

## REFERENCES

1. Pan L., Xiao S., Qiu Y., Zhang T. and Li B. An Adaptive Precoder for Out-of-band Power Reduction in OFDM-Based Cognitive Radio System, *International Journal of Future Generation Communication and Networking*, 2014, Vol.7, No. 1, pp. 137-150.
2. Fischer R.F.H., Siegl C., Hoch M. Out-of-band power reduction in MIMO OFDM, in *Proceedings of International ITG/IEEE Workshop on Smart Antennas*, Vienna, Austria, February 2007.
3. Cosovic I., Vijayasarithi Janardhanam. Sidelobe suppression in OFDM systems, *Proceedings 5th International Workshop on Multi-Carrier Spread-Spectrum (MC-SS'05)*, Oberpfaffenhofen. Germany, 2005, pp. 473-482.
4. Baltar L.G., Waldhauser D.S. and Nossek J.A. Out-of-band radiation in multicarrier systems: a comparison, *Proceedings from the 6th International Workshop on Multi-Carrier Spread Spectrum*, May 2007 (Springer), Herrsching, Germany, pp. 107-116.
5. Siegl C. and Fischer R.F.H. Out-of-Band Power Reduction using Selected Mapping with Power-Amplifier-Oriented Metrics, *Proceedings of 14th International OFDM Workshop*, Hamburg, Germany, September 2009.
6. Sokhandan N., Safavi S.M., Shafiee M. Out-of-Band Radiation Reduction in OFDM-based Cognitive Radio Systems, *18th European Signal Processing Conference (EUSIPCO-2010)*, Aalborg, Denmark, August 23-27, 2010, pp. 870-874.
7. Sahoo A.K., Panda G. Sidelobe Reduction of LFM Signal Using Convolutional Windows, *International Conference on Electronic Systems (ICES-2011)*, 7-9 January 2011, National Institute of Technology, Rourkela, India, pp. 86-89.
8. Vizitiu I.-C. Some Aspects of Sidelobe Reduction in Pulse Compression Radars Using NLFM Signal Processing, *Progress In Electromagnetics Research C*, 2014, Vol. 47, pp. 119-129.
9. Marder M.M., Surkov M.N., Fedosov V.P. Synthesis of sounding signals with low level of out-of-band radiation, *Radioelectronics and Communications Systems (English translation of Izvestiya Vysshikh Uchebnykh Z.*, 1987, No. 30 (7), pp. 16-19.
10. Senina I.S., Surkov M.N., Fedosov V.P. Envelope shaper for probing signals with extraband radiation low level, *Izvestia VUZ: Radioelektronika*, 1993, No. 36 (4), pp. 68-71.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.И. Марчук.

**Федосов Валентин Петрович** – Южный федеральный университет; e-mail: vpfedosov@sfedu.ru; 347928, г. Таганрог, пер. Некрасовский, 44; тел.: 88634371632; кафедра теоретических основ радиотехники; д.т.н.; профессор.

**Рубцов Руслан Викторович** – e-mail: starlight332@gmail.com; кафедра теоретических основ радиотехники.

**Fedosov Valentin Petrovich** – Southern Federal University; e-mail: vpfedosov@sfedu.ru; 44, Nekrasovskiy, Taganrog, 347928, Russia; phone: +78634371632; the department of fundamental of radioengineering; dr. of eng. sc.; professor.

**Rubtsov Ruslan Viktorovich** – e-mail: starlight332@gmail.com; the department of fundamental of radioengineering.

УДК 629.3.066.3

**С.И. Клевцов**

**РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ И АЛГОРИТМА ОТСЛЕЖИВАНИЯ  
ИЗМЕНЕНИЯ СОСТОЯНИЯ ТЕХНИЧЕСКОГО ОБЪЕКТА НА ОСНОВЕ  
МОДИФИЦИРОВАННОЙ НЕЙРОННОЙ СЕТИ ХЭММИНГА**

*Для предупреждения и предотвращения нештатных ситуаций разработана модель отслеживания изменения состояния технического объекта в реальном времени. Для решения этой задачи часто достаточно проведение анализа поведения одного, наиболее важного и значимого параметра, без учета остальных параметров, влияющих на его состояние.*

