

Копытчук Н. Б.,
Тишин П. М.,
Копытчук И. Н.,
Милейко И. Г.

ПОСТАНОВКА МНОГОКРИТЕРИАЛЬНОЙ ОПТИМИЗАЦИОННОЙ ЗАДАЧИ ДЛЯ ОБРАБОТКИ НАБОРА СИГНАЛОВ ТЕНЗОМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ

В данной работе предлагается алгоритм устранения аномалий при измерении набора сигналов в процессах, протекающих в условиях неопределенности. Для решения этой задачи строится аппроксимирующая зависимость, которая связывает максимальные значения сигналов, полученных на разных системах первичной обработки.

Осуществлена постановка многокритериальной оптимизационной задачи, решение которой позволяет применить разработанную модель для устранения аномалий в наборе текущих сигналов.

Ключевые слова: лингвистическая переменная, нечеткие временные ряды, многокритериальная оптимизационная задача.

1. Введение

Теория нечетких множеств (ТНМ), основные идеи которой были предложены американским математиком Лотфи Заде (Lotfi Zadeh) [1], позволяет описывать качественные, неточные понятия и знания, а также оперировать этими знаниями с целью получения новой информации. ТНМ позволяет описывать нечеткие понятия и знания, оперировать этими знаниями и делать нечеткие выводы. ТНМ есть некоторый аппарат формализации одного из видов неопределенности, возникающий при моделировании (в широком смысле этого слова, не только математическом) реальных объектов. Нечеткость возникает всегда, когда используются слова естественного языка при описании объекта. В рамках теории нечетких множеств разработан аппарат формализации содержательно значимых понятий, примерами которых являются «устойчивая ситуация», «высокий уровень безопасности» и т. п.

Нечеткие методы оказываются особенно полезными, когда технологические процессы являются слишком сложными для анализа с помощью общепринятых количественных методов или когда доступные источники информации интерпретируются качественно, неточно или неопределенно [2, 3].

Данное исследование посвящено решению научно-практической задачи построения информационной модели оценки массы объекта при ограниченном времени взвешивания. Подобные задачи ставятся в случае, когда необходимо определить массу движущихся с повышенной скоростью объектов. При практических наблюдениях было выявлено, что в некоторых случаях стохастический высокочастотный шум, образованный динамическими явлениями, происходящими в процессе взвешивания, может сильно отклонить построенную аппроксимирующую кривую от реального сигнала. Это является причиной возникновения повышенной погрешности оценки параметров данной модели тензометрического сигнала.

2. Анализ литературных данных

Нечеткое моделирование временных рядов представляет новую научную область, специфика которой определяется нечеткими значениями, а по отношению к нечетким моделям — более сложной организацией вычислений [4, 5].

Прикладной аспект проблематики анализа нечетких временных рядов определяется возможностью расширения множества задач обработки ВР, множества технологий их решения за счет оперирования не только количественной, но и качественной информацией.

При решении данной задачи с целью диагностики процессов, применяют методы, основанные на поиске аномалий в поведении ВР [6, 7]. Однако многие подходы не учитывают аномалии, связанные с нарушением поведения ВР.

В работе [8] изложены теоретические и практические вопросы в области моделирования нечетких тенденций и анализа временных рядов. Данная проблематика тесно связана с задачами извлечения знаний из временных рядов (Times Series Data Mining) на основе интеллектуальных технологий.

В работах [9–11] подходы, связанные с обработкой нечетких ВР, применялись при обработке сигналов, полученных в тензометрических системах.

3. Объект, цель и задачи исследования

Объектом данного исследования являются наборы сигналов тензометрических систем.

Целью исследования является разработка алгоритма устранения аномалий при измерении набора сигналов в процессах, которые протекают в условиях неопределенности.

Для достижения поставленной цели необходимо выполнить следующие задачи:

1. Определить набор лингвистических переменных, позволяющих осуществить нечеткую классификацию сигналов.

2. Построить, с использованием нечеткой классификации сигналов, аппроксимирующую зависимость, которая связывает максимальные значения сигналов, полученные от одного источника на разных системах первичной обработки.

