

Հ.Հ. ԴԱԼԼԱՔՅԱՆ

ՄԻՈՒԼԵԿՏՐԻԿ ՊՐՈԹԵՋՆԵՐԻ ՀԱՄԱԿԱՐԳԻ ԿԱՌԱՎԱՐՈՒՄԸ

Մարդու՝ պրոթեզի օգտագործման հիմնական դժվարություններից մեկը պրոթեզի օգտագործման սկզբնական փուլերն են: Միոէլեկտրիկ պրոթեզների հետ աշխատելիս, այդ դժվարությունները պակասում են: Համակարգը նախատեսված է ԷՄԳ (Էլեկտրամիոգրամմային) ազդանշանները գրանցելու և մշակելու համար: ԱՌ (ավտոռեգրեսիվ) մոդելի և նեյրոնային ցանցի կապը կիրառվում է ԷՄԳ ազդանշանի ճանաչման համար: Այնուհետև նեյրոնային ցանցի ելքային ազդանշաններն օգտագործվում են վիրտուալ պրոթեզների կառավարման համար:

Առանցքային բառեր. Էլեկտրամիոգրամ, միոէլեկտրիկ, վիրտուալ պրոթեզ, Բարտերոտրոյան ֆիլտր, ավտոռեգրեսիվ մոդել, դասակարգիչ:

Ներածություն: Կորսված անդամը արհեստական վերջույթով փոխարինելու միտքը նոր չէ: Դեռ 20-րդ դարի սկզբներին շատ հեղինակներ գուշակում էին, թե ինչպիսին կլինի կիրառական կառավարման մարդը 21-րդ դարում: Մինչ այժմ մեծ աշխատանք է տարվել արհեստական վերջույթի կառավարման հարցում: Պրոթեզային զարգացման հիմնական խնդիրն այն է, որ ստեղծված պրոթեզը նմանակի իրական վերջույթը: Սակայն հիմնականում արհեստական վերջույթը լիարժեք չի կառավարվում այն օգտագործողի կողմից: Պրոթեզային կառավարման հայտնի մոտեցում է ԷՄԳ ազդանշանների կիրառումը, որոնք հավաքվում են մնացորդային մկաններից, որպես արհեստական վերջույթի մոտքային ազդանշաններ: Այս սարքերը հայտնի են որպես միոէլեկտրիկ պրոթեզներ, որոնք օգտագործում են կենսաբանական ազդանշանը արհեստական վերջույթի շարժումները կառավարելու համար: Այդ պատճառով այս աշխատանքում փորձ է արվելու գտնել միոէլեկտրիկ պրոթեզների կառավարման լավագույն ռազմավարությունն ու տեխնոլոգիան:

Համակարգի ճարտարապետությունը: Մենք կկենտրոնանանք մակերեսային Էլեկտրոմիոգրամմային ազդանշանների օգտագործման վրա՝ վերին վերջույթների պրոթեզների չորս տարբեր ֆունկցիաներ կառավարելու համար:

Էլեկտրոմիոգրամմային ազդանշանը գրանցվում է մակերեսային Էլեկտրոդների կողմից, ուժեղացվում է և գտվում:

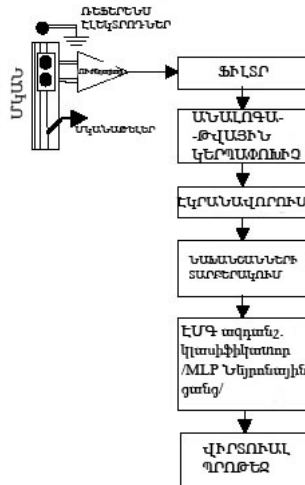
Ստացված ազդանշանի՝ մեզ հետաքրքրող հատվածը մշակելու համար, հարկավոր է պարզել, թե որտեղ է սկսվում Էլեկտրամիոգրամի ակտիվությունը և դուրս գրել այդ հատվածը (Էկրանավորում, կադրավորում): Այնուհետև ազդանշանը մշակվում է այն բնութագրերը գտնելու համար, որոնք կօգտագործվեն Էլեկտրոմիոգրամմային մոդելը արհեստական նեյրոնային ցանցի կողմից շարժման չորս դասի դասակարգելու համար: Նեյրոնային ցանցի ելքային ազդանշանը այնուհետև կարող է օգտագործվել վիրտուալ արհեստական վերջույթի ճիշտ ֆունկցիան ակտիվացնելու համար (նկ. 1):

ԷՄԳ ազդանշանների առաջացումն ու գրանցումը: Միոէլեկտրիկ ազդանշանը (նկ.2) նեյրոմկանային ակտիվացման Էլեկտրոնային տեսքն է: Այն շատ բարդ ազդանշան է, որի վրա

ազդում են տարբեր գործոններ, ինչպիսիք են մկանների անատոմիական և ֆիզիոլոգիական բնութագրերը, ծայրամասային նյարդային համակարգի կառավարող ալգորիթմը, ինչպես նաև այն սարքերի բնութագրերը, որոնք օգտագործվում են գործընթացում:

ԷՄԳ ազդանշանի ի հայտ բերումը կարևոր նշանակություն ունի:

Հիմնական խնդիրն այն է, որ այս ազդանշանը հեշտությամբ կարող է ընկնել խառնված, այսպես կոչված կեղտոտ ազդանշանների ազդեցության տակ, որոնք գալիս են աղմուկի տարբեր աղբյուրներից, ինչպիսիք են 50...60 Հց բարձր լարվածության գծերը:

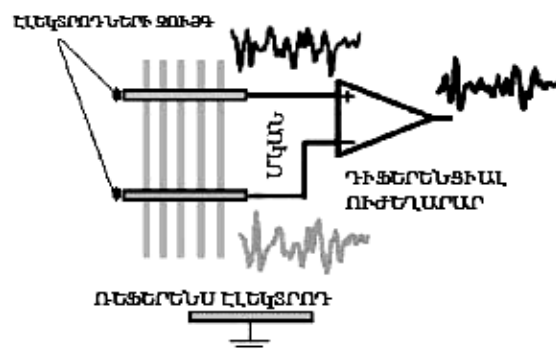


Նկ. 1. Համակարգի ճարտարապետություն



Նկ. 2. Իրական ԷՄԳ ազդանշան

Մյուս շատ կարևոր գործոնը, որը պետք է պահպանվի համապատասխան գրանցման համար, երկու էլեկտրոդների և այն տեղամասի միջև հեռավորությունն է, որտեղ նրանք տեղադրված են: Գործընթացի ժամանակ համապատասխան նյութ և համապատասխան թանձր լուծույթ է վերցվում հիվանդի մաշկը մաքրելու համար՝ էլեկտրոդի և մաշկի միջև հպումը հստակեցնելու նպատակով:



Նկ. 3. Դիֆերենցիալ ուժեղացում

ԷՄԳ ազդանշանների ուժեղացումը և գտումը: Օգտագործվող ուժեղարար-ների գլխավոր բնութագրերը պետք է լինեն մուտքային մեծ դիմադրությունը և սինֆազ ազդանշանի թուլացման մեծ գործակիցը: Նկ.3-ում ցույց է տրված դիֆերենցիալ ուժեղացման հիմնական գործընթացը: Ելքային ազդանշանը արդյունք է հետաքրքրության տարածքում տեղադրված երկու էլեկտրոդների ազդանշանի տարբերությանը այն էլեկտրոդի ազդանշանի նկատմամբ, որը տեղադրված է ոչ ակտիվ տեղամասում: Նշենք, որ սինֆազ ազդանշանի մեծ թուլացման գործակցի պայմաններում, խոչընդոտ ազդանշանի, ինչպիսին է լարի շարժումը կամ 50...60 Հց ինդուկցիան, առկայության դեպքում, ելքային ազդանշանը ոչ մի փոփոխության չի ենթարկվի:

ԷՄԳ ազդանշանից անցանկանալի բաղադրիչների հեռացմանը կարելի է հասնել թողունակության գոնիչի միջոցով, որն ունակ է հեռացնելու ցածր հաճախականությունները (20 Հց-ից ցածր), որոնք կապված են արտեֆակտի շարժումների հետ: Որպես ԷՄԳ ազդանշանների հզորության սպեկտր, նախագծված սարքն օգտագործում է երկրորդ կարգի անցողիկության Բարսերոուրտյան գոնիչ:

ԷՄԳ ազդանշանների մշակումը: ԷՄԳ ազդանշանի մշակումը ծայրահեղ դժվար խնդիր է: Երբ աշխատում ես նման ազդանշանի հետ, միշտ պետք է հիշել, որ այն ստոխաստիկ գործընթաց է, կանոնների չի ենթարկվում, և նրա ձևը հաճախ փոփոխվում է [1]:

Աշխատանքի հիմնական նպատակն է՝ գտնել ազդանշանից տվյալների հանման ճիշտ մեթոդաբանությունը, որանք արհեստական նեյրոնային ցանցերի համար որպես մուտքային ազդանշաններ օգտագործելու համար: Նեյրոնային ցանցերից ստացված արդյունքները կկիրառվեն՝ որոշելու համար, թե որ ֆունկցիաներն են պետք պրոթեզային վերջույթի համար: Եթե ստացված ազդանշանը պարունակում է ոչ ակտիվ հատվածներ, կարևոր է գտնել, թե կոնկրետ որտեղից է սկսվում ԷՄԳ ակտիվությունը: Դա պետք է անել ԷՄԳ ակտիվության սկիզբը փնտրելով և օգտագործելով կադրավորումը՝ ճիշտ հատվածը (200 մվ/կադր) առանձնացնելու համար: ԷՄԳ ակտիվության սահմանները գտնելու մեր ռազմավարությունը հիմնված է ազդանշանի ցրման շեմային մեծության փնտրման վրա:

Հաջորդ քայլը ԷՄԳ ազդանշանից ճիշտ տվյալների որոշման հարցն է: Այդ տվյալները պետք է բավարար ինֆորմացիա պարունակեն ԷՄԳ ազդանշանը համապատասխան ձևով ներկայացնելու համար: Սակայն պետք է հաշվի առնել, որ այս համակարգի գլխավոր նպատակը պրոթեզային սարքի կառավարման մաս լինելն է: Իրական ժամանակային կառավարման հասնելու համար, տվյալների ստացման և հաշվարկների վրա ծախսվող ժամանակը պետք է հասցվի նվազագույնի: Ազդանշանները մոդելավորելու համար օգտագործվում է ավտոռեգրեսիվ մոդելը (ԱՌ): Նման մոդելը մեզ հնարավորություն կտա մի քանի գործակիցների միջոցով ներկայացնել ԷՄԳ-ն:

ԱՌ մոդել: Ժամանակային շարքերը մասնակի մեծության՝ այս դեպքում՝ չմշակված ԷՄԳ ամպլիտուդի չափման հաջորդականություն են:

Ժամանակային շարքերը հիմնված են ազդանշանի մոդելավորման վրա՝ գուշակելու համար հետագա մեծությունները, ինչպիսիք են նրա նախկին մեծության գծային կոմբինացիան և ներկա մեծությունը:

Համակարգի՝ միայն նախորդ ելքային մեծությունների վրա հիմնված մոդելը կոչվում է ԱՌ մոդել: Համակարգի միայն մուտքային մեծությունների վրա հիմնված մոդելը կոչվում է շարժվող միջին մոդել (ՇՄ): Եվ վերջապես, մոդելը, որը հիմնված է և մուտքային, և ելքային մեծությունների վրա, կոչվում է ավտոռեգրեսիվ-շարժվող-միջին մոդել (ԱՌՇՄ):

ՇՄ-ի վերջնական հաշվով Առ մոդելը՝ տրված ճշտության աստիճանով, կարող է ապրոքսիմացնել ցանկացած մոդել [5]:

Ըստ պաշտոնական սահմանման, ԱՌ մոդելը գծային գուշակվող բանաձևերի մեծ խմբի մաս է, որով փորձ կարվի գուշակել նախորդ ելքայինների վրա հիմնված համակարգի ելքային ազդանշանը ($\hat{y}(n)$): Գծային գուշակող մոդելի ստացումը ներառում է $a_1, a_2, \dots, a_m$ գործակիցները: (1) հավասարումը նկարագրում է ԱՌ մոդելը .

$$\hat{y}(n) = \sum_{m=1}^M a_m(n)y(n-m) + e(n), \quad (1)$$

որտեղ $\hat{y}(n)$ -ը ենթադրվող ազդանշանն է n պահին, a_m -ը՝ ԱՌ գործակիցը, $e(n)$ -ը՝ ենթադրվող սխալը, M -ը՝ մոդելի կարգը:

(1) հավասարումը ցույց է տալիս, որ, օրինակ, ժամանակային հաջորդականության 9-րդ ելքային մեծությունը մոդելացված 3-րդ կարգի ԱՌ մոդելով գուշակելու համար օգտվում ենք

$$\hat{y}(9) = a_1(9)y(9-1) + a_2(9)y(9-2) + a_3(9)y(9-3) + e(9)$$

հավասարումից:

ԱՌ գործակիցների հաշվման ընդհանուր ռազմավարությունը նվազագույն միջին քառակուսային սխալի ալգորիթմի կիրառումն է, ինչը հանգեցնում է ԱՌ մոդելի պարամետրերի հաշվման առավել արագ մեթոդի: ԱՌ գործակիցները հաշվելու համար կատարում ենք հետևյալ քայլերը.

1) գտիչի գործակիցները բերել 0-ի,

2) հաշվել մուտքային $y(n)$ ազդանշանի ենթադրվող $\hat{y}(n)$ մեծությունը՝

$$\hat{y}(n) = \sum_{m=1}^M a_m(n)y(n-m), \quad (2)$$

3) գնահատել ենթադրվող $e(n)$ սխալը .

$$e(n) = y(n) - \hat{y}(n) = y(n) - a_1(n)y(n-1) - \dots - a_m(n)y(n-M), \quad (3)$$

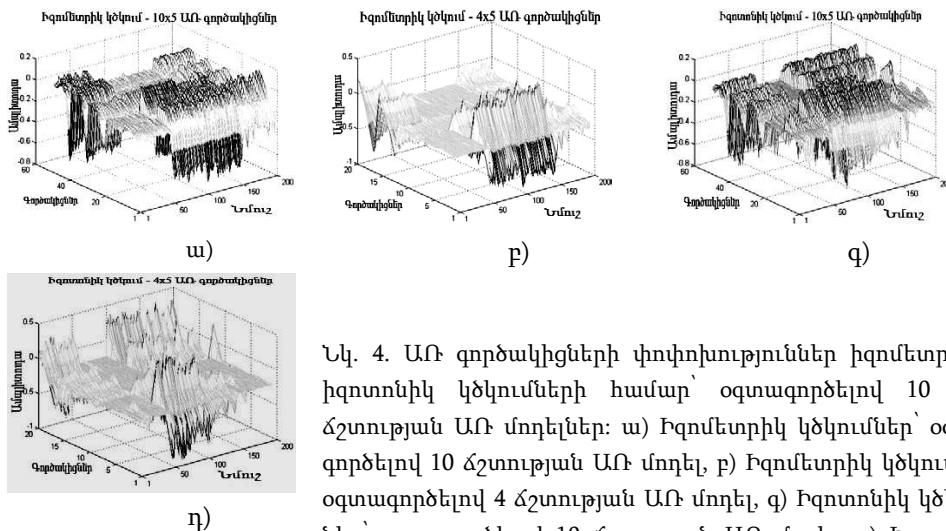
4) նորացնել ԱՌ a_m գործակիցը՝ օգտագործելով համընկնման μ հաստատունը՝

$$a_m(n+1) = a_m(n) - 2\mu e(n)y(n-m): \quad (4)$$

Նշենք, որ ԱՌ գործակիցների հաշվման հիմնական գործընթացը այնքան էլ համալիր չէ, այն միայն գործիք է (4) բանաձևի կիրառման համար՝ բոլոր ԱՌ գործակիցները հաշվելու նպատակով: Պրակտիկ չէ փնտրել μ -ի մեծությունը յուրաքանչյուր եզակի EUC ազդանշանի համար: Ըստ Հեֆֆտների [5], նպատակահարմար է համընկման հաստատունի համար կիրառել շատ փոքր մեծություն (0,001): Այդ դեպքում EUC -ի ալգորիթմը ամբողջ EUC տվյալների մշակման ընթացքում ցույց կտա շատ փոքր սխալներ:

Արդյունքում ԱՌ գործակիցները այնուհետև կօգտագործվեն նեյրոնային ցանցի դասակարգիչն ուսուցանելու համար:

ԱՌ գնահատումը առավել հստակեցնելու նպատակով իտերացվում է ԷՄԳ ալգորիթմը՝ որպես ամբողջականություն: Առաջին իտերացիայի ժամանակ ԱՌ գործակիցները որոշվում են որպես զրո, ինչպես նկարագրվել էր վերևում: Առաջին ԱՌ գործակիցների գնահատումից հետո նոր իտերացիա է կատարվում՝ հաշվելու համար ԱՌ գործակիցները: Երկրորդ իտերացիայի ժամանակ ԱՌ գործակիցները որոշվում են որպես առաջին իտերացիայի ժամանակ հաշվարկված մեծություններ: Այս պրոցեսը շարունակվում է այնքան ժամանակ, մինչև իրական ազդանշանի և ենթադրվող ազդանշանի միջև իտերացիայի առավելագույն քանակ կամ նվազագույն սխալ ստանալը: Նկ. 4-ի ա-ից դ-ն ցույց է տալիս, թե ինչպես կարող են ԱՌ գործակիցները փոփոխվել արմունկի շարժման յուրաքանչյուր տեսակի համար: Յուրաքանչյուր նկար ցույց է տալիս 200 ԷՄԳ օրինակ, որոնք հավաքված են մեկ հոգուց՝ բաժանված ձեռքի շարժման չորս մասի (արմունկի ծալում, արմունկի բացում, դաստակի պրոնացիա, դաստակի սուպինացիա): ԷՄԳ ազդանշանները գրանցվում են հինգ զույգ էլեկտրոդների օգնությամբ, արդյունքում հինգ խումբ ազդանշաններ են մշակվում յուրաքանչյուր շարժման համար: Նկ.4-ը ցույց է տալիս ԱՌ գործակցի արժեքը (Ամպլիտուդ)՝ կախված գործակիցների և ձեռքի շարժման քանակից:



Նկ. 4. ԱՌ գործակիցների փոփոխություններ իզոմետրիկ և իզոտոնիկ կծկումների համար՝ օգտագործելով 10 և 4 ճշտության ԱՌ մոդելներ: ա) Իզոմետրիկ կծկումներ՝ օգտագործելով 10 ճշտության ԱՌ մոդել, բ) Իզոմետրիկ կծկումներ՝ օգտագործելով 4 ճշտության ԱՌ մոդել, գ) Իզոտոնիկ կծկումներ՝ օգտագործելով 10 ճշտության ԱՌ մոդել, դ) Իզոտոնիկ կծկումներ՝ օգտագործելով 4 ճշտության ԱՌ մոդել

Քանի որ համակարգը պետք է օգտագործվի ԷՄԳ ազդանշանների հիման վրա արհեստական վերջույթը կառավարելու համար, դասակարգիչը պետք է ճանաչի իրական ժամանակում կծկման ցանկացած տեսակ: Դասակարգիչը պետք է հնարավորություն ունենա սովորելու և ապա ճանաչելու ազդանշանները, որպես շարժման նույն դասի մաս (արմունկի բացում, արմունկի փակում, դաստակի ծալում, դաստակի պրոնացիա և սուպինացիա): Այդ պատճառով, դրա համար կօգտագործենք արհեստական նեյրոնային ցանցը, որպես դասակարգիչ՝ բոլոր պահանջները բավարարելու համար:

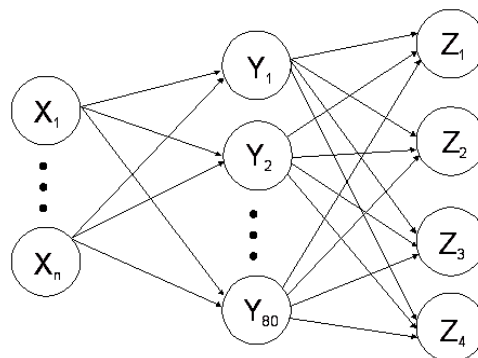
ԷՄԳ ազդանշանների դասակարգիչ: Դասակարգիչը համակարգի հիմնարար տարր է: Այն պետք է ճիշտ ազդանշան գեներացնի՝ պրոթեզային վերջույթը կառավարելու համար և, ինչքան

հնարավոր է, արագագործ պետք է լինի: Դասակարգչի՝ ճիշտ պատասխաններ տալու ճշտությունը կախված է ԷՄԳ ազդանշանի գրանցման և մշակման ժամանակ առաջացած անճշտությունների մակարդակից, որն էլ, իր հերթին, էլեկտրոդների՝ մաշկի վրա սխալ տեղադրման արդյունք է:

Վերջույթների պրոթեզների կառավարող համակարգի մեջ օգտագործվելու համար դասակարգիչը պետք է մշակի և տա «պատասխաններ» իրական ժամանակում:

Այս պահանջներն իրագործելու համար որոշվեց կիրառել MLP ճարտարապետության վրա հիմնված արհեստական նեյրոնային ցանցեր: MLP ճարտարապետությունը լավ ուսումնասիրված ռազմավարություն է և կիրառվել է տարբեր ուսումնասիրություններ կատարելիս: MLP-ի ուսուցման մեթոդն օգտագործվում է ուսուցման գործընթացում:

Ինչպես ցույց է տրված նկ.5-ում, նեյրոնային ցանցը բաղկացած է մուտքային մակարդակում n քանակի նեյրոններից (որտեղ n –ը ԱՌ գործակցիների քանակն է, 80 նեյրոններից՝ թաքնված մակարդակում և 4 նեյրոններից՝ ելքային մակարդակում (յուրաքանչյուրը՝ շարժման յուրաքանչյուր տեսակի համար): Թաքնված մակարդակում նեյրոնների քանակը որոշվում է տարբեր քանակի նեյրոնների փորձարկումից հետո:



Նկ.5. MLP նեյրոնային ցանց

MLP տոպոլոգիան կարող է պարունակել տարբեր թաքնված մակարդակներ: Այնուամենայնիվ, համաձայն համապիտանի ապրոքսիմացիայի թեորեմի [3], միայն մեկ թաքնված մակարդակը բավարար է MLP ուսուցումն իրականացնելու համար: Այս թեորեմը որոշում է թաքնված մակարդակների քանակը, բայց չի որոշում մակարդակում նեյրոնների քանակը (դա որոշվում է էմպիրիկ ձևով):

ԷՄԳ դասակարգումը բաժանված է երկու մասի՝ ուսուցում և կատարում: Յուրաքանչյուր մաս

շարժման չորս դասից յուրաքանչյուրի համար ստանում է պատահական՝ ընտրված 25 օրինակից կազմված խումբ (100 օրինակ՝ ուսուցման և 100 օրինակ տեստի համար): Օրինակները, որոնք կիրառվում են ուսուցման համար, չեն կարող կիրառվել կատարման համար և հակառակը: Նշենք, որ գեներացումը արհեստական նեյրոնային ցանցերի կարևոր տարրերից է, և լավ գեներացիա իրականացնելու համար գլխավոր բաղադրյալը ուսուցման փուլն է: Ուսուցման փուլում կանգնեցման երկու այլընտրանքային չափանիշներ են օգտագործվում.

- ա) երբ սխալի գումարային միջին քառակուսայինը ստացվի 0,01,
- բ) ուսուցումը կանգ առնի 100 պարբերությունից հետո:

Նեյրոնային ցանցի ուսուցման պարամետրերը հետևյալն են.

- 1) սնեռված ուսուցման կարգը (0,01),
- 2) սնեռված իմպուլսը (0),
- 3) երկակի սիզմոնիդալ ակտիվացիայի ֆունկցիան բոլոր շերտերի համար,
- 4) քաշի պատահական ինիցիալիզացիան (0-ից 1),
- 5) ուսուցման օրինակների պատահական ներկայացում,
- 6) նպատակային վեկտորները:

Նեյրոնային ցանցն ուսուցանվում է՝ օգտագործելով ձեռքի շարժման չորս խմբերը (նկ. 4): Հաջող ուսուցանումից հետո նեյրոնային ցանցը ներկայացվում է ԷՄԳ օրինակների ձևով և փորձ է արվում գտնելու, թե որ շարժումներն են համապատասխանում յուրաքանչյուր նոր օրինակին: Աղյուսակում ցույց են տրված ԷՄԳ դասակարգչի հաջողության կարգերը, երբ դասակարգվում են այս նոր ԷՄԳ ազդանշանները՝ օգտագործելով 4 և 10 ճշտության ԱՌ մոդելները:

Ինչպես ցույց է տրված աղյուսակում, նեյրոնային ցանցը գտնում է ճիշտ պատասխաններ յուրաքանչյուր եզակի իզոմետրիկ կծկման համար՝ մոդելացված 10-րդ կարգի ԱՌ մոդելով:

Աղյուսակ

Ձեռքի շարժման տեսակները					
Կծկման տեսակներ	Արմունկի բացում, %	Արմունկի փակում, %	Դաստակի սուլայինացիա, %	Դաստակի պրոնացիա, %	Միջին, %
Իզոմետրիկ (4)	100	92	100	92	96
Իզոմետրիկ(10)	100	100	100	100	100
Իզոտոնիկ(4)	96	100	92	96	96
Իզոտոնիկ(10)	84	100	100	96	95

ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

1. **Ակայ Մ.** Կենսաբժշկական ազդանշանի մշակում. - Ակադեմիկական մամուլ, 1994:
2. **Դե Լուկա Ց.Հ.** Մակերևութային էլեկտրոմիոգրաֆիա. Գրանցում և մշակում: www.delsys.com/emg.shtml, 1996:
3. **Հայկին Ս.** Նեյրոնային ցանցեր.- Մակմիլան հրատարակչություն, 1994:
4. **Սոաբես Ա.Բ., Բերգին Ֆ.** Իմպուլսային Z ազդանշանի օգնությամբ ԷՄԳ ազդանշանների սպեկտրային հաշվարկը // Էլեկտրոֆիզիոլոգիայի միջազգային միության 14-րդ կոնգրեսս. - Վիեննա Ավստրիա, 2002:
5. **Հեֆֆտներ Գ.** ԷՄԳ-ն որպես կառավարող ազդանշան նեյրոմկանային գրգռման համար: Մաս 1 - Ավտոռեգրեսիվ մոդելը, որպես ԷՄԳ ազդանշանային տարբերակման հիմք: IEEE ուսումնասիրությունները կենսաբժշկական ճարտարագիտության մեջ.- 1988:

ՀՊՃՀ: Նյութը ներկայացվել է խմբագրություն 02.04.2007:

А.А. ДАЛЛАКЯН

УПРАВЛЕНИЕ СИСТЕМОЙ МИОЭЛЕКТРИЧЕСКИХ ПРОТЕЗОВ

Одной из главных трудностей для тех, кто оснащен протезными устройствами, – большое умственное усилие, необходимое в течение первых стадий обучения. Работая с миоэлектрическим протезом, это усилие резко уменьшается. Система разработана на базе реальной программной и аппаратной частей для разработки электромиограммных (ЭМГ) сигналов. Связь между авторегрессивной моделью и нейронной сетью используется для дискриминации ЭМГ структур. Выходы нейронной сети используются для управления движениями виртуального протеза, который подражает реальной конечности.

Ключевые слова: электромиограмма, миоэлектрик, виртуальный протез, авторегрессивная модель, классификатор, фильтр Батерворта.

H.H. DALLAKYAN

THE CONTROL OF A SYSTEM OF MYOELECTRIC PROSTHETICS

One of the major difficulties faced by those who are fitted with prosthetic devices is the great mental effort needed during the first stages of training. When working with myoelectric prosthesis, that effort decreases dramatically. The system is based on a real hardware and software for detecting and processing electromyographic (EMG) signals. The association of autoregressive (AR) models and a neural network is used for EMG pattern discrimination. The outputs of the neural network are then used to control the movements of a virtual prosthesis that imitate the real limb.

Keywords: electromyogram, myoelectric, virtual prosthetic, autoregressive model, classifier, Butterworth filter.