*В связи с тем, что отслеживание изменения состояния должно осуществляться в реальном времени микроконтроллером микропроцессорного модуля и, желательно, в фоновом режиме, к алгоритму и модели предъявлены требования по простоте вычисления и адаптации к особенностям микропроцессорной обработки данных. Время на идентификацию должно быть незначительным, не влияющим существенным образом на выполнение других задач. Для решения задачи отслеживания изменения состояния использована модель, построенная на базе нейронной сети Хэмминга. Полученная модифицированная нейронная сеть Хэмминга реализует простой алгоритм работы, простой алгоритм обучения. Ее емкость не зависит от размерности сигнала на входе. Полученная модифицированная модель нейронной сети и алгоритм отслеживания изменения состояния объекта функционирует на основе анализа последовательных значений контролируемого параметра. На вход сети подаются бинарные входные сигналы, что может быть эффективно использовано при реализации алгоритма в микроконтроллере.*

*Нейронная сеть; объект; изменение состояния; реальное время.*

**S.I. Klevtsov**

### **DEVELOPMENT OF MODELS AND ALGORITHMS FOR TRACKING STATE CHANGES OF A TECHNICAL OBJECT BASED ON A MODIFIED HAMMING NEURAL NETWORK**

*To avoid and prevent abnormal situations, a model tracking state changes of a technical object in real time is developed. It is often enough to analyze the behavior of one the most important and relevant parameters, without regard to the other parameters that affect its state to the solution of this problem. Due to the fact that the tracking state change should take place in real-time microprocessor microcontroller unit, and preferably in the background pattern the requirements set to the algorithm and model on the ease of computation, and adaptation to characteristics of microprocessor data processing. Time for identification should be small, not significantly affect the performance of other tasks. For solving the problem of tracking changes in the state is used the model that is based on the Hamming neural network. The resulting modified Hamming neural network algorithm implements a simple operation, simple learning algorithm. Its capacity is not dependent on the dimension of the input signal. The resulting modified neural network model and tracking algorithm changes the state of the object function based on sequence analysis of the monitored parameters. The input network served binary input signals that can be effectively used in the implementation of the algorithm in the microcontroller.*

*Neural network; the object state change; real time.*

Задача отслеживания изменения состояния технического объекта может быть реализована на основе анализа поведения одного, наиболее важного и значимого параметра для технического объекта, без учета остальных параметров, влияющих на его состояние [1, 2]. В связи с тем, что отслеживание изменения состояния должно осуществляться в реальном времени микроконтроллером микропроцессорного модуля и, желательно, в фоновом режиме, к алгоритму и модели должны быть предъявлены требования по простоте вычисления и адаптации к особенностям микропроцессорной обработки данных [2–4]. Время на идентификацию должно быть незначительным, не влияющим существенным образом на выполнение других задач.

Для решения задачи отслеживания изменения состояния предлагается использовать модель, построенную на базе нейронной сети Хэмминга [5–9]. Известно, что нейронная сеть Хэмминга реализует простой алгоритм работы, простой алгоритм обучения. Ее емкость не зависит от размерности сигнала на входе [10, 11]. На вход сети подаются бинарные входные сигналы, что может быть эффективно использовано при реализации алгоритма в микроконтроллере. Рассмотрим реализацию модели отслеживания изменения состояния объекта на основе сети Хэмминга для случая одного параметра.

Пусть  $A$  – контролируемый дискриминирующий параметр. После АЦП-преобразования значение параметра хранится в двоичной форме  $a = [a_{p-1} \dots a_i \dots a_1 a_0]$ , где  $i$  – номер позиции числа  $a_i$ ,  $a_i = 1$  или  $0$ .

Введем медианные значения [4] для параметра  $A$  в виде вектора  $\left\{ \bar{a}_k \right\}_{k=1}^p$ .

Принадлежность текущего значения  $a$  медианному значению  $\bar{a}_i$  определяется с помощью вычисления расстояния Хэмминга. Расстоянием Хэмминга называется число компонент двух двоичных чисел, в которых числа различны, т.е. для двоичных векторов

$$R(x, y) = \sum_{i=0}^p [y_i(1 - x_i) + (1 - y_i)x_i],$$

где  $x_i, y_i$  – соответствующие значения разрядов двоичных чисел  $x$  и  $y$ .

В классической версии сеть Хэмминга имеет три слоя [5, 6, 8]: входной слой, количество узлов в котором соответствует числу отдельных двоичных признаков; слой категорий с количеством узлов, равным количеству категорий или классов; выходной слой, количество узлов в котором соответствует числу узлов в слое категорий.

