



УДК 004.934

DOI 10.18413/2411-3808-2019-46-3-496-502

**СТРУКТУРА НЕЙРОКОМПЬЮТЕРНОЙ СИСТЕМЫ  
КЛАССИФИКАЦИИ СИГНАЛОВ****THE STRUCTURE OF THE NEUROCOMPUTER SYSTEM  
CLASSIFICATION OF SIGNALS****Н.И. Корсунов, С.Н. Ушакова  
N.I. Korsunov, S.N. Ushakova**Белгородский государственный национальный исследовательский университет,  
Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85Belgorod National Research University,  
85 Pobedy St, Belgorod, 308015, Russia

E-mail: ushakova\_s@bsu.edu.ru

**Аннотация**

В статье предлагается использовать нейрокомпьютерную систему, использующую двумерные бинарные карты признаков сигналов (построение системы базируется на квантовании сигналов по амплитуде и времени), для повышения быстродействия систем распознавания сигналов без требований их воспроизведения после распознавания. Это возникает в связи с использованием нейрокомпьютерными системами неявное и явное представление времени, что приводит к ряду достоинств и недостатков. Обосновывается построение нейрокомпьютерной системы, использующей двумерные бинарные карты признаков сигналов, и приводится её структура, реализующая метод классификации сигналов с явным представлением времени, что приводит к повышению эффективности (быстродействия) сети.

**Abstract**

The article proposes to use a neurocomputer system using two-dimensional binary maps of signal characteristics (the system is based on quantization of signals in amplitude and time) to improve the performance of signal recognition systems without the requirements of their reproduction after recognition. This occurs in connection with the use of neurocomputer systems implicit and explicit representation of time, which leads to a number of advantages and disadvantages. Neural networks with an implicit representation of time should have the property of dynamism, which is provided by the introduction of a network of direct propagation of time delays, and in the recognition of signals used neurocomputer systems with an explicit representation of time. Explains the construction of brain-computer system employing a two-dimensional binary map of characteristics of signals, and provides the framework that implements the method of classification of signals with explicit representation of time. This leads to an increase in the efficiency (speed) of the network.

**Ключевые слова:** нейрокомпьютерная система, нейронная сеть, распознавание сигналов, классификация сигналов.

**Keywords:** neurocomputer system, neural network, signal recognition, signal classification.

---

В интеллектуальных системах значительное внимание уделяется развитию методов распознавания сигналов и их реализации. Актуальность решения этой задачи состоит в автоматизированном распознавании сигналов для организации человеко-машинного обучения, распознавания эхо-сигналов в радиолокации, распознавания сигналов виброакустики, в диагностике и других областях.

Известные методы и структуры нейροкомпьютерных систем используют неявное и явное представление времени [Хайкин Саймон, 2006]. Нейронные сети с неявным представлением времени должны обладать свойством динамичности, которое обеспечивается введением в сеть прямого распространения задержек по времени сигналов, поступающих на входы распознающей многослойной сети от входных (сенсорных) нейронов [Тетерин и др., 2018]. Существенным недостатком данной сети является длительное время обучения методом обратного распространения с задержками и отсутствие возможностей адаптировать сеть к сигналам той же формы, но с различными длительностями и амплитудами.

При неявном временном факторе нейροкомпьютерные системы используют предварительное преобразование Фурье с последующим обучением методом обратного распространения ошибки [Уоссермен, 1992]. Достоинством таких нейροкомпьютерных систем является их инвариантность спектра относительно частоты. Обучение методом обратного распространения ведет к низкой скорости обучения. Кроме того, использование спектральных методов требует создания эталонов каждого сигнала и последовательного сравнения спектра входного сигнала со спектрами всех эталонных.

При распознавании сигналов применяют нейροкомпьютерные системы с явным представлением времени, которое характеризуется двухуровневой архитектурой с использованием на одном уровне сети Кохонена, а не другой – сети Гроссберга [Синтез и распознавание речи. Современные решения. URL: <http://www.frolov-lib.ru> (дата обращения 18.04.2019)]. Сеть Кохонена выполняет кластеризацию непрерывных или дискретных векторов, задающих функциональные зависимости сигналов от времени  $x_i(t)$  [Манжула, Федяшов, 2011], а сеть Гроссберга формирует эти зависимости путем обучения методом обратного распространения. Сеть обладает недостатками, аналогичными сетям, использующим преобразование Фурье, но не требует сравнения классифицируемого сигнала с каждым из эталонных.

Недостатки компьютерных систем с явным представлением времени обусловлены заданием функциональных зависимостей как для эталонных, так и для распознаваемых сигналов. Эти трудности существенно возрастают при использовании нейροкомпьютерных систем для распознавания сигналов сложной формы, к которым относятся, прежде всего, сигналы, представляющие слова речи.

Для повышения быстродействия систем распознавания сигналов без требований их воспроизведения после распознавания предлагается нейροкомпьютерная система, использующая двумерные бинарные карты признаков сигналов. Построение системы базируется на квантовании сигналов по амплитуде и времени [Жилияков и др., 2009.]. Сигналы квантованных уровней  $kh_x$  в соответствующие кванты времени  $lh_t$  задают соответственно строки и столбцы, пересечения которых определяют узлы, представляющие карты признаков сигнала. Так как сигнал представляет некоторую функцию времени, то информация о характере функции сосредотачивается в её экстремальных точках, задаваемых координатами  $t_o, t_i$  [Ле, Панченко, 2011]. Здесь  $S_i = kh_x, t_l = lt_t, k = 1, 2, \dots, l = 1, 2, \dots$

Входной сигнал  $x(t)$  можно представить последовательностью сигналов [Остроух, 2015].

$$x(t) = x_1(t)x_2(t)\dots x_k(t),$$

где  $x_i(t)$  существуют только в интервале  $t^i$  и при этом начало интервала  $t_H^{i+1}$  совпадает с концами интервала  $t_k^i$ . Сигналы  $x_i(t)$  при использовании в качестве начальных и конечных значений  $x_i(t_H^i), x_i(t_k^i)$  представляют спираль [Mozer, 1994.], характеризуемую единственным максимальным значением  $x_i(t_{\max}^i)$ . Значения  $x_H^i, x_k^i, t_H^i, t_k^i$  являются случайными величинами, длительность  $t^i$  существования сигнала  $x_i(t)$  определяется  $t^i = t_k^i - t_H^i$ , внутри которого существует  $x_i(t_{\max}^i)$ , то есть  $t_{\max}^i \in t^i$ . Так как амплитуда  $x_i$  и время его существо-



вания квантуется, то любые точки  $x_i(\tau)$  определяются уровнями квантования  $k_i h_x$  и дискретными моментами времени  $l_i h_t$ , которыми задаются расстояния от начального значения  $x_0(t_0)$  и расстояния от начального значения  $t_n^i$  до любой точки внутри интервала  $t^i$ , то есть

$$x(t_H^i) < x(t_k^i), \quad \tau = l_i h_{ti}. \quad (1)$$

Выберем в качестве характеристики сигнала  $x(t)$  точки экстремумов. А так как точки максимумов существуют в каждой спирали, то для определения точек минимумов необходимо определение точек начала  $t_n^i$  и конца  $t_k^i$  каждого интервала  $t^i$ . Время существования сигнала определяется суммарным временем  $t^i$ .

Для определения точек максимумов и минимумов, соответствующих изменениям знака производной, при дискретном представлении сигнала найдем приращения сигнала  $\Delta x_i$  точки  $x(\tau)$  слева и справа по отношению к уровню  $k_i h_k$

$$\Delta x_1 = -x(\tau) - k_i h_x, \quad \Delta x_2 = k_i h_x - x(\tau), \quad (2)$$

где  $x(\tau)$  – точка кривой, которая может быть расположена в интервале

$k_i h_k < x(\tau) < k_{i+1} h_x$ , соответствует  $\Delta x_1$ ,

$k_{i-1} h_k < x(\sigma) < k_i h_x$ , соответствует  $\Delta x_2$ .

При несовпадении знаков  $\Delta x_1$  и  $\Delta x_2$  существует в окрестности  $h_x$  точки  $x_i(\tau)$  экстремум  $x_i(t)$  в интервале  $t^i$ . При этом если  $\Delta x_1$  положительно, а  $\Delta x_2$  – отрицательно, то в окрестности точки  $x(\tau)$  достигается максимум, а при  $\Delta x_1$  отрицательном и  $\Delta x_2$  положительном достигается минимум.

Так как  $h_x$  разделяет уровни дискретизации  $x(t)$ , то точка максимума определяется пересечением нижележащего уровня  $S_i$  дважды, один раз при возрастании  $x_i(t)$  в направлении от  $S_i$  к  $S_{i+1}$ , а второй раз при убывании  $x_i(t)$  в направлении от  $S_i$  к  $S_{i-1}$ . Точка минимума  $x_i(t) = \min$  в конце интервала  $t_k^i$  определяется пересечением уровня  $S_i = k_i h_x$  дважды, один раз при возрастании  $x_i(t)$  от  $S_{i+1}$  к  $S_{i-1}$ , а второй – при возрастании  $x_i(t)$  от  $S_{i-1}$  к  $S_{i+1}$ . Так как точки экстремумов определяются значением координат  $x_i(\tau)$ ,  $x_i(t_{k-1}^i)$ ,  $x_i(t_k^i)$ , то каждый из экстремумов можно отметить значением 1 в узле таблицы признаков, расположенных на пересечении соответствующей строки, задаваемой  $S_i = k_i h_x$ , и столбца, задаваемого  $k_i h_x$ . Получается, таким образом, таблица, в которой на пересечении определенных строк и столбцов стоят 1, а на пересечении остальных – 0, представляет карту бинарных признаков сигнала.

Если необходимо определить совпадение некоторого сигнала с одним из многих, то количество подобных таблиц определяется числом сигналов, называемых эталонными. Все карты признаков заносятся в базу данных. При последовательном задании сигналов  $x^1(t), x^2(t) \dots$ , они должны разделяться паузами, во время которых сигналы не превосходят заданного порогового уровня  $S_0$ , и разделение сигналов осуществляется при заданной длительности их нахождения ниже порогового уровня  $S_0$ .

После заполнения базы данных для всех эталонных сигналов производится обучение с учителем простейшей нейронной сети прямого распространения, наиболее простым методом, например Хэбба [Хайкин Саймон, 2006]. Обученная сеть используется для классификации сигнала, не участвующего в обучении. Из изложенного следует, что нейрокомпьютерная система с использованием явного представления времени должна обеспечивать задание уровней квантования амплитуды сигнала  $x(t)$  и времени  $\tau$ , определять линии уровня

$S_i, i = 1, m$ , достигаемые сигналом  $x(t)$  в моменты, соответствующие квантом времени, а также определять направление изменения (роста или убывания) сигнала, фиксировать координаты точек экстремумов, запоминать эти координаты в карты бинарных признаков, определять и запоминать длительности интервалов между соседними минимумами и обеспечивать многократное использование для формирования карты признаков других сигналов, обучаться распознаванию эталонных сигналов и классифицировать сигналы, не используемые в обучении.

На рисунке 1 приведена структура нейрокомпьютерной системы, реализующая предложенный метод классификации сигналов с явным представлением времени.

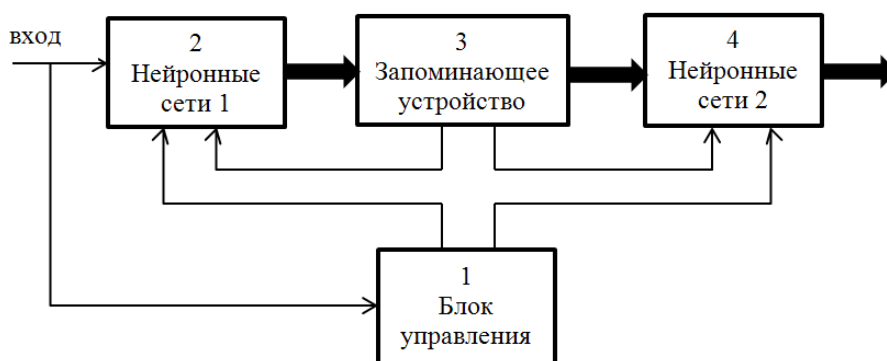


Рис. 1. Структура нейрокомпьютерной системы  
Fig. 1. The structure of the neurocomputer system

Система включает блок управления 1, нейронные сети 2, 4, блочное матричное запоминающее устройство 3. Блок управления выдает и распределяет импульсы тактового генератора между всеми блоками нейрокомпьютерной системы. Нейронная сеть 2 служит для формирования сигналов, активизирующих линии  $Y$  адреса матричного запоминающего устройства 3,  $X$  линии которого активизируются сигналами с выходов дешифратора одного из сигналов. Активизация линий  $Y$  адреса запоминающего устройства 3 осуществляется одним из слоев сети при определении экстремальных значений сигнала  $x(t)$ . Определение экстремальных значений сигнала  $x(t)$  осуществляется слоем, определяющим пересечение одного из уровней сигнала, формируемых входным слоем сети, в которой нейрон, получая на входы сигнал  $x(t)$  и  $d$ , формирует выходной сигнал [Корсунов и др., 1998]:

$$S = \varphi(x(t)w_1 + dw_2) = \begin{cases} 1, \text{если } \_ \text{ аргумент } \_ \text{ больше } \_ \text{ нуля} \\ 0, \text{если } \_ \text{ аргумент } \_ \text{ не } \_ \text{ больше } \_ \text{ нуля} \end{cases} .$$

При этом направление изменения сигнала определяется значениями  $S < x(\delta) < S_{i+1}$  и  $S_{i+1} < x_\delta < S_i$  при возрастании и убывании  $x(t)$ , что соответствует (2). Управляющий нейрон при определении экстремума инициализирует вход записи в соответствующем блоке матричного запоминающего устройства 2 и в выбранную ячейку линиями 4,  $X$  заносится 1.

Выбирается очередной интервал  $t^{i+1}$  и описанный процесс повторяется. При переходе к следующему интервалу содержимое соответствующих счетчиков пересылается в буферные регистры, содержимое которых по окончании сигнала, определяемого понижением уровня ниже порогового в течение заданного интервала  $t^0$ , заносится в запоминающее устройство, формируется адрес следующего блока запоминающего устройства. Процесс формирования очередной карты признаков продолжается до тех пор, пока не будет обработано последнее эталонное слово. По окончании формирования базы данных из карт признаков эталонных сигналов блоком управления запускается распознающая нейронная сеть 4.



Распознающая нейронная сеть может быть персептроном, сетью Кохонена и т. д. Если использовать простейшую нейронную сеть, обучаемую с учителем по правилу Хэбба

$W_{new} = W_{ved} + \Delta W$ , то будет затрачено минимальное время на обучение [Ткаченко, 2014]. Блок управления включает генератор тактовых импульсов с делителем частоты, элемент формирования весового коэффициента  $W$ , счетчики для задания длительности интервалов, буферные регистры для временного хранения содержимого счетчиков. Счетчики запускаются, обнуляются, их содержимое пересылается в буферные регистры, в запоминающее устройство сигналами с выходов нейронной сети 2. Сигналы, управляющие работой блоков нейрокомпьютерной системы, подаются по соответствующим шинам, связывающим блоки системы.

Для адаптации системы к частоте и интенсивности сигнала используют в блоке управления разные выходы дешифраторов и задания  $\Delta W$ , определяемые зависимостями от длительности и амплитуды сигнала.

Сигнал, подлежащий распознаванию без предварительной обработки, которая требуется в сетях с неявным представлением времени, поступает на вход сети непосредственно. Для него автоматически формируется карта признаков, пользуясь которой распознающий слой относит его к одному из эталонных. Это обеспечивает повышение эффективности (быстродействия) сети.

