Proiect Identificarea Sistemelor 1

Modelarea unei functii necunoscute

Nume Studenti:
Ciceu Robert
Florean Ioana-Valentina
Tabircea Georgiana-Maria

Grupa:30135
Semigrupa:1

Set de date: proj_fit_14.mat

Cuprins

INTRODUCERE

- Această prezentare se concentrează pe dezvoltarea unui aproximantor polinomial pentru o funcție necunoscută, statică și neliniară, folosind date de intrare-ieșire furnizate. Scopul este să dezvoltăm un model care să poată estima funcția dată, în ciuda naturii sale neliniare.
- Acest proces de modelare se bazează pe două seturi distincte de date:
- • Setul de identificare, notat cu "id," folosit pentru antrenarea modelului.
- • Setul de validare, notat cu "val," utilizat pentru evaluarea performanței modelului dezvoltat.

Descrierea structurii si a procedurii

- Aproximatorul polinomial trebuie sa aiba gradul configurabil, iar antrenarea modelului consta in gasirea vectorului optim de parametrii pentru care polinomul se apropie cel mai mult de functia necunoscuta, dată de setul de date de identificare.
-
- Structura aproximatorului polinomial:
- Forma generala: $y(k)= [\phi 1(k), \phi 2(k). . . , \phi n(k)] \cdot [\theta 1, \theta 2, . . . , \theta n]$ ^T + e(k)
- Unde:
- ➢ $\phi 1(k), \phi 2(k),..., \phi n(k)$ sunt regresorii
- ➢ $\Theta 1, \theta 2, . . . , \theta n$ sunt vectori necunoscuți
- ➢ e(k) este eroarea modelului
- Procedura de Găsire a Parametrilor:
- Antrenarea modelului constă în găsirea vectorului optim de parametri θ pentru care polinomul y(n) se apropie cât mai bine de funcția necunoscută. Aceasta se realizează prin minimizarea erorii pătratice medii (MSE) între ieșirile estimate și cele reale ale funcției.
- In continuare va vom prezenta codul care sta la baza regresiei liniare avand comentarii explicite.

```
load("proj_fit_14.mat")
id.X; %date identificare
id.Y; %date identificare
val.X; %date validare
val.Y; %date validare
%mesh urile sunt folosite pentru crearea
graficelor initiale
%tridimensionale
figure;
mesh(id.X{1},id.X{2},id.Y)
mesh(val.X{1},val.X{2},val.Y)
title("Grafic Initial")


phi = [];
phi_val=[];
theta=[];
n=30; %gradul polinomului 30
MSE1=zeros(1,n);
MSE2=zeros(1,n);
```

```
for n=1:30 %luam n de la 1 la 30 pentru a vedea evolutia
%matricea phi de identificare
N=length(id.X{1}); %nr de puncte din setul de identificare
il = 1; %indexul liniei
for i = 1:N
for j = 1:N
ic = 1; %indexul coloanei
for m = 0:n %putere
for w = 0:n %putere
if m + w <= n %puterile adunate trebuie sa fie mai mici sau egale cu gradul polinomului
if m == 0 && w == 0 %conditie pt prima coloana
phi(il, ic) = 1; % Prima coloană este întotdeauna 1
else
phi(il, ic) = id.X{1}(i)^m * id.X{2}(j)^w; % Calculează valorile pentru celelalte coloane
end
ic = ic + 1; %trecem la urmatoarea coloana
end
end
end
il = il + 1; %trecem la urmatoarea linie
end
end
```

```
    % matricea phi de validare se face la fel ca cea de identificare
    M=length(val.X{1}); %nr de puncte din setul de validare
    il_val = 1;
    for i= 1:M
    for j= 1:M
    ic_val = 1;
    for m= 0:n
    for w = 0:n
    if m+w <= n
    if m== 0 && w == 0
    phi_val(il_val, ic_val) = 1; % Prima coloană este întotdeauna 1
    else
    phi_val(il_val, ic_val) = val.X{1}(i)^m* val.X{2}(j)^w; % Calculează valorile pentru celelalte coloane
    end
    ic_val = ic_val + 1;
    end
    end
    end
    il_val = il_val + 1;
    end
    end
    % Calcularea vectorului de parametri theta
    Y_id=reshape(id.Y,N*N,1);
    theta=phi\Y_id;
% Estimarea ieșirilor aproximative pentru setul de validare
Y_val=reshape(val.Y,M*M,1);
y_aprox_val=phi_val*theta;
y_aprox1_val=reshape(y_aprox_val,M,M);


% Afișarea graficelor doar pentru n=4 gradul minim pentru a nu se
% supraantrena aproximarile
if n==4
figure
mesh(y_aprox1_id)
title("Aproximare si identificare")
```

```
figure
mesh(y_aprox1_val)
title("Aproximare si validare")
end
%MSE pentru identificare
e1=ones(N, 1); %matrice care sa stocheze toate valorile e1
for k=1:N
e1(k)=id.Y(k)-y_aprox1_id(k);
end
MSE1(n)=1/N*sum(e1.^2);


%MSE pentru validare
e2=ones(M, 1); %matrice care sa stocheze toate valorile e2
for K=1:M
e2(K)=val.Y(K)-y_aprox1_val(K);
end
MSE2(n)=1/M*sum(e2.^2);
%functie pentru calcularea punctului minim si gradului minim a erorii medii
%patratice de validare
[minim,min_gr]=min(MSE2);
end
%afisarea graficelor pentru erori
figure
plot(1:n,MSE1)
title("Eroarea Medie Patratica 1")



figure
plot(1:n,MSE2)
title("Eroarea Medie Patratica 2")
%afisarea in consola a punctului si gradului minim
fprintf('MSE MINIM ESTE IN PUNCTUL:%f \nmin grad%d',min(MSE2),min_gr)
```

Caracteristici esentiale ale solutiei

Datele de identificare și validare sunt reprezentate de variabilele id.X, id.Y, val.X, și val.Y.

Odata ce datele sunt incarcate, utilizam functia “mesh()” pentru a afisa graficele initiale tridimensionale.

Mai apoi, am construit matricile phi si phi_val, care sunt esentiale pentru procesul de identificare si validare a modelului. Aceasta constructie presupune generarea si combinarea unor puteri ale datelor de intrare, cu scopul de a crea un set complex de caracteristici utilizate pentru modelare.

Am determinat parametrii modelului, reprezentati de vectorul theta, prin rezolvarea unui sistem linear in sensul celor mai mici patrate, realizata prin operatorul \(“backslash()”)

Dupa determinarea parametrilor,se efectueaza aproximarea datelor de identificare si validare.

Urmatoarea etapa consta in calcularea erorilor medii patratice(MSE), unde MSE reprezinta o masura a discrepantei intre datele reale si cele approximate de model.

In final, se afiseaza graficele erorilor pentru identificare si validare si se evidentiaza punctul in care MSE pentru validare atinge minimul, oferind astfel o evaluare concludenta a performantei modelului.

REZULTATE DE ACORDARE

- În continuare, vom analiza rezultatele obținute în urma variației numărului de termeni 'n', examinând eroarea medie pătratică (MSE) în intervalul de la 1 la 30. Am ales gradul polinomului 30 deoarece asa se observa cel mai bine la eroarea medie patratica de validare ca va creste.

Fig 1: Se observa o scadere a erorii pana in n=4. Pentru n>4 sistemul va avea o eroare medie patratica constanta

Fig2:Se observa o scadere a erorii pana in n=4. Dupa eroarea medie patratica este constanta pana In punctul 23 unde observam o urcare a erorii.Valoarea minima a parametrului este n=4, pentru ca y_aprox_val se apropie cel mai bine de valorile reale y pe setul de date de identificare.

Fig 1

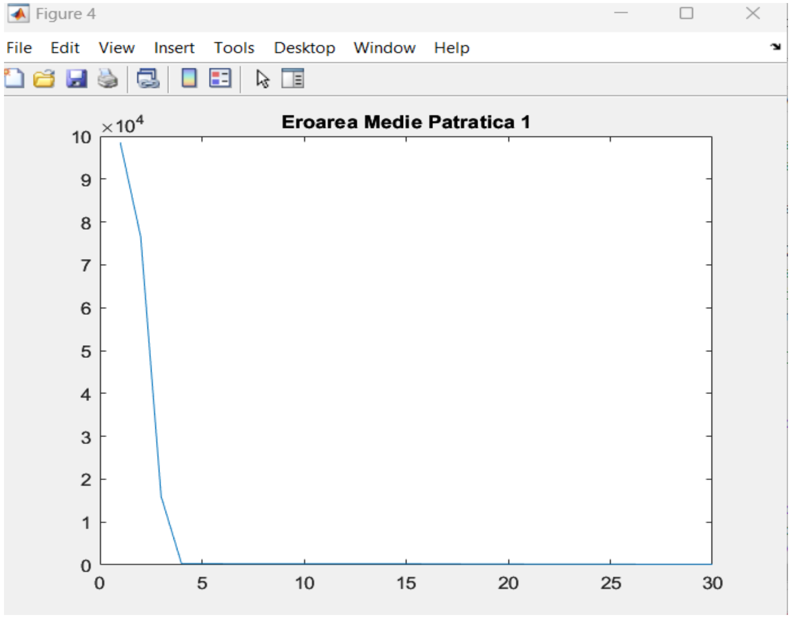
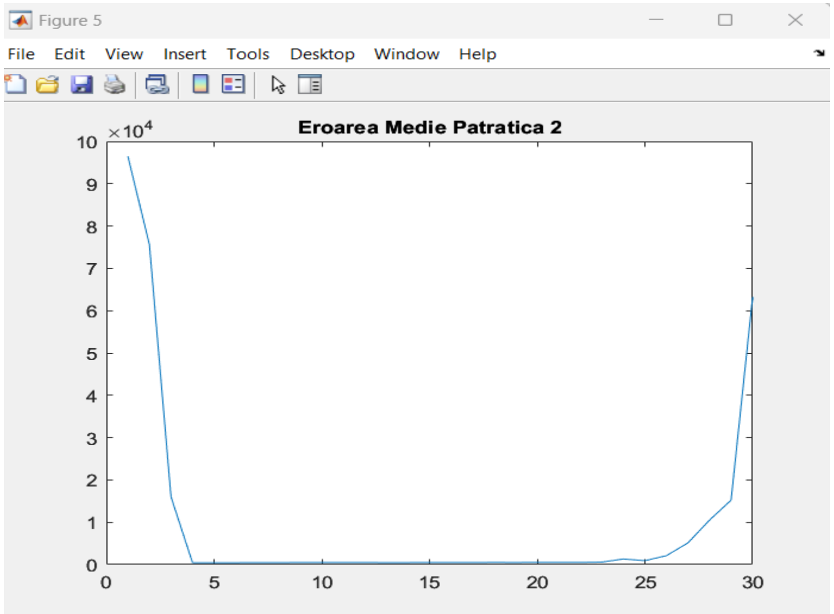


