

Т.А. ГРИГОРЯН, М.Ц. АЙВАЗЯН

**АВТОМАТИЧЕСКОЕ ОБНАРУЖЕНИЕ И РАСПОЗНАВАНИЕ
ЦИФРОВЫХ МОДУЛИРОВАННЫХ СИГНАЛОВ С ПОМОЩЬЮ
НЕЙРОННОЙ СЕТИ**

Вопросы автоматического обнаружения и распознавания цифровых модулированных сигналов становятся все более актуальными в современных системах связи. Эти процессы играют ключевую роль в обеспечении надежной и эффективной связи в самых разнообразных областях - от мобильной связи до радиовещательных и спутниковых систем. Важность этих процессов продолжает расти с увеличением объема данных, передаваемых через эти системы, и с развитием новых технологий связи.

Точное обнаружение и классификация сигналов позволяют системам связи корректно интерпретировать передаваемую информацию, что, в свою очередь, обеспечивает надежность и эффективность передачи данных. Это особенно важно в условиях, когда сигналы подвержены различным видам помех и искажений. Поэтому разработка и улучшение методов автоматического обнаружения и распознавания становятся все более важными для обеспечения высокого качества связи.

Представлена система, основанная на нейронной сети, способная автоматически обнаруживать сигналы с одной несущей частотой в диапазоне до 6 ГГц и классифицировать четыре типа цифровых модулированных сигналов: BPSK, QPSK, 16-QAM и 64-QAM. Система способна работать при наличии аддитивного белого гауссовского шума, сдвига фазы и частоты в принимаемом сигнале.

В статье представлены алгоритмы обнаружения и распознавания сигналов, разработанные в программной среде LabVIEW. Описаны архитектура и гиперпараметры нейронной сети, которые позволяют быстро и эффективно обучать сеть. Эти алгоритмы и методы обучения могут быть применены и адаптированы для других систем и приложений, что делает их очень полезными для широкого круга задач. Система была протестирована как на моделируемых сигналах, так и в реальном канале связи. Полученные результаты подтверждают эффективность предложенных методов и подчеркивают их потенциал для дальнейшего применения и исследований.

Ключевые слова: спектр сигнала, автоматическое распознавание цифровой модуляции, нейронная сеть, аддитивный белый гауссовский шум, сдвиг фазы, сдвиг частоты.

Введение. На протяжении многих лет в области автоматического распознавания модуляции доминировали два типичных подхода: теоретико-

решающий и подход распознавания образов. Теоретико-решающий подход использует вероятностные или функции правдоподобия [1], в то время как подход распознавания образов использует методы, основанные на информативных признаках сигнала [2]. Несмотря на то, что теоретико-решающий подход может обеспечить оптимальные решения, он часто нуждается в значительных вычислительных ресурсах. В отличие от этого, правильно спроектированный метод, основанный на информативных признаках, может достичь производительности, сопоставимой с теоретико-решающим методом, существенно снижая вычислительную сложность. Метод распознавания образов делит процесс классификации на две составляющие: подсистему извлечения признаков и подсистему распознавания образов. Роль подсистемы извлечения признаков заключается в извлечении ключевых информативных признаков из принятого сигнала, тем самым уменьшая объем данных, обрабатываемых в подсистеме распознавания образов. В последние годы было много успешных попыток использовать искусственные нейронные сети в подсистеме распознавания образов [3,4].

Эти два подхода были тщательно изучены и представляют собой ценные знания в области автоматического распознавания модуляции. Однако многие существующие исследования и методы не учитывают наличие фазового сдвига в принимаемых сигналах, что может привести к ошибкам классификации и снижению эффективности в реальных каналах связи.

Целью данной работы является разработка системы для автоматического обнаружения и распознавания цифровых модулированных сигналов, способной эффективно функционировать при наличии аддитивного белого гауссовского шума, сдвига фазы и частоты в сигнале. Для реализации системы был выбран метод распознавания образов, а в качестве классификатора в подсистеме распознавания образов использовалась нейронная сеть прямого распространения.

