

Նեյրոնային մշակված ազդանշաններով նեյրոպրոթեզների օպերատիվ ադապտացիան

Հ. Հ. Դալարյան

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

0009, Երևան, Տերյան փ., 105

Բանալի բառեր. երկրորդական ազդանշանային աղբյուր, օպերատիվ ադապտացիոն սխեմա, նեյրոպրոթեզ, Պուասոնյան պրոցես, Գ-ամմա ֆունկցիա, Մոնտե-Կառլոյի պրոցեսորա, կառավարող ազդանշան, նեյրոֆիզիոլոգիական տվյալներ

Փորձերը նկարագրում են, թե ինչպես պրոթեզային սարքը կարող է կառավարվել ուղեղի ազդանշանների կողմից: Այնուամենայնիվ, կապում, շարունակական օգտագործման մեջ նեյրոպրոթեզները կարող են տուժել հիմնականում զգրանցված ազդանշանի շարժունակությունից: Այսպիսի վտիտությունները այժմ կարիք ունեն կառավարվող ուսուցման պրոցեսորների, որոնք պետք է կառավարվեն լաբորատոր պահանջների պահպանմամբ՝ դժվարացնելով նման սարքերի ենթադրվող ամենօրյա օգտագործումը: Որպես այլընտրանք, այստեղ մենք կառաջարկենք օպերատիվ ադապտացիայի սխեմա, որը կօգտագործի ուղեղի շրջանից երկրորդական ազդանշանային աղբյուրը: Մեր մոդելը ցույց կտա, որ պրոթեզային սարքը կարող է հաջողությամբ ադապտացվել նորմալ, ամենօրյա օգտագործմանը:

Այժմ լավ ուսումնասիրված է, որ նեյրոնային ակտիվությունը շարժիչի մակերևույթում պարունակում է պիտանի ինֆորմացիա վերջույթների ըցանկալի շարժումների մասին [1, 3]: Շատ փորձերում նեյրոֆիզիոլոգիական տվյալները (գործողության պոտենցիալ, էԷԳ) նեյրոնային պրոթեզային սարքի ցանկալի և իրական շարժումների միջև տարբերության հետ միասին, հաջողությամբ օգտագործվում են ադապտացնելու գնահատականները, որոնք կարող են հաշվարկել պրոթեզների համար պիտանի ազդանշանները:

Նեյրոպրոթեզների ինքնակամ օգտագործում-

ընդ նորմալ՝ լաբորատորիայից դուրս, այնուամենայնիվ, կարող է առաջացնել ընթացիկ փոփոխություններ ուսումնասիրված նեյրոնների և պրոթեզների ֆիզիկական բնութագրերի պարամետրերում: Այդ պատճառով, ժամանակի հետ իրավիճակը կարող է շատ և շատ տարբերվել նրանից, որի համար սխալի գնահատականը սկզբնականորեն ուսուցանվել է:

Այս պրոբլեմի ստանդարտ լուծումն է պահանջին համապատասխան կրկին ուսուցանել պրոթեզները՝ կանոնավոր ինտերվալներով հստակ առաջադրանքը կատարելու համար: Միայն եթե պահանջվող շարժումը ուսումնասիրված է, ընթացքը կարող է հաջողվել և հետագայում օգտագործվել ադապտացնելու համար պատկերավորումը՝ ուղեղի ակտիվության և վերջույթի մախանջված շարժման կատարումը կառավարող ազդանշանի միջև:

Այստեղ մենք առաջարկում ենք գրանցել հավելյալ ազդանշանները ուղեղից, որոնք նախատեսում են պակասող ինֆորմացիան: Այս միտքը ունի որոշ պոտենցիալ առավելություններ անաշխատունակ սուբյեկտի համար. այն կարող է վերացնել կլինիկական հաստատություններում հոգնեցուցիչ գործողությունների կատարման պահանջը և ադապտացիան, ինչպես նաև սկզբնական ստուգումը կարող է կատարվել պրոթեզների ամենօրյա օգտագործման ընթացքում: Մենք ներկայացնում ենք մեր մոտեցման իրագործումը թվային մոդելավորման օգնու-

նախանշված շարժման ազդանշանը, և սխալի ազդանշանը: Գնահատված նախանշված շարժումը օգտագործվում է կառավարելու համար արհեստական ձեռքը: Ձուգահեռաբար, սխալի ազդանշանը, որը պետք է համեմատի նախանշված և ընդունված շարժումների միջև տարբերությունը, օգտագործվում է ադապտացնելու նախանշված շարժման ազդանշանի դեկոդավորող ալգորիթմը:

$$f_i(v) = f_i^{off} + f_i^{mod} / 2(1 + v/v_{max} \cos(\varphi - \varphi_i)) \quad (1)$$

