

METODA ADAPTIVA PENTRU RECONSTRUCTIA TRAIECTORIEI UNUI BRAT ROBOTIC UTILIZAND RELETE NEURONALE

Marius BABAN

Universitate din Oradea, e-mail: mbaban@uoradea.ro

Cuvinte cheie: rețele neuronale, brat robotic, aproximare, curbe Bezier,

Abstract. In this paper, an adaptive method for construction trajectory of a robot arm using neural network is developed. The method presents the process of curves reconstruction based on the approximation principle of curves and neural network capability.

1. INTRODUCERE

Calitatea construcției traiectoriei unui brat robotic depinde foarte mult de selectarea unui model corespunzător. Pentru reprezentarea matematică a curbelor se folosește reprezentarea algebrică sau parametrică [2,4,5].

Reprezentarea algebrică a unei curbe poate fi descrisă prin ecuația:

$$F(x, y) = 0 \quad (1)$$

Reprezentarea parametrică utilizează diferiți parametri, cum ar fi u și v , pentru a reprezenta un set de date de intrare, unde u corespunde distanței relative a unui punct care se deplasează de-a lungul curbei, iar (u, v) este distanța relativă până la curbă.

Acest tip de reprezentare prezintă o serie de avantaje comparativ cu reprezentarea algebrică, cum ar fi:

- o mai mare libertate în controlul formei geometrice a curbei;
- orientarea corespunzătoare a curbei;
- valoare finită pentru panta curbei.

2. CURBE BÉZIER ȘI B-SPLINE

Reprezentarea generală a curbei Bézier este dată de ecuația [4,5]:

$$Q(u) = \sum_{i=0}^n P_i B_{n,i}(u), \quad 0 \leq u \leq 1 \quad (2)$$

În ecuația (2) u este un parametru, P_i sunt puncte de control, $B_{n,i}$ este funcția Bernstein, iar n este gradul funcției Bernstein.

Funcția Bernstein este definită prin ecuația [4]:

$$B_{n,i}(u) = C_n^i u^i (1-u)^{n-i}, \quad i = 0, \dots, n \quad (3)$$

unde C_n^i se reprezintă prin:

$$C_n^i = \frac{n!}{i!(n-i)!} \quad (4)$$

Expresia curbei B-spline este redată prin expresia [4,5]:

$$Q(u) = \sum_{i=0}^n P_i N_{i,h}(u), \quad 0 \leq u \leq u_{\max} \quad (5)$$

În ecuația (5) u este un parametru, P_i sunt punctele de control, iar $N_{i,k}(u)$ este funcția de baza B-spline normalizată.

Funcția de baza este determinată de relația recursivă [4]:

$$N_{i,1}(u) = \begin{cases} 1 & \text{if } u_i \leq u \leq u_{i+1} \\ 0 & \text{în caz contrar} \end{cases} \quad (6)$$

respectiv:

$$N_{i,h}(u) = \frac{(u - u_i) N_{i,h-1}(u)}{u_{i+h-1} - u_i} \quad (7)$$

Alegerea marimilor $\{u_i\}$, ($i = 0, 1, \dots, n+h$) are o influență importantă în reprezentarea funcției de baza B-spline. Acestea trebuie să satisfacă relația $u_i \leq u_{i+1}$. Dacă se alege un vector al nodurilor uniform, atunci [4]:

$$\begin{aligned} u_i &= 0 & 1 \leq i \leq h \\ u_i &= i - h & h+1 \leq i \leq n+1 \\ u_i &= n - h + 2 & n+2 \leq i \leq n+h+1 \end{aligned} \quad (8)$$

O altă formă a reprezentării curbelor B-spline este reprezentarea B-spline rațională, care este definită de relația [4]:

$$Q(u) = \frac{\sum_{i=0}^n P_i u_i N_{i,h}(u)}{\sum_{i=0}^n u_i N_{i,h}(u)} = \sum_{i=0}^n P_i R_{i,h}(u) \quad (9)$$

unde P_i sunt punctele de control, iar $R_{i,h}$ sunt funcțiile de baza B-spline raționale, reprezentate prin [4]:

$$R_{i,h}(u) = \frac{u_i N_{i,h}(u)}{\sum_{i=0}^n u_i N_{i,h}(u)} \quad (10)$$

În ecuațiile (9) și (10), mărimea $u_i \geq 0$ este definită ca pondere pentru valoarea i .

3. METODA ADAPTIVĂ PENTRU CONSTRUCȚIA TRAIECTORIEI UNUI BRAT ROBOTIC

Rețelele neuronale artificiale pot să descrie o aplicație complexă, și să o rezolve în același timp, prin autoorganizarea rețelei și nu prin program. Procesul de autoorganizare are loc pe parcursul unui proces de învățare obținut prin cooperarea unei topologii inițiale, a unor reguli de învățare și a unui număr mare de antrenamente.

Pentru a specifica o rețea neuronală artificială sunt necesare următoarele elemente: numărul de neuroni, modul de interconectare, modul în care semnalele sunt combinate la intrarea neuronului, funcțiile de activare, metoda de învățare folosită la antrenarea rețelei.

Faza cea mai importantă în proiectarea unei rețele neuronale artificiale de orice tip este învățarea. O rețea neuronală învățată prin instruire, considerându-se instruită dacă aplicarea unei mulțimi de vectori de intrare va produce ieșirea dorită. Cunoștințele unei rețele

neuronale artificiale sunt înglobate în ponderile sale, ponderi care se ajustează în faza de antrenament. Valorile ponderilor obținute în faza de învățare, în cazul rețelelor neuronale sunt echivalente cu algoritmul principal, în cazul sistemelor implementate prin programarea clasică.

Metoda adaptivă urmărește realizarea procesului de reconstrucție a curbelor, proces bazat pe combinarea principiului de aproximare a funcțiilor și capacitățile rețelelor neuronale. Metoda utilizează funcțiile Bernstein ale reprezentării Bézier și funcțiile de bază ale reprezentării B-spline, care sunt combinații liniare de funcții neliniare, ca funcții de bază ale procesului de reconstrucție a curbelor.

În cadrul algoritmului adaptiv, punctele de control ale funcțiilor Bézier și B-spline sunt considerate ca și ponderi și sunt antrenate în procesul de învățare cu o anumită rată și cu un anumit număr de iterații. Faza de antrenare este terminată când este îndeplinit criteriul de eroare sau după un număr prestabilit de iterații, obținându-se ponderile care reprezintă punctele de control ale funcțiilor Bézier și B-spline. Funcțiile Bézier și B-spline fiind controlate prin intermediul punctelor de control, se utilizează aceste puncte în locul coordonatelor datelor de intrare.

Algoritmul de învățare propus în cadrul metodei adaptive este algoritmul bazat pe metoda celor mai mici pătrate.

Pentru aplicarea metodei adaptive pentru construcția curbelor s-a ales funcția Bézier cubică, pentru care avem:

$$Q(u) = (1-u)^3 P_0 + 3u(1-u)^2 P_1 + 3u^2(1-u) P_2 + u^3 P_3 \quad (11)$$

Ponderile se obțin utilizând metoda celor mai mici pătrate, având expresia [2]:

$$w_i(k+1) = w_i(k) + \alpha B_{3,i} e_k \quad (12)$$

4 STUDIUL DE CAZ

Se consideră traiectoria mișcării unui brat robotic definită de punctele :

$x_1=10.00, y_1=10.00; x_2=12.55, y_2=22.79; x_3=17.53, y_3=34.92; x_4=24.43, y_4=45.52;$
 $x_5=33.77, y_5=55.23; x_6=44.12, y_6=59.91; x_7=55.95, y_7=62.19; x_8=68.85, y_8=62.88$
 $x_9=80.67, y_9=58.70; x_{10}=90.20, y_{10}=55.42; x_{11}=100.06, y_{11}=47.90; x_{12}=110.82,$
 $y_{12}=40.47; x_{13}=122.14, y_{13}=33.98; x_{14}=133.75, y_{14}=28.58; x_{15}=146.45,$
 $y_{15}=23.93; x_{16}=158.88, y_{16}=20.53; x_{17}=171.52, y_{17}=18.05; x_{18}=184.21, y_{18}=15.38$
 $x_{19}=197.34, y_{19}=12.65; x_{20}=210.00, y_{20}=10.00$

Folosind rețeaua neuronală având ca funcție de bază curba Bézier de gradul trei s-a aproximat curba definită de punctele $(x_1, y_1), \dots, (x_{20}, y_{20})$.

Pentru a aproxima curba sau determinat punctele de control ale curbei Bézier de gradul trei: $P_0(w_{0x}, w_{0y}), P_1(w_{1x}, w_{1y}), P_2(w_{2x}, w_{2y}), P_3(w_{3x}, w_{3y})$ și eroarea dintre curba aproximată cu ajutorul rețelei neuronale și curba teoretică care trece prin punctele $(x_1, y_1), \dots, (x_{20}, y_{20})$.

Pentru a determina punctele de control și eroarea de aproximare s-a obținut cu ajutorul limbajului AutoLISP programul RECUNOASTERE FORMELOR GEOMETRICE.lsp. Prin rularea programului s-au obținut:

Introduceti eroarea E: 0.001;

Introduceti rata de invatare: 0.25;

Introduceti ponderea initiala w_{0x} : 10.00;

⋮

Introduceti ponderea initiala w_{3y} : 10.00;

Introduceti numarul de iteratii: 1000

Introduceti valoarea x_1 : 10.10

⋮

Introduceti valoarea y_{20} : 10.00

Punctele de control $w_{0x}, w_{1x}, w_{2x}, w_{3x}, w_{0y}, w_{1y}, w_{2y}, w_{3y}$ si eroarea sunt:

39.16 139.35 210 10 124.50 2.99 10 0.98).

Programul realizeaza si reprezentarea grafica a curbei aproximata prin metoda adaptiva de constructie a curbelor (Figura 1).

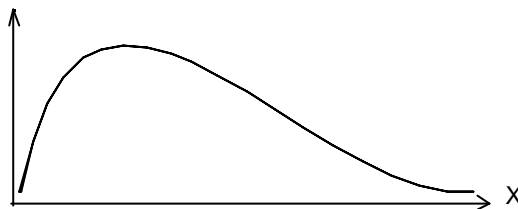


Figura 1 Reprezentarea grafica a curbei aproximata prin retele neuronale cu functia de baza Bezier

5. CONCLUZII

Comparativ cu alte tipuri de retele neuronale, metoda adoptiva propusa prezinta urmatoarele diferente:

- functiile de baza au o reprezentare parametrica (Bézier sau B-spline);
- retelele pentru modelul Bézier, respectiv B-spline sunt functii cunoscute. Intrarile sunt reprezentate printr-un set de date, obtinute în conformitate cu forma curbei si pot fi approximate prin curbe Bézier si B-spline;
- iesirile dorite sunt punctele de control ale functiilor Bézier si B-spline, considerate ca ponderi.

Principalele limitari în aplicarea metodei sunt:

- împartirea datelor în segmente trebuie realizata astfel încât sa nu apara discontinuitati geometrice între segmentele curbei;
- gradul functiilor de baza Bézier sau B-spline trebuie ales în concordanta cu geometria curbei de aproximat.

6. BIBLIOGRAFIE

1. Angeline, P., s.a.: An Evolutionary Algorithm that Constructs Recurrent Neural Networks, IEEE Trans on Neural Networks, 1994, p.35-53
2. Baban, M., Catuneanu, V.M.: Adaptiv Method for the Reconstruction of the Curves, Symposion of Education and Research "30years of Electronics Tehnology and Reliability Departament Experience", Bucuresti, 2001, p.157-159.
3. Bishop, C.M.: Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, 2004
4. Horvath, I., s.a., - Szamitogeppel segített gepesæeti ternezes, Muszaki Konyukiado, 1996
5. Hosaka, M., - Modeling of Curves and Surfaces in CAD/CAM, Berlin, Spring -Verlag, 1992
6. McFarlane, R., s.a., - Using AutoLisp with AutoCAD, John Weley\$Sons, 1999
7. Ripley, B.D.: Pattern Recognition and Neural Networks, Cambridge University Press, 1996
8. Simpson, P.K.s - Artificial Neural Systems, Pergamon Press, New Zork, 1990