

Ա.Գ. ՂՈՒԼՅԱՆ, Օ.Ժ. ՍԵՎՈՅԱՆ, Ա.Մ. ԹԱՆԹՈՒՇՅԱՆ

**ԱՆԱԼՈՎԱՅԻՆ ՄՈԴՈՒԼՅԱՑԻԱՆԵՐԻ ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՎԱԾ ՃԱՆԱԶՄԱՆ
ԽՆԴՐԻ ԼՈՒԾՈՒՄԸ ԱՐՎԵՍՏԱԿԱՆ ՆԵՅՐՈՆԱՅԻՆ ՑԱՆՑԻ ՄԻՋՈՑՈՎ**

Մոդուլյացիաների ավտոմատացված ճանաչման համակարգերի նպատակն է ճանաչել ընդունված «անհայտ» ազդանշանի մոդուլյացիայի տեսակը և հայտնել այն դեմոդուլյատորին՝ մոդուլացվող ազդանշանի ճիշտ վերականգնման համար: Նկարագրված է նշված խնդրի լուծումը անալոգային մոդուլյացիաների համար արհեստական նեյրոնային ցանցի միջոցով՝ LabVIEW /ԼաբՎյու/ գրաֆիկական ծրագրավորման միջավայրում:

Առանցքային բաներ. անալոգային մոդուլյացիաներ, մոդուլյացիաների ավտոմատացված ճանաչում, արհեստական նեյրոնային ցանց:

Ներածություն. Հեռահաղորդակցման և ռադիոտեխնիկայի ոլորտները համարվում են մշտապես զարգացող գիտության և տեխնոլոգիաների ճյուղեր, քանի որ ներկայումս անհնար է պատկերացնել կյանքն առանց կապի միջոցների: Անհնար է հաշվել այն ոլորտների քանակը, որտեղ կիրառվում են ռադիոտեխնիկական սարքավորումները և հեռահաղորդակցման ցանցերը: Գիտության և տեխնոլոգիաների այս ուղղությունների հետազոտմամբ և զարգացմամբ զբաղվող գիտնականներն ու ճարտարագետները առնչվում են այնպիսի կարևորագույն խնդիրների լուծմանը, ինչպիսիք են կապի որակի և անվտանգության բարելավումը, տվյալների փոխանցման արագության բարձրացումը, ռադիոհաճախականային սպեկտրի արդյունավետ օգտագործումը և այլն: Վերոնշյալ խնդիրների լուծման մեթոդներից մեկն ազդանշանի մոդուլյացիաների տեսակների բարելավումն ու զարգացումը և նոր տեսակների մշակումն է: Մոդուլյացիաների ավտոմատացված ճանաչման (ՄԱՃ) համակարգերը նույնպես դասվում են շարունակական հետազոտման փուլում գտնվող տեխնոլոգիաների շարքը, քանի որ այդ համակարգերն ուղղակիորեն կախված են տեխնոլոգիաների և ավելի զգալի կերպով՝ մոդուլյացիաների տեսակների զարգացումից: Պարբերաբար մշակվում են դասակարգման նոր մեթոդներ, զարգանում են արդեն իսկ գոյություն ունեցողները, առաջարկվում են մեկից ավելի դասակարգիչների համադրության մեթոդներ և այլն [1-3]:

ՄԱՃ-ը ներկայացնում է համակարգ, որն առանց ազդանշանի մասին որևէ սկզբնական տվյալների կարողանում է ավտոմատացված կերպով ճիշտ որոշել դրա մոդուլյացիայի տեսակը և փոխանցել այն դեմոդուլյատորին: Դեմոդուլյատորի համար չափազանց կարևոր է իմանալ ազդանշանի մոդուլյացիայի

տեսակը, քանի որ հակառակ դեպքում այն չի կարող ճիշտ վերականգնել տեղեկատվական ազդանշանը, և վերջինս կենթարկվի բազմաթիվ աղավաղումների, որը կհանգեցնի տեղեկատվության մասնակի կամ ամբողջական կորստի: Մոդուլյացիայի տեսակի իմացությունը կարևոր է նաև անհրաժեշտության դեպքում համապատասխան խլացնող ազդանշանի կիրառման համար: Այստեղ առաջանում է խնդիր, թե ինչպես դեմոդուլացնել ազդանշանը, երբ նրա վերաբերյալ առկա չեն սկզբնական տեղեկություններ: Նշվածը լուրջ խնդիր է կապի համակարգերի կիրառման համար, որի լուծման նպատակով էլ մշակվել են ՄԱՃ համակարգերը:

ՄԱՃ-ն առաջնային դեր է խաղում բազմաթիվ հեռահաղորդակցման համակարգերի հավելվածներում, ինչպիսիք են, օրինակ՝ սպեկտրի հսկողություն և ինտերֆերենցիայի հայտնաբերումը: Քանի որ հեռահաղորդակցությունը չափազանց կարևոր նշանակություն ունի և՛ քաղաքացիական, և՛ ռազմական ոլորտների համար, հետևաբար՝ ռազմական տեսանկյունից ՄԱՃ-ը բավականին արդիական և կարևոր խնդիր է «վտանգի» հայտնաբերման, էլեկտրոնային պատերազմի և այլ ոլորտների անվտանգության ապահովմանն ուղղված հավելվածների համար:

Սույն աշխատանքի նպատակն է նկարագրել ՄԱՃ խնդրի էքսպերիմենտալ լուծումն անալոգային մոդուլյացիաների տեսակների համար, որի նպատակով որպես դասակարգիչ ընտրվել է արհեստական նեյրոնային ցանցը [4], և մշակվել է վերջինիս ալգորիթմը LabVIEW /ԼաբՎյու/ գրաֆիկական ծրագրավորման միջավայրում:

Ազդանշանների հիմնական հատկանիշների բնութագիրը. ՄԱՃ համակարգերը բաղկացած են երեք փուլից. ընդունված ազդանշանի մշակում, դասակարգում և դեմոդուլյացիա: Ազդանշանի մշակման փուլում ազդանշանից առանձնացվում են հիմնական բնութագրող հատկանիշները, որոնք համարվում են ճիշտ դասակարգման կարևորագույն հայեցակետեր: Անալոգային մոդուլյացիաների տեսակների համար կիրառվել են ազդանշանների հետևյալ հիմնական բնութագրող հատկանիշները [5].

1) Սպեկտրի հզորության առավելագույն խտություն՝ γ_{max} .

$$\gamma_{max} = \frac{\max FFT |A(i)_{cn}|^2}{N_s},$$

որտեղ $A(i)_{cn}$ -ը կենտրոնացված և նորմավորված ազդանշանի ամպլիտուդն է և բնութագրվում է հետևյալ հավասարմամբ՝

$$A(i)_{cn} = \frac{A(t)_i - A_m}{A_m}, \quad (1)$$

որտեղ $A(t)_i$ -ն ակնթարթային ամպլիտուդների զանգվածի i -րդ արժեքն է, իսկ A_m -ը՝ ակնթարթային ամպլիտուդի միջինացված արժեքը և բնութագրվում է հետևյալ հավասարմամբ՝

$$A_m = \frac{1}{N_s} \sum_{i=1}^{N_s} A(t)_i,$$

որտեղ N_s -ը ազդանշանից առանձնացված սեգմենտի կետերի քանակն է:

2) Ակնթարթային փուլի կենտրոնացված ոչ գծային կոմպոնենտի բացարձակ արժեքի ստանդարտ շեղումը՝ σ_{ap} .

$$\sigma_{ap} = \sqrt{\frac{1}{C} (\sum_{A(i)_n > A_t} \Phi(i)_{NL}^2) - \left(\frac{1}{C} \sum_{A(i)_n > A_t} |\Phi(i)_{NL}| \right)^2}, \quad (2)$$

որտեղ $\Phi(i)_{NL}$ -ը ակնթարթային փուլի կենտրոնացված ոչ գծային կոմպոնենտն է, C -ն՝ այն կետերի քանակը, որոնց համար $A(i)_n > A_t$, որտեղ $A(i)_n$ -ը նորմավորված ակնթարթային ամպլիտուդն է՝

$$A(i)_n = \frac{A(t)_i}{A_m}, \quad (3)$$

որտեղ A_t -ն նախապես որոշված ամպլիտուդի շեմային այն արժեքն է, որից ցածր հաշվարկները նպատակահարմար չեն՝ աղմուկների բարձր մակարդակի պատճառով:

3) Սպեկտրի համաչափություն՝ P .

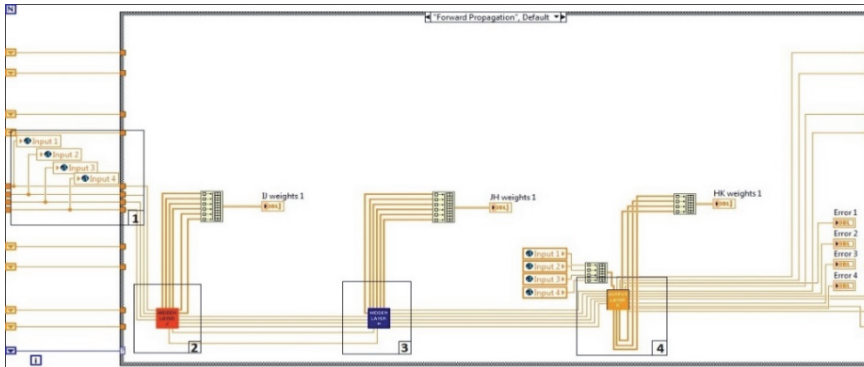
$$P = \frac{P_l - P_u}{P_l + P_u}, \quad (4)$$

որտեղ P_l -ը և P_u -ն համապատասխանաբար ցածր և բարձր կողային շերտերի սպեկտրալ իզոբոնություններն են և բնութագրվում են հետևյալ հավասարումներով՝

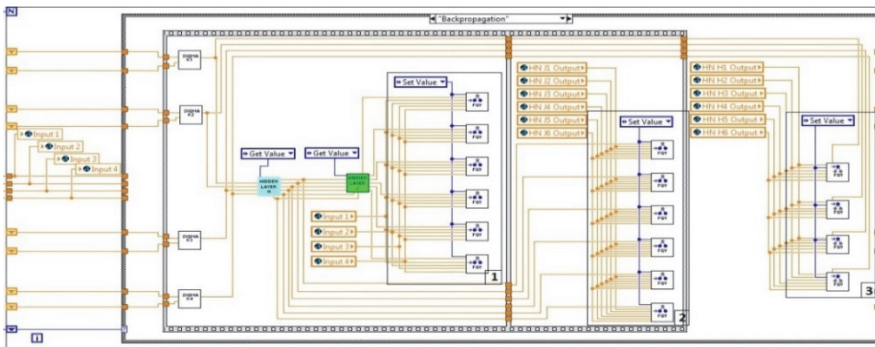
$$P_l = \sum_{i=1}^{f_{cn}} |X_c(i)|^2, \quad P_u = \sum_{i=1}^{f_{cn}} |X_c(i + f_{cn} + 1)|^2 :$$

Այստեղ X_c -ն բարձր հաճախականային ազդանշանի Ֆուրյե ձևափոխությունն է, իսկ $f_{cn} + 1$ -ը՝ ազդանշանի կրողին համապատասխանող կետի համարը: f_{cn} -ը որոշվում է հետևյալ կերպ՝

Հաջորդիվ մշակվել է արհեստական նեյրոնային ցանց՝ բաղկացած մուտքային շերտից, երկու թաքնված շերտերից և ելքային շերտից: Մշակված նեյրոնային ցանցն իրականացնում է ինքնուսուցման և դասակարգման գործառույթները: Արհեստական նեյրոնային ցանցի (ԱՆՑ) ինքնուսուցումը բաղկացած է առաջընթաց (forward propagation) և հակադարձ տարածման (backpropagation) փուլերից: Նկ. 2-ում պատկերված է ԱՆՑ-ի ծրագրային ալգորիթմը:



Ա)



Բ)

Նկ. 2. ԱՆՑ-ի ծրագրային ալգորիթմը.

Ա) 1. մուտքային ազդանշաններ, 2. 1-ին թաքնված շերտ, 3. 2-րդ թաքնված շերտ, 4. ելքային շերտ,

Բ) 1. 1-ին թաքնված շերտին միացող կապուղիների կշիռների թարմացում 2. 2-րդ թաքնված շերտին միացող կապուղիների կշիռների թարմացում, 3. ելքային շերտին միացող կապուղիների կշիռների թարմացում

Ուսուցումն իրականացվում է DSB, SSB, FM տեսակի ազդանշանների համար՝ դրանց տարբեր պարամետրերի, ազդանշան-աղմուկ հարաբերության տարբեր արժեքների դեպքում: Յուրաքանչյուր ուսուցման վերջում նեյրոնային

ցանցի նեյրոնները միմյանց միացնող կապուղիների հաշվարկված ω կշիռները պահպանվում են տվյալ մոդուլյացիայի տեսակին համապատասխանող ֆայլի մեջ:

Թեստավորման փուլում ցանցն իր մուտքին տրված տվյալների համար հաշվարկում է ելքեր՝ ըստ ուսուցման արդյունքում ստեղծված ֆայլերում պահպանված կշիռների արժեքների: Հաշվարկելով մոդուլյացիաների բոլոր տեսակներին համապատասխանող կշիռների կոմբինացիաները՝ ցանցը յուրաքանչյուր տեսակի համար հաշվարկում է սխալի արժեքը: Ցանցն իր վերջնական որոշումը կայացնում է հոգուտ այն տեսակի, որի դեպքում ցանցի հաշվարկված սխալը ամենափոքրն է:

Եզրակացություն. Փորձնական փուլում դասակարգիչի աշխատանքի որակը և արդյունքների ճշտությունը ստուգելու նպատակով յուրաքանչյուր մոդուլյացիայի տեսակի համար սիմուլացվել են տարբեր պարամետրերով ազդանշաններ, և իրականացվել են 100 փորձնական ստուգումներ: Ստացված արդյունքները բերված են աղյուսակում ազդանշան-աղմուկ հարաբերության տարբեր արժեքների դեպքում:

Աղյուսակ

Թեստավորման արդյունքները

SNR	DSB	LSB	USB	FM
Inf.	100%	100%	100%	100%
20dB	100%	100%	100%	100%
15dB	100%	100%	99%	100%
10dB	96%	100%	92%	100%
5dB	82%	100%	82%	100%

Աղյուսակում բերված արդյունքները հիմք են հանդիսանում եզրակացնելու, որ մշակված արհեստական նեյրոնային ցանցը բավականին մեծ ճշտությամբ դասակարգում է անալոգային մոդուլյացիայի տեսակները, ընդհուպ մինչև ազդանշան-աղմուկ հարաբերության 5dB արժեքի դեպքը:

ԳՐԱԿԱՆՈՒԹՅԱՆ ՑԱՆԿ

1. **Hossen A., Al-Wadahi F.** A Two-Stage Network for Modulation Classification Based on Entropy of Wavelet Transform // 3rd International Conference: SETIT. - Tunisia, 2005. – P. 5.
2. **Ettefagh Y., Mohammad H.M., Sajjad E.** An Adaptive Neural Network Approach for Automatic Modulation Recognition// 2017 51st Annual Conference on Information Sciences and Systems (CISS).- Baltimore, MD, 2017.- P. 1-5.

3. **Benedetto F., Tedeschi A., Giunta G.** Automatic Blind Modulation Recognition of Analog and Digital Signals in Cognitive Radios// 2016 IEEE 84th Vehicular Technology Conference (VTC-Fall).- Montreal, QC, 2016.- P. 1-5.
4. **Тантушян А.М.** Методы автоматического распознавания модуляций и их сравнительный анализ // Известия НАН РА и НПУА. Серия Техн. науки.- 2018. - Т. 71, №2. - С. 195-202.
5. **Azzouz E.E., Nandi A.K.** Automatic Modulation Recognition of Communication Signals. - Dordrecht, Kluwer Academic Publishers, 1996. – 214 p.
6. **Гулян А.Г., Севоян О.Ж., Тантушян А.М.** Искусственные нейронные сети и их применение в автоматическом распознавании модуляций // Известия НАН РА и НПУА. Серия Техн. науки. - 2017. - Т. 70, №3. - С. 358-365.

А.Г. ГУЛЯН, О.Ж. СЕВОЯН, А.М. ТАНТУШЯН

**РЕШЕНИЕ ЗАДАЧИ АВТОМАТИЧЕСКОГО РАСПОЗНАВАНИЯ
АНАЛОГОВЫХ МОДУЛЯЦИЙ С ПРИМЕНЕНИЕМ
ИСКУССТВЕННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Целью систем автоматического распознавания модуляций является распознавание вида модуляции принятого неизвестного сигнала и передача этого значения демодулятору для правильного восстановления модулируемого сигнала. В данной работе описано решение задачи для аналоговых модуляций с применением искусственной нейронной сети в среде графического программирования LabVIEW.

Ключевые слова: аналоговые модуляции, автоматическое распознавание модуляций, искусственная нейронная сеть.

A.G. GULYAN, O.Zh. SEVOYAN, A.M. TANTUSHYAN

**SOLVING THE TASK OF AUTOMATIC RECOGNITION OF ANALOG
MODULATION BY APPLYING AN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK**

The purpose of automatic modulation recognition systems is to recognize the type of the received “unknown” signal’s modulation and to transfer the recognized modulation type to the demodulator for the correct recovery of the signal subject to modulation. The solution for the task of analog modulations by applying an artificial neural network within the LabVIEW graphical programming environment is described.

Keywords: analog modulations, automatic modulations recognition, artificial neural network.