare_val(grad,m)=mean((val.Y-y_val_sim').^2);
30     MSE_predictie_val(grad,m)=mean((val.Y-y_val_predictie).^2);
31     MSE_predictie_id(grad,m)=mean((id.Y-y_id_predictie).^2);
32     MSE_simulare_id(grad,m)=mean((id.Y-y_id_sim').^2);
33 end
34 end
35
36 %%
37 %Apelarea functiei pentru ARX folosind datele cu cele mai mici erori:
38 %na=nb=1, nk=1, m=13
39 clear
40 load('iddata-08.mat');
41
42 [y_id_predictie,y_val_predictie,y_id_sim,y_val_sim]=arx_proiect(id,val
    ,1,1,1,13);
43 figure(2)
44 plot(id.Y),hold on,plot(y_id_sim),title('Simulare identificare');
45
46 figure(3)
47 plot(val.Y),hold on,plot(y_val_sim),title('Simulare validare');
48
49 figure(4)
50 plot(id.Y),hold on,plot(y_id_predictie),title('iesire identificare
    predictie'),hold off;
51
52 figure(5)
53 plot(val.Y),hold on,plot(y_val_predictie),title('predictie validare'),
    hold off;

```

7.2 Metoda 2

7.2.1 Funcția care generează afișează graficele

```

1
2 clc
3 clear
4 format long
5 %Citire
6 load('iddata-08.mat')
7
8 u_id = id.u; y_id = id.y; u_val = val.u; y_val = val.y;
9
10 %Alegere parametrilor: n nk m
11 n= 3; nk = 1;
12 m_max = 14;
13
14 %Genare matrice cu erori medii p tratice
15 MSE_pred_val=zeros(n,m_max);
16 MSE_sim_val=zeros(n,m_max);

```

```

17 MSE_pred_id=zeros(n,m_max);
18 MSE_sim_id=zeros(n,m_max);
19
20 for ordin = 1:n
21     for grad = 1:m_max
22         %Pentru un anumit ordin n i un anumit grad m se genereaz
23         %aproxim rile
24         [y_pred_id,y_pred_val,y_sim_id,y_sim_val] = calcul_ARX_Neliniar(
                ordin,ordin,nk,grad,id,val);
25
26         %Adaug m erorile medii p tratices
27         MSE_sim_val(ordin,grad)=mean((val.Y-y_sim_val(:)).^2);
28         MSE_pred_val(ordin,grad)=mean((val.Y-y_pred_val(:)).^2);
29         MSE_pred_id(ordin,grad)=mean((id.Y-y_pred_id(:)).^2);
30         MSE_sim_id(ordin,grad)=mean((id.Y-y_sim_id(:)).^2);
31     end
32 end
33
34
35 %% Afi are aproxim ri pentru un anumit set ini iat na,nb,nk,mkk
36
37 clc
38 clear
39 format long
40 %Citire
41 load('iddata-08.mat')
42
43 u_id = id.u; y_id = id.y; u_val = val.u; y_val = val.y;
44
45 %Alegere parametrui: na nb nk m
46 na = 1; nb = 1; nk = 1;
47 m = 13;
48
49 [y_pred_id,y_pred_val,y_sim_id,y_sim_val] = calcul_ARX_Neliniar(na,nb,nk
        ,m,id,val);
50
51
52 % Predictie identificare
53 figure(1)
54 plot(y_pred_id); hold on ; plot(y_id); hold off;
55 xlabel('index');ylabel('y'); legend('y-{prezis}','y');
56 title('Predictie identificare');
57
58 % Simulare identificare
59 figure(2)
60 plot(y_sim_id); hold on ; plot(y_id); hold off;
61 xlabel('index');ylabel('y'); legend('y-{simulate}','y');
62 title('Predictie identificare');

```

```

63
64 % Predictie validare
65 figure(3)
66 plot(y_pred_val); hold on ; plot(y_val); hold off;
67 xlabel('index'); ylabel('y'); legend('y-{prezis}', 'y');
68 title('Predictie validare');
69
70 % Simulare validare
71 figure(4)
72 plot(y_sim_val); hold on ; plot(y_val); hold off;
73 xlabel('index'); ylabel('y'); legend('y-{simulat}', 'y');
74 title('Simulare Validare');
75
76 % Afisare erori
77 disp(strcat('MSE predictie identificare: ', num2str(mean((id.y-y_pred_id
78 (:)).^2))));
79 disp(strcat('MSE simulare identificare: ', num2str(mean((id.y-y_sim_id(:)
80 (:)).^2))));
81 disp(strcat('MSE predictie validare: ', num2str(mean((val.y-y_pred_val(:)
82 (:)).^2))));
83 disp(strcat('MSE simulare validare: ', num2str(mean((val.y-y_sim_val(:))
84 (:)).^2))));

```

7.2.2 Funcția care creează matricea de puteri

