

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

**ИСКУССТВЕННЫЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ И ИХ ПРИМЕНЕНИЕ В
АВТОМАТИЧЕСКОМ РАСПОЗНАВАНИИ МОДУЛЯЦИЙ**

Целью автоматического распознавания модуляций (АРМ) является опознание типа модуляции принятого сигнала без каких-либо начальных данных о нем. АРМ представляет собой ответственную задачу, поскольку для демодулятора чрезвычайно важно знать правильный тип модуляции принятого сигнала. Для решения этой задачи существует несколько методов и технологий, одними из которых являются искусственные нейронные сети (ИНС). В данной работе описаны ИНС с целью дальнейшей разработки алгоритма для решения задачи АРМ.

Ключевые слова: искусственные нейронные сети, автоматическое распознавание модуляций, метод распознавания образов, обратное распространение ошибки.

Введение. Телекоммуникационные системы и радиотехнические устройства имеют особую и важную роль в развитии новейших технологий. В XXI веке сферы радиотехники и телекоммуникации занимают одно из наиболее важных и быстро развивающихся направлений, поскольку они являются ключевыми аспектами огромного количества гражданских и военных приложений. Новейшие технологии дают возможность разработать новые и усовершенствовать имеющиеся схемы для модуляций, что позволяет осуществить более помехоустойчивую связь и достичь значительно больших скоростей передачи данных. Чтобы не исказить информационный сигнал, нужно применить по отношению к принятому сигналу правильный демодулятор. Возникает вопрос: как это сделать без каких-либо начальных данных о сигнале?

Для решения этого вопроса используется автоматическое распознавание модуляций, которое осуществляется с помощью различных методов и алгоритмов. Классификаторы модуляций особенно важны для таких приложений, как мониторинг спектра, распознавание межканальной интерференции, электронная война, обнаружение “опасности” и т.д.

В основном существует два способа для АРМ: метод теоретического решения и метод распознавания образа (МРО). Метод теоретического решения классифицирует тип модуляции на основе теории вероятности и считается неэффективным для этой задачи, поскольку результаты не имеют необходимой точности [1], а МРО, наоборот, лежит в основе многочисленных удачно разработанных алгоритмов и имеет большой интерес в различных сферах.

Огромный вклад в решение задачи АРМ внесли Е.Е. Аззоуз и А.К. Нанди, приведя алгоритмы для АРМ аналоговых и цифровых сигналов [1]. Также они разработали алгоритмы для МРО, используя искусственные нейронные сети. На данный момент ИНС являются одним из наиболее общепринятых и продуктивных методов для МРО, так как они имеют большую точность в классификации типа модуляций. Однако задача АРМ находится на стадии исследования, поскольку технологии развиваются, виды модуляций прогрессируют, при этом, с одной стороны, параллельно возникают новые препятствия, с другой - разрабатываются новые и совершенствуются имеющиеся методы для решения этой задачи.

С целью использования ИНС в дальнейших разработках алгоритма и реализации метода для решения задачи АРМ в работе подробно описаны такие сети и их принцип работы, дано общее описание алгоритма обратного распространения ошибки и сделаны выводы по применению ИНС для АРМ.

1. Описание и принцип работы ИНС. Самые ранние исследования в области ИНС были проведены в 1943 г. американским нейропсихологом У. Мак-Каллаком и математиком У. Питтсом. В [2] они пытались объяснить функцию нейрона, построив простую искусственную нейронную сеть с помощью электрических цепей. В наши дни ИНС имеют большую популярность, продолжают развиваться и применяются в приложениях различных сфер, таких как медицинская диагностика, обработка сигналов, предсказание курса валюты, МРО и т.д.

Нейрон является главной составной клеткой нервной системы. Как показано на рис. 1, он состоит из тела, аксона и дендритов. Аксон – это длинный отросток, через который нервные импульсы идут от тела нейрона к другим клеткам. Нейроны соединяются между собой через синапсы, а дендриты ответственны за регулирование этой связи [3].

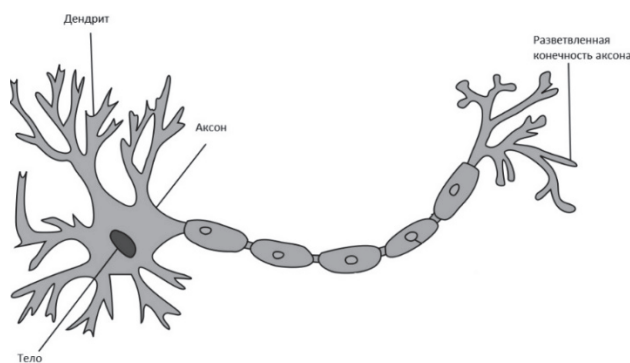


Рис. 1. Конструкция нейрона

Соединяясь между собой, нейроны образуют сеть. Главным примером такой сети может служить нервная система человеческого мозга. Работой нейронной сети головного мозга обусловлены наше общее восприятие вещей, мыслительность, распознавание образов и вообще нормальное функционирование. Функциональность ИНС основана на том же принципе. В общем их функция состоит в том, чтобы при конкретном входном сигнале на выходе дать соответствующее выходное значение.

После исследований У. Мак-Каллака и У. Питтса Д. Хебб в 1949 г. в [4] описал главные принципы обучения нейронов, а несколько лет спустя американский нейрофизиолог Ф. Розенблат разработал устройство, которое моделировало восприятие головного мозга [5]. Он назвал это устройство перцептроном. Перцептрон – это математическая модель нейрона, которая состоит из нескольких входов, скрытого слоя и одного выхода. Однослойным называют перцептрон, у которого один скрытый слой. Каждый из слоев состоит из “нейронов”, каждый из которых соединен с каждым нейроном следующего слоя. Соединяющие линии имеют свой индивидуальный вес “ w ”, который представляет собой число, умножаемое на значение данных, протекающих через эту линию. На входе любого нейрона скрытого слоя все данные, полученные через каждую линию, суммируются. В случае, когда эта сумма больше какого-то ранее заданного порога, на выход подается “1”, а если меньше, то “0”. Эти выходные значения описывают активное или пассивное состояние нейрона. Однослойный перцептрон непродуктивен для комплексных задач, требующих сложных расчетов, например, классификации данных или распознавания человеческого лица. Для таких задач используются многослойные нейронные сети, состоящие из нескольких входов, более чем одного скрытого слоя и нескольких выходов. На рис. 2 изображена схема ИНС с двумя скрытыми слоями.

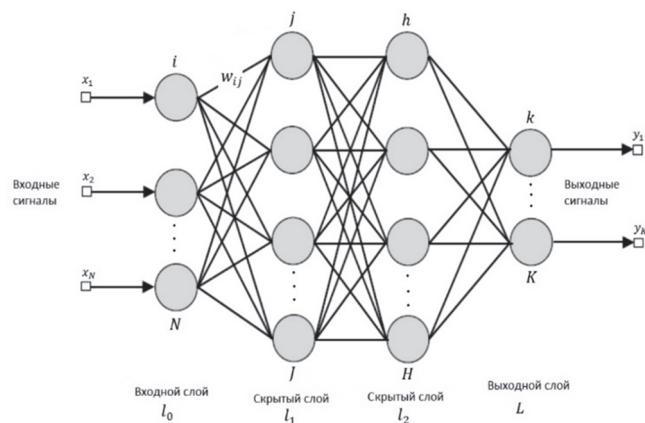


Рис. 2. Многослойная нейронная сеть

Здесь $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, J, h = 1, 2, \dots, H, k = 1, 2, \dots, K$ – соответственно номера нейронов в соответствующих слоях, а номер слоя - $l = 0, 1, \dots, L$. Нейроны любого слоя, кроме выходного, соединены с нейронами следующего слоя линиями с весами, которые для входного и последующего слоев назначены как w_{ij} . В ИНС также существует понятие “нейрон смещения”, которое представляет собой дополнительный узел нейрона для каждого слоя, кроме входного. Нейрон смещения соединен весовой линией со всеми нейронами данного слоя и всегда имеет выходное значение “1”. В случае, когда на вход нейрона какого-то слоя, кроме входного, подается “0”, сеть не сможет обучиться. Для устранения этой проблемы используются нейроны смещения. Таким образом, выходами нейронов входного слоя являются те же сигналы x_i , что были даны на их вход, а входы нейронов последующего слоя описываются следующей формулой:

$$Net_j^{l_1} = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij} + \theta_j,$$

где i - номер входа; j - номер нейрона в слое; l - номер слоя; θ_j - произведение выхода нейрона смещения и веса линии: $\theta_j = 1 \times w_{bj}^l, l = 1, 2, \dots, L$.

После эта сумма подается в активационную функцию $f(x)$ данного нейрона, в виде которой более часто используется сигмоидальная функция

$$\text{сигмоид} = f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}},$$

где $x = Net_j^{l_1}$.

Отсюда следует, что выходы этих нейронов выражаются уравнением

$$O_j^{l_1} = f\left(\sum_{i=1}^N x_i w_{ij} + \theta_j\right).$$

При переходе к следующему слою веса умножаются на значения $O_j^{l_1}$. Следовательно, входные и выходные значения нейронов слоя l_2 соответственно равны

$$Net_h^{l_2} = \sum_{j=1}^J O_j^{l_1} w_{jh} + \theta_h, \quad O_h^{l_2} = f\left(\sum_{j=1}^J O_j^{l_1} w_{jh} + \theta_h\right).$$

Соответственно для выходного слоя имеем

$$Net_k^L = \sum_{h=1}^H o_h^{l_2} w_{hk} + \theta_k, \quad o_k^L = f\left(\sum_{h=1}^H o_h^{l_2} w_{hk} + \theta_k\right).$$

Без предварительного обучения система выдает выходные данные, отличные от требуемых, поскольку веса соединяющих линий для тренировки выбираются случайным образом. Смысл тренировки нейронных сетей заключается в конфигурации веса таким образом, чтобы выходные значения были бы максимально близки к требуемым. Для этого используется техника обучения с обратным распространением ошибки.

2. Обратное распространение ошибки. Для того чтобы обучить ИНС, подается набор обучающих данных (x_z, t_z) , $z = 1, 2, \dots, P$, где t_z - требуемые выходные значения сети для входных x_z , а P - общее число обучающих пар. В течение обучения ИНС система считает разность между полученными и требуемыми выходными данными для всех пар, которая называется функцией ошибки и выражается уравнением

$$E_z = \frac{1}{2} \sum_{k=1}^K (y_k - t_{zk})^2.$$

Здесь t_{zk} - z -й элемент t_z , а y_k - k -е полученное выходное значение.

Общая функция ошибки системы будет

$$E = \sum_z E_z = \frac{1}{2} \sum_z \sum_k (t_{zk} - y_k)^2.$$

В начале обучения весам w задаются произвольные маленькие значения, а в процессе обучения вес обновляется в отрицательную сторону градиента до тех пор, пока E не станет минимальным, т.е. каждый вес обновляется так, что

$$w_{ij} = w_{ij} - \Delta w_{ij},$$

где

$$\Delta w_{ij} = \eta \frac{\partial E_z}{\partial w_{ij}}. \quad (1)$$

Здесь η - коэффициент скорости обучения.

Для выходного слоя производную E_z по w_{hk} можно рассчитать простым дифференциальным уравнением

$$\frac{\partial E_z}{\partial w_{hk}} = \frac{\partial E_z}{\partial O_k} \frac{\partial O_k}{\partial Net_k^L} \frac{\partial Net_k^L}{\partial w_{hk}},$$

где

$$\begin{aligned} \frac{\partial E_z}{\partial O_k} &= \frac{1}{2} \frac{\partial}{\partial O_k} (t_{zk} - O_k)^2 = O_k - t_{zk}, \\ \frac{\partial O_k}{\partial Net_k^L} &= \frac{\partial}{\partial Net_k^L} f(Net_k^L) = O_k(1 - O_k), \\ \frac{\partial Net_k^L}{\partial w_{hk}} &= \frac{\partial}{\partial w_{hk}} \left(\sum_{h=1}^H O_h^{l_2} w_{hk} + \theta_k \right) = O_h. \end{aligned}$$

Таким образом, получаем

$$\frac{\partial E_z}{\partial w_{hk}} = (O_k - t_{zk}) O_k (1 - O_k) O_h.$$

Обозначим $\delta_k = (O_k - t_{zk}) O_k (1 - O_k)$, а для остальных слоев:

- $\delta_h = O_h(1 - O_h) \sum_{k=1}^K w_{hk} \delta_k$;
- $\delta_j = O_j(1 - O_j) \sum_{h=1}^H w_{jh} \delta_h$;
- $\delta_i = O_i(1 - O_i) \sum_{j=1}^J w_{ij} \delta_j$.

Из (1) следует, что

- $\Delta w_{hk} = \eta \delta_k O_h$;
- $\Delta w_{jh} = \eta \delta_h O_j$;
- $\Delta w_{ij} = \eta \delta_j O_i$.

3. Применение ИНС для АРМ. Классификаторы типа модуляций, которые используют МРО и ИНС, состоят из трех составных блоков: блока преобразования, блока классификатора и блока демодулятора. Вначале в блоке преобразования из принятого сигнала извлекаются особые характеристики, выбираемые в соответствии с видами модуляций, которые нужно распознать. Самым важным является блок классификатора, поскольку он отвечает за правильное распознавание вида модуляций.

При применении ИНС для АРМ на каждый вход сети подается одна вычисленная основная характеристика сигнала, при этом каждый из выходов соответствует одному типу модуляции. Некоторые особые характеристики сигнала могут быть одинаковыми для разных видов модуляции, но не существует таких два типа модуляций, чтобы все особые характеристики были одинаковыми. Нужно также иметь в виду, что увеличение набора рассматриваемых особых характеристик усложняет расчеты и увеличивает время учебы.

Для многослойных ИНС количество скрытых слоев и нейронов зависит от уровня сложности задачи, которую нужно решить. Их число должно соответствовать сложности задачи, поскольку при их недостатке классификация может быть не выполнена, а при превышающем количестве потребуется больше времени для обучения.

ИНС считаются самым продуктивным методом для МРО, так как имеют большие преимущества над остальными. Поскольку значения особых характеристик, извлеченных из сигнала, подаются на вход сети параллельно, а не последовательно, то их последовательность не имеет влияния на вероятность правильного ответа. Параллельно распределенная схема их обработки обеспечивает удобство и способность перенастраиваться для обработки цифровых сигналов. Наряду с этим ИНС не нуждаются в программировании для обучения. Они обучаются самостоятельно и адаптируются к сложным расчетам. Исследования этих сетей продолжаются по сей день, и они нашли применение в таких различных сферах, как медицина, финансы, энергетическая промышленность и т.д. Довольно обнадеживающим фактом является также то, что множество симуляций и разработанные алгоритмы в [6 - 8] показывают, что ИНС имеют почти идеальную точность для АРМ.

Закключение. АРМ является серьезной задачей в радиотехнике и требует большой точности в расчетах. Для точного распознавания вида модуляции в реальном времени необходимы правильно выбранный метод и тщательно разработанный алгоритм. Последний должен постоянно обновляться, совершенствоваться, поскольку с развитием технологий разрабатываются новые и более комплексные схемы модуляций, что влечет за собой новые проблемы для их распознавания. Многочисленные преимущества и большая точность результатов существующих алгоритмов для ИНС позволяют сделать заключение, что на данном этапе развития технологий ИНС являются одной из самых эффективных, удобных и развивающихся технологий для АРМ. Учитывая вышеприведенные преимущества, с целью разработки и реализации метода для АРМ всех видов модуляций при разных значениях отношения сигнал-шум предлагается использовать технику ИНС.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. **Azzouz E.E., Nandi A.K.** Automatic Modulation Recognition of Communication Signals. - Dordrecht: Kluwer Academic Publishers, 1996. – 214 p.
2. **McCulloch W.S., Pitts W.** A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity // Bulletin of mathematical biophysics. - Chicago, 1943. – Vol. 5. – P. 115-133.
3. [https://ru.wikipedia.org/wiki/ Нейрон](https://ru.wikipedia.org/wiki/Нейрон)

4. **Hebb D.O.** The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory. - New York: John Wiley And Sons, Inc., 1949. - 335 p.
5. **Rosenblatt F.** Principles of neurodynamics // Perceptions and the theory of brain mechanism. - Washington, DC: Spartan Books, 1961. - 260 p.
6. Automatic digital modulation recognition using artificial neural networks / **Z. Yaqin, R. Guanghui, W. Xuexia,** et al // Neural Networks and Signal Processing. - China, 2003. - Vol. 1. - P. 257–260.
7. **Wong M.L.D., Nandi A.K.** Automatic digital modulation recognition using artificial neural network and genetic algorithm // Signal Processing. - Liverpool, UK, 2004. – N 84. – P. 351 – 365.
8. **Hassan K., Dayoul B., Hamouda W., Berbineau M.** Automatic Modulation Recognition Using Wavelet Transform and Neural Networks in Wireless Systems // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing. - Cairo, Egypt, 2010. – Vol. 2010, Article ID 532898. - 13 p.

Институт радиофизики и электроники НАН РА, ООО “Олимп Энджинеринг”.
Материал поступил в редакцию 10.05.2017.

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

ԱՐԶԵՍՏԱԿԱՆ ՆԵՐՈՆԱՑԻՆ ՑԱՆՑԵՐԸ ԵՎ ԴՐԱՆՑ ԿԻՐԱՌՈՒՄԸ ՄՈԴՈՒԼԱՑՈՒՄՆԵՐԻ ԱՎՏՈՄԱՏԱՑՎԱԾ ՃԱՆԱՉՄԱՆ ԳՈՐԾԸՆԹԱՑՈՒՄ

Մոդուլացումների ավտոմատացված ճանաչման (ՄԱՃ) նպատակն է ճանաչել ընդունված ազդանշանի մոդուլացման տեսակը՝ առանց նրա մասին որևէ սկզբնական տվյալների: ՄԱՃ-ը շատ կարևոր խնդիր է, քանի որ ապամոդուլարարի համար չափազանց կարևոր է իմանալ ընդունված ազդանշանի ճիշտ մոդուլացման տեսակը: Խնդրի լուծման համար գոյություն ունեն մի քանի մեթոդներ և հնարքներ, որոնցից են արհեստական նեյրոնային ցանցերը (ԱՆՑ): Աշխատանքում նկարագրված են ԱՆՑ-երը՝ հետագա մոդուլացումների ավտոմատացված ճանաչման խնդրի լուծման ալգորիթմի մշակման նպատակով:

Առանցքային բառեր. արհեստական նեյրոնային ցանցեր, մոդուլացումների ավտոմատացված ճանաչում, նմուշի ճանաչման մեթոդ, սխալի հակադարձ տարածում:

A.G. GHULYAN, O.ZH. SEVOYAN, A.M. TANTUSHYAN

ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS AND THEIR APPLICATION IN AUTOMATIC MODULATION RECOGNITION

The goal of automatic modulation recognition (AMR) is to recognize the received signal's modulation type without any prior data. ARM is a very important task, since it is vital for the demodulator to know the received signal's exact modulation type. There are several methods and technologies to solve this task, one of which is artificial neural networks (ANN). ANNs are described in this work for the purpose of automatic modulation recognition algorithm future development.

Keywords: artificial neural networks, automatic modulation recognition, pattern recognition method, error backpropagation.