# ԱՐՀԵՍՏԱԿԱՆ ՆԵՅՐՈՆԱՅԻՆ ՑԱՆՑԻ ՌԵԴՈՒԿՑԻԱՅԻ ՀԱՏԿՈՒԹՅԱՆ ՆԱԽԱԳԾՈՒՄԸ

**ԽՈՒՐՇՈՒԴՅԱՆ ԱՐՄԵՆ**
*Տնտեսական գիտությունների թեկնածու, դոցենտ,*
*ԳՊՀ ինֆորմատիկայի և ֆիզիկամաթեմատիկական*
*գիտությունների ամբիոնի դասախոս*

Նախորդ հոդվածում (տե՛ս ԳՊՀ գիտական հոդվածների ժողովածու, 2018, էջ 52-58) քննարկվում էին արհեստական նեյրոնային ցանցի (հետագա շարադրանքում՝ ԱՆՑ) ընդհանրացման ունակության նախագծման հիմնահարցերը:

Գործնականում քողարկված նեյրոնների քանակի, ինչպես նաև դրա հետ կապված միջնեյրոնային կապերի և դրանց կշիռների ընտրությունը իրականացվում է մի քանի ցանցերի զուգահեռ ուսուցման միջոցով: Արդյունքում ընտրվում է ուսուցման շեղումների թույլատրելի սահմանները ապահովող քողարկված նեյրոնների նվազագույն քանակը պարունակող ցանց:

Սակայն դա ամենևին էլ չի նշանակում, որ ընտրությունը կլինի օպտիմալ, քանի որ վարժեցվող ցանցերը կարող են ունենալ տարբեր աստիճանների զգայնություն կապերի սկզբնական կշիռների և ուսուցման պարամետրերի նկատմամբ: Այդ պատճառով ցանցի ռեդուկցիայի (անգլերեն՝ pruning) նախագծման համար կիրառվում են կշռված կապերի արգելափակման կամ նեյրոնների բացառման ալգորիթմները:

Կապերի անմիջական արգելափակման եղանակների կիրառության դեպքում որոշ կապերի ժամանակավորապես վերագրվում են զրոյական արժեքներ, և դիտարկվում են նպատակային ֆունկցիայի արժեքները: Այն դեպքերում, երբ արժեքների շեղումները զգալի են, այդ կապերը վերականգնվում են: Իհարկե, այդ եղանակի կիրառությունը պահանջում է բավականին բարդ և տևական հաշվարկային գործընթաց: Ցանցի ռեդուկցիայի նախագծման՝ ներկայումս կիրառվող ալգորիթմները բաժանվում են երկու խմբի:

Առաջին խմբի մեթոդների միջոցով հետազոտվում է նպատակային ֆունկցիայի զգայնությունը կապի կշռի արգելափակման (այսինքն՝ կապի վերացման) կամ նեյրոնի հեռացման հանդեպ: Այդ դեպքերում հեռացվում են նպատակային ֆունկցիայի արժեքի վրա առավել թույլ ազդեցություն ունեցող կապերը, և ուսուցումը շարունակվում է «հատված» ցանցի համար:

Երկրորդ խմբի մեթոդների մեծամասնությունում մոդիֆիկացվում է նպատակային ֆունկցիան, որի մեջ ներառվում են լրացուցիչ տարրեր, որոնց միջոցով «տուգանվում է» անարդյունավետ կառուցվածք ունեցող ցանցը: Առավել հաճախ այդ տարրերը մեծացնում են կշիռների փոքր արժեքները: Սակայն ոչ այնքան արդյունավետ են առաջին խմբի մեթոդների համեմատ, քանի որ պարտադիր չէ, որ կշիռների փոքր արժեքները նվազեցնեն դրանց ազդեցությունը ցանցի աշխատանքի վրա:

Երկրորդ խմբի մեթոդների մյուս մասը սկզբունքորեն տարբերվում է վերոնշյալից: Այստեղ ուսուցման սկզբում քողարկված շերտի նեյրոնների քանակը մինիմիզացվում է (սովորաբար չի պարունակում ոչ մի նեյրոն) և հետզհետե ավելացվում՝ ընդհուպ մինչև ցանցի վարժվածության պահանջվող մակարդակին հասնելը:

Ցանցի ռեդուկցիայի պարզագույն չափանիշը կշիռների մեծությունների հաշվառումն է: Ընդհանուր դեպքում կշիռները, որոնք զգալիորեն փոքր են միջինից, աննշան են ազդում դրանց հետ կապակցված նեյրոնի ելքային ազդանշանի վրա և կարող են բացառվել առանց էական վնասի ցանցի արդյունավետ աշխատանքի համար: Սակայն ինչպես նշվեց, փոքր կշիռը ամենևին էլ չի նշանակում փոքրագույն ազդեցություն նեյրոնի վարքի վրա: Այդ պատճառով ցանցի ռեդուկցիայի լավագույն չափանիշ է համարվում ցանցի զգայնությունը կշիռների փոփոխականության հանդեպ, այսինքն՝ կարող են բացառվել միայն այն կշիռները, որոնց տատանումների հանդեպ ցանցն ունի նվազագույն զգայնություն:

Ցանցի կանոնակարգման առաջին խմբի լավագույն մեթոդներից է ԼեԿունի առաջարկած **OBD** (Optimal Brain Damage) մեթոդը [1]: Համաձայն այդ մեթոդի՝ նպատակային ֆունկցիան վերլուծվում է Թեյլորի շարքի ընթացիկ լուծման միջակայքում: Քանի որ նպատակային ֆունկցիայի հեսսիանը (Հեսսի **H** մատրիցի որոշչի արժեքը) դրական է, խնդիրը պարզեցնելու նպատակով **OBD** մեթոդը կիրառելիս ԼեԿունը առաջարկում է հաշվի առնել միայն գլխավոր անկյունագծի $h_{kk}$ տարրերը՝ անտեսելով մյուս տարրերը: Որպես կշռի նշանակալիության ցուցանիշ՝ **OBD** մեթոդում օգտագործվում է $\mathbf{S}_{ij}$ ցուցանիշը, որն անվանում են ասիմետրիայի (saliency) գործակից, որը հաշվարկվում է հետևյալ բանաձևով.

$$S_{ij} = \frac{1}{2}\frac{\partial^2 E}{\partial w_{ij}^2} w_{ij}^2 \qquad (1)$$

$S_{ij}$ ցուցանիշի փոքրագույն արժեքներ ունեցող կշիռների բացառումը չի գործի էական ազդեցություն ցանցի աշխատանքի վրա: Ռեդուկցիայի մեթոդի

իրականացումը կարելի է ներկայացնել հետևյալ գործողությունների հաջորդականության տեսքով.

1. ընտրված կառուցվածք ունեցող ցանցի լրիվ ուսուցումը կամայական ալգորիթմով,
2. յուրաքանչյուր կշռին համապատասխանող հեսսիանի անկյունագծային տարրերի հաշվարկը ($h_{kk} = \frac{\partial^2 E}{\partial w_{ij}^2}$) և ցանցի յուրաքնչյուր սինապտիկ կապի նշանակալիությունը ամբողջ ցանցի համար բնութագրող $S_{ij} = \frac{1}{2} h_{kk} w_{ij}^2$ պարամետրի արժեքների հաշվարկը,
3. կշիռների տեսակավորումը ըստ նրանց վերագրված $S_{ij}$ պարամետրերի նվազման կարգի և նվազագույն արժեքներ ունեցող կշիռների բացառումը,
4. վերադարձ առաջին կետին և նույն գործողությունների կրկնումը ընդհուպ մինչև նվազագույն ազդեցություն գործող բոլոր կշիռների բացառումը:

**OBD**-ն համարվում է ցանցի ռեդուկցիայի առաջին խմբի մեթոդներից լավագույնը: Նրա կիրառումն ապահովում է ցանցի ընդհանրացման հատկության բարձր աստիճանի նվաճումը, որը շատ քիչ է տարբերվում սխալի աստիճանից: Առավել հաջող արդյունքներ է տալիս ցանցի ուսուցումը առավել աննշան կշիռների բացառումից հետո:

**OBD** մեթոդի հետագա զարգացումը առաջարկվեց Բ. Հասիբիի և Դ. Շթորքի կողմից և ստացավ **OBS (optimal brain surgeon)** անվանումը [2]: Ինչպես և **OBD**-ում, **OBS** մեթոդի կիրառության դեպքում նպատակային ֆունկցիան վերածվում է Թեյլորի շարքի, և անտեսվում են առաջին կարգի անդամները: Սակայն այս դեպքում հաշվի են առնում ոչ միայն անկյունագծային, այլև հեսսիանի բոլոր տարրերը, իսկ յուրաքանչյուր կշռի ասիմետրիային գործակիցը որոշվում է հետևյալ բանաձևով.

$$S_i = \frac{1}{2} \frac{w_i^2}{\left[H^{-1}\right]_{ii}} \qquad (2)$$

Յուրաքանչյուր քայլում բացառվում է նվազագույն $S_i$ գործակիցն ունեցող կշիռը: Այդպիսի մոտեցումն ունի նաև լրացուցիչ առավելություն. մնացած կշիռները շտկվում են պարզ բանաձևով, որը թույլ է տալիս վերադարձնել ցանցը նպատակային ֆունկցիայի մինիմումին համապատասխանող վիճակի: Բանաձևն ունի հետևյալ տեսքը.

$$\Delta w = \frac{w_i}{\left[H^{-1}\right]_{ii}} H^{-1} e_i \,, \qquad (3)$$

որտեղ $e_i$ –ն միավոր վեկտոր է 1-ով i–րդ դիրքում $(0,\ldots,0,1,0,\ldots,0)^T$: Կորեկցիան (շտկումը) կատարվում է յուրաքանչյուր հաջորդ կշռի բացառումից հետո և փոխարինում ցանցի ուսուցման կրկնումը, որն անհրաժեշտ է **OBD** մեթոդի կիրառության դեպքում: **OBS** մեթոդի գործառնությունների հաջորդականությունը կարելի է ներկայացնել հետևյալ կերպ.