(1) բանաձևում f_i^{off} – սկզբնական մեծությունն է, f_i^{mod} – գրգռված նեյրոնների մաքսիմալ բանակությունը, φ_i – նեյրոնի առավել հավանական ուղղվածությունը:

Որպեսզի մոդելավորենք մի իրադրություն, ինչպիսին կարող է լինել էքսպերիմենտալ գրանցումը (վատագույն դեպքի դասակարգում), մենք թույլ կտանք նեյրոնների 25%-ին չռեզոնացվել ընդհանրապես (չկորելացված աղմուկի ստեղծում), ինչպես նաև թույլատրում ենք անձայն (խլեցված) նեյրոնների մեծ մասի մոտքը (50%, 3 Հգ-ից ցածր): Նեյրոնների մնացած 25%-ը ընտրվում է ինչպես $f_i^{off} + f_i^{mod}$ և մեծ չի 50Հգ-ից: φ_i ն պատահականորեն է վերցվում, որը ստեղծում է շարժման անկյունների ոչ միասեռ գործողությունների սֆերա 0-ից 2π : Մոդելներ

Նախանշված շարժումը երկու չափողականություններով կարող է նկարագրվել արագության վեկտորով՝ $v = \{v \cos(\varphi), \sin(\varphi)\}$ ուղղությամբ և v բացարձակ արժեքով՝ չափված 0-ից v_{max} : Մեր մոդելում գրանցումը կատարվում է $Nv = 64$ նեյրոններով կոսինուսիդալ կորերով և գծային արագության մոդուլյացիայով: Գրգռված նեյրոնների միջին քանակը .

րում առանց ամբողջականության կորստի նշանակում ենք $v_{max} = 1$ և $T = 1$ վ:

Նեյրոնների գրգռումը նկարագրվում է Պուասոնյան պրոցեսով: Յուրաքանչյուր T ինտերվալի համար վեկտորի պիկը՝ $k = \{k_p, \dots, k_{N_v}\}$, ստացվում է $f(v)$ -ի Պուասոնյան բաշխումից և օգտագործվում է նախանշված շարժման գնահատման համար:

Կոդավորված

$P = \{f_i^{off}, \dots, f_{N_v}^{off}, f_i^{mod}, \dots, f_{N_v}^{mod}, \varphi_1, \dots, \varphi_N\}$ պարամետրերը անհայտ են գնահատող ալգորիթմի համար: Երբ ունենք K -ն և P -ն, գնահատված $\hat{v}$ մեծության և նախանշված v մեծության միջև միմյանմը միջին քառակուսային սխալի համար օպտիմալ գծային Բայեսյան գնահատումը կկարգացվի հետևյալ ձև.

$$\hat{v}(k) = \sum_j^{N_v} (k_j - T(\frac{f_j^{mod}}{2} + f_j^{off})) D_j \quad (2)$$

$$D_j = \sum_i^{N_v} f_i^{mod} v_{max} \{ \cos(\varphi_i), \sin(\varphi_i) \} \left[\frac{T}{2} f_i^{mod} f_j^{mod} \cos(\varphi_i - \varphi_j) + 8 \delta_{i,j} (\frac{f_i^{mod}}{2} + f_i^{off}) \right]^{-1} \Big|_{i,j} \quad (3)$$

