

23. Satunin, S. A multi-agent approach to Intelligent Transportation Systems modeling with combinatorial auctions [Text] / S. Satunin, E. Babkin // Expert Systems with Applications. – 2014. – Vol. 41, Issue 15. – P. 6622–6633. doi: 10.1016/j.eswa.2014.05.015
24. Demin, D. A. Synthesis of optimal temperature regulator of electroarc holding furnace bath [Text] / D. A. Demin // Scientific Bulletin of National Mining University. – 2012. – Vol. 6. – P. 52–58.
25. Mendes, J. An architecture for adaptive fuzzy control in industrial environments [Text] / J. Mendes, R. Araújo, P. Sousa, F. Apóstolo, L. Alves // Computers in Industry. – 2011. – Vol. 62, Issue 3. – P. 364–373. doi: 10.1016/j.compind.2010.11.001
26. Wai, R.-J. Observer-based adaptive fuzzy-neural-network control for hybrid maglev transportation system [Text] / R.-J. Wai, M.-W. Chen, J.-X. Yao // Neurocomputing. – 2015. – Vol. 175. – P. 10–24. doi: 10.1016/j.neucom.2015.10.006

У даній роботі пропонується інформаційна технологія обробки аномальних вимірювань наборів сигналів у процесах, що протікають в умовах невизначеності. Для рішення цієї задачі ставиться сукупність необхідних проблем, які в цілому дозволяють збільшити точність вимірювань сигналів. Здійснена розробка математичного апарату, заснованого на теорії нечітких часових рядів і нечітких ситуацій, який вирішує завдання пошуку та усунення аномалій в наборі поточних сигналів

Ключові слова: лінгвістична змінна, нечіткі часові ряди, нечіткі ситуації, ступінь порівняння нечітких ситуацій

В данной работе предлагается информационная технология обработки аномальных измерений наборов сигналов в процессах, протекающих в условиях неопределенности. Для решения этой задачи ставится совокупность необходимых проблем, которые в целом позволяют увеличить точность измерений сигналов. Осуществлена разработка математического аппарата, основанного на теории нечетких временных рядов и нечетких ситуаций, который решает задачи поиска и устранения аномалий в наборе текущих сигналов

Ключевые слова: лингвистическая переменная, нечеткие временные ряды, нечеткие ситуации, степень сравнения нечетких ситуаций

УДК: 004.89
DOI: 10.15587/1729-4061.2015.56815

РАЗРАБОТКА ИНФОРМАЦИОННОЙ ТЕХНОЛОГИИ ОБРАБОТКИ АНОМАЛЬНЫХ ИЗМЕРЕНИЙ ТЕНЗОМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Н. Б. Копытчук

Доктор технических наук, профессор*

E-mail: knb47@mail.ru

П. М. Тишин

Кандидат физико-математических наук, доцент*

E-mail: tik88@mail.ru

И. Н. Копытчук

Старший преподаватель*

E-mail: igor.kopytchuk@gmail.com

*Кафедра компьютерных интеллектуальных систем и сетей

Одесский национальный политехнический университет
пр. Шевченко, 1а, г. Одесса, Украина, 65044

1. Введение

В настоящее время получили широкое развитие методы, основанные на теории нечетких множеств [1]. В отличие от вероятностных методов, где для описания процессов необходимо обработать некоторый объем статистических данных, методы, основанные на теории нечетких множеств, позволяют описывать процессы качественно, не прибегая к статистическим данным, а используя знания эксперта. При этом для применения теории множеств на практике разработаны подходы построения нечетких гибридных сетей [2] и нечетких баз знаний [3], которые формализуют нечеткие знания о конкретной предметной области.

С другой стороны, интерес для практики представляют работы, в которых теория нечетких множеств применяется для решения задач, возникающих при обработке временных рядов (ВР). Данный вопрос привел к появлению новых областей знаний, таких как нечеткие временные ряды и гранулированные вычисления. При этом для таких стандартных задач обработки ВР как прогнозирование значений временного ряда и поиск аномалий во временных рядах, можно с успехом разрабатывать подходы, основанные на применении теории нечетких множеств. Однако работы, в которых подходы, основанные на теории нечетких множеств, при обработке временных рядов недостаточно используются при разработке новых практически реализованных информационных технологиях.

2. Анализ литературных данных и постановка проблемы

Нечеткое моделирование основывается на понятиях теории нечетких множеств, позволяя описывать процессы предметной области, предполагает качественное описание закономерностей предметной области и представляет собой более сложные организации вычислений [4, 5].

Каждые два года [6], проходят конгрессы объединения ученых International Fuzzy Systems Association (IFSA), которые подводят итоги за прошедший период и определяют новые интересные области применения нечетких систем. Одной из областей, рассматриваемой в [6], является анализ нечетких временных рядов. При этом перспективность данных подходов определяется возможностями расширения задач обработки временных рядов и множества технологий их решения, за счет оперирования не только количественной, но и качественной информацией. Так, в процессе нечеткого моделирования в работе [7] рассматривались задачи прогнозирования временных рядов. Кроме того, разрабатываемые на основе нечетких временных рядов подходы, позволяют решать задачи:

- разбиения временных рядов на значимые сегменты или паттерны [8];
- поиска закономерностей во временных рядах [9];
- классификации или назначения временному ряду одного из заранее определенных классов [10];
- формирования краткого описания временного ряда, содержащего существенные черты с точки зрения решаемой задачи [11];
- обнаружения аномалий, то есть поиска новых, не типичных паттернов временных рядов.

Для диагностики процессов применяют методы, основанные на поиске аномалий в поведении временного ряда [12, 13]. Данная задача является стандартной задачей обработки временных рядов, однако ее применение в случае, когда статистики недостаточно, предполагает определенные трудности.

В работе [14] приведены теоретические вопросы в области моделирования нечетких тенденций и анализа временных рядов. Однако применение данного подхода в конкретной предметной области требует с одной стороны подбора лингвистических переменных, описывающих конкретные временные ряды и тенденции, а с другой стороны актуальным становится вопрос о формате хранения полученных знаний с целью их дальнейшего использования.

3. Цель и задачи исследования

Целью исследования является разработка информационной технологии обработки аномальных измерений тензометрических систем для повышения точности оценки массы объекта при ограниченном времени взвешивания.

Для достижения поставленной цели необходимо выполнить следующие задачи:

- разработать структуру информационной технологии обработки аномальных ситуаций в тензометрической системе;
- ввести соотношения для определения степени нечеткого равенства между нечеткими ситуациями, когда лингвистические переменные входящие в описание ситуаций задаются полных ортогональных семантических пространствах;
- описать нечеткие ситуации, в случае, когда аномальные ситуации оцениваются по одному или двум датчикам;
- разработать алгоритм оценки ситуации по одному или двум датчикам.

4. Результаты исследования, применяемые для обработки набора сигналов тензометрических систем

В общем виде информационная технология, применяемая для устранения аномалий, представлена на рис. 1.

В описываемой информационной технологии применяется определение степени нечеткого равенства для некоторых нечетких ситуаций. Для этого потребовалось определить наборы параметров, по которым описывается нечеткая ситуация, и ввести соотношение для расчета степени нечеткого равенства. Приведем сначала соотношение для расчета степени нечеткого равенства в случае, когда описание нечеткой ситуации задается в достаточно общем виде.

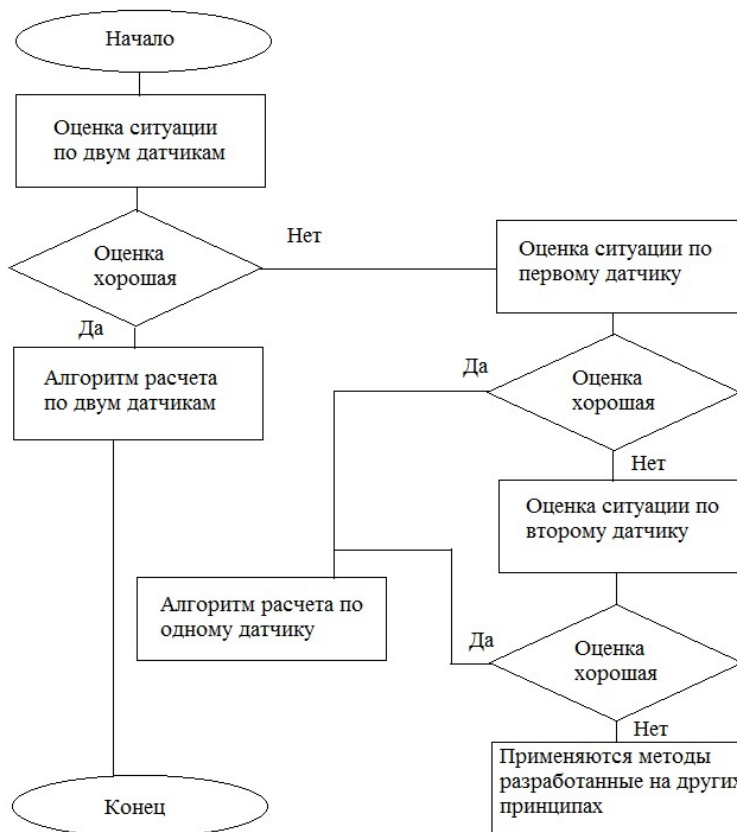


Рис. 1. Информационная технология обработки аномальных ситуаций в тензометрических системах

Для решения задачи необходимо сравнивать некоторую входную нечеткую ситуацию S_i с каждой нечеткой ситуацией $S_j, j=1, \dots, J$ из некоторого множества ситуаций. В качестве меры для определения степени близости нечеткой ситуации S_i нечеткой ситуации S_j может использоваться [3]:

- степень нечеткого включения нечеткой ситуации S_i в нечеткую ситуацию S_j ;
- степень нечеткого равенства нечеткой ситуации S_i и нечеткой ситуации S_j .

Пусть нечеткие ситуации S_i и S_j описываются соотношениями:

$$S_i = \left\{ \frac{\mu_{S_i}(p_m)}{p_m} \right\}_{m=1}^M, S_j = \left\{ \frac{\mu_{S_j}(p_m)}{p_m} \right\}_{m=1}^M, \quad (1)$$

где $\{p_m\}_{m=1}^M$ – набор признаков, по которому определяются нечеткие ситуации, а $\mu_{S_i}(p_m)$ определяется соотношением:

$$\mu_{S_i}(p_m) = \left\{ \frac{\mu_k^i(T_{mk})}{T_{mk}} \right\}_{k=1}^{P(m)}, \quad (2)$$

где $\mu_k^i(p_m)$ – степень принадлежности признака p_m к терму T_{mk} , а $P(m)$ – количество термов в терм множестве признака p_m .

Согласно работе [3], степенью включения ситуации S_i в ситуацию S_j называется величина $v(S_i, S_j)$, определяемая выражением:

$$v(S_i, S_j) = \bigwedge_{m=1}^M v(\mu_{S_i}(p_m), \mu_{S_j}(p_m)), \quad (3)$$

где $v(\mu_{S_i}(p_m), \mu_{S_j}(p_m))$ вычисляется следующим образом:

$$v(\mu_{S_i}(p_m), \mu_{S_j}(p_m)) = \bigwedge_{k=1}^{P(m)} (\mu_k^i(T_{mk}) \rightarrow \mu_k^j(T_{mk})). \quad (4)$$

Здесь $\mu_k^i(T_{mk}) \rightarrow \mu_k^j(T_{mk})$ определяется соотношением:

$$\mu_k^i(T_{mk}) \rightarrow \mu_k^j(T_{mk}) = \max(1 - \mu_k^i(T_{mk}), \mu_k^j(T_{mk})). \quad (5)$$

При этом считается, что ситуация S_i нечетко включается в ситуацию $S_j, S_i \subseteq S_j$ если $v(S_i, S_j) \geq \lambda$, где λ – некоторое пороговое значение. Существование двух взаимных включений ситуаций S_i и S_j , означает, что при пороге включения λ ситуации S_i и S_j примерно одинаковы.

Степенью нечеткого равенства ситуации S_i и ситуации S_j называется величина $\mu(S_i, S_j)$, определяемая выражением

$$\mu(S_i, S_j) = v(S_i, S_j) \wedge v(S_j, S_i), \quad (6)$$

где $v(S_i, S_j)$ определяется соотношениями (3)–(5).

Считается, что ситуации S_i и S_j , нечетко равны, $S_i \approx S_j$, если $\mu(S_i, S_j) \geq \sigma$, где σ – некоторое пороговое значение.

Используя описание нечетких ситуаций в виде соотношений (1), а также задание лингвистических переменных в соответствующих полных ортогональных семантических пространствах [16], удается доказать справедливость следующей теоремы.

Теорема. Пусть S_i и S_j нечеткие ситуации, представимые соотношениями (1)–(2) и справедливы условия:

1. Каждый признак $p_m, m=1, \dots, M$ определен на своем ПОСП \mathfrak{S}_m .
2. Справедливы представления

$$\mu_{S_i}(p_m) = \left\{ \frac{\gamma_{mi}^k}{T_{mk}} \right\}_{k=1}^{P(m)}, \mu_{S_j}(p_m) = \left\{ \frac{\gamma_{mj}^k}{T_{mk}} \right\}_{k=1}^{P(m)}.$$

Тогда степень нечеткого равенства $\mu(S_i, S_j)$, задаваемая формулами (6), определяется соотношением

$$\mu(S_i, S_j) = \min_{m=1, \dots, M} \{ \max_{k=1, \dots, P(m)} (\min(\gamma_{mi}^k, \gamma_{mj}^k)) \}. \quad (7)$$

Предположим, что показания, снятые с тензометрического датчика, представимы в виде

$$S = \{S_i, t_i\}_{i=1}^n, \quad (8)$$

где n – количество отсчетов в сигнале, i – номер отсчета, t_i – время получения i -ого отсчета и S_i – значение i -ого отсчета.

Введем в рассмотрение вектор $x = \{x_i\}_{i=1}^{25}$, элементы которого определяются некоторыми заданными соотношениями на интервале $[0, 1]$, а также вектора S_n, T_n , элементы которых определяются соотношениями

$$\begin{aligned} S_n &= (S_i - S_{\min}) / (S_{\max} - S_{\min}), \\ T_n &= (t_i - t_{\min}) / (t_{\max} - t_{\min}), \end{aligned} \quad (9)$$

в которых через S_{\max}, S_{\min} обозначены максимальное и минимальное значение в наборе $\{S_i\}_{i=1}^n$, а через t_{\max}, t_{\min} обозначены максимальное и минимальное значение в наборе $\{t_i\}_{i=1}^n$.

Тогда, для любого сигнала, представленного формулой (8), используя соотношения (9) и введенный вектор $x = \{x_i\}_{i=1}^{25}$, можно определить нормализующее представление сигнала в виде вектора:

$$DS_i = L(x_i, S_n, T_n), i=1, \dots, 25, \quad (10)$$

где $L(x, S_n, T_n)$ интерполяционный полином, в котором узлы определяются векторами S_n, T_n .

Для описания ситуаций на множестве датчиков введем следующие лингвистические переменные (10):

- $v_A[d, j]$ – лингвистическая переменная описания максимального значения d -ого сигнала в j -ой системе первичной обработки;
- $v_T[d, j]$ – лингвистическая переменная описания длительности d -ого сигнала в j -ой системе первичной обработки.

Тогда в множестве сигналов $S_{d,j}$, представимых формулой (8), лингвистическое описание сигнала задается в виде

$$S_{d,j}(L) = (v_A[d, j], v_T[d, j]), \quad (11)$$

где $d=1, \dots, D, j=1, \dots, J$ и D – количество рассматриваемых сигналов, а J – количество систем первичной обработки. При этом некоторый нечеткий параметр $v \in (v_A[d, j], v_T[d, j])$ представляет собой лингвистическую переменную, носителем которой является соответствующая

четкая переменная v^{ch} , принимающая значения на интервале (v_{min}, v_{max}) и определяемая формулами (10).

Рассмотрим теперь две системы первичной обработки, которые измеряют сигнал от одного и того же источника в разные моменты времени. Объединяя результаты для данных систем, можно получить описание нечеткой ситуации в виде:

$$S_i = \left\{ \frac{\mu_{S_i}(v_A[d,j])}{v_A[d,j]}, \frac{\mu_{S_i}(v_T[d,j])}{v_T[d,j]}, \frac{\beta_{S_i}(v_A[d,j])}{v_A[d,j]}, \frac{\beta_{S_i}(v_T[d,j])}{v_T[d,j]} \right\}, \quad (12)$$

где

$$\mu_{S_i}(v_A[d,j]) = \left\{ \frac{\gamma_i^k(A,1)}{V_k^A} \right\}_{k=1}^{N_{sat}}, \quad \mu_{S_i}(v_T[d,j]) = \left\{ \frac{\gamma_i^k(T,1)}{V_k^T} \right\}_{k=1}^{N_{st}},$$

$$\beta_{S_i}(v_A[d,j]) = \left\{ \frac{\gamma_i^k(A,2)}{V_k^A} \right\}_{k=1}^{N_{sat}}, \quad \beta_{S_i}(v_T[d,j]) = \left\{ \frac{\gamma_i^k(T,2)}{V_k^T} \right\}_{k=1}^{N_{st}}.$$

Здесь $\{\gamma_i^k(A,m)\}_{k=1}^{N_{sat}}$, $\{\gamma_i^k(T,m)\}_{k=1}^{N_{st}}$ определяют степень принадлежности полученных $v_A^{ch}[d,j]$, $v_T^{ch}[d,j]$ для систем первичной обработки, $m=1,2$. Полученное описание (12) позволяет определить степень нечеткого равенства $\mu(S_i, S_j)$, которая задается соотношением (7).

Полученный результат позволил создать эталонную базу нечетких ситуаций, которая составлена по результатам испытаний тензометрической системы. Поскольку в обработку было взято порядка 1000 пар сигналов для четырех различных тензометрических систем, данная выборка представляется достаточно полной для описания всех возможных нормальных и аномальных ситуаций на парах датчиков.

Алгоритм создания эталонной базы для описания ситуаций на множестве датчиков описан в работе [16].

Тогда алгоритм, применяемый для определения аномальной текущей ситуации, состоит из следующих этапов:

1. Задается некоторое пороговое значение σ .

2. Выбирается первый эталон в созданной эталонной базе нечетких ситуаций.

3. Для текущей ситуации и выбранного эталона вычисляется величина, определяемая соотношением.

4. Если вычисленная в п. 3 величина больше порогового значения σ , то ситуация признается не аномальной и алгоритм заканчивается.

5. Если вычисленная в п. 3 величина меньше порогового значения σ , то выбирается следующий эталон в созданной эталонной базе нечетких ситуаций и осуществляется переход в п. 3. При этом производится проверка, если все эталоны уже обработаны, то ситуация признается аномальной и алгоритм заканчивается.

Теперь перейдем к задаче оценки аномальной ситуации по одному тензометрическому датчику. В множестве сигналов $S_{d,j}$, представимых формулой (8), лингвистическое описание сигнала задается в виде $S_{d,j}(L) = (v_A[d,j], v_U[d,j], v_D[d,j], v_T[d,j], v_O[d,j], v_R[d,j])$, где $d=1, \dots, D$ и D – количество рассматриваемых

сигналов, а J – количество систем первичной обработки [15].

В общем случае, для некоторой лингвистической переменной $v \in (v_A[d,j], v_U[d,j], v_D[d,j], v_T[d,j])$, носителем является четкая переменная v^{ch} , которая принимает значения на интервале (v_{min}, v_{max}) . Лингвистическая переменная v определяется набором лингвистических термов:

$$V = \{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}, \quad (13)$$

где V_i есть i -ый лингвистический терм v , $i=1, \dots, N_v$, а N_v – количество термов введенных при описании v .

Основой алгоритма оценки аномалий по одному датчику является математическая модель произвольного нормализующего представления. Предлагаемая математическая модель строится отдельно в каждом классе сигналов, при этом для построения классов сигналов используется классификация сигналов, которая описана в работе [17].

Математическая модель произвольного нормализующего представления $\{z_i, t_i\}_{i=1}^{2n+1}$, предлагается искать в виде:

$$z_i = s_i + s_{zad} + e, \quad i = 1, \dots, 2n+1, \quad (14)$$

где e – помехи, распределенные по гауссовскому закону, а s_{zad} – некоторый неизвестный произвольный параметр, причем относительно выбранного стандартного представления (14) он определяется однозначно.

В математической модели (14) предполагается, что вектор значений $\{t_i\}_{i=1}^{2n+1}$ будет определяться следующими соотношениями:

$$t_i = \begin{cases} t_0 + T(i-1)/(3p_0), i = 1, \dots, p_0 + 1, \\ t_0 + T(i+p_1-p_0-1)/(3p_1), i = p_0 + 2, \dots, p_1 + p_0 + 1, \\ t_0 + T(i+2n-3p_1-3p_0-1)/[3(n-p_1-p_0)], i = p_1 + p_0 + 2, \dots, n+1. \end{cases} \quad (15)$$

$$t_{2n+2-i} = \begin{cases} t_0 + T(6p_0-i+1)/(3p_0), i = 1, \dots, p_0 + 1, \\ t_0 + T(5p_1-i+p_0+1)/(3p_1), i = p_0 + 2, \dots, p_1 + p_0 + 1, \\ t_0 + T(4n-3p_1-3p_0-i+1)/[3(n-p_1-p_0)], i = p_1 + p_0 + 2, \dots, n+1, \end{cases} \quad (16)$$

где t_0, T – некоторые неизвестные произвольные параметры, причем относительно выбранного нормализующего представления (10) они также определяются однозначно.

Отметим, что вектор значений $\{s_i\}_{i=1}^{2n+1}$ в модели (14) определяется зависимостями

$$s_i = s_{2n+2-i} = \begin{cases} f(y_0, y_1, p_0, i-1), i = 1, \dots, p_0 + 1, \\ f(y_1, y_2, p_1, i-p_0-1), i = p_0 + 2, \dots, p_1 + p_0 + 1, \\ f(y_2, y_3, n-p_1-p_0, i-p_0-p_1-1), i = p_1 + p_0 + 2, \dots, n+1. \end{cases} \quad (17)$$

Здесь $f(f_1, f_2, p, i) = f_1(p-i)/p + f_2(i/p)$, а y_0, y_1, y_2, y_3 – некоторый набор неизвестных произвольных параметров, который относительно выбранного нормализующего представления (10) также определяется однозначно.

Таким образом, можно сделать вывод, что модель произвольного стандартного представления $\{z_i, t_i\}_{i=1}^{2n+1}$,

в общем случае зависит от набора параметров $P = \{s_{zad}, t_0, T, Y_0, Y_1, Y_2, Y_3\}$.

Набор параметров P , в свою очередь, при дальнейшем рассмотрении будем представлять в виде объединения двух наборов

$$P = P_{const} \cup P_{value},$$

где $P_{const} = \{y_0, y_1, y_2, y_3\}$ – параметры, определяющие вектор значений $\{s_i\}_{i=1}^{2n+1}$ по формулам (17), а $P_{value} = \{s_{zad}, t_0, T\}$ – параметры определяющие вектор значений $\{t_i\}_{i=1}^{2n+1}$ по формулам (15)–(16).

Для обоснования данной модели экспертным путем были выбраны наборы сигналов, по которым были построены нормализующие представления. По данным представлениям с помощью алгоритмов нечеткой кластеризации строились наборы эталонов. Экспертно данные эталоны разбивались на классы, которые содержали аномалию и не содержали аномалию. В свою очередь класс эталонов содержащих аномалию разбивался на два класса:

- класс эталонов, в которых можно избавиться от аномалий решением задачи устранения аномалий в сигнале;

- классы эталонов, в которых нельзя избавиться от аномалий.

Задача об устранении аномалий в сигнале состоит в следующем наборе подзадач:

1. Определить параметр $t_0 \in P_{value}$.

2. Выбрать множество точек в нормализующем представлении, по которым будет решаться задача устранения аномалий в сигнале.

3. Определить параметр $T \in P_{value}$, что позволяет определить набор параметров $P_{value} = \{t_0, T\}$ и определять вектор значений $\{t_i\}_{i=1}^{2n+1}$ по формулам (15)–(16).

4. Определить набор параметров $P_{const} = \{y_0, y_1, y_2, y_3\}$, которые определяют вектор значений $\{s_i\}_{i=1}^{2n+1}$ по формулам (15).

Практическое применение данной информационной технологии позволило повысить точность определения показаний от датчиков. На рис. 2 приведена диаграмма, на которой представлены результаты обработки показаний от датчиков с помощью данной информационной технологии по сравнению с необработанными показаниями.

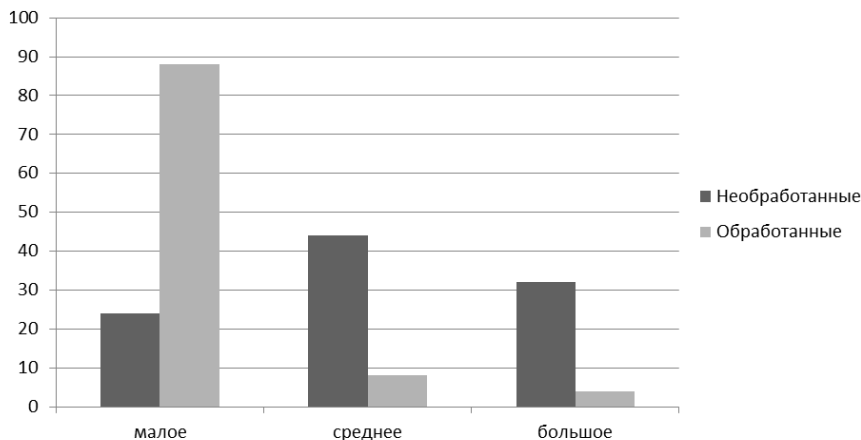


Рис. 2. Сравнение показаний от датчиков в результате применения предлагаемой информационной технологии

По результатам экспериментальных исследований видно, что количество показаний, в которых отклонение оценивается как малое, выросло более чем в три раза.

5. Обсуждение результатов разработки информационной технологии

В работе предложена новая структура информационной технологии, которая содержит блоки оценки аномальных ситуаций на наблюдаемых временных рядах в тензометрических системах. Отсутствие данных блоков не позволяло обнаруживать ситуации, в которых наборы сигналов содержат аномалию. Это, в свою очередь, не позволяло сделать вывод, когда корректней производить обработку по всему набору сигналов, а когда лучше производить обработку по одному сигналу или не учитывать эту пару сигналов при дальнейшей обработке. Для оценивания аномальных ситуаций построена классификация сигналов в зависимости от набора лингвистических параметров. В данных классах с помощью алгоритмов нечеткой кластеризации строились наборы эталонов. Экспертно данные эталоны разбивались на классы, которые содержали аномалию и не содержали аномалию. В свою очередь, класс эталонов содержащих аномалию разбивался на два класса:

- класс эталонов, в которых можно избавиться от аномалий решением задачи устранения аномалий в сигнале;

- классы эталонов, в которых нельзя избавиться от аномалий.

Полученное описание позволило создать эталонную базу нечетких ситуаций по результатам испытаний тензометрической системы и разработать алгоритмы оценивания, поиска и устранения аномалий.

В общем случае, вычисление степени нечеткого равенства между нечеткими ситуациями трудно реализовать эффективно. Поэтому в работе предложен эффективный алгоритм расчета степени нечеткого равенства между нечеткими ситуациями, в случае, когда лингвистические переменные, входящие в описание ситуаций, задаются в полных ортогональных семантических пространствах. Данный подход позволяет упростить описание нечетких ситуаций, определять по их параметрам итоговое соотношение для степени

нечеткого равенства между нечеткими ситуациями и реализовать вычисление этой величины в технологии программы.

По результатам экспериментальных исследований показано, что использование данной информационной технологии при обработке сигналов с тензометрических датчиков увеличивает точность оценки показаний датчиков.

6. Выводы

В данной работе предлагается информационная технология обработки аномальных измерений на-

боров сигналов в процессах, протекающих в условиях неопределенности. Основой предлагаемой технологии являются блоки оценки аномальных ситуаций на множестве сигналов с тензометрических датчиков. Применение оценок позволяет выделить ситуации, когда дальнейшую обработку следует осуществлять, опираясь на показания с множества датчиков, а когда следует отказаться от этого.

В работе предложен алгоритм, применяемый для определения аномальной текущей ситуации на множестве датчиков, который использует введенную степень нечеткого равенства между нечеткими ситуациями. Основой алгоритма оценки аномалий по одному датчику является математическая модель произвольного нормализующего представления. Предлагаемая математическая

модель строится отдельно в каждом классе сигналов, при этом используется классификация сигналов, в которой лингвистические переменные, входящие в описание сигналов, задаются в полных ортогональных семантических пространствах. Использование полученных оценок в разрабатываемой информационной технологии при обработке сигналов с тензометрических датчиков увеличивает точность оценки показаний датчиков.

Данная работа является продолжением ранее проведенных авторами исследований. В дальнейшем, полученные результаты, будут использованы при разработке информационных технологий как для тензометрических систем с большим числом датчиков этого типа, так и при оценке показаний от тензометрических датчиков других типов.

Литература

1. Zadeh, L. A. Fuzzy sets [Text] / L. A. Zadeh // Information and Control. – 1965. – Vol. 8, Issue 3. – P. 338–353. doi:10.1016/s0019-9958(65)90241-x
2. Круглов, В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети [Текст] / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов. – М.: Физматлит, 2001. – 224 с.
3. Штовба, С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB [Текст] / С. Д. Штовба. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 288 с.
4. Борисов, В. В. Нечеткие модели и сети [Текст] / В. В. Борисов, В. В. Круглов, А. С. Федулов. – М.: Горячая линия – Телеком, 2007. – 284 с.
5. Ротштейн, А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети [Текст] / А. П. Ротштейн. – Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. – 320 с.
6. Ярушкіна, Н. Г. Нечеткие системы: обзор итогов и тенденций развития [Текст] / Н. Г. Ярушкіна // Искусственный интеллект и принятие решений. – 2008. – № 4. – С. 26–38.
7. Афанасьева, Т. В. Прогнозирование временных рядов : нечеткие модели [Текст] / Т. В. Афанасьева, А. М. Наместников, И. Г. Перфильева, А. А. Романов, Н. Г. Ярушкіна. – Ульяновск: УлГТУ, 2014. – 145 с.
8. Graves, D. Multivariate Segmentation of Time Series with Differential Evolution [Text] / D. Graves, W. Pedrycz // International Fuzzy Systems Association World – European Society for Fuzzy Logic and Technology Conference (IFSA-EUSFLAT 2009). – Lisbon, Portugal, 2009. – P. 1108–1113.
9. Giove, S. Fuzzy logic and Clustering methods for time series analysis [Text] / S. Giove // ESIT'99. Workshop on Finance, Trade and Services. – Chania, 1999. – 7 p. – Available at: http://www.erudit.de/erudit/events/esit99/12600_p.pdf
10. Herbst, G. Online Recognition of fuzzy time series patterns [Text] / G. Herbst, S. F. Bocklisch // International Fuzzy Systems Association World – European Society for Fuzzy Logic and Technology Conference (IFSA-EUSFLAT 2009). – Lisbon, Portugal, 2009. – P. 974–979.
11. Kacprzyk, J. Using Fuzzy Linguistic summaries for the comparison of time series [Text] / J. Kacprzyk, A. Wilbik // International Fuzzy Systems Association World – European Society for Fuzzy Logic and Technology Conference (IFSA-EUSFLAT 2009). – Lisbon, Portugal, 2009. – P. 1321–1326.
12. Chandola, V. Anomaly Detection : A Survey [Text] / V. Chandola, A. Banerjee, V. Kumar // ACM Computing Surveys. – 2009. – Vol. 41, Issue 3. – P. 1–58. doi: 10.1145/1541880.1541882
13. Cheboli, D. Anomaly Detection of Time Series [Text] : a thesis submitted to the Faculty of the Graduate School of the University of Minnesota / D. Cheboli. – Minnesota, 2010. – 75 p. – Available at: <http://conservancy.umn.edu/handle/11299/92985>
14. Афанасьева, Т. В. Моделирование нечетких тенденций временных рядов [Текст] / Т. В. Афанасьева. – Ульяновск: УлГТУ, 2013. – 215 с.
15. Копытчук, Н. Б. Алгоритм определения аномальных ситуаций для тензометрических систем [Текст] / Н. Б. Копытчук, П. М. Тишин, И. Н. Копытчук, И. Г. Милейко // Вісник Національного технічного університету «ХПІ». Серія : Механіко-технологічні системи та комплекси. – 2015. – № 21 (1130). – С. 37–45.
16. Копытчук, Н. Б. Построение набора эталонов для повышения точности экспертных оценок [Текст] / Н. Б. Копытчук, П. М. Тишин, И. Н. Копытчук, И. Г. Милейко // ScienceRise. – 2015. – Т. 4, № 2 (9). – С. 72–76. doi:10.15587/2313-8416.2015.41579
17. Копытчук, Н. Б. Построение аппроксимирующей нечеткой зависимости, для определения параметров классификации аномалий [Текст]: сб. статей по материалам XXXVI междунар. науч.-практ. конф. / Н. Б. Копытчук, П. М. Тишин, И. Н. Копытчук, И. Г. Милейко // Инновации в науке. – 2014. – № 8 (33). – С. 14–22.