1. ընտրված կառուցվածք ունեցող ցանցի լրիվ ուսուցումը մինչև նպատակային ֆունկցիայի մինիմումի ստացումը,
2. Հեսսիանի հակադարձ $H^{-1}$ մատրիցայի հաշվարկը և $S_i = \frac{1}{2}\frac{w_i^2}{\left[H^{-1}\right]_{ii}}$ ցուցանիշի փոքրագույն արժեք ունեցող wi կշռի ընտրությունը: Եթե այդ կշռի բացառման արդյունքում E նպատակային ֆունկցիայի փոփոխությունը զգալիորեն փոքր է E-ի արժեքից, կշիռը բացառվում է, հակառակ դեպքում բացառումներն ավարտվում են:
3. Ցանցում մնացած կշիռների կորեկցիան (3) բանաձևով և վերադարձ կետ 2-ին:

**OBS** մեթոդի տարբերությունը **OBD**–ից այն է, որ առավել աննշան կշռի բացառումից հետո ցանցը ոչ թե կրկին ուսուցվում է, այլ պարզապես վերահաշվարկվում են կշիռները: Ընդ որում **OBD**–ի յուրաքանչյուր քայլում բացառվում է միայն մեկ կշիռ, իսկ **OBS**-ում կարելի է բացառել կամայական քանակության կշիռներ, իսկ անկյունագծային տարրերի հաշվարկը փոխարինվում է հակադարձ մատրիցայի հաշվարկով:

Կշիռների ռեդուկցիայի երկրորդ խմբի մեթոդներում ուսուցման գործընթացը կազմակերպվում է այնպես, որ կշիռների արժեքները նվազում են ինքնուրույն, որը հնարավորություն է տալիս բացառել այն կշիռները, որոնց արժեքները նվազել են թույլատրելի սահմանից ներքև: Ի տարբերություն զգայնության հաշվառման մեթոդների՝ այստեղ մոդիֆիկացվում է հենց նպատակային ֆունկցիան: Այն ձևափոխվում է այնպես, որ ուսուցման ընթացքում կշիռների արժեքները նվազեն ինքնաբերաբար մինչև որոշակի սահմանի հասնելը, որից անցնելուց հետո համապատասխան կշիռների արժեքները հավասարվում են զրոյի:

Նպատակային ֆունկցիային ավելացվում է գումարելի, որը «տուգանում է» մեծ արժեքներ ունեցող կշիռներին: Պարզագույն դեպքում այդ գումարելիի ավելացումը բերում է բոլոր կշիռների արժեքների նվազմանը: Սակայն այդ դեպքում նվազում են նույնիսկ այն կշիռները, որոնք, ըստ լուծվող խնդրի առանձնահատկության, պետք է ունենան մեծ արժեքներ: Ավելի

հարմար արդյունքների կարելի է հասնել՝ օգտագործելով նպատակային ֆունկցիայի ձևափոխության հետևյալ բանաձևը.

$$E(w) = E^{(0)}(w) + \frac{1}{2}\gamma \sum_{i,j} \frac{w_{ij}^2}{\left(1 + \sum_k w_{ik}^2\right)} \tag{4}$$

Բերված բանաձևում $E^{(0)}(w)$-ն ստանդարտ նպատակային ֆունկցիա է, իսկ γ-ն տուգանքի գործակիցն է՝ կշռի մեծ արժեք ստանալու համար: Ուսուցման յուրաքանչյուր ցիկլ ընդգրկում է երկու փուլ.