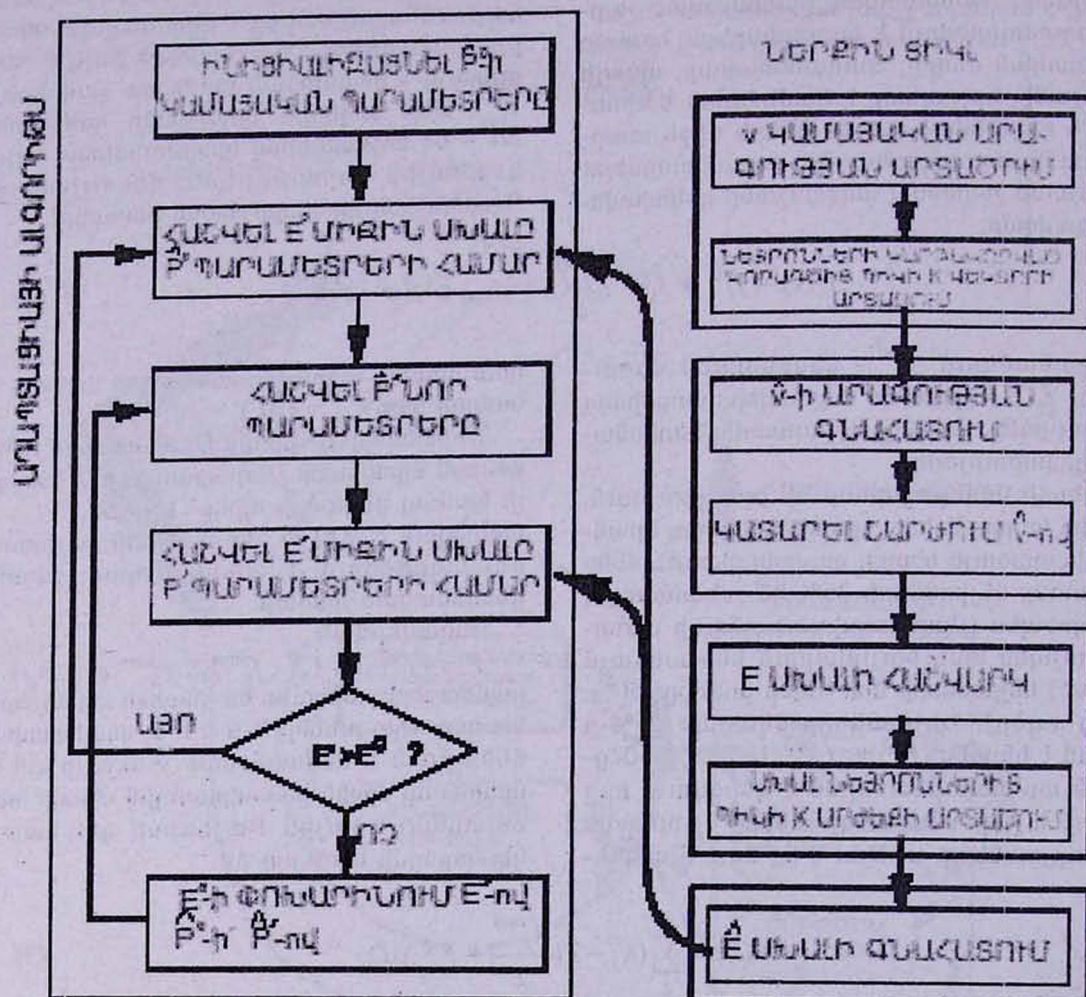
Եթե նեյրոնների պարամետրերը անորոշ են, ադապտացիայի նպատակը P -ի $\hat{P}$ ապրոքսիմացիայի փնտրումն է, որը կարող է օգտագործվել (2) և (3) բանաձևերում գնահատելու համար[5]:

Սխալի պատկերացման, սխալի մոնիտորինգի և սխալի կառավարման նեյրոնային հիմքը մինչև այժմ ինտենսիվ ուսումնասիրությունների քննա է հանդիսանում: Առավել օգտագործվող ազդանշանը կարող է անմիջապես կոդավորել նախանշված շարժման և պրոթեզի կատարած իրական շարժման միջև տարբերու-

թյունը: Մեր մոդելի համար մենք կվերցնենք պիկի ակտիվության գծային մոնոտոն կախվածությունը սխալի մոնիտորինգի նեյրոններից և չափված սխալի մեծությունից:

Առավել մանրամասն, սխալի կառավարման ակտիվությունը մոդելացվում է հետևյալ բանաձևերով՝ նախանշված v շարժման և գնահատված $\hat{v}$ մեծության միջև տարբերությունը դիսկրետացված քառակուսի սխալով՝

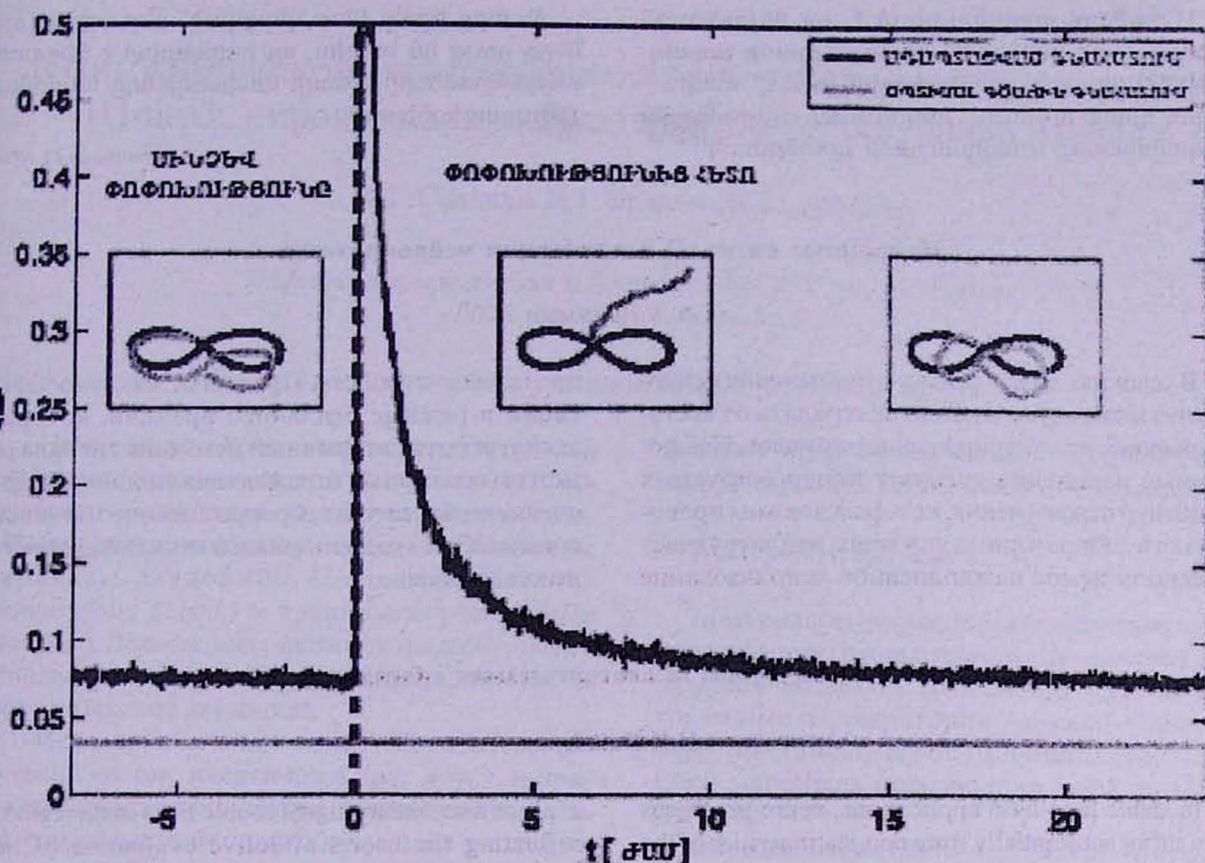
$$E(v, \hat{v}) = \sqrt{(v_x - \hat{v}_x)^2 + (v_y - \hat{v}_y)^2} :$$



Նկ. 2. Մոդելավորման սխեմատիկ դիագրամ: Ներքին ցիկլ տեղի է ունենում յուրաքանչյուր անգամ, երբ T ինտերվալը հավասարվում է բաշխումից մախանջված շարժման մեծությանը, հաշվվում են մեծության համապատասխան պիկի արժեքները և կատարվում է մեծության և սխալ ազդանշանների գնահատումը: Աղապտացիայի ալգորիթը գնահատում է տարբեր պարամետրեր, որոնք գեներացվել են Մոնտե-Կառլոյի պրոցեդուրայից՝ միջինացնելով սխալի ազդանշանները հաջորդական T պարբերություններով: Այս ամենով հանդերձ, այն իրականացնում է E սխալի ազդանշանի ստոխաստիկ գրադիենտը:

Մոդելավորելով մեր ալգորիթը վատագույն դեպքով՝ մենք ենթադրում ենք, որ գրանցումները, որոնց արվել են միայն $N_E = 5$ նեյրոններից՝ նման կարգավորված ֆունկցիաներով, որոնց պոպուլյացիայի գրգռման աստիճանը տրված է $f_E(E) = F^{off} + F^{mod} E$, շեղման $F^{off} =$

25 Հգ-ով և մոդուլյացիայի մաքսիմալ $F^{mod} = 50$ Հգ աստիճանով (մակարդակով): Այս ակտիվությունը չափվում է, որպես Պուասոնյան բաշխման միջին f_E -ի և ստոխաստիկ պիկի k մեծության տարբերություն:



Նկ.3. Մոդելը ցույց է տալիս ավարտից հետո աղապտացիան:

Սև կորը ցույց է տալիս գնահատված մախանշված արագության միջին E սխալը՝ միջինացված մոտ 1000 փորձարկումներից: Մինչև $t=0$ պահը աղապտացիան ստացիոնար վիճակում է մնում, երբ $t=0$, կողավորող նեյրոնների արագության կարգավորող ֆունկցիաները ամբողջականորեն ինիցիալիզացվում են տարբեր մեծությունների: Մի քանի ժամից գնահատման պարամետրերի մախանշված քննարկումները վերականգնվում են: Հորիզոնական մոխրագույն գիծը ցույց է տալիս նվազագույն միջին սխալը, որը հնարավոր է ստանալ, եթե արագության գնահատումը կատարվի իրական կարգավորման պարամետրերով: Երեք կտրվածքները պատկերում են պրոբերի քննարկումները, մինչև կարգավորման փոփոխում (ձախ), անմիջապես փոփոխությունից հետո (կենտրոն) և 24 ժամ փոփոխությունից հետո (աջ):

Աղապտացիան հաջող է, եթե գնահատված կորը (մոխրագույն) մոտ է իր ձևով մախանշված կորին (սև):

Մեր կողմից առաջարկված կառուցվածքը պահանջվում է, որպեսզի սխալի ազդանշանների գրանցումները կայուն լինեն զրգոսմանների դեմ: Դրանից հետևում է, որ F^{mod} և F^{off} ֆունկցիաների պարամետրերը սխալի ազդանշանի

պրոյեկցիայի համար կարիք ունեն տրվելու միայն պրոբերի տեղադրման ընթացքում: Այս պայմաններից ելնելով՝ սխալի օպտիմալ (ոչ գծային) գնահատականը այսպիսի տեսք կունենա.

$$\hat{E}(k) = \frac{\Gamma(2+k, F^{\text{off}}, F^{\text{off}} + F^{\text{mod}})}{F^{\text{mod}} \Gamma(1+k, F^{\text{off}} + F^{\text{mod}})} \frac{F^{\text{off}}}{F^{\text{mod}}}, \quad (4)$$

որտեղ $\Gamma(k, a, b) = \int_a^b x^{k-1} \exp(-x) dx$, որը ոչ լրիվ Գամմա ֆունկցիա է:

Այսպիսով ապացուցվում է, որ նեյրոնային պրոթեզները կարող են հաջողությամբ ադապտացվել ներքին սխալի ազդանշանին՝ հակազդելով դրան ուժեղ ոչ շարժունակ նեյրոնային կողավորմամբ և ազդանշանի գրանցմամբ:

Բոլորը իրար հետ վերցված՝ մեր արդյունքները ցույց են տալիս, որ հարկավոր է ներառել ազդանշանների սխալի մոնիտորինգը նեյրոնային պրոթեզներում:

Поступила 11.10.07

Нейронные сигналы в адаптации нейропротезов

А.А.Даллакян

В условиях долгосрочного применения нейропротез может существенно пострадать от нестационарных зарегистрированных сигналов. Наблюдаемые изменения требуют контролируемых процедур переизучения, которые должны проводиться в лабораторных условиях, что затрудняет предполагаемое каждодневное использование

протезных устройств. Предлагается схема адаптации в режиме реального времени, которая эксплуатирует вторичный источник сигнала от мозговых областей, отражающих эмоциональную оценку пользователя нейропротезом, что позволит приспособить его для нормального, каждодневного использования.

Neuronal signals in neuroprostheses adaptation

Н.Н.Даллакян

In stable long-term applications, neuroprostheses may suffer substantially from non-stationarities of the recorded signals. Such changes currently require supervised relearning procedures which must be conducted under laboratory conditions, hampering the envisioned everyday use of such devices. As an alternative an on-line adaptation scheme is proposed that

exploits a secondary signal source from brain regions, reflecting the user's affective evaluation of the neuroprosthetic's performance. Using realistic assumptions about recordable signals and their noise levels, the proposed model allows the prosthetic devices to be adapted successfully to normal, everyday usage.

Գրականություն

1. Andersen R.A., Burdick J.W., Mussallam S., Pesaran B., Cham J.G. Cognitive neural prosthetics, Trends in cognitive science, 2004, p.486-493.
2. Diedrichsen J., Hashambhoy Y. L., Rane T., Shadmehr R. Neural correlates of reach errors, Journal of Neuroscience, 2005, p.9920-9930.
3. Helms Tillery S.I., Taylor D.M., Schwartz A.B. Training in cortical control of neuroprosthetic devices improves signal extraction from small neuronal ensembles, Neurosci., 2003, p.107-120.
4. Musallam S., Corneil B.D., Greger E., Scherberger H., Andersen R.A. Cognitive control signals for neural prosthetics, Science, 2004, p.305:257-263.
5. Schwartz A.B. Cortical neural prosthetics, Ann. Rev. Neurosci., 2004, p.487-506.