

H.R. DASHTOYAN, T.D. GRIGORYAN

**STUDY OF SELF-DIRECTED CHANNEL MEMRISTOR MEMORY ELEMENTS**

The memory elements and circuits of self-directed channel memristors are studied. The impulse characteristics of the memristors are studied. It is shown that they have property of multilevel memory. The research of input-output transfer characteristics of 4 possible types of circuits comprised of two memristors and analysis of their logic operations are performed.

**Keywords:** memory element, memristor, self-directed channel, impulse characteristic, transfer characteristic.

ՀՏԴ 004.032.26:621.382.049.77

**Ա.Է. ՋՁՄԵՉՅԱՆ**

**ԱՐՎԵՍՏԱԿԱՆ ՆԵՅՐՈՆԱՅԻՆ ՑԱՆՑԵՐԻ ԿԱՌՈՒՑՄԱՆ ՍԿԶԲՈՒՆՔՆԵՐԸ ԵՎ ՆԱԽԱԳԾՄԱՆ ԿԱՆՈՆՆԵՐԻ ՎԵՐԼՈՒԾՈՒԹՅՈՒՆԸ**

Հետազոտվել են արհեստական նեյրոնային ցանցերի կառուցման սկզբունքները և առանձնահատկությունները: Կատարվել է ցանցերի դասակարգում, ներկայացվել են դրանցում նեյրոնների քանակի հաշվարկի անալիտիկ արտահայտությունները, դիտարկվել են նախագծման ժամանակ լուծվող հիմնական խնդիրները: Կատարվել է նախագծման կանոնների վերլուծություն:

**Առանցքային բառեր.** նեյրոն, նեյրոնային ցանց, ուսուցման ալգորիթմ, նախագծում, թաքնված շերտ, հետադարձ կապ:

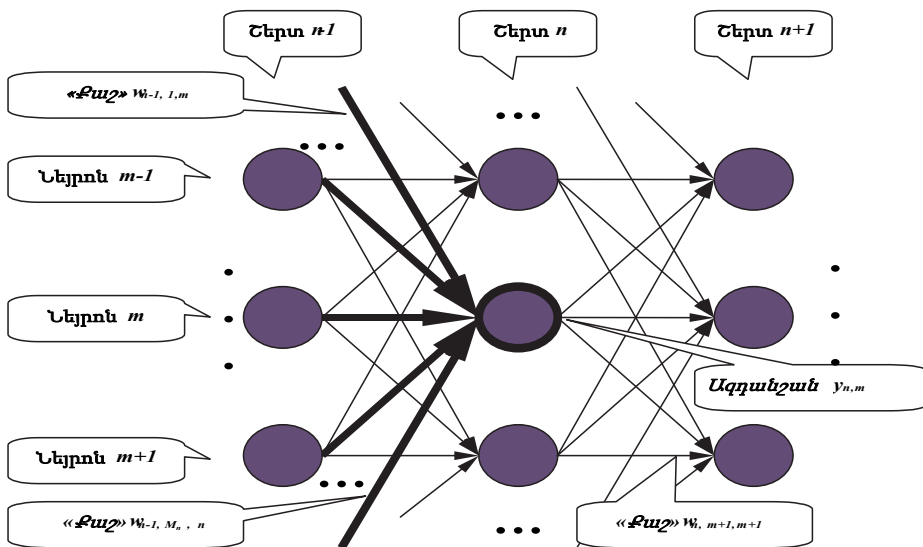
**Ներածություն:** Արհեստական նեյրոնային ցանցերը (ԱՆՑ) տեղեկույթ մշակող ամբողջապես զուգահեռ համակարգեր են: Ներկայումս լայն տարածում են գտել բազմաշերտ ուղիղ տարածմամբ ԱՆՑ-երը, ինչը պայմանավորված է իրականացման պարզությամբ, զարգացած ուսուցման մեթոդների առկայությամբ և հաշվարկումների զուգահեռ կատարմամբ [1]: Այս ցանցերում հաշվողական բարդությունն աճում է տվյալների չափի քառակուսուն համեմատական, որը հանգեցնում է արագագործության նվազմանը և ապարատային ծախսերի աճին: ԱՆՑ-երի ապարատային իրականացումը հնարավորություն է տալիս առցանց օգտագործել արհեստական բանականության ծրագրեր, փոքրացնել ուսուցման սխալի տոկոսը, նախագծել տեղեկատվության մշակման նոր սկզբունքներ, ստեղծել ցածր հզորությամբ և բարձր հուսալիությամբ ու արտադրողականությամբ համակարգեր:

**Խնդրի դրվածքը և մեթոդիկայի հիմնավորումը:** Աշխատանքի նպատակն է ուսումնասիրել ԱՆՑ-երի կառուցման սկզբունքները և հետազոտել դրանց նախագծման կանոնները:

**Տեսական հետազոտման արդյունքները:** Կախված միացության տեսքից՝ ԱՆՑ-երը կարելի է բաժանել 2 դասի [1].

1. Ուղիղ տարածման ցանցեր, որոնցում գրաֆը չունի հետադարձ կապեր:
2. Ռեկուրենտ կամ հետադարձ կապով ցանցեր:

Առավել տարածված ուղիղ տարածման ցանցերում նեյրոնները դասավորված են շերտերում, որոնք ունեն ոչ ուղղորդված կապեր իրար միջև: Այս ցանցերը ստատիկ են, այսինքն, դրանք արտադրում են միայն մեկ բազմության ելքային արժեքներ, այլ ոչ թե տվյալների հաջորդականություն՝ մուտքային տվյալներից: Ռեկուրենտ կամ հետադարձ կապով ցանցերը, հակառակը, դինամիկ համակարգեր են [1]: Երբ նոր արժեքներ են տրվում մուտքին, ապա ելքերը հաշվարկվում են: Հետադարձ կապի շնորհիվ՝ յուրաքանչյուր նեյրոնի մուտքային արժեքները փոխվում են, որը հանգեցնում է ցանցի նոր վիճակով փոխանջատմանը: ԱՆՑ-ի տիպային սխեման բերված է նկ.1-ում:



Նկ. 1. ԱՆՑ-ի տիպային սխեման

Նկ.1-ում բերված ԱՆՑ-ը բաղկացած է  $N$  շերտերից, որոնցից յուրաքանչյուրը պարունակում է  $M_n$  ( $n = 1 \dots N$ ) նեյրոն: Նեյրոնների թիվը ցանցում հավասար է  $P = \sum_{n=1}^N M_n$ : Երբ  $M_n = const$ , նեյրոնների ընդհանուր թիվը ցանցում որոշվում է  $P = M \times N$  արտահայտությամբ: ԱՆՑ-ի աշխատանքի ընթացքում իրականացվում է հետևյալ ֆունկցիան [2]՝

$$y_{n,m} = f\left(\sum_{k=1}^{M_n} y_{n-1,k} \times w_{n-1,k,m}\right),$$

որտեղ  $f(x)$ -ը նեյրոնի ակտիվացման ֆունկցիան է,  $m = 1 \dots M_n$ ,  $k = 1 \dots M_{n-1}$ -ը նեյրոնի հերթական համարը շերտում,  $y_{n,m}$ -ը՝  $n$ -րդ շերտի  $m$ -րդ նեյրոնի ելքային ազդանշանը,  $w_{n-1,k,m}$ -ը՝  $(n-1)$ -րդ շերտի  $k$ -րդ նեյրոնի և  $n$ -րդ շերտի  $m$ -րդ նեյրոնի միջև կշռային գործակիցը [2]:

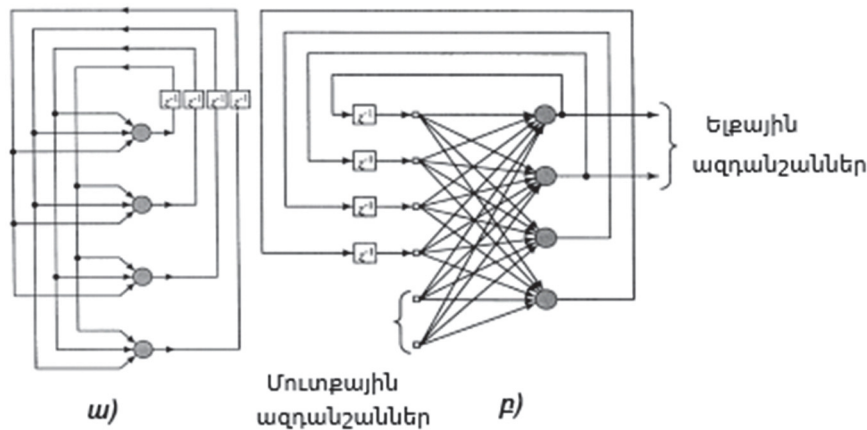
**Բազմաշերտ ուղիղ տարածման ցանցեր:** Նկ.1-ում պատկերված է երկ-շերտ պերցեպտրոն: Ընդհանուր դեպքում  $L$ -շերտանի ուղիղ տարածման ցանցը բաղկացած է մուտքային հանգույցից,  $L-2$  հատ թաքնված շերտերից և ելքային շերտից, որի յուրաքանչյուր տարրը կապված է նախորդ շերտի բոլոր տարրերի հետ [2]: Շերտերի տարրերը կապված չեն իրար հետ: Այս ցանցերի ամենատարածված դասը բազմաշերտ պերցեպտրոնն է, որում յուրաքանչյուր հաշվողական տարր ցուցաբերում է շեմային կամ սիգմոիդալ ֆունկցիա: Բազմաշերտ պերցեպտրոնը կարող է ներկայացնել ցանկացած բուլյան ֆունկցիա:

**Ռադիալ բազիսային ֆունկցիայի ցանց (ՌԲՑ):** Այս ցանցն ունի երկու շերտ: Թաքնված շերտի յուրաքանչյուր տարր՝ որպես ակտիվացման ֆունկցիա, ցուցաբերում է ռադիալ բազիսային ֆունկցիա: ՌԲՑ կենտրոնացված է տարրի կշռային վեկտորով որոշվող կետում [3]:

**Ուղիղ տարածման ցանցեր նախագծելիս անհրաժեշտ է լուծել հետևյալ խնդիրները.**

1. Որքա՞ն շերտ է հարկավոր տվյալ խնդրի լուծման համար:
2. Որքա՞ն տարր է հարկավոր յուրաքանչյուր շերտում:
3. Ինչպե՞ս կվարվի ցանցը մուտքային այնպիսի տվյալների դեպքում, որոնք հաշվի չեն առնվել ուսուցման ժամանակ (ընդհանրացման ընդունակություն):
4. Ի՞նչ չափի ուսուցման տվյալներ են հարկավոր ընդհանրացման համար:

**Հոպֆիլդի ցանց:** Այս ցանցը ռեկուրենտ ցանցերի դաս է (նկ.2), որտեղ  $z^{-1}$  միավոր հապաղման օպերատորն է, որն ընդհանուր դեպքում որոշվում է հետևյալ կերպ՝  $z^{-1}(y_n) = (y_{n-1})$ , որտեղ  $y_n$  և  $y_{n-1}$  համապատասխանաբար  $n$ -րդ և  $(n-1)$ -րդ պահերին  $y$  արժեքներն են [3]:



Նկ. 2. ա) Առանց թաքնված նեյրոնների, բ) թաքնված նեյրոններով ռեկուրենտ ցանցեր

Հոպֆիլդն օգտագործում է ցանցի էներգիայի ֆունկցիան որպես գործիք ռեկուրենտ ցանցեր նախագծելու և դրանց դինամիկ վարքագիծը հասկանալու համար:  $n$  տարրերից բաղկացած Հոպֆիլդի ցանցը լինում է 2 տեսակ՝ թվային և անընդհատ [3]:  $v_i$ -ով նշանակենք  $i$ -րդ տարրի ելքային վիճակը: Թվային ցանցերի համար  $v_i$ -ն ընդունում է կամ  $+1$ , կամ  $-1$  արժեքները: Անընդհատ ցանցերի դեպքում  $v_i$ -ն ընդունում է ցանկացած արժեք  $0$ -ից  $1$  միջակայքում:  $\omega_{ij}$ -ով նշանակենք  $i$ -րդ տարրից  $j$ -րդ տարր միացմանն կշռային գործակիցը: Հոպֆիլդի ցանցերում  $\omega_{ij} = \omega_{ji}$ ,  $\forall i, j$  (սիմետրիկ ցանցեր), և  $\omega_{ii} = 0$ ,  $\forall i$  (առանց սեփական հետադարձ կապերի): Թվային ցանցի դինամիկան բնութագրվում է հետևյալ կերպ՝

$$v_i = \text{sign}(\sum_j \omega_{ij} v_j - \theta_i) \quad (1)$$

(1) հավասարման միջոցով ցանցի վիճակների դինամիկ փոփոխությունը կարող է տեղի ունենալ 2 եղանակով՝ սինքրոն և ասինքրոն: Սինքրոն փոփոխման դեպքում բոլոր տարրերը փոխվում են միաժամանակ՝ ժամանակային յուրաքանչյուր քայլում: Ասինքրոն փոփոխման դեպքում համակարգը ժամանակի ընթացքում ընտրում է մեկ տարր և փոխում է վերջինիս վիճակը [4]:

$v = (v_1, v_2, \dots, v_n)^T$  վիճակներում գտնվող Հոպֆիլդի թվային ցանցի էներգիայի ֆունկցիան որոշվում է հետևյալ կերպ՝

$$E = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j \omega_{ij} v_i v_j$$

Համաձայն (1) հավասարման՝ ցանցի էներգիան միշտ նվազում է և ի վերջո հասնում լրկալ մինիմումին, և ցանցը մնում է հաստատուն էներգիայի վիճակում:

**Ուսուցման ալգորիթմների հետազոտումը և դրանց համեմատական վերլուծությունը:** ԱՆՑ-երի դեպքում ուսուցումը կարող է դիտարկվել որպես

ցանցի ճարտարապետության և կապերի կշիռների այնպիսի փոփոխություն, որն ապահովում է տրված խնդրի արդյունավետ լուծում ցանցի միջոցով: Ցանցը սովորաբար պետք է ուսուցանի կապերի կշիռները ուսուցման համար հասանելի սովյալներով: Արդյունավետությունը բարելավվում է ժամանակի ընթացքում ցանցի կշիռների դինամիկ փոփոխության միջոցով: ԱՆՑ-երը սովորում են տրված օրինակների հիմքում ընկած կանոնները, օրինակ՝ մուտք-ելք հարաբերությունը:

Գոյություն ունեն ուսուցման երեք հիմնական տեսակներ՝ ուսուցչով, առանց ուսուցչի և հիբրիդային [4]: Ուսուցչով ուսուցման դեպքում ցանցին հասանելի են ելքային ճիշտ արժեքները մուտքի յուրաքանչյուր արժեքի դեպքում: Կշիռների արժեքները շտկվում են այնպես, որ ապահովեն հայտնի ճիշտ ելքային արժեքներին մոտ արժեքներ: Ուսուցումը ուսուցչով դեպքում տրվում է ելքային ճշգրիտ արժեքների մի չափանիշ, այլ ոչ թե ճշգրիտ արժեքներ: Հիբրիդային ուսուցումը համախմբում է ուսուցչով և առանց ուսուցչի ուսուցումները: Կշիռների մի մասը որոշվում է ուսուցչով ուսուցումից, իսկ մնացածը՝ առանց ուսուցչի ուսուցումից [4]:

Գոյություն ունեն ուսուցման երեք հիմնական կանոններ՝ սխալի ուղղման, Բոլցմանի և Հերի:

**Սխալանքի ուղղման կանոնները:** Ուսուցչով ուսուցման դեպքում ցանցին տրվում են յուրաքանչյուր մուտքային սովյալին համապատասխանող ցանկալի ելքային արժեքները: Ուսուցման ընթացքում ցանցի միջոցով գեներացված իրական ելքային  $y$  արժեքը հնարավոր է, որ հավասար չլինի ցանկալի  $d$  արժեքին: Սխալի ուղղման ուսուցման կանոնների հիմնական սկզբունքը ( $d-y$ ) սխալանքի ազդանշանի օգտագործումն է կշիռների արժեքների շտկման համար՝ այդ սխալանքը աստիճանաբար փոքրացնելու նպատակով [4]:

Բոզենբլատը մշակել է ուսուցման գործընթացը պերցեպտրոնի կշիռների և շեմի որոշման համար, որի էությունը հետևյալն է.

1. Կշիռներին և շեմին վերագրել փոքր պատահական սկզբնական արժեքներ:
2. Կիրառել մուտքային օրինակի վեկտորի արժեքները  $(x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  և հաշվարկել նեյրոնի ելքը:
3. Փոփոխել կշիռները՝ համաձայն հետևյալ կանոնին.

$$\omega_j(t+1) = \omega_j(t) + \eta(d - y)x_j,$$

որտեղ  $d$ -ն ցանկալի ելքային արդյունքն է,  $t$ -ն՝ իտերացիայի համարը, և  $\eta$  ( $0 < \eta < 1$ )-ն՝ ուժեղացման գործակիցը (քայլի չափը):

Բոզենբլատն ապացուցել է՝ եթե ուսուցման օրինակը գծայնորեն բաժանելի է 2 դասի, ապա վերջավոր քայլերից հետո պերցեպտրոնի ուսուցման գործընթացը զուգամիտում է [4]:

Հետադարձ տարածման ալգորիթմը նույնպես հիմնված է սխալանքի ուղղման սկզբունքին, որի ալգորիթմի քայլերը բերված են ստորև.

1. Կշիռներին և շեմին վերագրել փոքր պատահական սկզբնական արժեքներ:

2. Պատահականորեն ընտրել մուտքային արժեքները:

3. Տարածել այդ մուտքային ազդանշանը ցանցի միջով:

4. Հաշվարկել  $\delta_i^l$  – ն ելքային շերտի դեպքում՝

$$\delta_i^l = g'(h_i^l)[d_i^l - y_i^l],$$

որտեղ  $h_i^l$  ցույց է տալիս ցանցի մուտքից  $L$ -րդ շերտի  $i$ -րդ տարրին փոխանցվող ազդանշանը, իսկ  $g'$   $g$  ակտիվացման ֆունկցիայի ածանցյալն է:

5. Հաշվարկել դետալները նախորդ շերտերի դեպքում՝

$$\delta_i^l = g'(h_i^l) \sum_j \omega_{ij}^{l+1} \delta_j^{l+1},$$

$$l = (L - 1), (L - 2), \dots, 1:$$

6. Փոխել կշիռների արժեքները հետևյալ բանաձևով՝

$$\Delta \omega_{ji}^l = \eta \delta_i^l y_j^{l-1}:$$

7. Վերադառնալ 2-րդ կետ և կրկնել հաջորդականությունը մուտքային նոր արժեքների դեպքում, մինչև որ ելքային շերտի սխալանքը փոքր լինի նախօրոք մուտքագրված արժեքից կամ՝ հավասար իտերացիաների մաքսիմալ քանակին:

**Բոլցմանի ուսուցում:** Բոլցմանի մեքենաները սիմետրիկ ռեկուրենտ ցանցեր են: Սիմետրիկի դեպքում  $i$ -րդ տարրից  $j$ -րդ տարրի միացության կշիռը հավասար է  $j$ -րդ տարրից  $i$ -րդ տարրի միացության կշիռին ( $\omega_{ij} = \omega_{ji}$ ): Նեյրոնների ենթաբազմությունը կոչվում է տեսանելի, որոնք փոխազդում են արտաքին միջավայրի հետ, մնացածը կոչվում են թաքնված [4]: Բոլցմանի մեքենաներն աշխատում են 2 ռեժիմներում՝ կայուն, որոնցում տեսանելի նեյրոնները գտվում են արտաքին միջավայրով պայմանավորված վիճակում, և ազատ վազքի, որում բոլոր նեյրոնները (ինչպես տեսանելի, այնպես էլ թաքնված) կարող են ազատ գործել: Բոլցմանի ուսուցման համաձայն՝  $\omega_{ij}$  կապերի կշիռները որոշվում են հետևյալ կերպ՝

$$\Delta \omega_{ij} = \eta (\overline{\rho_{ij}} - \rho_{ij}),$$

որտեղ  $\eta$ -ն ուսուցման արագությունն է, իսկ  $\overline{\rho_{ij}}$  և  $\rho_{ij}$ -ն՝ հարաբերակցությունները  $i$ -րդ և  $j$ -րդ տարրերի միջև, երբ ցանցն աշխատում է համապատասխանաբար կայուն և ազատ վազքի ռեժիմներում:  $\overline{\rho_{ij}}$  և  $\rho_{ij}$  արժեքները սովորաբար որոշվում են Մոնտե Կարլոյի փորձերից, որոնք չափազանց դանդաղ են:

Բոլցմանի ուսուցման ընթացքում ընտրվում է որոշակի ազատ նեյրոն, որի վիճակը փոխվում է հետևյալ հավանականությամբ՝

$$P(x_k \rightarrow -x_k) = \frac{1}{1 + \exp(-\Delta E_k/T)},$$

որտեղ  $\Delta E_k$ -ն մեքենայի էներգիայի փոփոխությունն է, որը որոշվում է հետևյալ կերպ՝

$$E = -\frac{1}{2} \sum_j \sum_k \omega_{kj} x_k x_j:$$

**Հեթի ուսուցում:** Հեթի ուսուցման դրույթի համաձայն, եթե սինափսի երկու կողմերում գտնվող նեյրոններն ակտիվանում են սինքրոն և պարբերաբար, ապա այդ սինափսի կշիռը մեծանում է: Այն ներկայացվում է հետևյալ կերպ՝

$$\omega_{ij}(t+1) = \omega_{ij}(t) + \eta y_j(t) x_i(t),$$

որտեղ  $x_i$  և  $y_i$  -ն համապատասխանաբար  $i$ -րդ և  $j$ -րդ նեյրոնների ելքային արժեքներն են, որոնք կապված են  $\omega_{ij}$  սինափսով,  $\eta$ -ն՝ ուսուցման արագությունը,  $x_i$ -ն՝ սինափսի մուտքը [4]:

Այս ուսուցումը կատարվում է լրկալ, այսինքն սինափսի կշռի փոփոխությունը կախված է միայն երկու նեյրոնների ակտիվությունից, որոնք կապված են այդ սինափսով: Դա հեշտացնում է ուսուցումը ապարատուրային իրականացմամբ:

**Կատարված հետազոտությունները ցույց են տալիս, որ գոյություն ունեն որոշակի կանոններ, որոնք պետք է հաշվի առնել ԱՆՏ-եր նախագծելիս.**

1. Թաքնված շերտում նեյրոնների քանակը պետք է գտնվի ելքային և մուտքային շերտերում նեյրոնների քանակների միջև՝

$$m \leq L_w \leq n, \text{ կամ } n \leq L_w \leq m, \quad (1)$$

որտեղ  $L_w$ ,  $n$ ,  $m$ -ը նեյրոնների թիվն է համապատասխանաբար թաքնված, մուտքային և ելքային շերտերում:

2. Թաքնված շերտում նեյրոնների քանակը պետք է հավասար լինի մուտքային շերտում նեյրոնների քանակի  $2/3$  մասին (70%-ից 90%), և եթե այն բավարար է, ապա կարող է ավելացվել ելքային շերտում նեյրոնների քանակը՝

$$L_w = \frac{2}{3} n + m: \quad (2)$$

3. Թաքնված շերտում նեյրոնների քանակը պետք է 2 անգամ փոքր լինի մուտքային շերտում նեյրոնների քանակից՝

$$L_w < n/2: \quad (3)$$

4. Թաքնված շերտում նեյրոնների քանակը պետք է չգերազանցի ելքային և մուտքային շերտերում նեյրոնների քանակների գումարին՝

$$L_w \leq n+m: \quad (4)$$

5. Սիզմոնի դալ ալտիվացման ֆունկցիայի դեպքում թաքնված շերտում նեյրոնների քանակի կոպիտ գնահատումը կատարվում է նաև Կոլմոգորովի կանոնով՝

$$\frac{mN}{1+\log_2 N} \leq L_w \leq m \left( \frac{N}{m} + 1 \right) (n + m + 1) + m, \quad (5)$$

որտեղ  $N$ -ը ուսուցման օրինակների քանակն է:  $L_w$  -ի առավելագույն և նվազագույն արժեքների կախվածությունները  $m$ ,  $N$  և  $n$  պարամետրերից վերցվում են համապատասխան աղյուսակից: Մեկ թաքնված շերտի դեպքում նեյրոնների քանակը որոշվում է հետևյալ կերպ՝

$$L = \frac{L_w}{n+m}: \quad (6)$$

#### Եզրակացություն.

1. Կատարվել է ԱՆՑ-երի դասակարգում, և վերլուծվել են դրանց կառուցման առանձնահատկությունները և ուսուցման ալգորիթմները: Ներկայացվել են ցանցերում նեյրոնների քանակի հաշվարկի արտահայտությունները:

2. Կատարված հետազոտությունների արդյունքում ներկայացվել են ԱՆՑ-երի նախագծման կանոնների համար անալիտիկ արտահայտություններ:

3. ԱՆՑ-երի նախագծման կանոնների արտահայտությունները թույլ կտան հետազայում մշակել ընդհանրացված մեթոդիկա ԱՆՑ-երի նախագծման համար:

#### ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

1. **Petrosyan O.H., Grigoryants V.P., Karapetyan G.A., Grigoryan A.R.** Developing and investigating a method for digital formal neuron design // Известия НАН РА и ГИУА. Сер. Технические наук. – 2014.-Т.67, № 1. - С. 39-47.
2. **Haykin Simon.** Neural Networks. A Comprehensive Foundation. - Second Edition.- Published by Pearson Education.- July 16, 1998.- 823p.
3. **Mohamad H. Hassoun** Fundamentals of Neural Networks: A Bradford Book.- January 1, 2003. – 511p.
4. **Галушкин А.И.** Теория нейронных сетей. Кн. 1: Учеб. пособие для вузов.-М.: ИПРЖР, 2000.- 416с.

Ա.Յ. ԺՋՄԵՇՅԱՆ

## ПРИНЦИПЫ ПОСТРОЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ И АНАЛИЗ ПРАВИЛ ПРОЕКТИРОВАНИЯ

Теоретически исследованы принципы и особенности построения искусственных нейронных сетей. Сделана классификация сетей и представлены аналитические выражения для расчета количества нейронов в них, рассмотрены основные задачи, которые предстоит решить при проектировании. Проведен анализ правил проектирования.

**Ключевые слова:** нейрон, нейронная сеть, алгоритм обучения, дизайн, скрытый слой, обратная связь.

A.E. JZMECHYAN

## PRINCIPLES OF CONSTRUCTING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND ANALYSIS OF DESIGN RULES

The principles and features of construction of artificial neural networks are theoretically investigated. A classification of networks is made and analytical expressions for calculating the number of neurons in them are presented, the main problems to be solved during the design are considered. An analysis of the design rules is performed.

**Keywords:** neuron, neural network, learning algorithm, design, hidden layer.

ՀՏԴ 681.586.7

Վ.Ա. ԱԲՐԱՄՅԱՆ

## ՔԱՌԱԿՈՒՍԱՅԻՆ ՈՒՆԱԿԱՅԻՆ ՏՎԻՉԻ ԷԼԵԿՏՐԱԿԱՆ ՍԽԵՄԱՅԻ ՄՇԱԿՈՒՄԸ

Մշակվել է ունակային տվիչի քառակուսային զգայուն տարրի համար էլեկտրական սխեմա: Ուսումնասիրվել են քառակուսային զգայուն տարրը և բնութագրերը: Զգայուն տարրի բնութագրերի հիման վրա մշակվել է տվիչի էլեկտրական սխեման: Տվիչի աշխատանքը հիմնված է երկու կոնդենստորներով անցնող ազդանշանների ամպլիտուդների փոփոխության համեմատման վրա:

**Առանցքային բաներ.** ունակային տվիչի էլեկտրական սխեմա, ունակային տվիչ, ազդանշանների համեմատում:

Գոյություն ունեն պատի մեջ օբյեկտ հայտնաբերող սարքավորումներ (ՊՄՕՀՍ) [1]: Այս սարքավորումներում կիրառվում են ունակային տվիչներ, որոնք հարթ կոնդենստորներ են [2]: Նկ. 1 – ում բերված է ունակային տվիչների մատրից, որը մշակված է ՊՄՕՀՍ – ների համար: