

UDC 621.376

AN ALGORITHM FOR ANALOG MODULATION CLASSIFICATION

A.M. Tantushyan

Public services regulatory commission of RA (PSRC)

Research in automatic modulation classification systems has been carried out for a long period of time and many methods and classifiers are presented for both analog and digital modulations. The purpose of such systems is to properly recognize the unknown signal's modulation type and transfer it to the demodulator in order to fully recover the modulating signal. The program code developed in LabVIEW graphical programming environment represents a new technical solution of the analog modulation classification problem. It enables the usage of fast-operating hardware for real-time testing. The description of automatic modulation recognition algorithm for analog modulations programmed in LabVIEW is presented in this article. Among analog modulations especially double sideband (DSB), single sideband (SSB) and frequency modulated (FM) signals have been considered.

The LabVIEW code consists of three parts, each maintaining specific tasks. The first part has to implement the task of a receiver and process, the received signal and extract key features, but here only simulated signals have been considered. The second part represents the algorithm of the classifier and the third part is the demodulator block. After simulating a signal and extracting the key features, their values are passed to the classifier's inputs. An artificial neural network was chosen as a classifier for this task. The network implements self-learning before testing and based on the learning results, classifies the current signal modulation type.

Afterwards, testing was carried out, and the results are shown in this paper.

Keywords: artificial neural network, analog modulations, key features, automatic modulation recognition.

Introduction. Automatic modulation recognition (AMR) is a system which is able to recognize the modulation type of the signal and pass it to the demodulator. It is vital for the demodulator to know the correct modulation type of the signal, since otherwise it will not be able to properly recover the modulating signal and the information will be distorted. Here, a question follows: how to recognize the modulation type without any prior information about the signal? For this reason, AMR systems are developed and considered as permanently developing technologies. New classification methods are processed, the existing ones are being improved and combinations of several classifiers are proposed [1-3].

AMR is also an essential task for both civilian and military applications like spectrum management, interference detection, generation of jamming signal, electronic warfare, detection of a “threat”, etc.

The spheres of radio engineering and telecommunication systems are constantly evolving branches of science and technologies, since nowadays, it is impossible to imagine life without communication technologies, and there is a great need for continuous development in order to increase the communication quality and enhance the security. Scientists and engineers, carrying out research in these spheres face such significant problems as increase of data transfer speed, efficient usage of frequency spectrum, interference suppression, etc. One of the solutions for the aforementioned problems is the development of the existing modulation types and the design of a new one [4]. Therefore, AMR systems shall be developed simultaneously in order to be able to recognize new and more complex modulations.

The purpose of this work is to describe the processed automatic modulation recognition algorithm for DSB, SSB and FM types, programmed in LabVIEW where an artificial neural network was chosen as a classifier [5].

1. Key features. AMR systems consist of three main blocks: the received signal’s processing, classification and demodulation. In the first block the signal with length L is divided into successive segments from which key features are extracted. For analog modulation classification, the following key features were used [6]:

1. Maximum spectral power density – γ_{max} :

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

where $A(i)_{cn}$ is centered-normalized amplitude and is defined as:

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

In equation (1), $A(t)_i$ is the i – th value of the instantaneous amplitude value array and A_m is the mean value of the instantaneous amplitude and is defined as follows:

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

where N_s is the number of samples in the current signal segment.

2. The standard deviation of the absolute value of the centered non-linear component of the instantaneous phase - σ_{ap} :

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

In equation (2), $\Phi(i)_{NL}$ is the centred non-linear component of the instantaneous phase, C is the number of samples for which $A(i)_n > A_t$, where $A(i)_n$ is the normalized instantaneous amplitude:

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

In equation (3), A_t is the pre-defined amplitude threshold below which the estimation is considered as non-reasonable because of the high level of noise.

3. The spectrum symmetry – P:

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

In equation (4), P_l and P_u are respectively the lower and upper side band powers and are described with the following equations:

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

$$P_u = \sum_{i=1}^{f_{cn}} |X_c(i + f_{cn} + 1)|^2.$$

Here X_c is the Fourier transform of the RF signal and $f_{cn} + 1$ is the sample number corresponding to the carrier signal. f_{cn} is defined by the following equation:

$$f_{cn} = \frac{f_c N_s}{f_s} - 1.$$

After all key features are extracted, the system passes those values to the inputs of the artificial neural network [7]. Afterwards, the neural network implements the corresponding calculations and passes its final decision to the demodulator.

2. The description of algorithm implementation. To solve the AMR issue for DSB, SSB and FM signals, an algorithm, implementing the aforementioned three

blocks' function was developed in the LabVIEW graphical programming environment. As tests were carried out on simulated signals, it was considered that the carrier frequency is known. So, in the algorithm, instead of receiving a signal, DSB, SSB and FM signals were simulated with additive white Gaussian noise to be more realistic. The part of the program, performing the functions of the first block of the AMR system is presented on Fig. 1.

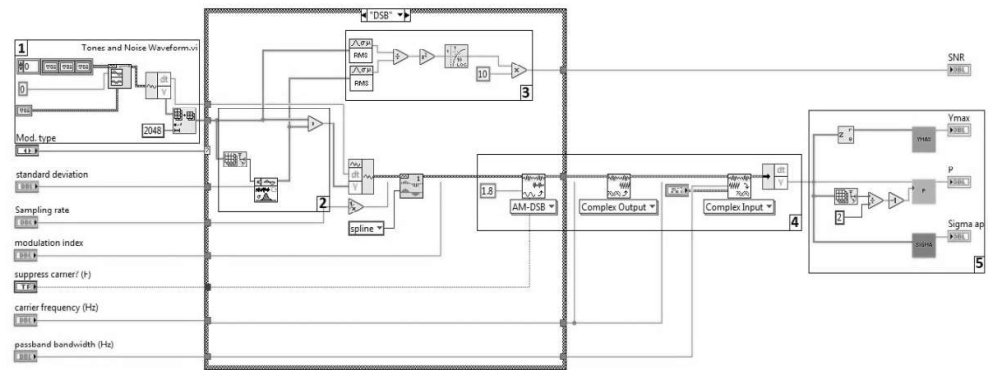
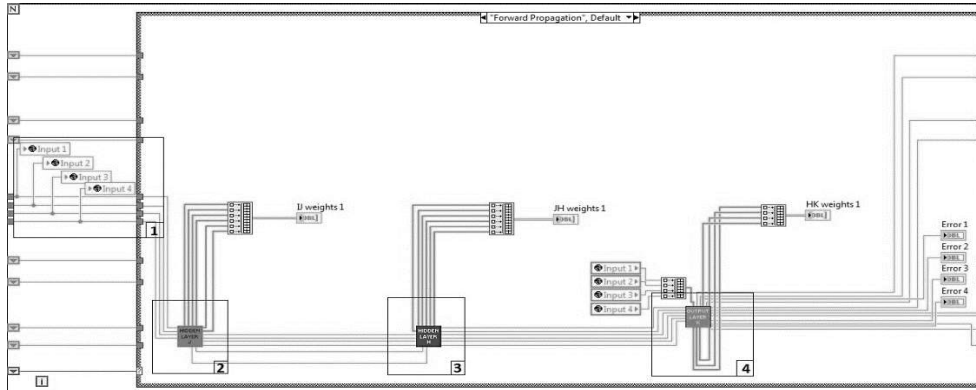


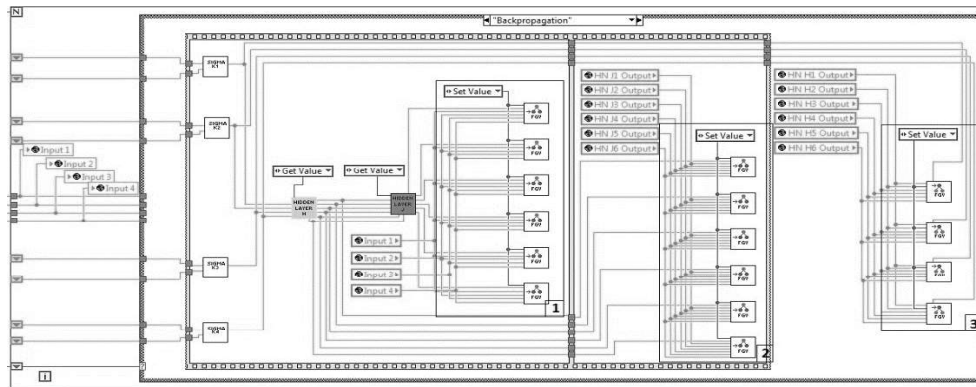
Fig.1. The part of the program, performing signal simulation and key feature extraction
 1- Signal simulation, 2- Addition of white Gaussian noise, 3- Computation of SNR, 4- Signal modulation, 5- Key feature extraction and computation

After key features are extracted, they should be passed to the inputs of artificial neural network for modulation classification. The neural network consists of three input neurons, corresponding to the quantity of input key features, two hidden layers and an output layer. The processed neural network's function is to perform self-learning and classification. For that reason, ANN algorithm has two cases: forward propagation and back propagation. In Fig. 2 those two cases can be seen.

The learning phase is performed for different DSB, SSB and FM signals and SNR values. During learning, the neural network first initializes random values for the weights of all layers, calculates the output values and then subtracts them from the desired values and calculates the error for the current neuron. Afterwards, in the back propagation case, the error is passed back to the input layer and with the help of error back propagation algorithm, new weights are calculated. This process is repeated as long as the error of output neurons gets the minimal value. After the appropriate weights configurations are achieved, their values are saved in files.



a) Forward propagation



b) Back propagation

Fig. 2. Artificial neural network algorithm

- a - 1) Input signals, 2) 1st hidden layer, 3) 2nd hidden layer, 4) Output layer;
 b - 1) 1st hidden layer's weights update, 2) 2nd hidden layer's weights update, 3) Output layer's weights update

In the test phase a random signal is simulated, key features are extracted and passed to the artificial neural network's inputs. The network calculates those values with all sets of earlier saved weights and calculates the network's total error. The network classifies such modulation type, the training weights combination of which resulted in minimum total error of the network.

Conclusion. The purpose of this work is to prove the practical implementation of theory and describe the algorithm processed in LabVIEW environment. AMR task was solved for analog modulations and classification results were impressive even for

5 dB SNR. During programming, some modifications to key feature extraction were made that allowed to extract them not from the RF signal but from the down converted one, which helped to decrease the dependency of key feature values from the carrier signal parameters.

For every modulation type, 100 simulations were made and the accuracy of classification was calculated. The results are shown in table.

Table

<i>Classification accuracy</i>				
SNR	DSB, %	LSB, %	USB, %	FM, %
Inf.	100	100	100	100
20 dB	100	100	100	100
15 dB	100	100	99	100
10 dB	96	100	92	100
5 dB	82	100	82	100

Test results showed that the main confusion of classification is between the USB and LSB signals. The reason is that all key feature values for these two signals are the same except the spectrum symmetry, which in case of SNR=Inf. is “1” for LSB and “-1” for USB.

A neural network’s configuration depends on the application’s complexity. Therefore, the accuracy of classification can be increased by changing the number of hidden layers and/or hidden layers’ neurons.

The processed algorithm in LabVIEW is a new technical solution to the AMR, and further shall be developed for digital modulations.

References

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. <https://www.mwrf.com/blog/new-modulation-method-could-be-part-5g>

5. **Тантушян А.М.** Методы автоматического распознавания модуляций и их сравнительный анализ // Известия НАН РА и НПУА. Серия Техн. науки. – 2018. – Т. 71, N 2.- С. 195-202.
6. **Azzouz E.E., Nandi A.K.** Automatic Modulation Recognition of Communication Signals. - Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1996. – 214 p.
7. **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.

Received on 02.11.2018.

Accepted for publication on 17.01.2019.

ԱՆԱԼՈՒՄՅԻՆ ՄՈՒՊՈՒԼԱՑՈՒՄՆԵՐԻ ԴԱՍԱԿԱՐԳՄԱՆ ԱԼԳՈՐԻԹՄԸ

Ա.Մ. Թանթուշյան

Մոդուլացումների ավտոմատացված դասակարգման համակարգերը երկար ժամանակ է՝ հետազոտվում են, և շատ մեթոդներ ու դասակարգիչներ են ներկայացվել անալոգային և թվային մոդուլացումների համար: Նշված համակարգերի նպատակն է ճշգրիտ կերպով ճանաչել անհայտ ազդանշանի մոդուլացման տեսակը և փոխանցել այն ապամոդուլարարին՝ մոդուլացվող ազդանշանի ամբողջական վերականգնման նպատակով: LabVIEW գրաֆիկական ծրագրավորման միջավայրում մշակված ծրագրային կոդը անալոգային ազդանշանների դասակարգման խնդրի նոր լուծում է: Այն թույլ է տալիս կիրառել արագագործ սարքավորումներ՝ իրական ժամանակում թեստավորման համար: Ներկայացված է մոդուլացումների ավտոմատացված ճանաչման ալգորիթմի նկարագրությունը՝ ծրագրավորված LabVIEW գրաֆիկական ծրագրավորման միջավայրում անալոգային մոդուլացումների համար: Նկարագրված են հատկապես անալոգային մոդուլացումների տեսակներից երկշերտ (DSB), միաշերտ (SSB) և հաճախականային մոդուլացված (FM) ազդանշանները:

LabVIEW միջավայրում մշակված կոդը բաղկացած է երեք մասից, որոնցից յուրաքանչյուրը կատարում է հատուկ առաջադրանք: Առաջին մասը պետք է իրականացնի ազդանշանի ընդունման, մշակման և հիմնական բնութագրերի առանձնացման գործառնությունը, սակայն այս աշխատանքում դիտարկվում են միայն սիմուլացված ազդանշանները: Երկրորդ մասը ներկայացնում է դասակարգչի ալգորիթմը, իսկ երրորդ մասը ապամոդուլարարի բլոկն է: Ազդանշանի սիմուլացումից և հիմնական բնութագրերի առանձնացումից հետո դրանց արժեքները փոխանցվում են դասակարգչի մուտքերին: Այս խնդրի լուծման համար որպես դասակարգիչ կիրառվել է արհեստական նեյրոնային ցանց: Ցանցը թեստավորումից առաջ իրականացնում է ինքնուսուցում և դրա արդյունքների հիման վրա ճանաչում է տվյալ ազդանշանի մոդուլացման տեսակը: Ներկայացված են կատարված թեստավորման արդյունքները:

Առանցքային բառեր. արհեստական նեյրոնային ցանց, անալոգային մոդուլացումներ, հիմնական բնութագրող հատկանիշներ, մոդուլացումների ավտոմատացված ճանաչում:

АЛГОРИТМ КЛАССИФИКАЦИИ АНАЛОГОВЫХ МОДУЛЯЦИЙ

А.М. Тантушян

Системы автоматической классификации модуляций исследуются в течение длительного периода времени. За этот период представлено множество методов и классификаторов для аналоговых и цифровых модуляций. Целью данных систем является правильное распознавание вида модуляции принятого неизвестного сигнала и его передача демодулятору для полного восстановления модулируемого сигнала. Программный код, разработанный в графической среде программирования LabVIEW, представляет собой новое решение задачи автоматического распознавания аналоговых модуляций. Это дает возможность применения быстродействующих аппаратур для тестировок в реальном времени. В данной статье описан алгоритм автоматического распознавания аналоговых модуляций, разработанный в среде графического программирования LabVIEW. Из видов аналоговых модуляций в особенности были рассмотрены двухполосные (DSB), однополосные (SSB) и частотно модулированные (FM) сигналы.

Код, разработанный в среде LabVIEW, состоит из трех частей, каждая из которых выполняет определенную задачу. Первая часть должна выполнять функцию принятия, разработки и извлечения ключевых характеристик сигнала, но здесь рассмотрены только моделированные сигналы. Вторая часть представляет собой алгоритм классификатора, а третья часть – блок демодулятора. После моделирования сигнала и извлечения ключевых характеристик сигнала их значения передаются ко входам классификатора. В работе в качестве классификатора была выбрана искусственная нейронная сеть. Сеть выполняет самообучение перед тестом и, основываясь на результатах обучения, распознает тип модуляции данного сигнала.

Проведена тестировка, результаты которой представлены в данной работе.

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