- $E^{(0)}(w)$ ֆունկցիայի արժեքի մինիմիզացումը հետադարձ տարածման ստանդարտ մեթոդով,
- կշիռների շտկումը մոդիֆիկացնող գործոնի շնորհիվ:

Այդպիսի ֆունկցիայի մինիմիզացումը ապահովում է ոչ միայն միջնեյրոնային կապերի ռեդուկցիան, այլև արդյունքում կարող է ապահովել այն նեյրոնների բացառումը, որոնց համար $\sum_k |w_{ik}|$ մոտ է զրոյին: Այս դեպքում կորեկցիայի բանաձևն ունի հետևյալ տեսքը.

$$w_{ij} = w_{ij}^{(0)} \left[ 1 - \eta\gamma \frac{1 + 2\sum_{k \neq j} \left(w_{ij}^{(0)}\right)^2}{\left[1 + \sum_k \left(w_{ik}^{(0)}\right)^2\right]^2} \right] \tag{5}$$

i-րդ նեյրոնին տանող $w_{ij}$-ի փոքր արժեքներ ունեցող կշիռները հետզհետե նվազում են: Դա բերում է ելքային ազդանշանի նվազմանը և դրա բացառմանը (հեռացմանը) ցանցից: Կշիռների մեծ արժեքների դեպքում նրանց շտկող բաղադրիչի արժեքը շատ փոքր է և թույլ է ազդում ցանցի ռեդուկցիայի վրա:

Ցանցի ռեդուկցիայի երկրորդ եղանակը նախատեսում է նպատակային ֆունկցիայի այնպիսի ձևափոխում, որը թույլ է տալիս բացառել այն քողարկված նեյրոնները, որոնք նվազագույնս են փոփոխում ակտիվությունը ուսուցման ընթացքում: Այսինքն՝ եթե որևէ նեյրոնի ելքային ազդանշանը անփոփոխ է (օրինակ՝ ելքում մշտապես ստացվում է 1 կամ 0), համարվում է, որ այն ավելորդ է: Եվ հակառակը, համարվում է, որ նեյրոնի բարձր ակտիվության դեպքում նրա ներկայությունը ցանցում պարտադիր է:

Յ. Շովենը [3]-ում առաջարկել է նպատակային ֆունկցիայի հետևյալ մոդիֆիկացիան.

$$E(w) = E^{(0)}(w) + \mu \sum_{i=1}^{K} \sum_{j=1}^{p} e\left(\Delta_y\right)^2 \qquad (6)$$

Այս արտահայտությունում $\Delta_y$ -ը i-րդ նեյրոնի ելքային ազդանշանի փոփոխությունն է j-րդ ուսուցող ընտրանքի համար $e(\Delta_y)$-ը նպատակային ֆունկցիայի շտկող գործոնն է, որը կախված է բոլոր K քողարկված նեյրոնների ակտիվությունից բոլոր p ուսուցող ընտրանքների համար: μ գործակիցը որոշում է շտկող գործոնի հարաբերական ազդեցության աստիճանը նպատակային ֆունկցիայի արժեքի վրա:

Ինչպես զգայնության վրա, այնպես էլ նպատակային ֆունկցիայի մոդիֆիկացման վրա հիմնված մոտեցումները մինիմիզացնում են կշիռների քանակը՝ նվազեցնելով ցանցի բարդությունը, բարելավելով ուսուցանող ընտրանքների և $VC_{dim}$ չափի հարաբերակցությունը: Արդյունքում աճում է նաև ցանցի ընդհանրացման ունակությունը:

***Բանալի բառեր՝*** *արհեստական նեյրոնային ցանց, OBS մեթոդ, ցանցի ռեդուկցիա, նպատակային ֆունկցիայի մոդիֆիկացում:*

**Օգտագործված գրականություն**


1. LeCun Y., Denker J., Solla S. Optimal brain damage // Advances in NIPS2 / Ed.D. Touretzky, San Matco: Morgan Kaufmann, 1990. , էջ 598-605:
2. Hassibi B., Stork DSecond order derivaties for network prunning: Optimal brain surgeon// Advances in NIPS2 / Ed.D. Touretzky, San Matco: Morgan Kaufmann, 1993. , էջ 164-171:
3. Chauvin Y. A back propagation algorithm with optimal use of hidden units // Advances in NIPS2 / Ed.D. Touretzky, San Matco: Morgan Kaufmann, 1989. , էջ 519-526:

## DESIGN OF THE REDUCTION PROPERTY OF AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK

**KHURSHUDYAN ARMEN**
*Candidate of Economic Sciences, Associate Professor*

The article examines some aspects of practical creation of neural networks for the purpose of modeling economic processes, in particular, the use of reduction (pruning) methods to optimize the sensitivity of the network.

***Key words:*** artificial neural network, OBS method, network reduction, modification of target function.

## ПРОЕКТИРОВАНИЕ СВОЙСТВА РЕДУКЦИИ ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ

**ХУРШУДЯН АРМЕН**
*Кандидат экономических наук, доцент*

В статье рассмотрены некоторые аспекты практического создания нейронных сетей для моделирования экономических процессов, в частности, применения методов редукции сети для оптимизации её чувствительности (способности обобщения).

***Ключевые слова***: *искуственная нейронная сеть, метод OBS, редукция сети, модификация целевой функции.*

Հոդվածը ներկայացվել է խմբագրական խորհուրդ 22.12.2018թ.:
Հոդվածը գրախոսվել է 13.04.2019թ.: