

Раздел II. Анализ данных и моделирование

УДК 681.3.062

DOI 10.18522/2311-3103-2024-4-80-91

С.И. Клевцов

КЛАССИФИКАЦИЯ СТЕПЕНИ ИЗМЕНЕНИЯ ПАРАМЕТРА В РЕАЛЬНОМ ВРЕМЕНИ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ОБЛАКА ТОЧЕК ВРЕМЕННОГО РЯДА

Задача построения модели оценки работоспособности технического объекта имеет множество применений в области контроля различных опасных ситуаций. Необходимость опережающего мониторинга состояния технического объекта для предотвращения и управления протеканием нештатных ситуаций в целях их ликвидации с минимальными последствиями делает постановку и выполнение этой задачи актуальной и своевременной. Для выполнения оценки состояния технического объекта целесообразно использовать простые модели, позволяющие получить результат в режиме реального времени без существенной нагрузки на микроконтроллерную систему управления. В работе рассматривается построение модели классификации динамики изменения параметра технического объекта, что позволит прогнозировать изменение его состояния в процессе оценки степени работоспособности объекта. Используются данные, отражающие изменение параметров в реальном времени и представленные в виде временных рядов значений параметров. Изменение параметра объекта во времени фиксируется с помощью временного окна, которое движется вдоль временного ряда, вырезая из множества исходных данных подмножество с неизменным количеством временных отсчетов. Для классификации динамики изменения параметра предложено использовать представление точек временного окна в виде графика Пуанкаре, который фактически является особым типом графика повторения или видом диаграммы рассеяния. В качестве критерия используется коэффициент сжатия эллипса (эллиптичность), который охватывает облако точек, формируемое при построении диаграммы рассеяния, для временного ряда технического параметра. Разработана методика обучения и использования модели, включая формирование классов состояний динамики параметра объекта и вычисление критериев. Проведена апробация модели. Модель обеспечивает реализацию процедур выявления в реальном времени возможности возникновения нештатной ситуации на ранней стадии ее развития с помощью микропроцессорного модуля, расположенного на нижнем уровне системы мониторинга объекта.

Идентификация; состояние; оценка; технический объект; параметр; микроконтроллер; классификация.

S.I. Klevtsov

CLASSIFICATION OF THE DEGREE OF PARAMETER CHANGE IN REAL TIME BASED ON TIME SERIES POINT CLOUD ANALYSIS

The task of building a model for assessing the performance of a technical object has many applications in the field of controlling various hazardous situations. The need for advanced monitoring of the technical object state to prevent and control the course of abnormal situations in order to eliminate them with minimal consequences makes the statement and fulfillment of this task relevant and timely. To perform the assessment of the state of the technical object it is advisable to use simple models that allow to obtain the result in real time without significant load on the microcontroller control system. The paper considers the construction of a model for classifying the dynamics of change in the parameter of a technical object, which will allow you to predict the change in its state in the process of assessing the degree of serviceability of the object. The data reflecting the change of parameters in real time and presented in the form of time series of parameter values are used. The change of the object parameter in time is fixed with the help of a time window, which moves along the time series, cutting out of the set of initial data a subset with an unchanged number of time samples. To classify the dynamics of parameter variation, it is

proposed to use a representation of the time window points in the form of a Poincaré plot, which is actually a special type of repetition plot or a type of scatter plot. The ellipse compression factor (ellipticity) is used as a criterion, which encompasses the point cloud formed during the construction of the scatter diagram, for the time series of the technical parameter. A methodology for training and using the model, including the formation of classes of states of the dynamics of the object parameter and the calculation of criteria, is developed. The model has been tested. The model provides the realization of procedures for real-time detection of the possibility of an abnormal situation at an early stage of its development with the help of a microprocessor module located at the lower level of the object monitoring system.

Identification; condition; evaluation; technical object; parameter; microcontroller classification.

Введение. Задача идентификации состояний объектов на основе анализа параметров имеет множество применений в области контроля различных опасных ситуаций. Система классификации для идентификации состояний объекта может представлять собой набор подмножеств значений параметров, которые не пересекаются [1, 2]. Тогда для классификации состояния объекта необходимо отнесение совокупности параметров, снятых датчиками с анализируемого объекта, к одному из нескольких попарно не пересекающихся подмножеств значений параметров. Датчики, являющиеся компонентами системы мониторинга объекта, передают сигналы для обработки в микроконтроллерном модуле. В зависимости от типа датчика либо выполняется оцифровка аналогового сигнала и, далее, обработка данных, если датчик аналоговый, или сразу осуществляется обработка в случае цифрового датчика [3–5].

В процессе обработки выполняется оценка состояния объекта с использованием системы классификации. Оценка выполняется в реальном времени. Часто вычислительные возможности микроконтроллера могут быть достаточно скромными. Возможно, что микроконтроллерный модуль решает широкий спектр задач и на каждую задачу выделяется ограниченная вычислительная мощность. Поэтому к алгоритму оценки состояния на основе классификации предъявляются требования низкой сложности алгоритма [3, 6, 7].

Идентификация состояния объекта в реальном времени требует фиксации значений параметров в конкретный промежуток времени и соотнесение этой совокупности значений параметров к определенным классам. Как правило, совокупность параметров представляется в виде вектора. Компонентами вектора являются значения параметров, фиксируемых датчиками [8–11]. Таким образом, имеется N -мерное пространство, которое часто называют пространством входов, размерность пространства равно количеству компонент вектора.

Выбранный или разработанный алгоритм классификации должен на основе ранее полученной предварительной информации в виде вектора N -мерного пространства определить, к какому классу необходимо отнести данную совокупность параметров, представленную в виде компонент вектора или, иначе, к какому классу состояний отнести текущее параметрическое представление объекта [12, 13]. При этом предполагается, что подмножества значений параметров, характеризующих конкретные состояния объекта, не пересекаются. То есть, каждое подмножество значений параметров задает конкретный класс состояния объекта.

Схема классификатора состояний объекта обладает, по крайней мере, следующими общими характерными чертами [11–15]:

Значения параметров, которые фиксируются датчиками через равные промежутки времени, представляют собой входные данные. Состояние объекта оценивается на основе этих данных. Кроме того, данные снимаются в реальном времени и представляют временные ряды значений параметров:

1. Данные обрабатываются микроконтроллером системы мониторинга и управления объектом в реальном времени. В связи с возможным ограничением на выделяемые вычислительные мощности контроллера, алгоритм обработки и оценки состояния должен быть достаточно простым.

2. Процедура определения состояния объекта должна быть выполнена в рамках фиксированного промежутка времени, который определяется характеристиками функционирования объекта (например, инерционность) и особенностями решаемых им задач.

3. Схема классификации должна базироваться на анализе нескольких параметров при оценке состояния объекта, которые представлены временными рядами значений.

Однако, согласно данной схемы, оценка состояния объекта осуществляется в текущий момент времени без учета динамики изменения параметров. В связи с этим существует реальная опасность несвоевременного реагирования на быстрые изменения параметров, поскольку в схеме не реализован механизм прогнозирования изменения состояния. Схема не учитывает опасные тенденции в поведении параметров, что сужает область ее применения.

Необходимо расширение схемы в направлении реализации модели определения тенденций изменения параметров для реализации задачи прогнозирования состояния объекта. Тогда значительно повышается вероятность определения опасных изменений до их фиксации и, как следствие, значительно увеличиваются возможности системы мониторинга и управления объектом по нейтрализации нештатных ситуаций.

Постановка задачи. В работе рассматривается построение модели классификации динамики изменения параметра технического объекта, что позволит прогнозировать изменение его состояния в процессе оценки степени работоспособности объекта известными методами [2–15], которые основаны на анализе текущих данных, отражающих изменение параметров в реальном времени. Рассматриваются данные, представленные в виде временных рядов значений параметров.

Предположим, что среди группы параметров технического объекта можно выделить критичный параметр, от изменения которого в наибольшей степени изменяются другие параметры из группы, причем на основании изменения его значений можно судить об изменениях других параметров в группе и, в целом, о состоянии функционирования объекта. Следовательно, этот параметр можно рассматривать как идентифицирующий группу.

При построении модели классификации на основе временного ряда такого критичного параметра предполагалось, что шаг дискретизации при съеме данных можно установить небольшим, таким, что изменение параметра в течение нескольких последовательных шагов будет незначительным. Это позволит повысить точность классификации.

Пусть значения критичного параметра технического объекта $y(t)$ измеряются микроконтроллерным модулем в дискретные моменты времени с постоянным шагом h . В результате получим массив $Y = \{y_i\}_{i=0}^n$ измеренных значений параметра $y_i = y(t_i)$ в точках $t_0, t_1, \dots, t_n$; $t_i = t_{i-1} + h$.

Для оценки изменения параметра объекта во времени можно воспользоваться временным окном, которое будет двигаться вдоль временного ряда, вырезая из множества исходных данных подмножество с неизменным количеством временных отсчетов. Таким образом, подмножество будет характеризоваться постоянным количеством входящих в него элементов и положением на временной оси формирующего это множество временного окна, например, начальная и конечная временные точки для текущей версии подмножества.

Определим для параметра y , представленного временным рядом, временное окно T . Для произвольного временного окна T_i получим массив $Y_{y_{T_i}} = \{y_k\}_{k=i}^{i+K}$ измеренных значений параметра в точках $y_k = y(t_k)$, где $t_k = t_i, \dots, t_{i+K}$; $t_k = t_{k-1} + h$; $\{t_k\}_{k=i}^{i+K} \in T_i$; $Y_{y_{T_i}} \in Y$; $K \ll n$; $T_i = \{t_i, t_{i+1}, \dots, t_{i+K}\}$, $i = 1, 2, \dots, n$. Необходимо построить модель оценки изменения состояния объекта на основе ограниченного набора значений критичного параметра, определяемого временным окном.

Кроме того, параметр, используемый для оценки, может характеризоваться высоким уровнем шума. Фильтрация исходных данных потребует дополнительного времени, что негативным образом может повлиять на скорость и своевременность принятия решений по защите от нештатных ситуаций, особенно в условиях ограниченных вычислительных

ресурсов микроконтроллера системы мониторинга и управления объектом [16–18]. Поэтому стоит рассмотреть модель, работающую с «сырыми» данными без предварительной обработки.

Модель классификации степени изменения параметра в реальном времени на основе анализа облака точек временного ряда. Для оценки динамики изменения критичного параметра объекта можно использовать временной ряд без предварительной обработки в виде совокупности значений, выбранных из временного окна и представленных особым способом. Для этого предлагается использовать представление точек временного окна в виде графика Пуанкаре, который фактически является особым типом графика повторения или видом диаграммы рассеяния [19–24]. График Пуанкаре представляет собой точечное графическое отображение N значений временной последовательности x_k при $k = 1, \dots, N$ на двумерном поле, в котором ординатой точки является значение x_{k+1} , а абсциссой – предшествующее значение x_k .

