

Վիրտուալ պրոթեզների ներդրումային կառավարում

Հ. Հ. Դավաթյան

*Հայաստանի պետական ճարտարագիտական համալսարանի
միկրոէլեկտրոնիկայի և Կ/Բ սարքերի ամբիոն*

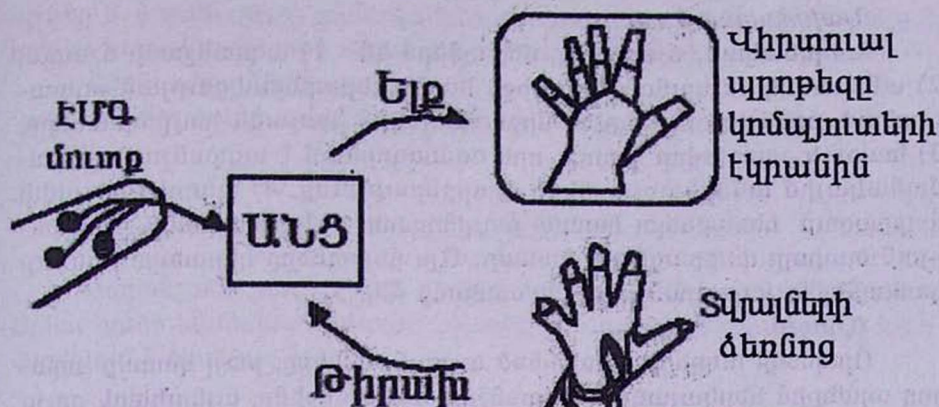
0009, Երևան, Տերյան փ., 105

*Բանալի բառեր. էլեկտրոմիոգրաֆիա, արհեստական ներդրումային
ցանց, ուժեղացուցիչ, փոխանջատվող ֆիլտր, ամպլի-
տուդա, մակերևութային էլեկտրոդներ*

Պրոթեզների կառավարման ամենաբնական ուղին պետք է նույնը լինի, ինչ-որ ձևերի կառավարման ժամանակ, այսինքն՝ ներդրումային կառավարումով այն նյարդերի օգնությամբ, որոնք ստեղծված են ձեռքի կամ դաստակի կառավարման համար: Համակարգը, որը ներկայացված է այստեղ կառավարման մեծ տիպի իրականացում է, որը ցույց է տալիս, որ ձեռքի կտրված մասի մկանային ակտիվությունը համահարաբերակցվում է պրոթեզի ցանկալի գործունեությանը: Ձեռքի վրա տեղադրված տարրեր մակերևութային էլեկտրոդներից գրանցումներով հնարավոր է դառնում կանխագուշակել ձեռքի համապատասխան շարժումը՝ օգտագործելով *արհեստական ներդրումային ցանցը* (ԱՆՑ):

Թիվ 1 նկարը ցույց է տալիս համակարգի աշխատանքի սկզբունքը: Ութ էլեկտրոդներ գրանցում են էլեկտրոմիոգրաֆիկ (ԷՄԳ) ազդանշանները վերջույթից: Սրանք տրվում են այնուհետև նախնական մշակման փուլ, ապա՝ ինքնակարգավորվող տարրեր բնութագրերի քարտեզին, որը սովորում է ճանաչել մկանային պատկերների կատեգորիաները: Այդ կատեգորիաները այնուհետև կապվում են համապատասխան շարժիչային գործողության հետ, որը գրանցվել է տվյալների ձեռնոցից:

Մակերևութային էլեկտրոդների օգտագործումը առավել մաշտակահարմար է, քանի որ նրանց տեղադրումը հեշտ է և չի պահանջում վիրաբուժական միջամտություն: Կօգտագործենք ձեռքի մոդելը կոմպյուտերի էկրանի վրա, որը գեներացված է OPENGL միջավայրում: Այս ձեռքը ցույց է տալիս ներդրումային ցանց ուղարկված ԷՄԳ պատկերներից համապատասխան վիրտուալ պրոթեզի շարժումները:



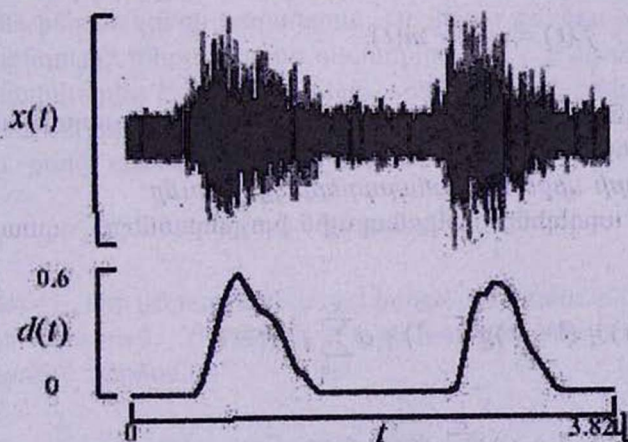
Նկ.1. Վիրտուալ պրոթեզների կառավարումը մեյրոնային ցանցի կողմից

ԷՄԳ ազդանշանների գրանցումը:

ԷՄԳ ազդանշանները գրանցվում են տասնվեց էլեկտրոդներից և ուղարկվում են հատուկ պատրաստված ութ կանալանի միաբևեռ ուժեղացուցիչ: Ուժեղացուցիչը օգտագործում է 50 Հց-ոց փոխանջատվող ֆիլտր: Ազդանշանները այնուհետև թվայնացվում են համակարգչի վրա ստանդարտ անալոգաթվային փոխակերպիչի օգնությամբ:

Թիվ 2 նկարում (վերև) ցույց է տրված հաճախորդի վերին վերջույթի վրա տեղադրված էլեկտրոդներից հավաքված ազդանշանները: Ցուցանատը չափման ընթացքում երկու անգամ շարժվում է հետ և առաջ:

Այնուհետև փոքրացնում ենք տվյալները, ինչքան որ հնարավոր է, որպեսզի ստանանք հարթ ֆունկցիա ժամանակային փոքր ընդհատումներով (նկ 2, ներքև):



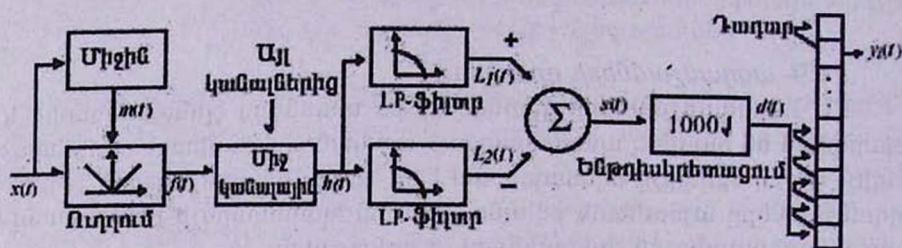
Նկ.2. Բուժվող հիվանդի վերջույթից վերցված ազդանշան:

Նախնական մշակում:

Նախնական մշակման մեթոդներն են՝ 1) ազդանշանի ճշտում, 2) անհատական կանալների միջև համահարաբերակցության օգտագործում, որպեսզի հեռացվեն միջկանալային խաչաձև խոչընդոտները, 3) հատուկ շերտավոր ֆիլտր, որն օգտագործում է ազդանշանում ժամանակային ամպլիտուդաների տարբերությունը, 4) պատկերի չափի փոքրացում՝ հեռացնելու համար խոչընդոտող ինֆորմացիան և հիշողության ծավալը փոքրացնելու համար: Այս մեթոդները կիրառվում են ութ կանալներից յուրաքանչյուրի նկատմամբ (նկ. 3):

Ճշտում:

Որպեսզի ուղղենք գրանցված ազդանշանները, թույլ կտանք լողացող արժեքին ներկայացնել ազդանշաններից միջինը, այնուհետև ցույց կտանք դրա շուրջ ակտիվությունը:



Նկ. 3. ԷՄԳ ազդանշանների նախնական մշակումը:

Դա անհրաժեշտ է այնքան ժամանակ, քանի դեռ մկանային ազդանշանները պարունակում են թե՛ դրական, և թե՛ բացասական պիկեր [3]: Այս մեթոդի օգնությամբ մենք ստանում ենք ազդանշանի համար աղեկավատ ամպլիտուդա: Բանաձևը հետևյալն է.

$$f(t) = |x(t) - m(t)|, \quad (1)$$

որտեղ $x(t)$ -ն ընտրված արժեքն է և $m(t)$ -ն օրիգինալ ազդանշանի լողացող միջին արժեքն է:

Կանալների միջև համահարաբերակցությունը:

Որպեսզի արգելենք միջկանալային խոչընդոտները՝ օգտագործենք ալգորիթմը.

$$g(t) = (1 - \alpha)g(t-1) + \alpha \sum_{k=0}^K f_K(t-1) \quad (2)$$

$$h_K(t) = f_K(t) \left(\sum_{k=0}^K f_K(t) \right)^{-1} g(t), \quad (3)$$

որտեղ K -ն կանալների քանակն է, α -ն հաստատուն է և $g(t)$ -ն ցույց է տալիս ազդանշանի լրիվ ակտիվության լողացող միջին արժեքը:

Շերտավոր ֆիլտրացիա:

Հաջորդ քայլը ազդանշանների շերտավոր ֆիլտրացիան է.

$$\begin{aligned} L^0(t) &= h(t) \\ L^{i+1}(t) &= \gamma L^i(t) + (1-\gamma)L^i(t-1) \end{aligned} \quad (4)$$

Ազդանշանը բաժանվում է երկու մասի տարբեր պարամետրերով: Երկու ցածր հաճախականային ֆիլտրների միջև տարբերությունը հաշվարկվում է հետևյալ ձևով.

$$S(t) = L_{\gamma_1}^3(t) - L_{\gamma_2}^3(t) \quad (5)$$

γ_1 և γ_2 երկու ցածր հաճախականային ֆիլտրներում առաջացնում են տարբերություններ և մենք հանգում ենք շերտավոր ֆիլտրի գաղափարին: Որպեսզի փոքրացնենք հիշողության ծավալը առանց ինֆորմացիայի կորստի կօգտագործենք հետևյալ բանաձևը.

$$d(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=0}^{N-1} g(tN+i): \quad (6)$$

ԷՄԳ պատկերների դասակարգումը:

Դասակարգման համար օգտագործում ենք ինքնակարգավորվող բնութագրերով քարտեզը՝ առաջարկված Դե Սիեմոյի կողմից [1]: Հավելենք յուրաքանչյուր մուտքային ազդանշան ցանցին այդ ազդանշանի ենթադրվող տարբերությամբ այնպես, որ փոքր տարբերությամբ ազդանշանը մեծ ազդեցություն ունենա կատեգորիայի վրա:

Մեխանիզմի սկզբունքն այն է, որ բոլոր հանգույցները պետք է օգտագործվեն բնութագրերի քարտեզում: Որպեսզի սա հնարավոր դառնա, հաղթող հանգույցի ընտրությունը օգտագործվում է այնքանով, որքանով որ այն ակտիվացվել է: Հանգույցները, որոնք չեն ակտիվացվել, չեն օգտագործվում: Այնուհետև հաշվում ենք այն բանի f գնահատականը, թե հանգույցը քանի անգամ է հաղթել մրցման մեջ:

$$f_i(t+1) = f_i(t)(1-\beta) + \beta z_i(t), \quad (7)$$

որտեղ $z_i(t)=1$, երբ i -երորդ հանգույցը հաղթել է t ժամանակում և $z_i(t)=0$, հակառակ դեպքում: β պարամետրը ցույց է տալիս մեխանիզմի ժամանակային հորիզոնը:

$$bias_i(t) = \lambda \left(\frac{1}{N} - f_i(t+1) \right), \quad (8)$$

որտեղ $Bias$ - սխալն է, N - ցանցում հանգույցների քանակն է, λ -ն

հաստատուն: Հաղթող հանգույցի հնչավորությունը հաշվարկվում է հետևյալ կերպ.

$$dist_i(t) = \sqrt{\sum_{i=0}^{N-1} (x_i(t) - w_i(t))^2 (1 - v_i(t)) - bias_i(t)}, \quad (9)$$

որտեղ v_i – լողացող արժեքի գնահատականն է.

$$v_i(t+1) = \gamma(x_i - w_i)^2 + (1 - \gamma)v_i(t): \quad (10)$$

Այս ձևով յուրաքանչյուր հանգույց որոշում է, թե ինչ կարևորություն ունի յուրաքանչյուր մուտք: Ի վերջո, յուրաքանչյուր հանգույց ցանցում կապված է ձեռքի համապատասխան շարժման հետ: Կրկնվող կանալների ժամանակ, այդ ազդանշանները կանխորոշում են վիրտուալ պրոթեզի կատարվելիք շարժումները:

Աշխատանքից հետևում է, որ նեյրոնային ցանցերը ունակ են դասակարգել ԷՄԳ պատկերները: Մեթոդը տալիս է լայն հնարավորություններ ձեռքի պրոթեզների հետագա ուսումնասիրության և զարգացման համար:

Нейронное управление виртуальным протезом

А.А.Даллакян

В настоящее время способности протезной руки ограничиваются открыванием или закрыванием. Для более совершенного протеза, обладающего большей свободой движения и ловкостью, необходимы передовые механические решения с использованием нейронного управления.

Neural control of virtual prosthesis

Н.Н. Dallakyan

The abilities of the currently existing hand prostheses are mainly limited to opening or closing of the hand. This limits the usefulness of the prosthesis considerably compared to the intact hand. In order to develop more sophisticated hand prostheses it is necessary to find out more advanced mechanical solutions resulting in higher freedom and additional dexterity of such prostheses.

Գրականություն

1. *DeSieno D.* Adding a conscience to competitive learning. IEEE International Conference on Neural Networks, IEEE Press, New York, 1988, vol. 1, p 117—124.
2. *Deutch, S., Deutch A.* Understanding the Nervous System. IEEE Press, New York, 1992.
3. *Kohonen T.* Self-organization and associative memory. Springer-Verlag, Berlin, 1984.
4. *Montelius L., Sebelius F., Eriksson L., Holmberg H. et al.* Pattern recognition of nerve signals using an artificial neural network. Proceedings of the 18th Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 1996.