Извлечение признаков. В области автоматического распознавания цифровой модуляции информативные признаки сигнала обычно классифицируются на два основных типа: мгновенные временные признаки и статистические признаки. Первые получают из мгновенной амплитуды, фазы и частоты сигнала, вторые - с использованием моментов высшего порядка, кумулянтов и циклических кумулянтов. Некоторые исследования используют оба типа признаков для улучшения алгоритмов распознавания.

В данной статье используется набор признаков, вычисленных из мгновенной амплитуды и фазы сигнала. Набор признаков, предложенный в [5], служит основой для многих исследований, использующих мгновенные временные признаки для алгоритмов распознавания цифровой модуляции. Нами предло-

жено шесть новых признаков в дополнение к σ_{pcnl} [5]. Два из этих признаков представляют собой модифицированные версии σ_{aa} и μ_{42}^a .

Предложенные признаки, которые вычисляются на основе мгновенной амплитуды, определяются следующим образом:

- стандартное отклонение нормализованной мгновенной амплитуды:

$$\sigma_{an} = \sqrt{\frac{\sum (a_n(i) - \mu_{an})^2}{n-1}}, \quad (1)$$

где n - количество выборок; μ_{an} - среднее значение нормализованной мгновенной амплитуды (равно 1);

- коэффициент асимметрии нормализованной мгновенной амплитуды:

$$S_{an} = \frac{\sum (a_n(i) - \mu_{an})^3}{n \sigma_{an}^3}; \quad (2)$$

- среднее значение абсолютного значения нормализованной центрированной мгновенной амплитуды:

$$\mu_{anc} = \frac{1}{n} \sum |a_{nc}(i)|, \quad (3)$$

где $a_{nc}(i)$ - нормализованная центрированная мгновенная амплитуда, которая определяется следующим образом;

$$a_{nc}(i) = a_n(i) - 1; \quad (4)$$

- коэффициент асимметрии абсолютного значения нормализованной центрированной мгновенной амплитуды:

$$S_{anc} = \frac{\sum (|a_{nc}(i)| - \mu_{anc})^3}{n \sigma_{anc}^3}, \quad (5)$$

где σ_{anc} - стандартное отклонение абсолютного значения нормализованной центрированной мгновенной амплитуды;

- коэффициент эксцесса абсолютного значения нормализованной центрированной мгновенной амплитуды:

$$K_{anc} = \frac{\sum (|a_{nc}(i)| - \mu_{anc})^4}{n \sigma_{anc}^4}. \quad (6)$$

Предложенные признаки, которые вычисляются на основе мгновенной фазы, определяются следующим образом:

- среднее значение абсолютного значения центрированной нелинейной компоненты мгновенной фазы:

$$\mu_{pcnl} = \frac{1}{n} \sum |\varphi_{cnl}(i)|, \quad (7)$$

где $\varphi_{cnl}(i)$ - центрированная нелинейная компонента мгновенной фазы;

- стандартное отклонение абсолютного значения центрированной нелинейной компоненты мгновенной фазы:

$$\sigma_{pcnl} = \sqrt{\frac{1}{n} [\sum \varphi_{cnl}^2(i)] - \left[\frac{1}{n} \sum |\varphi_{cnl}(i)| \right]^2}. \quad (8)$$

Модуляции 16-QAM и 64-QAM можно классифицировать по набору признаков σ_{an} , S_{an} , μ_{anc} , S_{anc} и K_{anc} . Однако классификация типов модуляции QPSK и BPSK не может быть достигнута с помощью этих пяти характеристик.

Набор признаков, вычисленных из мгновенной фазы сигнала (μ_{pcnl} и σ_{pcnl}), может быть использован для классификации типов модуляции QPSK и BPSK. Классификация межклассовой модуляции может быть достигнута только путем комбинирования семи характеристик, описанных выше.

Сдвиг фазы сигнала влияет только на два признака из описанного выше набора: μ_{pcnl} и σ_{pcnl} . Несмотря на это, эти признаки по-прежнему применимы для распознавания типов модуляции. Это связано с тем, что значения этих признаков для типов модуляции QPSK и BPSK попадают в отдельные диапазоны (без какого-либо перекрытия) и могут быть различимы на протяжении всего цикла сдвига фазы (рис.1).

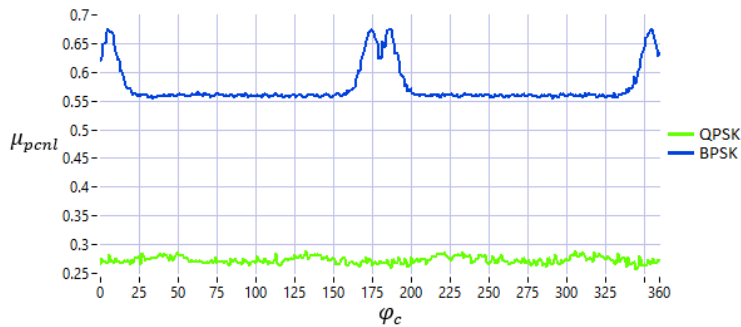


Рис.1. Значение μ_{pcnl} в зависимости от сдвига фазы φ_c для сигналов QPSK и BPSK при SNR = 7 дБ

Тестирование нейронной сети. Каждая нейронная сеть состоит из входных, выходных и скрытых слоев. Набор признаков, определенных в предыдущем разделе, используется в качестве входных данных для нейронной сети.

Выходной слой нейронной сети определяется на основе количества типов модуляции, которые необходимо классифицировать. Оптимальное количество скрытых слоев и нейронов было определено в ходе экспериментов.

Для проведения экспериментов распознавания использовалась нейронная сеть, ранее описанная в [6]. На основе результатов экспериментов была выбрана архитектура нейронной сети с двумя скрытыми слоями, каждый из которых содержит четырнадцать нейронов.

Для каждого типа модуляции в программной среде LabVIEW было сгенерировано 500 низкочастотно эквивалентных сигналов со случайным отношением сигнал/шум в диапазоне от 6 до 30 дБ и случайным фазовым сдвигом в диапазоне от 0 до 45 градусов.

Эксперименты показали, что процесс обучения сети становится значительно сложнее, когда нижний предел отношения сигнал/шум для генерируемых сигналов составляет 5 дБ или меньше. Даже если сеть была обучена на таких данных, классификация модулированных сигналов 16-QAM и 64-QAM с отношением сигнал/шум = 5 дБ или ниже становится невозможной. Сеть рассматривает их как один и тот же тип модуляции и дает вероятность распознавания около 99% для одного из них и вероятность распознавания около 0...1% для другого. Это происходит потому, что значения ключевых признаков, рассчитанных для классификации сигналов 16-QAM и 64-QAM, начинают перекрывать друг друга при значении отношения сигнал/шум 5 дБ и ниже (рис.2). Из-за этого было принято решение обучать сеть, используя сигналы с отношением сигнал/шум в диапазоне от 6 до 30 дБ.

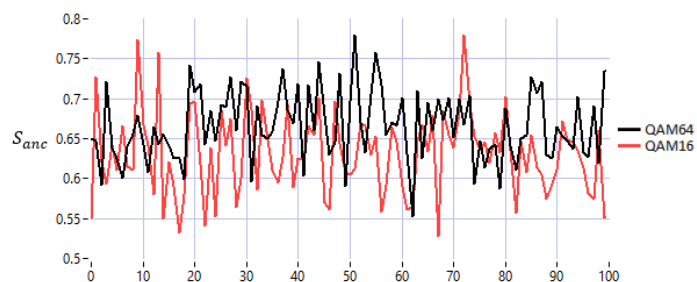


Рис. 2. Значение S_{anc} для 100 смоделированных сигналов при $SNR = 5$ дБ

Диапазон сдвига фазы был выбран от 0 до 45 градусов, поскольку значение μ_{pnl} в этом диапазоне охватывает все значения, присутствующие на протяжении всего цикла сдвига фазы (рис.1).

После каждой эпохи, прошедшей в нейронной сети, вычисляется среднеквадратическая ошибка сети. Если она становится меньше 0.01, то сеть считается обученной:

$$\delta_{RMS} = \sqrt{\frac{\sum (\frac{\delta_m}{m})^2}{n}}, \quad (9)$$

где m - количество выходных нейронов; δ_m - значение ошибки m -го выходного нейрона; n - размер обучающих данных.

Для теста распознавания было сгенерировано 1000 сигналов для каждого типа модуляции при указанном значении сигнал/шум. Смещение фазы началось с 0 градусов и увеличивалось на один градус с каждым сгенерированным сигналом. В конце была рассчитана средняя вероятность распознавания. Результаты теста распознавания представлены в табл. 1.

Таблица 1

Результаты распознавания цифровых модуляций смоделированными сигналами

Сигнал/шум, дБ	BPSK, %	QPSK, %	16-QAM, %	64-QAM, %
30	98.17	99.55	99.15	98.89
20	98.15	99.55	99.15	98.81
15	97.41	99.54	99.14	98.9
10	97.35	99.44	99.11	99.17
7	97.79	97.08	99.03	99.15
6	97.94	91.51	32.59	99.1

При SNR = 6 дБ вероятность распознавания модуляции 16-QAM резко падает до ~30%, но сеть все еще способна классифицировать модуляции BPSK и QPSK с высокой вероятностью (табл. 1).

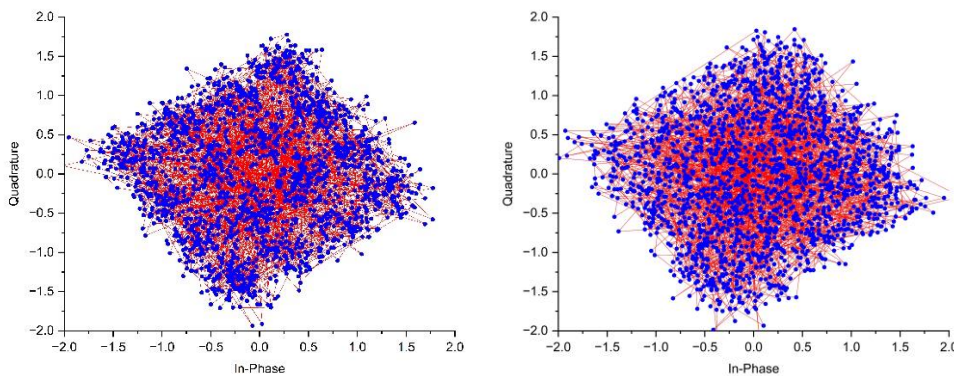


Рис.3. Сигнальные созвездия сгенерированных сигналов 16-QAM и 64-QAM при SNR = 6 дБ и $\varphi_c = 35^\circ$

Высокая вероятность распознавания модуляции 64-QAM в сочетании с низкой вероятностью распознавания модуляции 16-QAM при SNR = 6 дБ

указывает на то, что сеть не способна классифицировать модуляции 16-QAM и 64-QAM при данном значении сигнал/шум (рис.3). Для значений сигнал/шум больше 6 дБ сеть классифицирует все рассмотренные типы модуляции с высокой вероятностью распознавания, независимо от значения фазового сдвига.

Тестирование системы. Для тестирования алгоритмов распознавания цифровой модуляции в реальном канале связи была собрана система на базе приемопередатчика PXIe-5841 от компании NI (National Instruments). Приемопередатчик PXIe-5841 состоит из генератора и анализатора векторных сигналов с диапазоном частот от 9 кГц до 6 ГГц и полосой пропускания до 1 ГГц. К приемопередатчику подключены две антенны типа Вивальди с коэффициентом усиления 5 дБ и с шириной главного лепестка диаграммы направленности ~45 градусов (рис.4).



Рис.4. Система обнаружения и распознавания цифровых модулированных сигналов на базе PXIe-5841

В программной среде LabVIEW был разработан блок передачи цифровых модулированных сигналов BPSK, QPSK, 16-QAM и 64-QAM. Сигнал передавался на несущей частоте 2.4 ГГц, при этом частота выборки IQ данных была 500 кГц (рис.5):

$$IQ\ Rate = Symbol\ Rate \times Samples\ Per\ Symbol. \quad (10)$$

Для реализации алгоритма обнаружения несущей частоты сигнала был применен инструментарий RFmx SpecAn (LabVIEW). Перед началом процесса поиска несущей частоты сигнала необходимо задать начальную и конечную частоту поиска. По завершении поиска программа определяет и выдает несущую частоту сигнала, которая имеет наибольшую мощность в заданном диапазоне частот.

Однако для корректного приема сигнала недостаточно иметь только информацию о несущей частоте. Также необходимо иметь хотя бы приблизительное значение частоты выборки IQ данных. Для оценки значения частоты выборки IQ данных использовалась его связь с занимаемой полосой пропускания сигнала (рис. 6):

$$IQ\ Rate = 1.25 \times Occupied\ Bandwidth. \quad (11)$$

В конечном итоге блоки обнаружения несущей частоты сигнала, оценки значения частоты выборки IQ данных и распознавания цифровой модуляции были интегрированы в блок приёма сигнала (рис.6). Результаты теста распознавания при использовании реального канала связи и без сдвига частоты в сигнале представлены в табл. 2 (отношение сигнал/шум рассчитывалось при передаче сигнала).

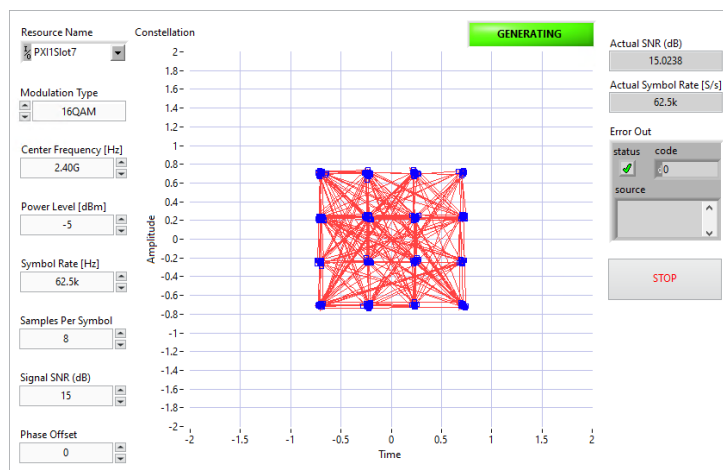


Рис.5. Интерфейс программы передачи цифровых модулированных сигналов

Таблица 2

Результаты распознавания цифровых модуляций с реальным каналом связи
(без сдвига частоты в сигнале)

Сигнал/шум, дБ	BPSK, %	QPSK, %	16-QAM, %	64-QAM, %
30	99.46	99.64	99.96	99.01
20	99.45	99.64	99.96	99.03
15	99.45	99.64	99.96	99.02
10	99.45	99.63	99.95	99.02
7	99.58	99.53	94.68	99.01

Поскольку при обнаружении несущей частоты могут возникнуть ошибки оценки, было исследовано влияние сдвига частоты в сигнале на точность

распознавания (рис.7). В результате экспериментов выяснилось, что допустимый предел сдвига частоты в сигнале, при котором система останется работоспособной, примерно равен $\pm IQ\ Rate/2.2$. Однако, независимо от значения сдвига частоты в сигнале, система не может отличить модуляцию BPSK от QPSK, поскольку созвездие сигнала будет вращаться, и при нормализации оба сигнала станут идентичными. Результаты теста распознавания с максимальным допустимым сдвигом частоты в сигнале (225 кГц) при текущих настройках системы представлены в табл. 3.

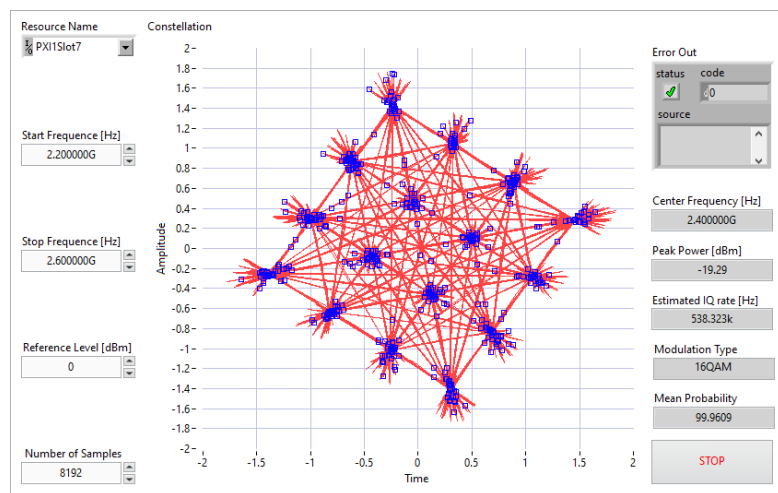


Рис.6. Интерфейс программы обнаружения и распознавания цифровых модулированных сигналов

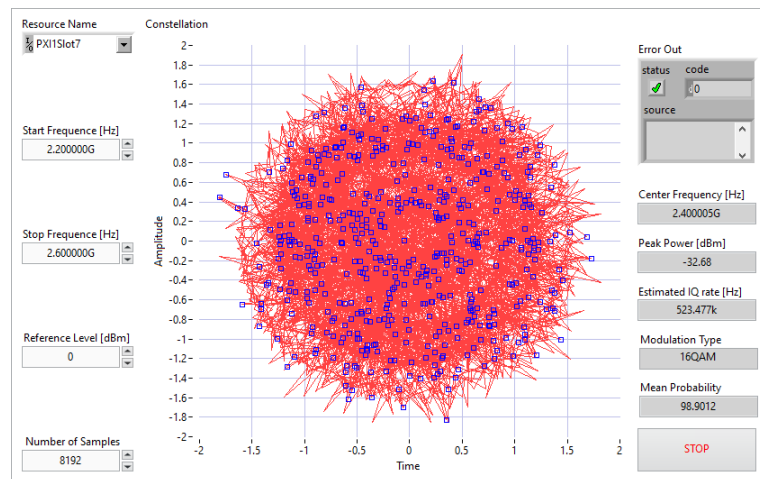


Рис.7. Распознанный сигнал с модуляцией 16-QAM при SNR = 30 дБ и со сдвигом частоты в сигнале 5 кГц

Таблица 3

Результаты распознавания цифровых модуляций с реальным каналом связи (с максимальным допустимым сдвигом частоты в сигнале)

Сигнал/шум, дБ	QPSK, %	16-QAM, %	64-QAM, %
30	99.53	99.69	98.98
20	99.52	98.33	99.00
15	99.52	97.28	98.99
10	99.52	95.51	98.99
8	99.52	79.73	98.99

Заключение. Автоматическое распознавание типа цифровой модуляции является важной и сложной задачей в современных системах связи. Корректная работа такой системы обеспечивает возможность надежной работы комплекса приемопередатчика или правильного взаимодействия с нежелательными источниками излучения.

В данной работе представлен метод подстройки системы обнаружения и распознавания цифровых модулированных сигналов на основе нейронной сети. Предложен метод расчета набора информативных признаков сигнала, с помощью которого можно осуществлять высокоточное распознавание цифровых модуляций при наличии в сигнале аддитивного белого гауссовского шума, сдвига фазы и частоты. Система и алгоритмы распознавания были протестированы с помощью симуляции сигналов и на реальном канале связи. Результаты тестирования подтвердили работоспособность и высокую точность системы.

Полученные результаты приносят ценный опыт и открывают новые перспективы для будущих исследований в этой области.

Работа выполнена при поддержке Комитета по высшему образованию и науке РА в рамках научно-исследовательского проекта № 21Т-2В028.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Xu J.L., Wei Su, Mengchu Z.** Likelihood-Ratio Approaches to Automatic Modulation Classification // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics, Part C: Applications and Reviews. - 2011.- Vol. 41. - P. 455-469.
2. **Dobre O. A., Abdi A., Bar-Ness Y., Su W.** Survey of automatic modulation classification techniques: Classical approaches and new trends // IET Comm. - 2007.- Vol. 1.- P. 137-156.
3. **Xie S., Ye J.** Overview of Automatic Modulation Recognition Methods // 2023 International Conference on Distributed Computing and Electrical Circuits and Electronics (ICDCECE).- Ballar, India, 2023.- P. 1-7.
4. **Jassim S.A., Khider I.** Comparison of Automatic Modulation Classification Techniques // Journal of Communications. - July 2022.- Vol. 17, no. 7.- P. 574-580.

5. **Nandi A.K., Azzouz E.E.** Algorithms for Automatic Modulation Recognition of Communication Signals // IEEE Trans. Commun. - 1998.- Vol. 46.- P. 431-436.
6. **Григорян Т.А., Степанян А.Г., Хачатрян Л.Х.** Автоматическое распознавание типа сигнала с использованием циклического метода управления скоростью обучения нейронной сети // Вестник НПУА: Информационные технологии, электроника, радиотехника.- 2021.- N2.- С. 78-86.

Национальный политехнический университет Армении. Материал поступил в редакцию 18.03.2024.

Տ.Ա. ԳՐԻԳՈՐՅԱՆ, Մ.Յ. ԱՅՎԱԶՅԱՆ

ՆԵՅՐՈՆԱՅԻՆ ՑԱՆՑԻ ՄԻՋՈՑՈՎ ԹՎԱՅԻՆ ՍՈՂՈՒԼԱՑՎԱԾ ԱԶԴԱՆՇԱՆԻ ԱՎՏՈՄԱՏ ՀԱՅՏՆԱԲԵՐՈՒՄԸ ԵՎ ՃԱՆԱՀՈՒՄԸ

Թվային մոդուլացված ազդանշանների ավտոմատ հայտնաբերումն ու ճանաչումը գնալով էլ ավելի արդիական է դառնում ժամանակակից կապի համակարգերում: Այս գործընթացներն առանցքային դեր են խաղում տարբեր ոլորտներում հուսալի և արդյունավետ հաղորդակցություն ապահովելու համար՝ բջջային կապից մինչև ռադիոհեռարձակում և արբանյակային համակարգեր: Դրանց կարևորությունը շարունակում է աճել կապի համակարգերի միջոցով փոխանցվող տվյալների աճող ծավալի և հաղորդակցության նոր տեխնոլոգիաների զարգացման հետ մեկտեղ:

Ազդանշանների ճշգրիտ հայտնաբերումը և դասակարգումը թույլ է տալիս, որ կապի համակարգերը ճիշտ մեկնաբանեն փոխանցված տեղեկությունը, որն իր հերթին ապահովում է տվյալների հուսալի և արդյունավետ փոխանցում: Սա հատկապես կարևոր է այն միջավայրերում, որտեղ ազդանշանները ենթակա են տարբեր տեսակի միջամտությունների և աղավաղումների: Հետևաբար, ավտոմատ հայտնաբերման և ճանաչման մեթոդների մշակումն ու կատարելագործումը գնալով ավելի կարևոր է դառնում բարձրորակ հաղորդակցություն ապահովելու համար:

Այս աշխատանքում ներկայացված է նեյրոնային ցանցի հիման վրա կառուցված համակարգ, որը կարող է ավտոմատ կերպով հայտնաբերել մինչև 6 ԳՀց տիրույթում գտնվող և մեկ կրող հաճախություն ունեցող ազդանշաններ և դասակարգել թվային մոդուլավորված ազդանշանների չորս տեսակ՝ BPSK, QPSK, 16-QAM և 64-QAM: Համակարգն ի վիճակի է աշխատելու ընդունված ազդանշանի վրա հավելումային գաուսյան սպիտակ աղմուկի, փուլային և հաճախականային շեղման առկայության դեպքում:

Աշխատանքում ներկայացված են LabVIEW ծրագրային միջավայրում մշակված ազդանշանների հայտնաբերման և ճանաչման ալգորիթմները: Նկարագրված են նեյրոնային ցանցի ճարտարապետությունը և հիպերպարամետրերը, որոնք թույլ են տալիս արագ և արդյունավետ ուսուցանել ցանցը: Այս ալգորիթմները և ուսուցման մեթոդները կարող են հարմարեցվել և կիրառվել այլ համակարգերի և հավելվածների հետ՝ դրանք օգտակար դարձնելով առաջադրանքների կատարման լայն շրջանակում: Համակարգը փորձարկվել է ինչպես մոդելավորված ազդանշանների, այնպես էլ իրական կապուղիում: Աշխատանքում

ներկայացված են նաև համակարգի թեստավորման արդյունքները: Այս արդյունքները հաստատում են առաջարկվող մեթոդների արդյունավետությունը և ընդգծում դրանց ներուժը հետագա կիրառման և հետազոտության համար:

Առանցքային բառեր. ազդանշանի սպեկտր, թվային մոդուլյացիայի ավտոմատ ճանաչում, նեյրոնային ցանց, հավելումային գաուսյան սպիտակ աղմուկ, փուլային շեղում, հաճախականային շեղում:

T.A. GRIGORYAN, M.TS. AIVAZYAN

AUTOMATIC DETECTION AND RECOGNITION OF DIGITAL MODULATED SIGNALS USING A NEURAL NETWORK

Issues on automatic detection and recognition of digital modulated signals are becoming increasingly relevant in modern communication systems. These processes play a key role in ensuring reliable and efficient communication in a wide range of areas, from mobile communication to broadcasting and satellite systems. The importance of these processes continues to grow with the increase in the amount of data transmitted through these systems and with the development of new communication technologies.

Accurate detection and classification of signals allow communication systems to correctly interpret the transmitted information, which, in turn, ensures the reliability and efficiency of data transmission. This is especially important in conditions when signals are subject to various types of interference and distortions. Therefore, the development and improvement of the methods for automatic detection and recognition are becoming increasingly important for ensuring high-quality communication.

The present article presents a neural network-based system capable of automatically detecting signals with a single carrier frequency in the range up to 6 GHz and classifying four types of digitally modulated signals: BPSK, QPSK, 16-QAM, and 64-QAM. The system is capable of operating in the presence of additive white Gaussian noise, phase and frequency offset in the received signal.

The algorithms for detection and recognition of signals, developed in the LabVIEW software environment are presented. The architecture and hyperparameters of the neural network allowing quick and efficient training of the network are described. These algorithms and training methods can be applied and adapted for other systems and applications, making them very useful for a wide range of tasks. The system was tested both on simulated signals and in a real communication channel. The results obtained confirm the effectiveness of the proposed methods and emphasise their potential for further application and research.

Keywords: signal spectrum, automatic digital modulation recognition, neural network, additive white Gaussian noise, phase offset, frequency offset.