

## Раздел I. Методы, алгоритмы и устройства обработки сигналов

УДК 681.3.01

С.И. Клевцов

### ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПАСНЫХ ИЗМЕНЕНИЙ БЫСТРОПЕРЕМЕННОЙ ФИЗИЧЕСКОЙ ВЕЛИЧИНЫ В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ

*Разработана модель и обобщенный алгоритм предупреждения о недопустимом изменении параметра технического объекта. Параметр рассматривается как быстропеременная физическая величина. Алгоритм построен на основе обработки диаграмм, формируемых в реальном времени. Диаграмма формируется локальным массивом точек временного ряда, состоящего из значений физической величины. Каждая точка на диаграмме формируется текущим и последующим значениями параметра. Массив вырезается заданным фиксированным временным окном в процессе его перемещения по временному ряду, состоящему из значений физической величины. Для снятия значений параметра используется датчик системы мониторинга. Для каждой диаграммы определяется среднеквадратическое отклонение точек от точки центра масс диаграммы. Формируется зависимость среднеквадратического отклонения точек от времени. Процесс осуществляется в реальном времени. Определяется критическое значение изменения уровня среднеквадратического отклонения, которое характеризует границу допустимого изменения уровня сигнала за заданный промежуток времени. Также определяются промежуточные опасные уровни, при достижении которых состояние объекта считается нештатным. В реальном времени вычисленное значение среднеквадратического отклонения сравнивается с значениями опасных уровней. В зависимости от результата сравнения реализуется определенная ранее схема предотвращения опасной ситуации. Определение опасных изменений параметра выполняется с помощью модифицированной нейронной сети Хэмминга. Нейронная сеть Хэмминга реализует простой алгоритм работы, простой алгоритм обучения. Ее емкость не зависит от размерности сигнала на входе. На вход сети подаются бинарные входные сигналы, что может быть эффективно использовано при реализации алгоритма в микроконтроллере. Обработка информации и контроль опасных изменений осуществляется в реальном времени с помощью микропроцессорного модуля, расположенного на нижнем уровне системы мониторинга технического объекта. Определение возможности для возникновения нештатной ситуации на ранней стадии ее развития модель обеспечивает в реальном времени. Алгоритм характеризуется простотой реализации, низкой ресурсоемкостью, может быть использован для обработки сигналов с высоким уровнем шумов.*

*Временной ряд; изменение параметра; модель; алгоритм; нейронная сеть; микропроцессорный модуль; реальное время.*

S.I. Klevtsov

### DEFINING DANGEROUS CHANGES TO THE RAPIDLY PHYSICAL QUANTITY IN REAL TIME

*A model and a generalized warning algorithm Inappropriate variation of the parameter of a technical object. The parameter is considered as a rapidly varying physical quantity. The algorithm is based on processing diagrams generated in real time. Figure formed a local array of time series points, consisting of the values of the physical quantity. Each point on the graph formed by the current and the following parameter values. An array of cut predetermined fixed time window*

*in the process of moving from a time series consisting of the physical quantity values. To remove the parameter values used for monitoring the system's sensor. For each chart is determined by the standard deviation of the points from the center point of the chart of the masses. Formed dependence of the standard deviation points from time to time. Process etsya done in real time. Determine critical level changes srednekvadrati-cal deviation that characterizes the border-allowable change of signal level over a specified period of time. Intermediate dangerous levels is also determined at which state Ob-project is considered to be extraordinary. In the real-time calculated value of the standard deviation compared with the values of hazardous levels. Depending on the result of the comparison circuit is implemented previously defined prevent dangerous situation. Determination of Hazardous parameter changes is performed using a modified Hamming neural network. Hamming neural network implements a simple algorithm works, a simple learning algorithm. Its capacity is independent of the dimension of the signal on the WMO de. On the network input binary input signals are supplied that can be used effectively in the implementation of the algorithm in the microcontroller. Information processing and control of hazardous changes made in real time by a microprocessor unit located on the lower level technical object monitoring system. Determination of opportunities for the emergence of an emergency at an early stage of its development model provides real-time. The algorithm is characterized by ease of implementation, low resource consumption, it can be used for processing signals with a high noise level.*

*Time series; change in the parameter; model; algorithm; neural network; microprocessor module; real time.*

**Введение.** Своевременное обнаружение существенных изменений параметра является одной из наиболее важных задач мониторинга технического объекта. Скачкообразное изменение даже одной переменной, как правило, сигнализирует о возможности серьезного изменения в состоянии объекта. Это изменение может привести к нештатной ситуации или аварии. Для предотвращения негативного сценария важно как можно раньше зафиксировать момент резкого роста или снижения значений относительно уровня, характеризующего штатное функционирование объекта. В этом случае имеется возможность обработать данные и принять решение по устранению условий нештатной ситуации. Важно реализовать меры на нижнем уровне в системе мониторинга объекта [1–3].

Основная проблема связана с обнаружением скачкообразного изменения параметра в реальном времени. Существующие сложные и ресурсоемкие алгоритмы [4] не могут быть использованы из-за технических ограничений модуля. Кроме того, сигнал датчика, фиксирующего быстропеременную величину, например, ускорения автомобиля, имеет значительные помехи. Они создаются работой двигателя, неровностями дороги, плохим креплением акселерометра и другими факторами. Поэтому реализация сложных алгоритмов для такой величины связана с серьезными трудностями и может привести к значительным погрешностям в оценке момента быстрого изменения параметра [3, 5].

Для реализации алгоритма в микропроцессорном модуле необходимо учитывать особенности съема информации, связанные с цифровой обработкой сигналов. Шаг дискретизации при съеме данных можно установить небольшим, чтобы изменение переменной в течение нескольких последовательных шагов было незначительным [5–7]. Это позволит повысить точность оценки и снизить погрешности. Специальные алгоритмы обработки данных используются в случае существенного влияния внешних факторов на значения переменной. Они снижают погрешности, связанные с этим влиянием [8, 9].

**Постановка задачи.** Таким образом, задача состоит в обнаружении быстрых изменений параметра в реальном масштабе времени с использованием микропроцессорного модуля. Модуль работает в системе мониторинга технического объекта. Модель и алгоритм на ее основе должны быть, с одной стороны, достаточно простыми, чтобы процесс обнаружения скачкообразного изменения параметра выполнялся в микроконтроллере в фоновом режиме. С другой стороны, момент

недопустимого изменения параметра должен быть зафиксирован с точностью, достаточной для достоверной идентификации опасной ситуации и своевременной реализации мер по ее устранению.

Предлагаемая модель и алгоритм реализации должны иметь, как минимум, следующие показатели качества [4]:

- ♦ малое количество ошибочных тревог (нужно большое среднее время между ошибочными тревогами);
- ♦ малое запаздывание в обнаружении (показателем является среднее время запаздывания в обнаружении быстрого изменения сигнала).

**Модель оценки изменения параметра.** Для определения момента существенного изменения параметра объекта предлагается модель и алгоритм оценки. В основе модели лежит обработка временных последовательностей параметра. Для обработки предлагается использовать специальные диаграммы [10]. Диаграмма строится с использованием временного ряда, формируемого в реальном времени в процессе съема значений контролируемого параметра. Диаграмма представляет собой точечное графическое отображение  $N$  значений временной последовательности  $G_k = \{g_k, k = 1, \dots, N\}$  на двумерном поле, в котором ординатой точки является текущее значение параметра  $g_k$ , а абсциссой – предшествующее значение параметра  $g_{k-1}$ .

Для оценки быстрого изменения параметра объекта, важно определить, как изменяется процесс во времени. Можно воспользоваться временным окном, которое будет двигаться вдоль временного ряда, вырезая из множества исходных данных подмножество, в котором имеется неизменное количество временных отсчетов. Таким образом, подмножество будет характеризоваться постоянным количеством входящих в него элементов. Также фиксированы начальная и конечная временные точки для текущей версии подмножества, т.е. фиксировано положение на временной оси временного окна, формирующего это множество.

На рис. 1 представлены результаты измерения ускорения по оси  $Y$  с помощью акселерометра, установленного на автомобиле и имеющего три оси. Автомобиль делает поворот налево.

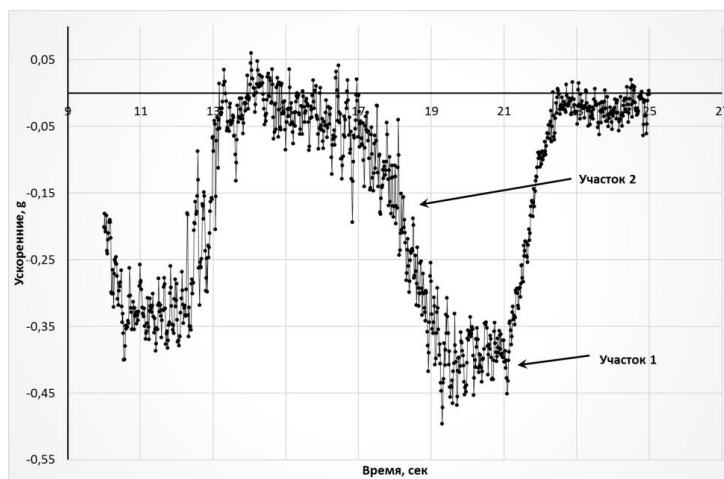


Рис. 1. Изменение ускорения по оси  $Y$

Участок 1 на рис. 1 характеризуется небольшим изменением ускорения. Этот участок характеризуется диаграммой, приведенной на рис. 2. Выбрано временное окно с длительностью 1, 56 сек.

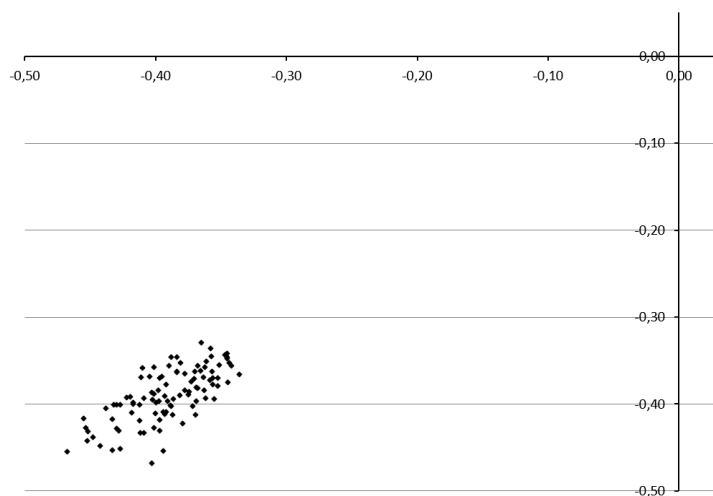


Рис. 2. Диаграмма, соответствующая графику изменения ускорения по оси  $Y$  на участке 1 (рис. 1)

Участок 2 является участком значительного изменения сигнала ускорения. Этот участок характеризует усиление нестабильности объекта, в данном случае, ухудшение устойчивости автомобиля на дороге (диаграмма на рис. 3).

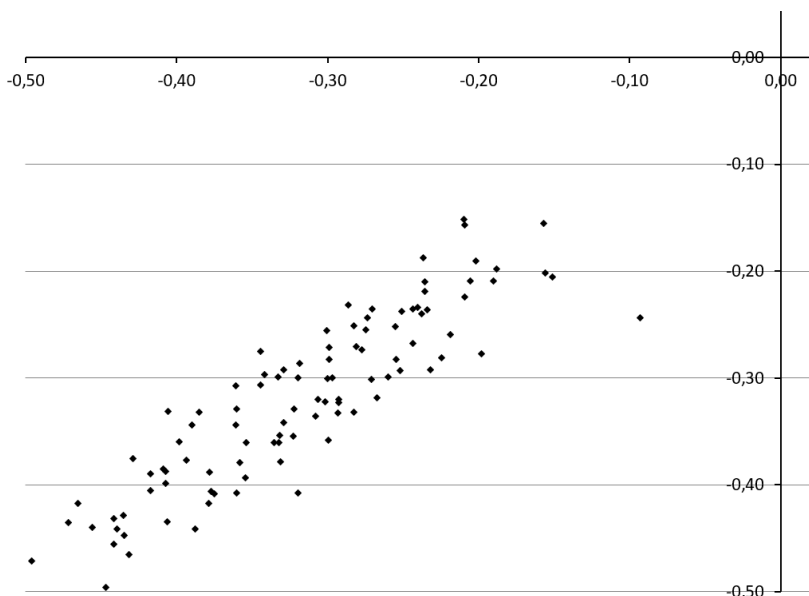


Рис. 3. Диаграмма, соответствующая графику изменения ускорения по оси  $Y$  на участке 2 (рис. 1)

Для участков как участок 2 диаграммы с фиксированным количеством точек временного ряда имеют значительный разброс точек относительно центра масс всей совокупности точек, приведенных на диаграмме. Это отличает эти диаграммы от диаграмм, построенных на участках с незначительными изменениями сигнала.