Сеть Хэмминга реализует классификатор, базирующийся на наименьшей погрешности для векторов двоичных входов, где погрешность определяется расстоянием Хэмминга. Расстояние Хэмминга определяется, как число бит, которыми отличаются между собой два входных вектора фиксированной длины [10, 12]. Один входной вектор является образцом и считается лишенным шумовой составляющей, второй – близким к образцу, с шумовой составляющей. Вектор выходов обучающего множества является вектором классов, к которым принадлежат образцы. В режиме обучения входные векторы распределяются по категориям, для которых расстояние между образцовыми входными векторами и текущим входным вектором является минимальным.

Сеть представляет собой архитектуру прямого распространения сигнала. Входной уровень напрямую присоединен к слою категорий. Во втором слое, слое категорий, имеется обратная связь. Каждый элемент обработки в соответствии с обратной связью присоединен к каждому нейрону в том же самом слое. Тот же элемент прямо присоединен к выходному нейрону. Переход от слоя категорий к выходному слою формируется согласно рейтингу. Важно отметить, что в классической версии при реализации алгоритма функционирования сети Хэмминга на стадии инициализации весовым коэффициентам первой слоя и порогу передаточной функции присваиваются следующие значения [5, 6, 13]:  $W_{ik} = x_{Ik}/2$ ,  $i=0 \dots n-1$ ,  $k=0 \dots m-1$ ;  $b_k = n/2$ ,  $k=0 \dots m-1$ . Здесь  $x_{ik}$  –  $i$ -й элемент  $k$ -го образца.

Весовые коэффициенты тормозящих синапсов во втором слое берут равными некоторой величине  $0 < v < 1/m$ . Синапс нейрона, связанный с его же выходом, имеет вес  $+1$ . Структурная схема классической реализации сети Хэмминга представлена, например, в [5, 6, 8].

В связи с особенностями определения весов сеть Хэмминга широко используется как классификатор графических образов [14–16, 12, 17, 18]. Например, в работе [14] представлена модель нейронной сети Хэмминга для распознавания картинок с цифрами от 0 до 9. В этом случае каждый символ представлен как картинка в формате BMP, характеризуется набором точек, каждая точка имеет значение 0 или 1. Таким образом, все точки с позиции их описания равноценны. В этом случае веса первого слоя нейронной сети можно формировать так, как в классической модели.

В рассматриваемом случае для задачи отслеживания изменения состояния технического объекта на основе изменения значения одного параметра установленные веса одинаковыми для всех значений входного вектора может привести к существенной погрешности. В связи с этим обычно реализуемая для задач классификации сеть Хэмминга не подходит для отслеживания изменения состояния объекта. Необходима модификация сети в части структуры и определения весовых коэффициентов слоев сети.

Особенность цифрового представления графика состоит в том, что любой пиксель среди всей совокупности пикселей графического образа имеет одинаковую значимость. Иначе, все пиксели графического образа равнозначны, имеют одинаковую важность для картинки. В случае сравнения чисел каждая позиция в его цифровом представлении имеет свое значение. Значимость каждой позиции в цифровом представлении можно также определить двоичным числом.

Пусть имеется число  $a = [a_{p-1}a_{p-2} \dots a_1a_0]$ , где  $a_0, a_1, \dots, a_{p-1}$  имеют значения 0 или 1, однако значимость  $a_i$  и  $a_j$  в этом представлении различная.

Определим значимость позиции  $a_i$  ее весом в представлении числа, т.е.  $2^i$ .

Сформируем для числа  $a$  его представление  $x$  в виде двоичного вектора:

$$X_a = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_i, \dots, x_p), \quad (1)$$

где каждый из элементов также является двоичным вектором:

$$\begin{aligned} x_1 &= (g_{11}), \\ x_2 &= (g_{21}, g_{22}), \\ x_3 &= (g_{31}, g_{32}, g_{33}, g_{34}), \\ &\dots \dots \dots \\ x_i &= (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iL_i}), \\ &\dots \dots \dots \\ x_p &= (g_{p1}, g_{p2}, \dots, g_{pL_p}). \end{aligned} \quad (2)$$

Тогда вектору  $X_a$  согласно (1) и (2) соответствует представление матрицы преобразования:

$$G_a = \begin{pmatrix} g_{11} & 0 & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ g_{21} & g_{22} & 0 & \dots & 0 & \dots & 0 \\ g_{31} & g_{32} & g_{33} \dots & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{i1} & g_{i2} & g_{i3} \dots & g_{iL_i} \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ g_{p1} & g_{p2} & g_{p3} \dots & g_{pL_p} \dots & \dots & \dots & \dots \end{pmatrix},$$

где для любого  $i$

$$g_{ik} = \begin{cases} 1, & \text{если } a_{i-1} = 1, \\ -1, & \text{если } a_{i-1} = 0. \end{cases}$$

В этом случае вектор  $X$  преобразуется к следующему виду:

$$X_a = (g_{11}, g_{21}, g_{22}, g_{31}, g_{32}, g_{33}, \dots, g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{ii}, \dots, g_{p1}, g_{p2}, \dots, g_{pp}).$$

Пусть имеется эталонный вектор

$$X_{a_k}^- = (g_{k11}, g_{k21}, g_{k22}, \dots, g_{ki1}, g_{ki2}, \dots, g_{kii}, \dots, g_{kp1}, g_{kp2}, \dots, g_{kpp}).$$

Тогда скалярное произведение двух векторов будет равно

$$X_a X_{a_k}^- = \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i g_{ij} g_{kij} = c_k - d_k,$$

где  $c_k$  – число одинаковых компонент векторов  $X_a$  и  $X_{a_k}^-$ ,  $d_k$  – число отличающихся компонент векторов  $X_a$  и  $X_{a_k}^-$ .

Учитывая, что число  $a$  имеет четное число разрядов, например, 8, 10, 12, 16 и т.д., общее количество компонент вектора  $X_a$  или  $X_{a_k}^-$  равно

$$r_k = c_k + d_k = 2^p - 1 = r,$$

$$X_a X_{a_k}^- = 2c_k - r.$$

Отсюда

$$a_k = \frac{r}{2} + X_a X_{a_k}^- / 2 = \frac{(2^p - 1)}{2} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i g_{ij} g_{kij}. \quad (3)$$

Известно, что расстоянием Хэмминга между двумя векторами называется число компонент, в которых эти векторы различны. С другой стороны, если рассматривать расстояние Хэмминга как меру сходства двух векторов, то оно может быть определено как количество совпадающих компонент, т.е. как значение  $a_k$ .

Выражение (3), его правую часть можно представить в виде

$$c_k = \frac{(2^p - 1)}{2} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p z_{ki},$$

$$z_{ki} = \sum_{j=1}^i g_{ij} g_{kij}. \quad (4)$$

Введем единичный вектор  $e_i$  размерностью  $p$ :

$$e_i = (1, 1, \dots, 1).$$

Тогда

$$c_k = \frac{(2^p - 1)}{2} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p z_{ki} \cdot e_i.$$

Последнее выражение можно трактовать как нейронную сеть, по структуре аналогичную сети Хэмминга [5, 6, 8], но, в отличие от стандартного представления сети Хэмминга, его можно рассматривать как входной сигнал нейрона, имеющего  $p$  синапсов с весовыми коэффициентами  $\frac{e_i}{2} = \frac{1}{2}$

для всех  $i$  и смещением  $\frac{(2^p - 1)}{2}$ .

Синапсы нейрона представляют собой компоненты вектора

$$Z_k = (z_{k1}, z_{k2}, \dots, z_{kp}),$$

$$C_k = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^p z_{ki} e_i, \quad (5)$$

$$Z_{k0} = 2^p - 1 = Z_0. \quad (6)$$

Вход  $Z_{ki}$  формируется в соответствии с выражением

$$z_{ki} = \sum_{j=1}^i g_{ij} g_{kij}.$$

Веса  $w_{kij} = g_{kij}$  содержат информацию о  $k$ -м медианном уровне, который характеризует определенное состояние объекта.

Верхняя составляющая создаваемой модифицированной сети Хэмминга является аналогичной стандартной сети.

Функция активации  $S^{(1)}$ -элементов

$$H_s^{(1)}(S_k^{(1)}) = \begin{cases} 0, & \text{если } S_k^{(1)} \leq 0, \\ \gamma_1 S_k^{(1)}, & \text{если } 0 \leq S_k^{(1)} \leq S_{нор}^{(1)}, \end{cases} \quad (7)$$

где  $\gamma_1$  и  $S_{нор}^{(1)}$ -константы, которые подбираются в процессе обучения;  $S_k^{(1)}$  – входной сигнал нейрона.

Таким образом, значение  $S_k^1$  формируется в соответствии с выражением

$$S_k^{(1)} = C_k = \frac{(2^p - 1)}{2} + \frac{1}{2} \sum_{i=1}^p \sum_{j=1}^i g_{ij} g_{kij}. \quad (8)$$

Эти значения являются входными сигналами  $b_k^{(1)}$  верхней подсети, т.е.  $b_k^{(1)} = S_k^{(1)}$ .