Fig 2



GRAFICE REPREZENTATRIVE

Fig 3(Date identificare): Acest grafic reflecta procesul de ajustare a modelului la setul de identificare. Pentru valoarea optima a parametrului”n”, in acest caz, n=4, modelul ofera o aproximatie semnificativa si precisa a datelor reale. Acest aspect este evidentiat prin modul in care suprafata graficului se apropie de forma datelor de identificare.

Fig 4(Date validare): Modelul alege un numar optim de parametrii, evitand astfel atat sub-ajustarea,cat si supra-ajustarea si manifestandu-se intr-o generalizare eficienta pe datele de validare.

Fig 3

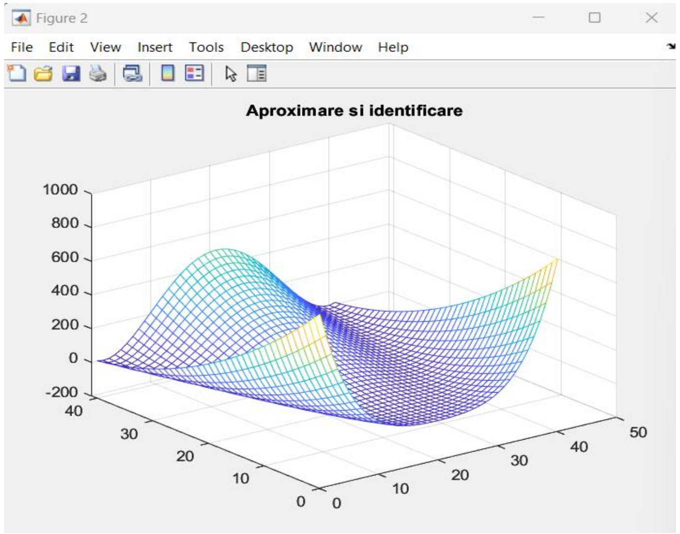
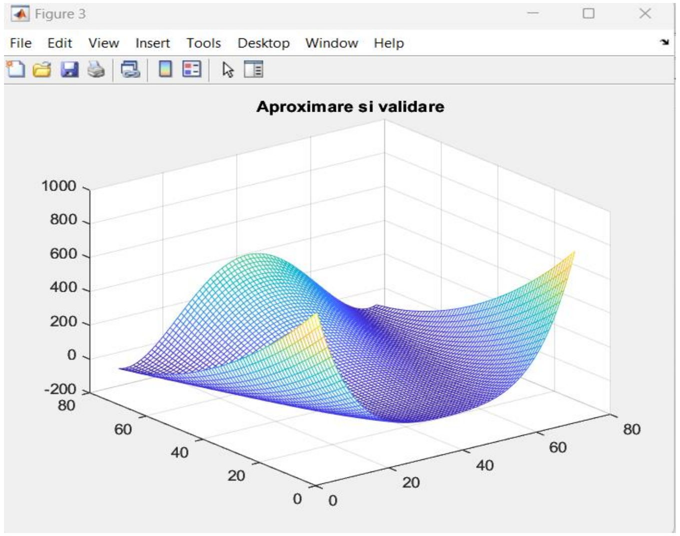


Fig 4



CONCLUZIE

- In concluzie, codul implementează o metodă de identificare a unui sistem utilizând regresia liniară polinomială de gradul n, evaluată prin eroarea medie pătratică (MSE). Un aspect important al analizei este găsirea gradului optim al polinomului, care a fost determinat pe baza minimului local al MSE pe setul de validare.
- Sugestie de imbunatatire si optimizarea codului:
- Se poate îmbunătăți eficiența codului prin utilizarea unor funcții și vectorizarea operațiilor.