### Список литературы

1. Болдышев А.В., Медведева А.А., Прохоренко Е.И., 2017. Параметрическое описание звуков речи в задаче распознавания. Научные ведомости Белгородского государственного университета. Экономика. Информатика. 23 (272): 159–168.
2. Жилияков Е.Г., Белов С.П., Прохоренко Е.И. 2007. Методы обработки речевых данных в информационно-телекоммуникационных системах на основе частотных представлений. Белгород, Издательство БелГУ, 136.
3. Жилияков Е.Г., Белов С.П., Урсол Д.В., 2009. Оптимальные канальные сигналы при цифровой передаче с частотным уплотнением. Научные ведомости БелГУ. Сер. История. Политология. Экономика. Информатика. 7(62): 166–172.
4. Корсунов Н.И., Дмитриенко В.Д., Леонов С.Ю. Алгоритмы самоорганизации и К-значные динамические модели: Москва, Наука, Физматлит, 1998.
5. Корсунов Н.И., Лысых К.В., Горопчин Д.А. 2015. Метод обучения персептрона распознаванию текстовых символов при зашумлении. Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика. 13(210). С. 99–103.
6. Ле Н.В., Панченко Д.П. Предварительная обработка речевых сигналов для системы распознавания речи. Молодой ученый, 2011. № 5.
7. Манжула В.Г., Федяшов Д.С., 2011. Нейронные сети кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных. Фундаментальные исследования. (4): 108–114.
8. Остроух А.В. Интеллектуальные системы. Красноярск: Научно-инновационный центр, 2015. 110 с.
9. Радзишевский А.Ю. Основы аналогового и цифрового звука. М., Вильямс, 2006.
10. Тетерин Д.А., Хабибулин Р.Ш., Гудин С.В. 2018. Обзор применения искусственных нейронных сетей в управлении социальными и экономическими системами. Научные ведомости Белгородского государственного университета. Экономика. Информатика. 17(57): 168–177.
11. Ткаченко М.Г. 2014. Применение искусственной нейронной сети, оптимизированной генетическим алгоритмом, в задаче анализа состояния технологического оборудования нефтегазодобывающей промышленности. Известия Южного федерального университета. Технические науки, 310–320.
12. Уоссермен Ф. 1992. Нейрокомпьютерная техника: Теория и практика. Пер. с англ. М., Мир, Ю.А. Зуева, В.А. Точенова, 236.
13. Фролов А.В., Фролов Г.В. Синтез и распознавание речи. Современные решения [Электронный ресурс]. URL: <http://www.frolov-lib.ru> (дата обращения 18.04.2019).
14. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание, испр.: Пер. с англ. М., ООО «И.Д. Вильямс», 2006. 1104 с.

15. Denby B, Schultz T, Honda K, Hueber T, Gilbert J.M., Brumberg J.S. (2010). Silent speech interfaces. *Speech Communication* 52: 270–287
16. Haikin Simon. *Neural networks: full course*, 2nd edition, ISPR.: Per. with English. M., LLC "I. D. Williams", 2006. 1104 p (in Russian).
17. Hinton G., Deng L., Yu D., Dahl G.E., Mohamed A.R., Jaitly N. et al. (2012). Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 29(6), 82–97.
18. Mozer M.C. «Neural net architecture for temporal sequence processing» in A. S. Weigend and N.A. Gershenfeld (Eds.), *Time Series Prediction: Predicting the Future and Understanding the Past*, 1994.
19. Murray R., Grenner D., Meyes P., Rodwell V. *Biochemistry Rights: In 2 vols. T. 2. Trans. from English. M., Mir*, 1993.
20. Sosulin Y.G., Pham Trung Dung. Neural network recognition of two-dimensional images. *Technology and Electronics*. 2003, T. 48, № 8, p. 969–978.

