

УДК 004.272.3

## СИНТЕЗ ЭЛЕМЕНТОВ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ В НЕЙРОСЕТЕВОМ БАЗИСЕ

**Смирнов А.А., Бондарь В.В., Белоконов Л.В., Саиег Т.Х., Мирзоян М.В., Смирнова О.Н.**  
*ФГАОУ ВО «Северо-Кавказский федеральный университет», Ставрополь, e-mail: shursun@mail.ru*

Современные вычислительные системы развиваются в направлении внедрения параллельных технологий, что позволяет в разы повышать их производительность. Одним из элементов вычислительных систем являются устройства обнаружения и распознавания образов или сигналов. Для параллельных вычислительных систем элементной базой зачастую выбирают нейронные сети, которые способны к самообучению и обладают параллелизмом. Данная особенность нейронной сети позволяет учитывать искажение образов при их распознавании. Это повышает характеристики и показатели качества конечного устройства. Очевидно, что наиболее быстродействующими вычислительными системами будут те, что разработаны на базе нейронных сетей. В статье рассмотрена методика синтеза оптимального устройства распознавания образов на базе интеграции теории различения образов и методик построения нейронных сетей. Предложена нейронная сеть устройства распознавания образов. Кроме того, нейронные сети обладают естественной избыточностью. Это повышает их надежность за счет способности деградации структуры. На основе данной методики можно рассмотреть синтез других элементов вычислительных систем. Дальнейшее развитие данного направления возможно на основе использования в качестве математического аппарата – параллельной математики, такой как система остаточных классов.

**Ключевые слова:** элементы вычислительных систем, нейронные сети, распознавание образов, решающие схемы, самообучающиеся системы, оптимальный приемник

## THE SYNTHESIS OF THE COMPUTING SYSTEMS ELEMENTS IN NEURAL NETWORK BASIS

**Smirnov A.A., Bondar V.V., Belokon L.V., Saieg T.Kh., Mirzoyan M.V., Smirnova O.N.**  
*Federal Autonomous Educational Institution of Higher Education North-Caucasian Federal University, Stavropol, e-mail: shursun@mail.ru*

Modern computing systems are developing in the direction of the introduction of parallel technologies, which allows increasing their performance at times. One of the elements of the computing systems are devices for detecting and recognizing images or signals. For parallel computing systems, neural networks that are capable of self-learning and have parallelism often choose the element base. This feature of the neural network allows taking into account the distortion of images in their recognition. This improves the performance and quality of the end device. It is obvious that the fastest-acting computational systems will be those developed based on neural networks. The article considers the method of synthesis of optimal pattern recognition device based on the integration of the theory of image distribution and methods of neural networks construction. The neural network of the image acquisition device is proposed. In addition, neural networks have a natural redundancy. This will increase their reliability due to the ability to degrade the structure. Based on this technique it is possible to consider the synthesis of other elements of computer systems. Further development of this direction is possible based on the use of parallel mathematics as a mathematical apparatus, such as a system of residual classes.

**Keywords:** elements of computer systems, neural networks, pattern recognition, decision schemes, self-learning systems, optimal receiver

Одной из задач вычислительных систем, как совокупности аппаратно-программных средств, образующих единую среду, предназначенную для решения задач обработки информации, является обнаружение, различение или распознавание образов [1, 2]. Актуальным вопросом является синтез оптимальных устройств распознавания образов или сигналов. Такие устройства должны обладать максимальной производительностью, что может быть обеспечено только на основе параллельной технической базы, такой как нейронные сети (НС). Одним из основных достоинств НС является возможность их к самообучению [3, 4]. Самообучение сводится к адаптации весовых коэффициентов  $w_{ij}$  сети или обратных синоптических  $i$ -х связей  $j$ -го нейронного слоя. То есть НС

способна к адаптации к реальным условиям. В реальных условиях важное значение имеет среда, которая вносит аддитивные и мультипликативные помехи, искажая образ объекта. В таких условиях задача распознавания или обнаружения образов в вычислительных системах становится особенно актуальной. Существующие [5, 6] реальные линии связи (ЛС) существенно отличаются от моделей, построенных как численными методами, так и другими дифференциальными математическими моделями ввиду недетерминированности помех. Задача моделирования оптимального распознавателя становится практически неформализуемой. Для устранения влияния внешней среды используют различные методы помехоустойчивого кодирования [1, 2]. Введение кодеров

приводит к необходимости применять двоянную схему обнаружения образов. В такой схеме на первом уровне производится обнаружение и оптимальная обработка данных на физическом уровне амплитуд. На втором уровне происходит декодирование информации и возможное исправление возникших после первой схемы ошибок. Максимальная корректирующая способность обусловлена тем или иным способом кодирования [1, 2, 6]. Кроме того, в оптимальных распознавателях образов необходимо учитывать наличие большого числа исходных образов, что усложняет двоянную схему многократно. Формализовать такую схему становится практически невозможно. Именно на решение подобных задач направлены НС, способные к адаптации к реальным условиям и решению практически не формализуемых задач на так называемом «интуитивном уровне».

Цель исследования: чтобы воспользоваться всеми преимуществами НС, необходимо устранить недостаток двойной схемы обработки – это отсутствие взаимосвязей между указанными схемами обработки. Первая схема использует свой критерий распознавания без учета тонких возможностей второй. Некоторые помехоустойчивые коды более устойчивы к пакетам ошибок, а другие – к периодическим или повторяющимся ошибкам. При этом в первой схеме не учитывается возможность изменения ее параметров, порога принятия решения. Вторая схема никак не может использовать дополнительную информацию, утраченную на уровне первой схемы, то есть учесть или распознать наличие постоянной помеховой составляющей, обусловленное влиянием других электромагнитных помех. Очевидным преимуществом использования НС при реализации оптимальных схем распознавания является возможность осуществлять прием информации в целом за счет объединения и интеграции обоих уровней в один на основе НС. Таким образом, цель

исследования – устранить недостаток двоянной схемы обработки за счет интеграции НС в вычислительные элементы. Кроме того, расширим подход синтеза [7] на случай произвольного числа  $k$  образов.

### Материалы и методы исследования

В качестве базовых моделей выбраны существующие структуры вычислительных систем. Важно, в качестве образа или сигнала используется произвольная последовательность двоичных импульсов, произвольной длительности, используемая в качестве образа. При этом распределение аддитивной помехи считается нормальным с гауссовским распределением амплитуд. В работе использованы методы математического моделирования конечных вычислительных структур в нейросетевом базисе на основе интеграции математического аппарата нейронных сетей в алгоритмические модели систем распознавания образов. Для решения задачи рассмотрим классическую схему различения образов или сигналов и распространим ее на  $k$  образов. Синтез первой решающей схемы распознавания основан на схематической реализации аналитического отношения правдоподобия [2, 7]  $W(x(t) / S_1) / W(x(t) / S_2) \stackrel{?}{\geq} P(S_1) / P(S_2)$ , которую можно распространить на  $k$  образов  $S_i$  как попарное сравнение отношений условных плотностей распределения  $W(x(t) / S_i)$  и соответствующих априорных вероятностей  $P(S_i)$  образов

$$W(x(t) / S_i) / W(x(t) / S_k) \Big|_k \equiv P(S_i) / P(S_k), \quad (1)$$

где  $x(t) = S_i(t) + \xi(t)$  – аддитивная смесь образа и шума  $\xi(t)$ , – плотность распределения вероятностей аддитивной смеси при условии передачи  $S_i$  образа, – априорная вероятность передачи  $S_i$  образа. Общее решение в пользу того или другого образа может быть определено на основе тождественного максимального соответствия (1). Для непрерывного сигнала длительностью  $T$ , спектральной плотностью мощности шума  $N_0$  справедливо гауссовское распределение помехи и следовательно распределение аддитивной смеси

$$W(x(t) / S_i) = e^{-\frac{1}{N_0} \int_0^T (x(t)-S_i)^2 dt} / \sigma \sqrt{2\pi}. \quad (2)$$

Подстановка (2) в (1) позволяет сформулировать правило принятия решения при распознавании. Прием энергии образов равными, тогда

$$\max \left[ \int_0^T x(t)S_i(t)dt - \int_0^T x(t)S_k(t)dt \right]_i^k \equiv \max \{ N_0 \ln [P(S_i) / P(S_k)] / 2 \}_i^k. \quad (3)$$

Здесь операция  $\max$  – означает процедуру выбора максимально соответствующего отношения, тождественно совпадающий с эталонным отношением. В выражении вычисляются попарные разности между  $(i, k)$  взаимокорреляционных функций входящего образа  $x(t)$  и копий оригиналов образов  $S_k(t)$ . Очевидно, что для дискретного образа данную задачу могут реализовать согласованные фильтры (СФ) [3, 7], вычисляющие корреляционную функцию. Очевидно, таких согласованных фильтров в отличие от [7] должно быть  $k$  в обнаружителе. Соответственно и функций корреляций  $R_{j,k}(\tau) = \sum_{i=1}^m h_{i,j,k} x_{i+\tau,j}$  где

$x_i$  – элемент дискретного образа,  $h_{i,j,k}$  – дискретная импульсная характеристика фильтра  $S_k$ -го образа. Тогда выражение (3) примет вид

$$\max \left[ \sum_{i=1}^m h_{i,j,k} x_{i+\tau,j} - \sum_{i=1}^m h_{i,j,k} x_{i+\tau,j} \right]_i^k \equiv \max \{ U_{i,k} \}_i^k, \quad (4)$$

где  $U_{i,k} = N_0 \ln [P(S_i) / P(S_k)] / 2$  – попарные отношения априорных вероятностей эталонных образов  $S_j$ ,  $m$  – число элементов в числе  $k$  образов. Операция  $\max$  – выделение максимально соответствующего тождественного равенства. Именно ему будет соот-



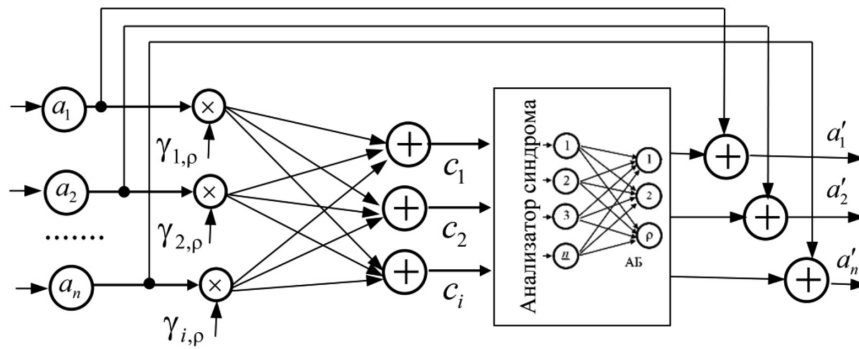


Рис. 2. Вторая решающая схема УР

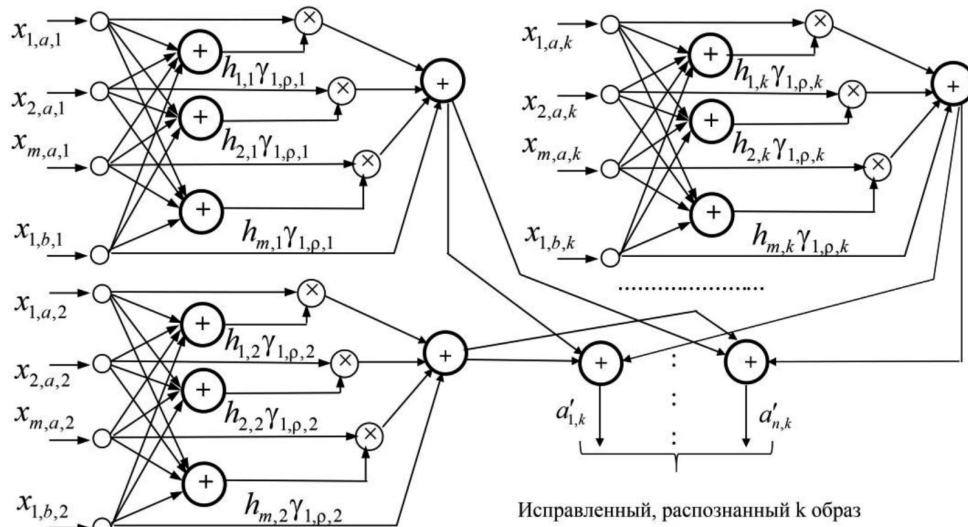


Рис. 3. Оптимальное устройство распознавания образов в НС базисе

Очевидно, для распознавания множества образов необходимо разбить общую НС на множество подобных решающих схем второго уровня. Для реализации распознавания образа в целом необходимо объединить НС (рис. 1) и НС (рис. 2) в одну сеть. Анализ выражений (4) и (6) показывает, что наличие однотипных алгебраических операций позволяет интегрировать их в единое аналитическое выражение. Решение о распознавании  $x_{i,j,k}$  элемента  $k$  образа  $S_k$  принимается в момент тождественного совпадения разностей корреляционных функций, то есть при  $\tau = 0$ . Каждому значению  $l$  в (6) соответствует совокупность из  $n$  элементов  $S_j$  принятого образа, то есть  $A_q = \{S_k\}_q$ . Обозначим элементы образа  $x_{i,a,k}$  и  $x_{i,b,k}$ , как элементы, из которых формируются информационные ( $a$ ) и проверочные ( $b$ ) символы эталонного (разрешенного)  $q$  образа (кодограммы). Далее опустим индекс  $q$ . Тогда подстановка выражения (4) в выражение (6) дает для  $k$  образа

$$c_{p,k} \equiv \max \left[ \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^m h'_{i,k} (x_{i,b,k} \oplus \gamma_{j,p,k} x_{i,a,k}) \right]_i, \quad (7)$$

где  $h'_{i,k} \equiv \max(h_{i,j} - h_{i,k})$  импульсная характеристика того фильтра, где наблюдается максимум правдо-

подобия или максимальное соответствие исходному образу распознаваемой аддитивной смеси. Анализ последнего выражения показывает, что устройство распознавания (УР) легко может быть реализовано в нейросетевом базисе. Причем весовые коэффициенты в данном случае  $w_i = h'_i$  являются результатом самообучения нейронной сети – аналога СФ. Более подробно реализация одного элемента для  $k$  образа представлена в [7]. С учетом большого числа образов НС усложняется. На рисунке многоточие подразумевает расширение НС до числа образов как на входе, так и на выходе 3. Для упрощения проверочные символы опущены.

### Результаты исследования и их обсуждение

Выход сети для каждого элемента (рис. 3) является результатом интеграции НС согласно выражению (7). Если распределить ресурсы единой сети, то разделение на отдельные компоненты и блоки стирается. Образуется единая НС, способная к распознаванию и коррекции исходного образа. Получается сложная многослойная НС, полученная в результате интегрирования обу-

чающихся участков и фиксированных (обученных) участков. При этом вектор ошибок для каждого образа уже будет не просто корректирующим вектором. В нем будут учтены как структура помехи, так и корреляционные свойства исходного образа. Образ будет распознаваться «в целом», а не поэлементно. Задача решена.

### Выводы

Представлен подход к синтезу нейронной сети распознавания образов «в целом». Сеть, построенная согласно (4, 6, 7) на основании расширения оптимального приемника отдельных элементов [7], до схемы распознавания  $k$  образов за один такт работы НС. Для упрощения реализации схемы в работе были сделаны допущения при выборе оптимальных схем решения, линейных алгоритмов кодирования и достаточно простых, линейных алгоритмов обучения без учителя. Это позволило сделать процедуру синтеза более наглядной и не ограничивает сам подход на расширение ее свойств. При этом НС должна быть обучена заранее на исходные образы. Используя предложенный подход, существует возможность реализации и других элементов вычисли-

тельных систем. Открытым остается выбор функций активаций и алгоритмов обучения.

### Список литературы

1. Бернард Скляр. Цифровая связь. Теоретические основы и практическое применение, 2-е изд. – М.: Диалектика / Вильямс, 2016. – 1104 с.
2. Клоев Л.Л. Теория электрической связи. – М.: Инфра-М, 2016. – 448 с.
3. Ran Lingyan, Zhang Yanning, Zhang Qilin, Yang Tao (2017-06-12). Convolutional Neural Network-Based Robot Navigation Using Uncalibrated Spherical Images. *Sensors*. MDPI AG. 17 (6): 1341. DOI:10.3390/s17061341.
4. Червяков Н.И. и др. Модулярная арифметика и ее приложения в инфокоммуникационных технологиях. – М.: Физматлит, 2017. – 402 с.
5. Ojha, Varun Kumar; Abraham, Ajith; Snaesl, Vaclav. Metaheuristic design of feedforward neural networks: A review of two decades of research. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*. 60: 97–116. DOI: 10.1016/j.engappai.2017.01.013.
6. Литвинская О.С. Основы теории передачи информации. – М.: Кнорус, 2015. – 168 с.
7. Смирнов А.А., Чемерисов А.Ю., Набродов П.А. Принципы построения инфокоммуникационных систем для обработки и передачи параллельных данных. – Ставрополь: Альфа Принт, 2009. – 172 с.
8. Николенко С., Кадури А., Архангельская Е. Глубокое обучение. – СПб.: Питер, 2018. – 480 с.
9. Червяков Н.И. Нейрокомпьютеры в информационных и экспертных системах / Н.И. Червяков, О.П. Малофей, А.В. Шапошников [и др.]. – М.: Радиотехника, 2008. – 320 с.