Веса их связей  $w_{km}$  и функция  $H_s^{(2)}$  задаются соотношениями

$$H_s^{(2)} = \begin{cases} b_k^{(1)}, & \text{если } b_k^{(1)} > 0, \\ 0, & \text{если } b_k^{(1)} \leq 0, \end{cases} \quad (9)$$

$$w_{km} = \begin{cases} 1, \text{если } k = m, \\ -\delta, \text{если } k \neq m; k, m = 1, K. \end{cases} \quad (10)$$

Здесь  $\delta$  – константа, которая соответствует ограничениям

$$0 < \delta \leq \frac{1}{K}. \quad (11)$$

Выходной сигнал нейрона верхнего слоя описывается выражением

$$S_k^{(2)} = H_k^{(2)} - \delta \sum_{m=1, m \neq k}^k b_m^{(1)}, k=1, K. \quad (12)$$

Структурная схема модифицированной сети Хэмминга представлена на рис. 1.

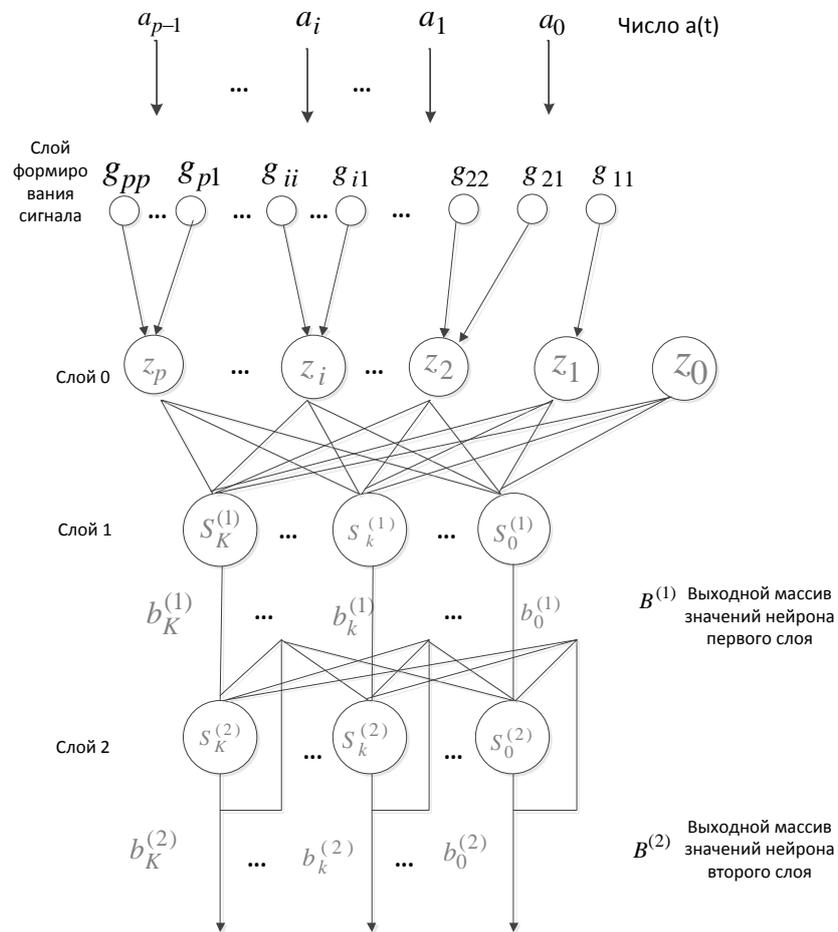


Рис. 1. Структурная схема модифицированной сети Хэмминга

Процесс идентификации заключается в том, что исходный вектор  $X_a$ , являющийся образом входного сигнала  $a$ ,  $K$  раз подается на вход сети.

В результате итерационного процесса на выходе сети получим вектор  $B^{(2)}$  вида

$$B^{(2)} = (b_1^{(2)}, b_2^{(2)}, \dots, b_k^{(2)}, \dots, b_K^{(2)}).$$

Поскольку функция активации нейрона 2-го слоя определяется соотношением

$$b_k^{(2)} = \begin{cases} 1, & \text{если } S_k^{(2)} = \text{Max}_k \{S_k^{(2)}\}, \\ 0, & \text{если } S_k^{(2)} < \text{Max}_k \{S_k^{(2)}\}, \end{cases}$$

то на выходе сети только один нейрон  $b_k^{(2)} = b_{обр}^{(2)}$  будет с единичным выходным сигналом, остальные значения в  $B^{(2)}$  – нули.

Каждый элемент вектора  $B^{(2)}$  соответствует номеру выхода нейрона.

Алгоритм функционирования модифицированной сети Хэмминга следующий:

1. На входы сети подается неизвестный цифровой сигнал  $a$  в виде

$$a = [a_{p-1} a_{p-2} \dots a_1 a_0].$$

2. В слое формирования сигнала разработанной сети цифровой сигнал  $a$  преобразовывается в бинарный вектор  $X_a = (x_1, x_2, x_3, \dots, x_i, \dots, x_p)$  с учетом формул преобразования (2).

3. В соответствии с выражением (4) вычисляются входы сети (слой 0)  $z_i, i = 1, \dots, p$  и величина смещения  $Z_0$  в соответствии с (6).

4. В соответствии с (5)–(8) определяются состояния нейронов первого слоя  $S_k^1$ .

5. Определяются входные сигналы  $b_k^{(1)}$  верхней подсети согласно соотношению  $b_k^{(1)} = S_k^1$ .

6. В соответствии с (11) и (12) определяются состояния нейронов второго слоя  $S_k^2$ .

7. С учетом соотношений (9) и (10) определяются выходные сигналы  $b_k^{(2)}$  верхней подсети. Формируется вектор  $B^{(2)}$ .

8. Элемент  $b_k^{(2)}$ , отличный от нуля, определяет  $k$ -й медианный уровень, определяющий текущее состояние объекта.

Предположим, что имеется набор медианных значений  $\bar{a}_i$ , определяющих следующие состояния объекта:

- ♦ нормальное состояние –  $\bar{a}_1 = 15_{10} = [1111]_2$ ,
- ♦ опасное состояние –  $\bar{a}_2 = 3_{10} = [0011]_2$ .

Пусть датчик фиксирует текущее значение параметра  $a = 5_{10} = [0101]_2$ .

Это значение близко к медианному значению  $\bar{a}_2$  и определяет состояние объекта как опасное.

В результате реализации представленного выше алгоритма формируется строка массива  $B^{(2)} = (b_1^{(2)}, b_2^{(2)}) = (0,1)$ . Элемент  $b_2^{(2)}$  не равен нулю. Ему со-

ответствует медианный уровень  $\bar{a}_2 = 3_{10} = [0011]_2$ , и, следовательно, текущему значению параметра соответствует опасное состояние объекта.

Если предыдущее состояние объекта отличалось от опасного значения, то, следовательно, объект изменил свое состояние.

Таким образом, модель на основе разработанной модифицированной нейронной сети Хэмминга позволяет осуществлять процесс отслеживания изменения состояния технического объекта с помощью простого алгоритма, который может выполняться в микропроцессорной системе в реальном времени в фоновом режиме.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Клевцов С.И. Прогнозирование изменений физической величины в реальном времени с использованием линейного адаптивного фильтра // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 5 (142). – С. 180-185.
2. Клевцов С.И. Моделирование алгоритма краткосрочного прогнозирования изменения быстроизменяющейся физической величины в реальном времени // Инженерный вестник Дона. – 2012. – № 3(21). – С. 199-205.
3. Клевцов С.И. Особенности выбора параметров настройки модели сглаживающего временного ряда для осуществления краткосрочного прогнозирования изменения физической величины // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 5 (118). – С. 133-138.
4. Клевцов С.И. Предварительная оценка состояния совокупности параметров технического объекта с использованием интеллектуального микропроцессорного модуля // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2010. – № 5 (106). – С. 43-48.
5. Liptan R. An introduction to computing with neural nets // IEEE Acoustic, Speech and Signal Processing Magazine. – 1987. – № 2. – P. 4-22.
6. Головки В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
7. Назаров А.В., Лоскутов А.И. Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб.: Наука и техника, 2003. – 384 с.
8. Круглов В.В. Борисов В.В. Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
9. Wei Lu, Zhijian Li, Bingxue Shi. A modified Hamming neural network // Solid-State and Integrated Circuit Technology, 1995 4th International Conference. IEEE. Beijing, 1995. – P. 694-696.
10. Gupta A.K., Singh Y.P. Analysis of Hamming Network and MAXNET of Neural Network Method in the String Recognition // Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 2011 International Conference. Katra, Jammu. 2011. IEEE. – P. 38-42.
11. Gaitanis N., Kapogianopoulos G., Karras D.A. Pattern classification using a generalised Hamming distance metric // Neural Networks, 1993. IJCNN '93-Nagoya. Proceedings of 1993 International Joint Conference. – 1993. – Vol. 2. – P. 1293-1296.
12. Lamela Horacio, Ruiz-Llata M., Warde Cardinal. Prototype optoelectronic neural network for artificial vision systems // IECON 02. Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference. – 2002. – Vol. 2. – P. 1434-1438.
13. Kwan H.K. One-layer feedforward neural network for fast maximum/minimum determination // Electronics Letters. – 2002. – Vol. 28, Issue 17. – P. 1583-1585.
14. Борисов Е.С. Классификатор на основе нейронной сети Хемминга. <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-hamming-classifier.html>.

15. Wei Lu, Bingxue Shi, Zhijian Li. A modified Hamming neural network with different thresholds and multi-valued weights // *Neural Networks*, 1996. IEEE International Conference. – Vol. 2. Washington, DC. – P. 1012-1016.
16. Feng K., Hoberock L.L. An optimal scheduling of pick place operations of a robot-vision-tracking system by using back-propagation and Hamming networks // *Robotics and Automation*, 1992. Proceedings, 1992 IEEE International Conference. – Vol. 2. Nice. IEEE. – P. 1201-1206.
17. Venkatalakshmi K., MercyShalinie S. Classification of multispectral images using neuro-statistical classifier based on decision fusion and feature fusion // *Intelligent Sensing and Information Processing*, 2004. Proceedings of International Conference. – 2004. IEEE. – P. 283-288.
18. Wei Lu, Bingxue Shi, Zhijian Li. A hybrid handwritten digits recognition system based on neural networks and fuzzy logic // *Systems, Man, and Cybernetics*, 1996, IEEE International Conference. – Vol. 1. Beijing. IEEE. – P. 424-427.

#### REFERENCES

1. Klevcov S.I. Prognozirovanie izmenenij fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni s ispol'zovaniem linejnogo adaptivnogo fil'tra [Forecasting of changes in the physical quantities in real time using a linear adaptive filter], *Izvestija JuFU. Tehnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2013, No. 5 (142), pp. 180-185.
2. Klevtsov S.I. Modelirovanie algoritma kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya bystroizmenyayushchey fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni [The simulation algorithm of short-term forecasting changes rapidly changing physical quantities in real time], *Inzhenernyy vestnik Dona [Engineering journal of Don]*, 2012, No. 3(21), pp. 199-205.
3. Klevtsov S.I. Osobennosti vybora parametrov nastroyki modeli sglazhivayushchego vremennogo ryada dlya osushchestvleniya kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya fizicheskoy velichiny [Choice of parameters for adjustment models of a smoothing time number for short-term forecasting of physical size], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2011, No. 5 (118), pp. 133-138.
4. Klevtsov S.I. Predvaritel'naya otsenka sostoyaniya sovokupnosti parametrov tekhnicheskogo ob'ekta s ispol'zovaniem intellektual'nogo mikroprotsessornogo modulya [The simplified estimation of the condition for set of parameters of technical object with use of the intellectual microprocessor module], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2010, No. 5 (106), pp. 43-48.
5. Lipman R. An introduction to computing with neural nets, *IEEE Acoustic, Speech and Signal Processing Magazine*, 1987, No. 2, pp. 4-22.
6. Golovko V.A. Neyronnye seti: obucheniye, organizatsiya i primeneniye [Neural networks: training, organization and application]. Kn. 4. Moscow: IPRZhR, 2001, 256 p.
7. Nazarov A.V., Loskutov A.I. Neyrosetevye algoritmy prognozirovaniya i optimizatsii system [Neural network prediction algorithms and optimization systems]. St. Petersburg: Nauka i tekhnika, 2003, 384 p.
8. Kruglov V.V. Borisov V.V. Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika [Artificial neural network. Theory and practice]. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2001, 382 p.
9. Wei Lu, Zhijian Li, Bingxue Shi. A modified Hamming neural network, *Solid-State and Integrated Circuit Technology, 1995 4th International Conference*. IEEE. Beijing, 1995, pp. 694-696.
10. Gupta A.K., Singh Y.P. Analysis of Hamming Network and MAXNET of Neural Network Method in the String Recognition, *Communication Systems and Network Technologies (CSNT), 2011 International Conference*. Katra, Jammu. 2011. IEEE, pp. 38-42.
11. Gaitanis N., Kapogianopoulos G., Karras D.A. Pattern classification using a generalised Hamming distance metric, *Neural Networks, 1993. IJCNN '93-Nagoya. Proceedings of 1993 International Joint Conference*, 1993, Vol. 2, pp. 1293-1296.
12. Lamela Horacio, Ruiz-Llata M., Warde Cardinal. Prototype optoelectronic neural network for artificial vision systems, *IECON 02. Industrial Electronics Society, IEEE 2002 28th Annual Conference*, 2002, Vol. 2, pp 1434-1438.
13. Kwan H.K. One-layer feedforward neural network for fast maximum/minimum determination, *Electronics Letters*, 2002, Vol. 28, Issue 17, pp. 1583-1585.
14. Borisov E.S. Klassifikator na osnove neyronnoy seti Khemminga [The classifier on the basis of the Hamming neural network]. Available at: <http://mechanoid.kiev.ua/neural-net-hamming-classifier.html>.

15. Wei Lu, Bingxue Shi, Zhijian Li. A modified Hamming neural network with different thresholds and multi-valued weights, *Neural Networks, 1996. IEEE International Conference*, Vol. 2. Washington, DC, pp. 1012-1016.
16. Feng K., Hoberock L.L. An optimal scheduling of pick place operations of a robot-vision-tracking system by using back-propagation and Hamming networks, *Robotics and Automation, 1992. Proceedings., 1992 IEEE International Conference*, Vol. 2. Nice. IEEE, pp. 1201-1206.
17. Venkatalakshmi K., MercyShalinie S. Classification of multispectral images using neuro-statistical classifier based on decision fusion and feature fusion, *Intelligent Sensing and Information Processing, 2004. Proceedings of International Conference, 2004. IEEE*, pp. 283-288.
18. Wei Lu, Bingxue Shi, Zhijian Li. A hybrid handwritten digits recognition system based on neural networks and fuzzy logic, *Systems, Man, and Cybernetics, 1996, IEEE International Conference*, Vol. 1. Beijing. IEEE, pp. 424-427.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.В. Тютиков.

**Клевцов Сергей Иванович** – Южный федеральный университет; e-mail: sergkmps@mail.ru; 347900, Таганрог, ул. Петровская, 81; тел.: 88634328025; к.т.н.; доцент.

**Klevtsov Sergey Ivanovich** – Southern Federal University; e-mail: sergkmps@mail.ru; 81, Petrovskaya street, Taganrog, 347900, Russia; phone: +78634328025; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 519.21

**А.М. Макаров**

**ВЗАИМОСВЯЗЬ АВТОКОРРЕЛЯЦИОННОЙ ФУНКЦИИ  
СТАЦИОНАРНЫХ СЛУЧАЙНЫХ ПРОЦЕССОВ В БАЗИСЕ  
ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ФУРЬЕ СО СПЕКТРАЛЬНОЙ ПЛОТНОСТЬЮ  
МОЩНОСТИ В БАЗИСЕ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ МЕЛЛИНА  
(АНАЛОГ ТЕОРЕМЫ ВИНЕРА-ХИНЧИНА)**

*Математический аппарат интегрального преобразования Фурье привел к созданию теории и методов синтеза оптимальных алгоритмов обнаружения сигналов, оценки их параметров на фоне шумов. Появление в последние 20–30 лет сложных сигналов со скачками частоты, псевдослучайной перестройкой частоты,  $\delta$ -модуляцией, широкополосных частотно-модулированных сигналов привело к необходимости учета вида корреляционной функции шумов. Основной задачей современной теории обнаружения сигналов на фоне шумов является уменьшение степени свободы порогов решающих правил к неизвестным «мешающим» параметрам сигналов и шумов. Особенно трудноразрешимой задачей является создание новых методов эффективного обнаружения сигналов на фоне шумов с неизвестной корреляционной функцией. Рассмотрен математический аппарат интегрального преобразования Меллина для процессов, имеющих случайный характер; в этом базисе устанавливается взаимосвязь спектральной плотности мощности случайных процессов и корреляционной функции, аналог теоремы Винера–Хинчина. Таким образом, с точностью до постоянного множителя, спектральная плотность мощности шума после инварианта к виду исходной его корреляционной функции. На этой основе появляется возможность разработать математический аппарат синтеза оптимальных алгоритмов обнаружения сигналов на фоне шумов с их неизвестной корреляционной функцией.*

*Преобразование Меллина; автокорреляция; спектральная плотность мощностислучайного процесса; неизвестная корреляционная функция; обнаружение сигналов.*