## References

1. Boldyshev A.V., Medvedeva A.A., Prokhorenko E.I., 2017. Parametric description of the sound of speech in the task of recognition. *Belgorod State University Scientific Bulletin. Economy. Informatics*. 23 (272): 159–168 (in Russian).
2. Zhilyakov E.G. Belov S.P., Ursol D.V., 2009. Optimal channel signals for digital transmission with frequency multiplexing. *Belgorod State University Scientific Bulletin. History Political science Economics Information technologies*. 7(62): 166–172 (in Russian).
3. Zhilyakov E.G., Belov S.P., Prokhorenko E.I. 2007. Methods of processing voice data in information and telecommunication systems on the basis of frequency representations. *Belgorod, Belgorod State University Publishing House*, 136 (in Russian).
4. Korsunov N.I., Dmitrienko V.D., Leonov S.Yu., Algorithms of self-organization and By-digit dynamic model: *Moscow, Nauka, Fizmatlit*, 1998 (in Russian).
5. Korsunov N.I., Lysykh K.V., Toropchin D.A. 2015. Method of teaching perceptron recognition of text symbols at noises. *Scientific Bulletin of Belgorod state University. Series: Economics. Informatics*. № 13 (210). P. 99–103 (in Russian).
6. Le N.V., Panchenko D.P. Pre-processing of speech signals for speech recognition system. *Young scientist*, 2011. № 5 (in Russian).
7. Manzhula V.G., Fedyashov D.S., 2011. Kohonen neural network and fuzzy neural network in data mining. *Fundamental research*. (4): 108–114 (in Russian).
8. Ostroukh A.V. *Intelligent systems*. Krasnoyarsk: Research and innovation center, 2015. 110 p (in Russian).
9. Radzishevsky A.Yu. *Fundamentals of analog and digital sound*. M., Williams, 2006 (in Russian).
10. Teterin D.A., Khabibulin R.Sh., Gudim S.V. 2018. Review of application of artificial neural networks in the management of social and economic systems. *Belgorod State University Scientific Bulletin. Economy. Information technologies*. 17 (57): 168–177 (in Russian).
11. Tkachenko M.G. 2014. Application of an artificial neural network, optimized by the genetic algorithm, in the problem of analysis of the state of the technological equipment of the oil and gas extracting industry. *Proceedings of the Southern Federal University. Technical science*, 310–320 (in Russian).
12. Wasserman F. 1992. *Neurocomputer technology: Theory and practice*. Per. with English. M., Mir, Yu.A. Zueva, V.A. Tochenova, 236 (in Russian).
13. Frolov A.V., Frolov G.V. *Speech synthesis and recognition. Modern solutions* [Electronic resource]. Available at: <http://www.frolov-lib.ru> (Data obrashcheniya: 18.04.2019).
14. Haykin, Simon. *Neural networks: a complete course*, 2nd edition. Hardcover. from English. Moscow: Publishing House "Williams", 2006. 1104 Fig. Paral.tit.Engl.
15. Denby B, Schultz T, Honda K, Hueber T, Gilbert J.M., Brumberg J.S. (2010). Silent speech interfaces. *Speech Communication* 52: 270–287
16. Haikin Simon. *Neural networks: full course*, 2nd edition, ISPR.: Per. with English. M., LLC "I. D. Williams", 2006. 1104 p (in Russian).
17. Hinton G., Deng L., Yu D., Dahl G.E., Mohamed A.R., Jaitly N. et al. (2012). Deep neural networks for acoustic modeling in speech recognition: The shared views of four research groups. *Signal Processing Magazine, IEEE*, 29(6), 82–97.



18. Mozer M.C. «Neural net architecture for temporal sequence processing» in A. S. Weigend and N.A. Gershenfeld (Eds.), Time Series Prediction: Predicting the Future and Understanding the Past, 1994.

19. Murray R., Grenner D., Meyes P., Rodwell V. Biochemistry Rights: In 2 vols. T. 2. Trans. from English. M., Mir, 1993.

20. Sosulin Y.G., Pham Trung Dung. Neural network recognition of two-dimensional images. Technology and Electronics. 2003, T. 48, № 8, p. 969–978.

### **Ссылка для цитирования статьи**

#### **Reference to article**

Корсунов Н.И., Ушакова С.Н. 2019. Структура нейрокомпьютерной системы классификации сигналов. Научные ведомости Белгородского государственного университета. Серия: Экономика. Информатика. 46 (3): 496–502. DOI 10.18413/2411-3808-2019-46-3-496-502.

Korsunov N.I., Ushakova S.N. 2019. The structure of the neurocomputer system classification of signals. Belgorod State University Scientific Bulletin. Economics. Information technologies. 46 (3): 496–502 (in Russian). DOI 10.18413/2411-3808-2019-46-3-496-502.