```

1 function MatricePutere = Calculare_matrice_putere(na,nb,m)
2
3 % Algoritmul are la baza implementarea solutiei
4 % numaratorului in baza m, practic el va oferi
5 % rezultatele numararii in baza m, doar ca el este optimizat
6 % astfel nct s nu se poat produce liniile n care
7 % suma valorilor sa fie mai mare dec t m
8
9 MatricePutere = []; % declaram variabila de iesire ca fiind o matrice
10
11 vector_puteri = zeros(1,na+nb); % Cream vectorul in care vom numara
12
13 pozitie_max = 1; % Aceasta este pozitia in vector unde se va
14 % gasii ultima valoare, in momentul in care ea va depasi
15 % pozitie_max > na+nb, algoritmul va returna
16 % ultima valoare, fiind elementul ce contine doar 0
17
18 N_vector_puteri = length(vector_puteri); % variabila in care stocam
19 % lungimea
20 % elementelor
21
22 while pozitie_max <= N_vector_puteri
23     % Se pot adauga valori celui mai nesemnificativ bit

```

```

24 % Astfel se vor adauga valori bitului nesemnificativ cat timp
25 % suma valorilor va fi mai mic decat "m"
26 if sum(vector_puteri) < m
27     vector_puteri(1) = vector_puteri(1) + 1;
28
29 %in cazul in care adaugarea ar depasii valoare m,
30 %se va reinitializa la 0 continutul pozitiei unde exista o
    valoare , cautand de
31 %la cel mai mic index si marindu-se valoarea imediat urmatoare
32 %fat de indexul g sit
33 else
34     for increment = 1:pozitie_max
35
36         %Daca se gaseste o valoare , la un anumit index , cautat
            crescator
37         %se va initializa la 0
38         if vector_puteri(increment) > 0
39             vector_puteri(increment) = 0;
40
41         %in cazul in care indexul gasit este la pozitia
            maxim
42         %pana unde s-au pus valori , el se va m ri
43         if increment == pozitie_max
44             pozitie_max = pozitie_max+1;
45         end
46
47         %Se va incrementa pozitia urm toare fat de indexul
48         %unde s-a g sit valoarea
49         if increment+1 <= N_vector_puteri
50             vector_puteri(increment+1) = vector_puteri(
                increment+1)+1;
51         end
52
53         %Se va inchide forul deoarece s-a incrementat o dat
            o
54         %valoare
55         break;
56     end
57 end
58 end
59 %se adauga la matrice , linia corespunz toare valorilor
    curente .
60 MatricePutere = [ MatricePutere; vector_puteri ];
61 end
62 end

```

7.2.3 Funcția care identifică parametrii

```

1 function Theta = identificare_Theta_ARX(id , Matrice_puteri , na ,nb ,nk)

```

```

2
3 %Citire valori
4 u_id = id.u;
5 y_id = id.y;
6
7 N = length(u_id);
8 % Calculare Matrice de regresori
9 Regresori_NARX = [];
10
11 for k = 1:N
12
13     %Declaram linia curent ca fiind un vector sterg nd valorile
14     %anterioare
15     linie_curenta = [];
16
17     %Se adauga elementele corespunz toare ie irii
18     for pozitie_na = 1:na
19         %consider m ini ial valoarea 0
20         valoare_curenta = 0;
21         index_y = k-pozitie_na;
22
23         %in cazul in care indexul este unul valid(>0)
24         %se va extrage acea valoare
25         if index_y > 0
26             valoare_curenta = y_id(index_y);
27         end
28
29         %se adauga la linia curent valoarea curent
30         linie_curenta = [linie_curenta ,valoare_curenta];
31     end
32
33     %Se adauga elementele corespunz toare intr rii
34     for pozitie_nb = 0:nb-1
35         %consider m ini ial valoarea 0
36         valoare_curenta = 0;
37         index_u = k - nk - pozitie_nb ;
38
39         %in cazul in care indexul este unul valid(>0)
40         %se va extrage acea valoare
41         if index_u > 0
42             valoare_curenta = u_id(index_u);
43         end
44
45         %Se adaug la linia crenet valoarea curent obtinut
46         linie_curenta = [linie_curenta ,valoare_curenta];
47     end
48
49     %Se va ridica fiecare element din linie la toate puterile

```



```

50         %obtinute. Practic fiecare linie va avea o combinatie de puteri
51         %o putere pentru un element
52         termeni_puteri = linie_curenta.^Matrice_puteri;
53
54         %Matricea ob inut se va transpune astfel nct s existe
55         %elementele ridicate la combinatiile de puteri pe coloan
56         termeni_puteri = termeni_puteri';
57
58         %Se va aplica func ia prod, ea va inmul ii toate elementele de
59         %pe o
60         %linie ntre ele, rezultatul va fi c se va ob ine un vector
61         %n care la fiecare pozitie se vor gasii termenii inmultiti
62         %ei la cate o combina ie de puteri
63         termeni_puteri = prod(termeni_puteri);
64
65         %Adaugam noua linie ob inut la matricea de regresori
66         %neliniaris
67         Regresori_NARX = [Regresori_NARX;termeni_puteri];
68     end
69
70     % Creare matrice Y
71     Y = y_id(:);
72
73     % Aflare Parametrii Theta
74     Theta = Regresori_NARX\Y;
75 end

```

7.2.4 Funcția care calculează aproximarea prin predicție sau simulare