**Алгоритм определения недопустимого изменения сигнала.** Для определения опасного изменения сигнала предлагается следующий обобщенный алгоритм:

1. Диапазон изменения параметра объекта разделим на дискретные промежутки так, чтобы переход параметра из одного промежутка практически не влияло на состояние объекта. Каждый дискретный промежуток характеризуется своим временным интервалом. В качестве временного интервала  $\Delta t_d$  в алгоритме выбирается минимальный промежуток времени. Временной интервал  $\Delta t_d$  будет различным для каждого типа объекта, будет зависеть от требований задачи. На величину временного интервала также может повлиять помеховый сигнал

2. Формирование диаграммы осуществляется в реальном времени для каждого сдвига временного окна на один отсчет по временной оси. Временное окно охватывает определенный массив точек временного ряда. При перемещении окна количество точек массива не изменяется, но состав меняется. Из состава массива исключается самая «старая» точка и добавляется новая точка, представляющая значение сигнала, измеренное в текущий момент времени.

3. Для каждой диаграммы определяется среднеквадратическое отклонение точек от точки центра масс диаграммы в соответствии со следующими соотношениями:

$$\sigma = \sqrt{\sum_{j=in}^{ik} (g_j - \bar{G}_Y)^2 + \sum_{j=in-1}^{ik-1} (g_j - \bar{G}_{Y-1})^2} / \sqrt{N-1}.$$

Координаты центра масс  $\bar{G}_Y, \bar{G}_{Y-1}$  определяются по формулам:

$$\bar{G}_Y = \frac{\sum_{j=in}^{ik} g_j r_j}{\sum_{j=in}^{ik} r_j}; \quad \bar{G}_{Y-1} = \frac{\sum_{j=in-1}^{ik-1} g_j r_j}{\sum_{j=in-1}^{ik-1} r_j},$$

где  $\bar{G}_Y, \bar{G}_{Y-1}$  – координаты центра масс точек на области определения диаграммы Пуанкаре;  $g_j, r_j$  – значение  $j$ -го элемента временного ряда значений сигнала и его вес;  $N = ik - in + 1$  – число точек временного ряда, попавших в диапазон, определяемый временным окном.

4. В реальном времени формируется зависимость  $\sigma = \sigma(t)$ .

Пример зависимости  $\sigma = \sigma(t)$  приведен на рис. 4. В качестве исходных данных использовались результаты измерения ускорения, приведенные на рис. 1.

5. Определяется критическое значение изменения уровня среднеквадратического отклонения  $\Delta\sigma_{кр}$ , Это значение характеризует границу допустимости изменения уровня сигнала за заданный промежуток времени  $\Delta t_d$ . Также определяются промежуточные опасные уровни  $\Delta\sigma_k^d, k = 1, K^d$ , при достижении которых состояние объекта считается нештатным. Каждый уровень может характеризовать степень работоспособности объекта. Величины  $\bar{a}_k = \Delta\sigma_k^d / \Delta t_d$  составляют массив А.

6. В реальном времени вычисленное значение  $\Delta\sigma / \Delta t_d$  сравнивается с элементами из массива А. В зависимости от результата сравнения реализуется определенная ранее схема предотвращения опасной ситуации или аварии.

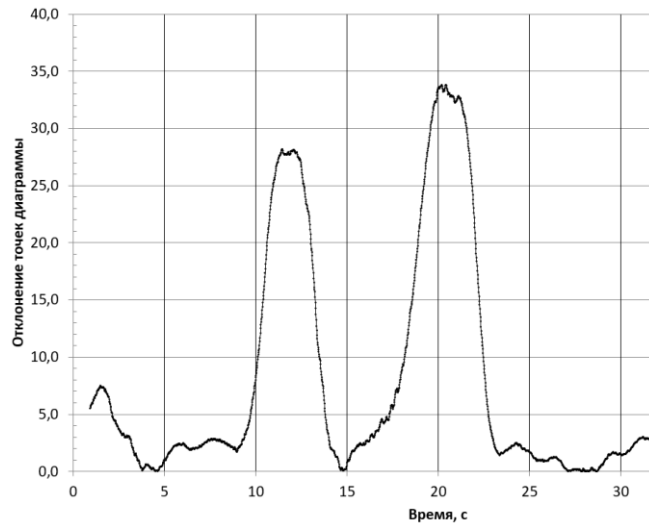


Рис. 4. Зависимость  $\sigma = \sigma(t)$

**Использование нейронной сети для оценки.** Для реализации процедуры сравнения предлагается использовать модифицированную нейронную сеть Хэмминга [11–14]. Известно, что нейронная сеть Хэмминга реализует простой алгоритм работы, простой алгоритм обучения [15–17]. Ее емкость не зависит от размерности сигнала на входе [18–20]. На вход сети подаются бинарные входные сигналы, что может быть эффективно использовано при реализации алгоритма в микроконтроллере.

В нашем случае изменение среднеквадратического отклонения за фиксированный промежуток времени является контролируемой величиной. Значение этого 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  $0$ .

В качестве медианных значений [4] для параметра  $\Delta\sigma / \Delta t_d$  будем рассмат-

ривать элементы массива  $A$  в виде вектора  $\left\{ \begin{matrix} - \\ \bar{a}_k \\ - \end{matrix} \right\}_{k=1}^{K^d}$ .

Принадлежность текущего значения  $a$  медианному значению  $\bar{a}_i$  определяется с помощью вычисления расстояния Хэмминга.

В рассматриваемом случае для задачи отслеживания изменения состояния технического объекта на основе изменения значения одного параметра установление весов 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. Необходимо модификация сети в части структуры и определения весовых коэффициентов слоев сети [21]. В случае сравнения чисел каждая позиция в его цифровом представлении имеет свое значение. Значимость каждой позиции в цифровом представлении можно также определить двоичным числом.

Если 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, то значимость  $a_i$  и  $a_j$  в этом представлении различная.

Для реализации модифицированной сети Хэмминга определим значимость позиции  $a_i$  ее весом в представлении числа, т.е.  $2^i$ . И сформируем для числа  $a$  его представление  $x$  в виде двоичного вектора:

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

Каждый из элементов этого вектора также является двоичным вектором.

$$x_1 = (g_{11})$$

$$x_2 = (g_{21}, g_{22})$$

$$x_3 = (g_{31}, g_{32}, g_{33}, g_{34})$$

.....

(2)

$$x_i = (g_{i1}, g_{i2}, \dots, g_{iL_i})$$

.....

$$x_p = (g_{p1}, g_{p2}, \dots, g_{pL_p}).$$

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

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

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 в следующий вид:

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

Если имеется эталонный вектор вида

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

Тогда скалярное произведение двух векторов:

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

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

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

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

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

В результате получим:

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

Тогда модифицированная часть общей схемы нейронной сети Хэмминга будет выглядеть, как на рис. 5.

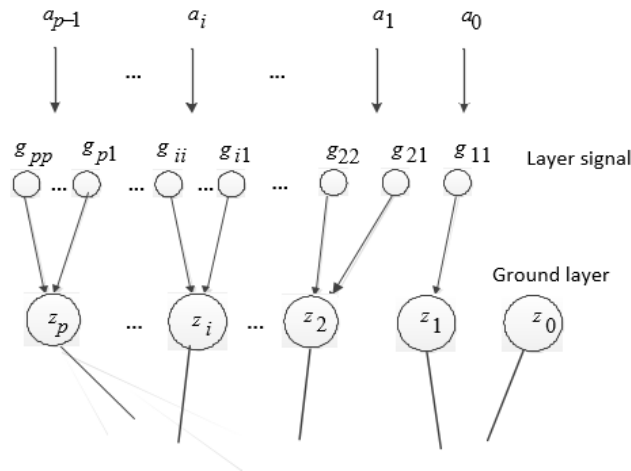


Рис. 5. Модифицированная часть общей схемы нейронной сети Хэмминга

В результате получим модифицированную нейронную сеть Хэмминга, которая адаптирована к условиям рассматриваемой задачи. Используя сеть, можно каждому текущему значению  $\Delta\sigma / \Delta t_d$  поставить в соответствие значение

$\bar{a}_k = \frac{\Delta\sigma_k^d}{\Delta t_d}$  и определить степень работоспособности технического объекта.

**Результаты моделирования.** Для проведения моделирования использовались результаты измерений, аналогичные приведенным на рис. 1.



Предположим, что опасный уровень изменения контролируемого параметра, в данном случае ускорения, равен по амплитуде  $0,25g$  в секунду. Анализ результатов эксперимента показал, что в диапазоне от 13 до 20 секунд от начала съема информации опасный уровень изменения параметра зафиксирован при  $t_{кр} \in [18,1 \dots 18,9]$  сек.

Для определения интервала времени, при котором наблюдается опасный уровень изменения параметра, с помощью предложенного алгоритма необходимо выбрать временное окно, не превышающее половину указанного выше временного интервала. Чем меньше выбрано временное окно, тем меньше погрешность оценки. Однако, алгоритм перестает работать при количестве точек временного ряда меньше 15–20. В данном случае зафиксировано временное окно  $\Delta t_d = 0,4$  сек., что составляет 28 точек временного ряда.

Моделирование с использованием алгоритма позволило получить результат  $t_{кр} = 18,7 \pm 0,2$  сек., который попадает в приведенный выше интервал времени. Полученный результат подтверждает эффективность алгоритма.

Сеть Хэмминга в этом случае работает по следующей схеме. Приведенные значения параметра выбраны произвольно только для пояснения схемы.

Имеется значение опасного изменения параметра  $\bar{a}_{кр} = \bar{a}_2 = 11_{10} = [1011]_2$ . Для выделения с помощью сети текущих значений, принадлежащих зоне опасного изменения параметра, зафиксируем верхнее и нижнее значения, которые относятся к нормальному уровню, с учетом заданной погрешности определения. Допустим, это величины  $\bar{a}_1 = 15_{10} = [1111]_2$  и  $\bar{a}_3 = 7_{10} = [0111]_2$ .

Пусть датчик фиксирует текущее значение параметра  $a = 10_{10} = [1010]_2$ . Это значение близко к значению  $\bar{a}_2$  и определяет опасное состояние объекта. На выходе сети формируется строка массива  $B^{(2)} = (b_1^{(2)}, b_2^{(2)}, b_3^{(2)}) = (0,1,0)$ . Элемент  $b_2^{(2)}$  не равен нулю. Ему соответствует уровень  $\bar{a}_{кр} = \bar{a}_2 = 11_{10} = [1011]_2$  и, следовательно, текущему значению параметра соответствует опасное состояние объекта. Если предыдущее состояние объекта отличалось от опасного значения, то, следовательно, объект изменил свое состояние.

**Заключение.** В результате работы получена модель обнаружения недопустимых изменений для контролируемого параметра технического объекта, позволяющая в реальном времени прогнозировать нештатную ситуацию. Построенный на основе модели алгоритм характеризуется простотой и эффективностью. Он может быть реализован в микропроцессорном модуле в составе системы мониторинга и выполняться в фоновом режиме.

Алгоритм базируется на процедуре построения специальных диаграмм. Исходными данными являются значения временного ряда, формируемого в реальном времени в процессе съема значений контролируемого параметра. Количество временных отсчетов в диаграмме фиксировано. Для фиксации количества отсчетов используется временное окно. Окно двигается вдоль временного ряда, вырезая из множества исходных данных заданное количество значений.

Критерием для оценки состояния технического объекта является изменение параметра во времени. Для идентификации состояний используется модифицированная нейронная сеть Хэмминга. Дополнительно с помощью простого алгоритма может отслеживаться изменения состояния технического объекта.

Представленные результаты обработки диаграмм также могут быть использованы в процедуре прогнозирования изменения сигналов в реальном времени.

Таким образом, разработаны модель и обобщенный алгоритм определения и прогнозирования нештатного изменения параметра, определяющего состояние объекта, которые обеспечивают выявление в реальном времени возможности возникновения нештатной ситуации на ранней стадии ее развития с помощью микропроцессорного модуля, расположенного на нижнем уровне системы мониторинга объекта.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Клевицов С.И.* Прогнозирование измерения состояния параметров технического объекта с помощью интеллектуального микропроцессорного модуля // Сб. трудов «Проблемы разработки перспективных микро- и нанoeлектронных систем – 2010». – М.: ИППМ РАН, 2010. – С. 619-622.
2. *Бассвиль М., Банвениста А.* Обнаружение изменения свойств сигналов и динамических систем: пер. с англ. – М.: Мир, 1989. – 278 с.
3. *Клевицов С.И.* Мультиотрезочная пространственная аппроксимация градуировочной характеристики микропроцессорного датчика // Метрология. – 2011. – № 7. – С. 26-36.
4. *Klevtsov S.I., Udod Y.V.* Model of the Spatial Conversion Characteristics for Graduation of the Microprocessor-Based Sensor's with Indemnification of Influence Destabilizing Factors // 2015 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON). Proceedings. – Omsk: Omsk State Technical University, Russia, Omsk, May 21-23, 2015. <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7,147,097>.
5. *Новоселов О.Н.* Идентификация и анализ динамических систем: монография. – 3-е изд., перераб. и доп. – М.: ГОУ ВПО МГУИТ, 2010. – 424 с.
6. *Клевицов 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.
7. *Клевицов С.И.* Прогнозирование изменений физической величины в реальном времени с использованием линейного адаптивного фильтра // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2013. – № 5 (142). – С. 180-185.
8. *Клевицов С.И.* Моделирование алгоритма краткосрочного прогнозирования изменения быстроизменяющейся физической величины в реальном времени // Инженерный вестник Дона. – 2012. – № 3(21). – С. 199-205.
9. *Клевицов 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.
10. *Клевицов С.И.* Предварительная оценка состояния совокупности параметров технического объекта с использованием интеллектуального микропроцессорного модуля // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2011. – № 5 (106). – С. 43-48.
11. *Lipman R.* An introduction to computing with neural nets // IEEE Acoustic, Speech and Signal Processing Magazine. – 1987. – No. 2. – P. 4-22.
12. *Головкин В.А.* Нейронные сети: обучение, организация и применение. Кн. 4. – М.: ИПРЖР, 2001. – 256 с.
13. *Назаров А.В., Лоскутов А.И.* Нейросетевые алгоритмы прогнозирования и оптимизации систем. – СПб.: Наука и техника, 2003. – 384 с.
14. *Круглов В.В., Борисов В.В.* Искусственные нейронные сети. Теория и практика. – М.: Горячая линия – Телеком, 2001. – 382 с.
15. *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.
16. *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.
17. *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. – Vol. 2. – P. 1293-1296.

18. Kwan H.K. One-layer feedforward neural network for fast maximum/minimum determination // *Electronics Letters*. – 2002. – Vol. 28, Issue 17. – P. 1583-1585.
19. 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- 016
20. 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.
21. Klevtsov S.I. Разработка модели и алгоритма отслеживания изменения состояния технического объекта на основе модифицированной нейронной сети Хэмминга // *Известия ЮФУ. Технические науки*. – 2014. – № 11 (160). – С. 42-52.

## REFERENCES

1. Klevtsov S.I. Prognozirovanie izmereniya sostoyaniya parametrov tekhnicheskogo ob'ekta s pomoshch'yu intellektual'nogo mikroprotssornogo modulya [Forecasting the measurement of the state parameters of technical object using the intellectual microprocessor module], *Cb. trudov «Problemy razrabotki perspektivnykh mikro- i nanoelektronnykh sistem – 2010»* [proceedings "problems of development of perspective micro- and nanoelectronic systems – 2010"]. Moscow: IPPM RAN, 2010, pp. 619-622.
2. Bassvil' M., Banvenista A. Obnaruzhenie izmeneniya svoystv signalov i dinamicheskikh system [Detection of changes in properties of signals and dynamic systems]: translation from english. Moscow: Mir, 1989, 278 p.
3. Klevtsov S.I. Mul'tisegmentnaya prostranstvennaya approksimatsiya graduirovochnoy kharakteristiki mikroprotssornogo datchika [Multi-segment spatial approximation of the calibration ha characteristics of the microprocessor sensor], *Metrologiya* [Metrology], 2011, No. 7, pp. 26-36.
4. Klevtsov S.I., Udod Y.V. Model of the Spatial Conversion Characteristics for Graduation of the Microprocessor-Based Sensor's with Indemnification of Influence Destabilizing Factors, *International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON). Proceedings. – Omsk: Omsk State Technical University. Russia, Omsk, May 21-23, 2015*. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?arnumber=7,147,097>.
5. Novoselov O.N. Identifikatsiya i analiz dinamicheskikh sistem: monografiya [Identification and analysis of dynamical systems: monograph]. 3rd ed. – Moscow: GOU VPO MGUL, 2010, 424 p.
6. Klevtsov S.I. Osobennosti vybora parametrov nastroyki modeli sglazhivayushchego vremennogo ryada dlya osushchestvleniya kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya fizicheskoy velichiny [Features choice of model settings smoothing time series for the implementation of short-term forecasting of physical size], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 5 (118), pp. 133-138.
7. Klevtsov S.I. Prognozirovanie izmeneniy fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni s ispol'zovaniem lineynogo adaptivnogo fil'tra [Prediction of changes in physical quantities in real time using a linear adaptive filter], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2013, No. 5 (142), pp. 180-185.
8. Klevtsov S.I. Modelirovanie algoritma kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya bystroizmenyayushcheysya fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni [Modeling of algorithm of short-term forecasting is developed for definition of physical quantity in real time], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering journal of Don], 2012, No. 3 (21), pp. 199-205.
9. Klevtsov S.I. Osobennosti vybora parametrov nastroyki modeli sglazhivayushchego vremennogo ryada dlya osushchestvleniya kratkosrochnogo prognozirovaniya izmeneniya fizicheskoy velichiny [Features choice of model settings smoothing time series for the implementation of short-term forecasting of physical size], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 5 (118), pp.133-138.
10. Klevtsov S.I. Predvaritel'naya otsenka sostoyaniya sovokupnosti parametrov tekhnicheskogo ob'ekta s ispol'zovaniem intellektual'nogo mikroprotssornogo modulya [Preliminary assessment of the set of parameters of a technical object with the use of intelligent microprocessor module], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2011, No. 5 (106), pp. 43-48.

11. Lipman R. An introduction to computing with neural nets, *IEEE Acoustic, Speech and Signal Processing Magazine*, 1987, No. 2, pp. 4-22.
12. Golovko V.A. Neyronnye seti: obuchenie, organizatsiya i primenenie [Neural networks: training, organization and application]. Book 4. Moscow: IPRZhR, 2001, 256 p.
13. Nazarov A.V., Loskutov A.I. Neyrosetevye algoritmy prognozirovaniya i optimizatsii system [Neural network algorithms for forecasting and optimization systems]. St. Petersburg: Nauka i tekhnika, 2003, 384 p.
14. Kruglov V.V. Borisov V.V. Iskusstvennye neyronnye seti. Teoriya i praktika [An artificial neural network. Theory and practice]. Moscow: Goryachaya liniya – Telekom, 2001, 382 p.
15. 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.
16. 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.
17. 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*, Vol. 2, pp. 1293-1296.
18. Kwan H.K. One-layer feedforward neural network for fast maximum/minimum determination, *Electronics Letters*, 2002, Vol. 28, Issue 17, pp. 1583-1585.
19. 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
20. 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.
21. Klevtsov S.I. Razrabotka modeli i algoritma otslezhivaniya izmeneniya sostoyaniya tekhnicheskogo ob"ekta na osnove modifitsirovannoy neyronnoy seti Khemminga [Development of a model and tracking algorithm changes the state of the technical object based on the modified neural network Hamming], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]*, 2014, No. 11 (160), pp. 42-52.

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, Petrovsky street, Taganrog, 347900, Russia; phone: +78634328025; cand. of eng. sc.; associate professor.

УДК 621.373+681.518

**А.М. Пилипенко**

## **ИССЛЕДОВАНИЕ БЫСТРОДЕЙСТВИЯ ГИБРИДНЫХ СИНТЕЗАТОРОВ ЧАСТОТ\***

*Рассмотрены различные типы гибридных синтезаторов частот, в которых применяется прямой цифровой синтез и фазовая автоподстройка частоты. Актуальность исследования гибридных синтезаторов частот, применяющихся для частотной и фазовой синхронизации систем беспроводной связи, объясняется тем, что данные синтезаторы*

---

\* Исследование выполнено при финансовой поддержке РФФИ в рамках научного проекта № 16-07-00631 а