Определим для критичного параметра u соотношение, определяющее степень изменения параметра в рамках временного окна T_i :

$$s_i = F(Y_{uT_i}, R_y, S_y, T_i), \quad (1)$$

где Y_{uT_i} – массив значений критичного параметра u во временном окне T_i , далее по тексту Y_i ;

R_y – критерий оценки динамики изменения параметра u ;

S_y – вектор классов, характеризующий динамику изменения параметра u ;

s_i – значение класса для временного окна T_i , $s_i \in S_y$

В соответствии с (1) значение класса, определяющего динамику изменения критичного параметра во временном окне T_i зависит от величины временного окна и массива значений критичного параметра u , фиксированных в этом окне. Для оценки динамики изменения параметра предварительно необходимо определить элементы вектора классов S_y и критерий R_y оценки динамики изменения параметра u .

В качестве временного окна T_i выбирается минимальный промежуток времени, в течение которого для данного типа объекта характерен переход от одного среднего уровня снимаемого параметра к другому. Временное окно будет различным для каждого параметра технического объекта и зависит от требований решаемой задачи.

Элементы вектора классов S_y зависят от особенностей влияния критичного параметра на состояние объекта. Формирование классов также зависит от функционального назначения объекта. Два класса, например, «работоспособен» и «не работоспособен» или «стабильное движение» и «нестабильное движение», являются минимально необходимым количеством классов вектора S_y . Возможно расширение количества классов исходя из градации уровней выполнения объектом своих функций.

Облако точек, формируемое при построении диаграммы рассеяния, для временного ряда технического параметра, как правило, имеет форму эллипса [25]. В зависимости от динамики изменения параметра форма эллипса меняется. Поэтому предлагается в качестве критерия R_y использовать характеристики эллипса, связанные с его геометрической конфигурацией. В связи с тем, что скорость изменения параметра представляется на диаграмме рассеяния в виде сжатия или растяжения геометрической области облака точек диаграммы, в качестве критерия целесообразно установить коэффициент сжатия эллипса (эллиптичность) $k = \frac{b}{a}$, где a и b – большая и малая полуоси эллипса [25].

Используя диаграммы рассеяния, построим процедуру отслеживания динамики изменения параметра.

Для критичного параметра:

Выбираем участки временного ряда параметра, которые характеризуют каждое из заданных состояний параметра или классов $s_1, s_2, \dots, s_m, \dots, s_L$, где L – количество классов. В результате получим массив участков временного ряда, которые соответствуют классу состояния s_1 , массив, соответствующий классу s_2 , и т.д.

Строим диаграмму рассеяния для каждого участка ряда, соответствующего классу s_1 . В результате получим массив диаграмм рассеяния для класса s_1 . Ту же процедуру реализуем для каждого класса s_m .

На точках каждой диаграммы рассеяния строим эллипс следующим образом:

Используя метод наименьших квадратов, строим линейную аппроксимацию (тренд) точек диаграммы рассеяния в виде $y_{i+1} = d_1 \cdot y_i + d_0$. Таким образом, определяем направления одной из осей эллипса (большая ось).

Определяем центр масс точек диаграммы рассеяния по формуле:

$$\bar{G}_{Y_i} = \frac{\sum_{k=i}^{i+K-1} y_k r_k}{\sum_{k=i}^{i+K-1} r_k}, \quad \bar{G}_{Y_{i+1}} = \frac{\sum_{k=i+1}^{i+K} y_k r_k}{\sum_{k=i+1}^{i+K} r_k}, \quad (2)$$

где $\bar{G}_{Y_i}, \bar{G}_{Y_{i+1}}$ – координаты центра масс точек на области определения диаграммы рассеяния;

y_k, r_k – значение j -го элемента временного ряда значений сигнала и его вес.

Если центр масс точек диаграммы рассеяния, вычисленный в соответствии с (2), не лежит на тренде, перемещаем тренд параллельно исходному расположению так, чтобы точка центра масс находилась на нем.

Строим перпендикулярную линию относительно тренда, содержащую точку центра масс. Таким образом, определяем направления другой оси эллипса (малая ось).

Принимаем решение формировать эллипс на точках диаграммы рассеяния так, чтобы эллипс включал в себя не менее P всех точек диаграммы рассеяния, например, $P = 0,95$.

Для этого перенесем центр координат в точку $D(\bar{G}_{Y_i}, \bar{G}_{Y_{i+1}})$. Ось абсцисс направим по направлению большой оси эллипса, ось ординат – по направлению малой оси эллипса. Согласно результатам моделирования [25, 26], для задач анализа параметров технических объектов, облако точек, принадлежащих временному окну, как правило, располагается в первом квадранте декартовой системы координат. Новая система координат повернута относительно базовой системы координат на угол поворота φ против часовой стрелки. Угол поворота $\varphi < \pi/2$.

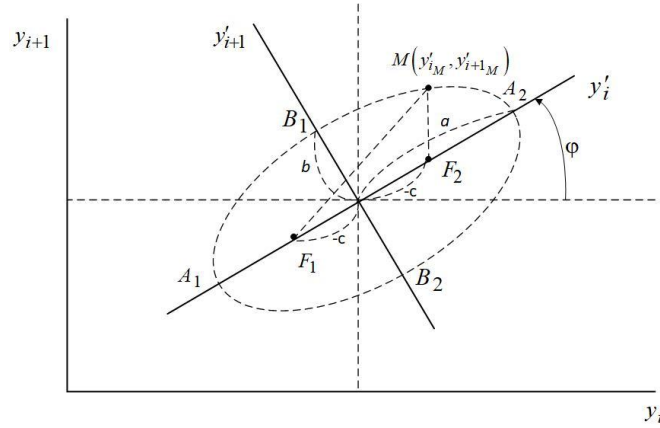
Тогда новая система координат $0'y'_iy'_{i+1}$ (рис. 1) построена с помощью параллельного переноса базовой системы координат $0y_iy_{i+1}$ в соответствии с соотношениями:

$$y_i = d_1 + y'_i; y_{i+1} = d_0 + y'_{i+1}, \quad (3)$$

а также ее последующего поворота на угол φ :

$$y_i = y'_i \cdot \cos \varphi - y'_{i+1} \sin \varphi; y_{i+1} = y'_i \sin \varphi + y'_{i+1} \cos \varphi, \quad (4)$$

$$\cos \varphi = \frac{1}{\sqrt{1+d_1^2}}, \sin \varphi = d_1 \cdot \frac{1}{\sqrt{1+d_1^2}}.$$


 Рис. 1. Построение системы координат $O'y'_iy'_{i+1}$

Выразив из уравнений (3) и (4) y'_i и y'_{i+1} , получим соотношения, выражающие координаты (y'_i, y'_{i+1}) в системе координат $O'y'_iy'_{i+1}$ относительно системы координат Oy_iy_{i+1} :

$$y'_i = (y_i - d_1) \cdot \cos \varphi + (y_{i+1} - d_0) \cdot \sin \varphi, \quad (5)$$

$$y'_{i+1} = -(y_i - d_1) \cdot \sin \varphi + (y_{i+1} - d_0) \cdot \cos \varphi. \quad (6)$$

Соотношения (5) и (6) дают возможность определить координаты точек временного окна в новой системе координат для построения эллипса и оценки состояния параметра технического объекта.

Процесс построения эллипса итерационный и заключается в подборе большой и малой полуосей a и b соответственно таким образом, чтобы доля P точек из текущего участка T_i временного ряда параметра находилась внутри эллипса. Эллипсом называется множество всех точек плоскости, сумма расстояний от каждой из которых до двух данных точек этой плоскости, называемых фокусами, есть величина постоянная, большая чем расстояние c между фокусами [1]. Расстояние c между фокусами и точкой начала координат в системе координат $O'y'_iy'_{i+1}$ равно $c = \pm \sqrt{a^2 - b^2}$.

Согласно определению, для произвольной точки $M(y'_i, y'_{i+1})$, лежащей на кривой, определяющей контур эллипса с полуосями a и b ($a > b$) и фокальным расстоянием c , определяется выражением $\frac{(y'_i)^2}{a^2} + \frac{(y'_{i+1})^2}{b^2} = 1$.

Тогда точка $M(y'_i, y'_{i+1})$ лежит внутри контура, ограниченного эллипсом, если $\frac{(y'_i)^2}{a^2} + \frac{(y'_{i+1})^2}{b^2} \leq 1$, и вне эллипса, если $\frac{(y'_i)^2}{a^2} + \frac{(y'_{i+1})^2}{b^2} > 1$.

Задав начальные значения a и b , исходя из расположения крайних точек по осям $O'y'_i$ и $O'y'_{i+1}$ на диаграмме рассеяния, и используя вышеприведенные соотношения, можно построить эллипс, содержащий заданную долю P точек.

На основе полученных значений полуосей a и b можно вычислить коэффициент сжатия эллипса $k = \frac{b}{a}$, который является в нашем случае критерием для оценки скорости изменения параметра.

Таким образом, процедура обучения системы классификации скорости изменения параметра, а фактически, определения значений критериев, соответствующих классам $s_1, s_2, \dots, s_m, \dots, s_L$, схематично выглядит следующим образом:

1. Выбираем участок временного ряда T_i изменения параметра, соответствующий классу s_m .
2. Формируем диаграмму рассеяния в системе координат Oy_iy_{i+1} .
3. На основе обработки данных диаграммы рассеяния строим новую систему координат $O'y'_iy'_{i+1}$.
4. В новой системе координат на основе облака точек, принадлежащих выбранному участку временного ряда, строим эллипс, который включает в себя не менее P всех точек.
5. Коэффициент сжатия эллипса $k = \frac{b}{a}$ дает частное значение критерия R_{y_m} для того, чтобы отнести изменение параметра на участке T_i к классу s_m .

6. После обработки всего массива участков $\{T_i\}$ обучающей выборки, состоящей из полученных в результате экспериментов временных рядов, получим для каждого класса $s_m \in \{s_j\}_{j=1}^{j=L}$ значение критерия R_{y_m} в виде диапазона чисел, сформированных на основе его частных значений, полученных на стадии обучения.

Процедура классификации скорости изменения параметра объекта частично включает этапы обучения:

1. Фиксируем участок временного ряда T_i изменения параметра.
2. Формируем диаграмму рассеяния в системе координат Oy_iy_{i+1} .
3. Строим новую систему координат $O'y'_iy'_{i+1}$.
4. В новой системе координат на основе облака точек, принадлежащих выбранному участку временного ряда, строим эллипс, который включает в себя не менее P всех точек.
5. По вычисленному коэффициенту сжатия эллипса $k = \frac{b}{a}$ определяем класс, к которому относится изменение параметра на участке T_i .

Моделирование процесса классификации степени изменения параметра в реальном времени. Для апробации модели в качестве параметра технического объекта будем рассматривать ускорение автомобиля по оси Y [25, 26]. Это поперечная составляющая ускорения, перпендикулярная по отношению к направлению движения автомобиля. Результаты экспериментов представлены в виде временных рядов.

Обработка обучающей выборки временных рядов позволила определить ориентировочные значения критерия для классификации скорости изменения параметра автомобиля в процессе движения. Следует отметить, что класс параметра непосредственно связан с состоянием объекта.

Всего выделено три класса и определены значения критерия R_{y_m} :

Первый класс s_1 : $R_{y_1} = 0,42 \leq k \leq 0,81$. Характеризует состояние устойчивого движения - движение с постоянным ускорением.

Второй класс s_2 : $R_{y_2} = 0,33 \leq k \leq 0,41$. Характеризует движение с незначительно меняющимся ускорением, когда имеются предпосылки для нестабильного движения.

Третий класс s_3 : $R_{y_3} = 0,11 \leq k \leq 0,32$. Характеризует состояние нестабильного движения – движение с непостоянным ускорением.

Для тестирования модели использовались временные ряды параметра, не входящие в обучающую выборку.

В качестве примера рассмотрим временной ряд изменения ускорения по оси Y при повороте автомобиля. Представленный на рис. 2 временной ряд не входил в обучающую выборку временных массив.

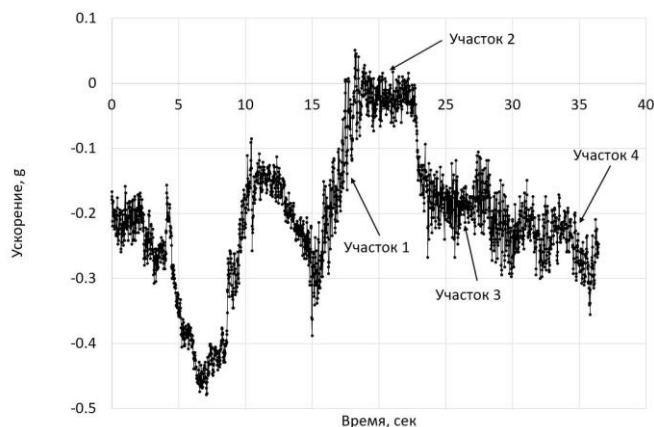


Рис. 2. Ускорение по оси Y

Для тестирования работы модели из временного ряда (рис. 2) были выбраны четыре фрагмента. Для каждого из них была сформирована диаграмма рассеяния в системе координат $0 y_i y_{i+1}$. Затем в новой системе координат $0' y'_i y'_{i+1}$ на основе облака точек, принадлежащих выбранному участку временного ряда, построен эллипс, который включает в себя не менее $P = 95\%$ всех точек (рис. 3).

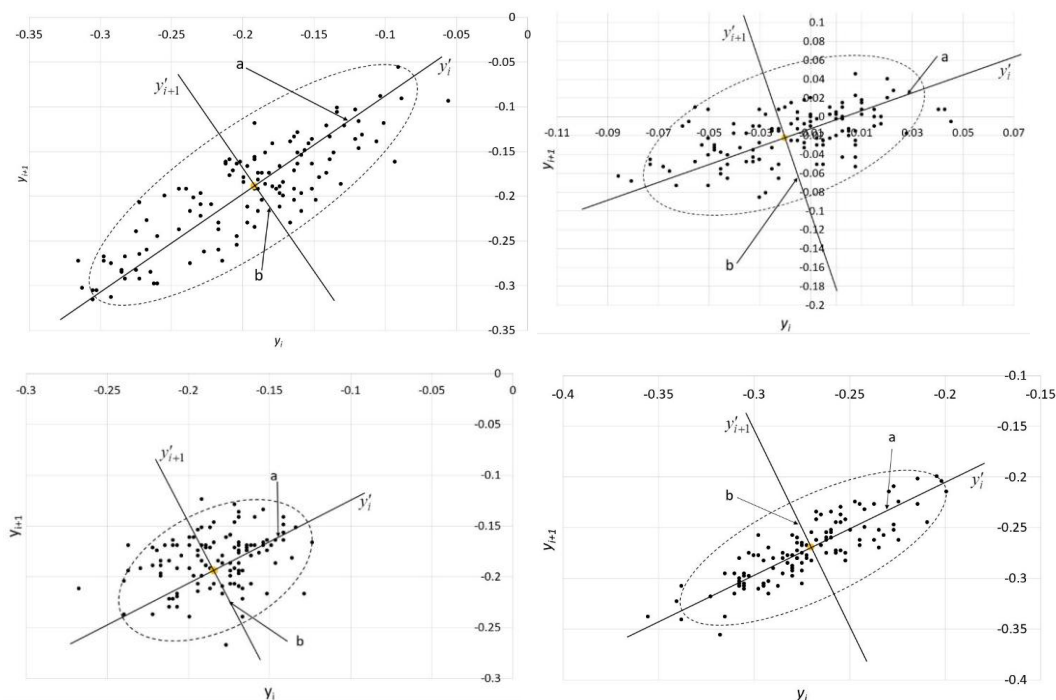


Рис. 3. Результаты обработки данных для определения класса изменения контролируемого параметра объекта на участках 1 (а), 2 (б), 3 (в) и 4 (г)

По вычисленному коэффициенту сжатия эллипса $k = \frac{b}{a}$ определен класс, к которому относится изменение параметра на каждом из четырех участков:

- ♦ Участок 1: класс s_3 : $k = 0,299 \in R_{y_3}$, состояние нестабильного движения - движение с непостоянным ускорением.

- ♦ Участок 2: класс s_1 : $k = 0,455 \in R_{y_1}$, состояние устойчивого движения - движение с постоянным ускорением.

- ♦ Участок 3: класс s_1 : $k = 0,550 \in R_{y_1}$, состояние устойчивого движения - движение с постоянным ускорением.

- ♦ Участок 4: класс s_2 : $k = 0,341 \in R_{y_2}$, движение с незначительно меняющимся ускорением. Имеются предпосылки для нестабильного движения.

Экспертная оценка степени изменения параметра объекта при движении соответствует полученной в результате процедуры классификации.

Заключение. Таким образом, разработана модель классификации динамики изменения критичного параметра, который определяет состояние работоспособности технического объекта. Модель базируется на анализе поведения временных рядов параметра в процессе функционирования объекта. Для оценки динамики изменения критичного параметра объекта используется временной ряд без предварительной обработки в виде совокупности значений, выбранных из временного окна и представленных в виде диаграммы рассеяния.

Критерием оценки является коэффициент сжатия эллипса (эллиптичность), который строится на облаке точек диаграммы рассеяния. Определение классов, характеризующих степень изменения параметра и, следовательно, состояние объекта, зависит от рассматриваемого критичного параметра и, конечно, от объекта.

Модель позволит обеспечить реализацию процедур выявления 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. Буков В.Н. Адаптивные прогнозирующие системы управления полетом. – М.: Наука, Гл. ред. физ.-мат. лит., 1981. – 232 с.
2. Клевцова А.Б., Клевцов Г.С. Модели параметрической экспресс-оценки состояния технического объекта // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2008. – № 11 (88). – С. 15-19.
3. Васильев В.В., Грездов Г.И., Симаков Л.А. и др. Моделирование динамических систем: Аспекты мониторинга и обработки сигналов / под ред. В.В. Васильева. – К.: НАН Украины, 2002. – 344 с.
4. Steblev Yu.I., Susarev S.V., Bykov D.E. The principles of designing automated systems for diagnostic monitoring of the engineering structures of hazardous production objects // Russian Journal of Nondestructive Testing. – April 2015. – Vol. 51, Issue 4. – P. 185-197.
5. Detlev W. Gross. Partial Discharge Measurement and Monitoring on Rotating Machines // IEEE Int. Sym. On Elect. Insul, Boston MAUSA, April 7-10, 2002. – P. 33-41.
6. Voyk S.P., Ginis L.A. Modelling and forecasting of transitions between levels of hierarchies in Difficult formalized systems // European Researcher. – 2012. – Vol. (20), No. 5-1. – P. 541-545.
7. Клевцов С.И., Клевцова А.Б., Буринов С.В. Модель параметрической качественной иерархической оценки состояния технической системы // Инженерный вестник Дона. – 2015. – № 3. – URL: ivdon.ru/ru/magazine/archive/n3y2015/3088.
8. Matuszewski J. Application of clustering methods for recognition of technical objects // Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET) – 2010 International Conference. – 2010. – P. 39-40.
9. Lihua Sun, Yingjun Guo, Haichao Ran. A New Method of Early Real-Time Fault Diagnosis for Technical Process // Electrical and Control Engineering (ICECE), 2010 International Conference, Wuhan, China, 2010. – P. 4912-4915.

10. Васильев В.В. Современные проблемы компьютерного мониторинга в энергетике // Известия ТРТУ. – 2001. – № 3. – С. 99-120.
11. Клевцова А.Б. Интегральная оценка состояния объекта мониторинга // Известия ТРТУ. – 2004. – № 2 (37). – С. 58-65.
12. 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.
13. Клевцов С.И. Прогнозирование измерения состояния параметров технического объекта с помощью интеллектуального микропроцессорного модуля // Проблемы разработки перспективных микро- и наноэлектронных систем – 2010: Сб. трудов. – М.: ИПИМ РАН, 2010. – С. 619-622.
14. Krivosheev I.A., Rozhkov K.E., Simonov N.B. Complex Diagnostic Index for Technical Condition Assessment for GTE // International Conference on Industrial Engineering, ICIE, 2017. – 2017. – 206. – P. 176-181.
15. Jerzy Hoja, Grzegorz Lentka. A family of new generation miniaturized impedance an analyzers for technical object diagnostics // Metrology and Measurement Systems. – 2013. – Vol. XX, No. 1.
16. Пьявченко О.Н., Горелова Г.В., Боженюк А.В., Клевцов С.И., Клевцова А.Б. Методы и алгоритмы моделирования развития сложных ситуаций. – Таганрог: Изд-во ТРТУ, 2003. – 157 с.
17. Stanislaw Duer. Diagnostic system with an artificial neural network in diagnostics of an analogue technical object // Neural Computing and Applications. – February 2010. – Vol. 19, Issue 1. – P. 55-60.
18. Klevtsov Sergei I. Identification of the state of technical objects based on analyzing a limited set of parameters // 2016 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON): Proceedings. National Research University Higher School of Economics. Russia, Moscow, May 12-14, 2016. – URL: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7491752/>.
19. Новоселов О.Н. Идентификация и анализ динамических систем: монография. – 3-е изд., перераб. и доп. – М.: ГОУ ВПО МГУЛ, 2010. – 424 с.
20. Гуфельд И.Л., Гаврилов В.А., Корольков А.В., Новоселов О.Н. Эндогенная активность Земли и декомпрессионная модель сейсмического шума // Доклады РАН. – 2008. – Т. 423, № 6. – С. 811-814.
21. Орлов В.Н. Руководство по электрокардиографии. – М.: Медицина, 1984. – 526 с. – DOI: 10.1109/BMEiCon.2013.6687679.
22. Kannakorn Intharakham, Kesorn Suwanprasert. Complexity of Autonomic control during Cerebrovascular Reactivity // Proceedings of the 6th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON2013), October 2013.
23. Carmen González, Erik W. Jensen, Pedro L. Gambús, Montserrat Vallverdú. Poincaré plot analysis of cerebral blood flow signals: Feature extraction and classification methods for apnea detection. Published PLoS ONE: December 7, 2018. – P. 43-52. – <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0208642>.
24. Jan Monieta. Selection of Diagnostic Symptoms and Injection Subsystems of Marine Reciprocating Internal Combustion Engines // Appl. Sci. – 2019. – 9 (8). – 1540. – <https://doi.org/10.3390/app9081540>.
25. Клевцов С.И. Определение характера изменений параметра на основе анализа динамики формы совокупности его значений в реальном времени // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2020. – № 3. – С. 46-55.
26. Клевцов С.И. Определение момента скачкообразного изменения быстропеременной физической величины в реальном времени с использованием диаграмм Пуанкаре // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2012. – № 5. – С. 108-113.

REFERENCES

1. Bukov V.N. Adaptivnye prognoziryushchie sistemy upravleniya poletom [Adaptive predictive flight control systems]. Moscow: Nauka, Gl. red. fiz.-mat. lit., 1981, 232 p.
2. Klevtsova A.B., Klevtsov G.S. Modeli parametricheskoy ekspress-otsenki sostoyaniya tekhnicheskogo ob"ekta [Models of parametric express-assessment of the state of a technical object], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskies nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2008, No. 11 (88), pp. 15-19.
3. Vasil'ev V.V., Grezdov G.I., Simak L.A. i dr. Modelirovanie dinamicheskikh sistem: Aspekty monitoringa i obrabotki signalov [Modeling of dynamic systems: Aspects of monitoring and signal processing], ed. by V.V. Vasil'eva. Kiev: NAN Ukrainy, 2002, 344 p.
4. Steblev Yu.I., Susarev S.V., Bykov D.E. The principles of designing automated systems for diagnostic monitoring of the engineering structures of hazardous production objects, *Russian Journal of Nondestructive Testing*, April 2015, Vol. 51, Issue 4, pp. 185-197.
5. Detlev W. Gross. Partial Discharge Measurement and Monitoring on Rotating Machines, *IEEE Int. Sym. On Elect. Insul, Boston MAUSA, April 7-10, 2002*, pp. 33-41.

6. Vovk S.P., Ginis L.A. Modelling and forecasting of transitions between levels of hierarchies in Difficult formalized systems, *European Researcher*, 2012, Vol. (20), No. 5-1, pp. 541-545.
7. Klevtsov S.I., Klevtsova A.B., Burinov S.V. Model' parametricheskoy kachestvennoy ierarkhicheskoy otsenki sostoyaniya tekhnicheskoy sistemy [Model of parametric qualitative hierarchical assessment of the state of a technical system], *Inzhenernyy vestnik Dona* [Engineering Bulletin of the Don], 2015, No. 3. Available at: ivdon.ru/magazine/archive/n3y2015/3088.
8. Matuszewski J. Application of clustering methods for recognition of technical objects, *Modern Problems of Radio Engineering, Telecommunications and Computer Science (TCSET) – 2010 International Conference*, 2010, pp. 39-40.
9. Lihua Sun, Yingjun Guo, Haichao Ran. A New Method of Early Real-Time Fault Diagnosis for Technical Process, *Electrical and Control Engineering (ICECE), 2010 International Conference, Wuhan, China, 2010*, pp. 4912-4915.
10. Vasil'ev V.V. Sovremennyye problemy komp'yuternogo monitoringa v energetike [Modern problems of computer monitoring in power engineering], *Izvestiya TRTU* [Izvestiya TSURE], 2001, No. 3, pp. 99-120.
11. Klevtsova A.B. Integral'naya otsenka sostoyaniya ob'ekta monitoringa [Integral assessment of the state of the monitoring object], *Izvestiya TRTU* [Izvestiya TSURE], 2004, No. 2 (37), pp. 58-65.
12. Klevtsov S.I. Predvaritel'naya otsenka sostoyaniya sovokupnosti parametrov tekhnicheskogo ob'ekta s ispol'zovaniem intellektual'nogo mikroprotsessornogo modulya [Preliminary assessment of the state of a set of parameters of a technical object using an intelligent microprocessor module], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2010, No. 5 (106), pp. 43-48.
13. Klevtsov S.I. Prognozirovanie izmereniya sostoyaniya parametrov tekhnicheskogo ob'ekta s pomoshch'yu intellektual'nogo mikroprotsessornogo modulya [Forecasting the measurement of the state of the parameters of a technical object using an intelligent microprocessor module], *Problemy razrabotki perspektivnykh mikro- i nanoelektronnykh sistem – 2010: Sb. trudov* [Problems of development of promising micro- and nanoelectronic systems - 2010: Collection of works]. Moscow: IPPM RAN, 2010, pp. 619-622.
14. Krivosheev I.A., Rozhkov K.E., Simonov N.B. Complex Diagnostic Index for Technical Condition Assessment for GTE, *International Conference on Industrial Engineering, ICIE, 2017, 2017*, 206, pp. 176-181.
15. Jerzy Hoja, Grzegorz Lentka. A family of new generation miniaturized impedance an analyzers for technical object diagnostics, *Metrology and Measurement Systems*, 2013, Vol. XX, No. 1.
16. Pyavchenko O.N., Gorelova G.V., Bozhenyuk A.V., Klevtsov S.I., Klevtsova A.B. Metody i algoritmy modelirovaniya razvitiya slozhnykh situatsiy [Methods and algorithms for modeling the development of complex situations]. Taganrog: Izd-vo TRTU, 2003, 157 p.
17. Stanislaw Duer. Diagnostic system with an artificial neural network in diagnostics of an analogue technical object, *Neural Computing and Applications*. February 2010, Vol. 19, Issue 1, pp. 55-60.
18. Klevtsov Sergei I. Identification of the state of technical objects based on analyzing a limited set of parameters, *2016 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON): Proceedings. National Research University Higher School of Economics. Russia, Moscow, May 12-14, 2016*. Available at: <http://ieeexplore.ieee.org/document/7491752/>.
19. Novoselov O.N. Identifikatsiya i analiz dinamicheskikh sistem: monografiya [Identification and analysis of dynamic systems: monograph]. 3rd ed. Moscow: GOU VPO MGUL, 2010, 424 p.
20. Gufel'd I.L., Gavrilov V.A., Korol'kov A.V., Novoselov O.N. Endogennaya aktivnost' Zemli i dekompressionnaya model' seysmicheskogo shuma [Endogenous activity of the Earth and decompression model of seismic noise], *Doklady RAN* [Reports of the Russian Academy of Sciences], 2008, Vol. 423, No. 6, pp. 811-814.
21. Orlov V.N. Rukovodstvo po elektrokardiografii [Handbook of Electrocardiography]. Moscow: Meditsina, 1984, 526 p. DOI: 10.1109/BMEiCon.2013.6687679.
22. Kannakorn Intharakham, Kesorn Suwanprasert. Complexity of Autonomic control during Cerebrovascular Reactivity, *Proceedings of the 6th Biomedical Engineering International Conference (BMEiCON2013), October 2013*.
23. Carmen González, Erik W. Jensen, Pedro L. Gambús, Montserrat Vallverdú. Poincaré plot analysis of cerebral blood flow signals: Feature extraction and classification methods for apnea detection. Published PLoS ONE: December 7, 2018, pp. 43-52. Available at: <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0208642>.
24. Jan Monieta. Selection of Diagnostic Symptoms and Injection Subsystems of Marine Reciprocating Internal Combustion Engines, *Appl. Sci.*, 2019, 9 (8), 1540. Available at: <https://doi.org/10.3390/app9081540>.

25. Klevtsov S.I. Opredelenie kharaktera izmeneniy parametra na osnove analiza dinamiki formy sovokupnosti ego znacheniy v real'nom vremeni [Determining the nature of parameter changes based on the analysis of the dynamics of the shape of a set of its values in real time], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences]. – 2020. – № 3. – S. 46-55.
26. Klevtsov S.I. Opredelenie momenta skachkoobraznogo izmeneniya bystroperemennoy fizicheskoy velichiny v real'nom vremeni s ispol'zovaniem diagramm Puankare [Determination of the moment of a sudden change in a rapidly varying physical quantity in real time using Poincare diagrams], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2012, No. 5, pp. 108-113.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Ю.А. Кравченко.

Клевцов Сергей Иванович – Южный федеральный университет; e-mail: sergkmps@mail.ru; г. Таганрог, Россия; тел.. 88634328025; к.т.н.; доцент.

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

УДК 004.021

DOI 10.18522/2311-3103-2024-4-91-100

А.А. Егорчев, Д.М. Пашин, Н.А. Сарамбаев, А.Ф. Фахрутдинов

АНАЛИЗ СИСТЕМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ И КЛАССИФИКАЦИИ ЭМОЦИЙ ЧЕЛОВЕКА ПО ДАННЫМ ЗВУКОВОГО ПОТОКА

В современной быстро меняющейся и требовательной рабочей среде способность быстро и точно оценить эмоциональное состояние сотрудника имеет решающее значение для защиты человеческих жизней и снижения материальных рисков. Эмоциональное благополучие играет важную роль в обеспечении безопасности на рабочем месте, производительности труда и общего психического здоровья. Поэтому разработка эффективных инструментов для мониторинга негативных эмоций и реагирования на них является актуальной задачей современности. Целью данного исследования является разработка алгоритма, способного классифицировать эмоции, используя аудиоданные, записанные смартфоном пользователя. Такой инструмент особенно полезен, если интегрирован в более широкую систему мониторинга здоровья, позволяющую оценивать показатели здоровья человека в режиме реального времени с помощью неинвазивных методов. В этой статье представлено новое решение, которое использует акустические сигналы, улавливаемые микрофоном смартфона, для обнаружения и классификации эмоций пользователя. Используя сверточные нейронные сети (CNNs), тип алгоритма глубокого обучения, известного своей эффективностью при обработке аудио- и визуальных данных, предлагаемая система может определять эмоциональное состояние пользователя. Модель CNN обучена распознавать признаки в аудиоданных, соответствующие различным эмоциональным проявлениям, фокусируясь на обнаружении негативных эмоций, таких как, гнев или печаль. Результаты исследования демонстрируют эффективность системы: частота ошибок при определении негативных эмоций составляет 19,5% для ложноположительных результатов (ошибки I рода) и 20,1% для ложноотрицательных результатов (ошибки II рода). Эти показатели указывают на ее потенциал для практического применения в реальных условиях. Внедряя это решение в существующие системы биомедицинского мониторинга, организации могут расширить свои возможности по мониторингу эмоционального благополучия сотрудников, потенциально предотвращая негативные последствия, такие как несчастные случаи на производстве или кризисы психического здоровья. Интеграция распознавания эмоций с помощью смартфонов в системы мониторинга состояния здоровья представляет собой значительный прогресс в области неинвазивного биомедицинского мониторинга, использующего повсеместное присутствие смартфонов и возможности машинного обучения.

Система неинвазивного мониторинга; машинное обучение; биомедицинский мониторинг; смартфонная сенсорика; анализ акустического сигнала; распознавание эмоций.