```

1 function y_aproximat = calcul_y(u,y,na,nb,nk,Theta,Matrice_puteri)
2 %u—intrarea
3
4 %y—iesirea de validare. Daca exista se va folosi predictia, altfel
5 %simularea
6 %na — numarul de zerorui
7 %nb — numarul de poli
8 %nk — intarzierea
9 %Theta — Parametrii functiei
10 %Matrice_puteri — matricea ce contine toate puterile
11
12
13 y_aproximat(1) = 0; %variabila in care se v—a construi simularea
14
15 N_val = length(u); %variabila pentru stocarea lungimii intr rii
16
17 goSimulate = 0; % variabil care va interpreta dac se doreste

```

```

    simulare
18 %sau predictie. 0 – predictie, 1–simulare. initial consideram ca se
19 %doreste predictia
20
21 %in cazul in care nu s-a dat ca parametru y, o iesire valida, se
22 %considera c se dore te s se ob in simularea.
23 if isempty(y)
24     goSimulate = 1; %
25 end
26
27 for index = 1 : N_val
28
29     if goSimulate == 1
30         y = y_aproximat; %Practic la fiecare itera ie, in cazul
31         %in care se dore te simularea, se va reactualiza vectorul
32         %de valori approximate.
33     end
34
35     %Creare vector cu valori anterioare
36     val_anterioare = [];
37
38     % Se adauga elementele corespunz toare ie irii
39     for pozitie_na = 1:na
40
41         %consider m ini ial valoarea 0
42         valoare_curenta = 0;
43         index_y = index - pozitie_na;
44
45         %in cazul in care indexul este unul valid(>0)
46         %se va extrage acea valoare
47         if index_y > 0
48             valoare_curenta = y(index_y);
49         end
50
51         val_anterioare = [val_anterioare, valoare_curenta];
52     end
53
54     for pozitie_nb = 0:nb -1
55         %consider m ini ial valoarea 0
56         valoare_curenta = 0;
57         index_u = index - nk - pozitie_nb;
58
59         %in cazul in care indexul este unul valid(>0)
60         %se va extrage acea valoare
61         if index_u > 0
62             valoare_curenta = u(index_u);
63         end
64

```

```

65         val_anterioare = [val_anterioare ,valoare_curenta];
66     end
67
68     %Se va ridica fiecare element din linie la toate puterile
69     %obtinute. Practic fiecare linie va avea o combinatie de puteri
70     %o putere pentru un element
71     linie_regresori = val_anterioare.^Matrice_puteri;
72
73     %Matricea ob inut se va transpune astfel nct s existe
74     %elementele ridicate la combinatiile de puteri pe coloan
75     linie_regresori = linie_regresori';
76
77     %Se va aplica func ia prod, ea va inmul ii toate elementele de
78     %linie ntre ele, rezultatul va fi c se va ob ine un vector
79     %n care la fiecare pozi ie se vor gasii termenii inmultiti
80     %ei la cate o combina ie de puteri
81     linie_regresori = prod(linie_regresori);
82
83
84     %Aflare aproximare y, la un anumit index
85     y_aproximat(index) = linie_regresori * Theta;
86 end
87
88
89 end

```

7.2.5 Funcția care returnează aproximările prin simulare și predicție

```

1 function [y_pred_id , y_pred_val , y_sim_id , y_sim_val] = calcul_ARX_Neliniar
   (na , nb , nk , m , id , val)
2
3     u_id = id.u;
4     y_id = id.y;
5     u_val = val.u;
6     y_val = val.y;
7
8     % Aflare lungime iesire , intrare
9     N = length(u_id);
10    N_val = length(u_val);
11
12    % Calculare toate combinatiile de puteri;
13    Matrice_puteri = Calculare_matrice_putere(na , nb , m);
14
15    %Aflare Theta
16    Theta = identificare_Theta_ARX(id , Matrice_puteri , na , nb , nk);
17

```

```

18 % Calculare y aproximat pe identificare cu predictie
19 y_pred_id = calcul_y(u_id,y_id,na,nb,nk,Theta,Matrice_puteri);
20
21 % Calculare y aproximat pe identificare cu simulare
22 y_sim_id = calcul_y(u_id,[],na,nb,nk,Theta,Matrice_puteri);
23
24 % Calculare y aproximat pe validare cu predictie
25 y_pred_val = calcul_y(u_val,y_val,na,nb,nk,Theta,Matrice_puteri);
26
27 % Calculare y aproximat pe validare cu simulare
28 y_sim_val = calcul_y(u_val,[],na,nb,nk,Theta,Matrice_puteri);
29 end

```