3. Сформулировать многокритериальную оптимизационную задачу, применение которой решает задачу устранения аномалий в наборе текущих сигналов.

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

Предположим, что сигнал представлен в виде:

$$S = \{S_i, t_i\}_{i=1}^n, \tag{1}$$

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

Вводя в рассмотрение стандартный вектор $x = \{x_i\}_{i=1}^{25}$, а также вектора Sn, Tn , элементы которых определяются соотношениями:

$$\begin{aligned} Sn_i &= (S_i - S_{\min}) / (S_{\max} - S_{\min}), \\ Tn_i &= (t_i - t_{\min}) / (t_{\max} - t_{\min}), \end{aligned} \tag{2}$$

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 (1) используя соотношения (2), можно определить вектор:

$$DS_i = L(x_i, Sn, Tn), \quad i = 1, \dots, 25, \tag{3}$$

где $L(x, Sn, Tn)$ интерполяционный полином, в котором узлы определяются векторами Sn, Tn .

Определение 1. Пусть дан сигнал S заданный формулой (1). Тогда стандартным представлением DS сигнала S называется вектор, элементы которого определяются соотношениями (3).

Рассмотрим теперь множество сигналов $\{S_{d,j}\}_{d=1}^D \{j=1}^J$, где $S_{d,j}$ — сигнал полученный в результате d -ого измерения в j -ой системе первичной обработки. При этом $d = 1, \dots, D, j = 1, \dots, J, D$ — количество рассматриваемых сигналов, J — количество систем первичной обработки, а сигнал $S_{d,j}$ представим формулой (1). Каждому сигналу данного множества можно поставить в соответствие стандартное представление $DS_{d,j}$ сигнала определяемого соотношениями (3).

Для описания сигналов введены следующие параметры:

- $v_A^{Ch}[d, j]$ — коэффициент пропорциональный максимальному значению d -ого сигнала в j -ой системе первичной обработки;
- $v_T^{Ch}[d, j]$ — длительность d -ого сигнала в j -ой системе первичной обработки.

Четкий параметр $v_A^{Ch}[d, j]$ определяется соотношениями:

$$v_A^{Ch}[d, j] = \left[\max_{1 \leq i \leq N(d, j)} \{S_i(d, j)\} \right] / 10000, \tag{4}$$

где через $N(d, j)$ обозначено количество отсчетов в сигнале $S_{d,j}$.

Для четкого параметра $v_T^{Ch}[d, j]$ вводится соотношение:

$$v_T^{Ch}[d, j] = \left[\max_{1 \leq i \leq N(d, j)} \{t_i(d, j)\} - \min_{1 \leq i \leq N(d, j)} \{t_i(d, j)\} \right] / 10000, \tag{5}$$

где через $t_i(d, j)$ обозначено время поступления i -ого отсчета в сигнале $S_{d,j}$.

Рассмотрим множество сигналов $S_{d,j}$ представимых формулой (1), где $d = 1, \dots, D; j = 1, \dots, J$ и D — количество рассматриваемых сигналов, а — количество систем первичной обработки. Каждому из сигналов данного множества можно поставить в соответствие стандартное представление $DS_{d,j}$ сигнала определяемого соотношениями (3). Для построения лингвистической модели сигналов, полученных в испытаниях, были введены следующие параметры:

- $v_A[d, j]$ — 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.

Нечеткий параметр длительность сигнала $v_T[d, j]$, это лингвистическая переменная, представляющая из себя нечеткое множество, носителем которого является переменная $v_T^{Ch}[d, j]$ определяемая формулами (5). Для определения термов соответствующих лингвистической переменной $v_T[d, j]$ применим алгоритм кластеризации k -средних, когда число кластеров равно 5.

В результате получаем центры кластеров $\Omega_{Z_T}(i)_{i=1}^5$, которые представлены в табл. 1.

Таблица 1

Центры кластеров при кластеризации методом k -средних, когда число кластеров равно 5

$\Omega_{Z_T}(1)$	$\Omega_{Z_T}(2)$	$\Omega_{Z_T}(3)$	$\Omega_{Z_T}(4)$	$\Omega_{Z_T}(5)$
43,82	32,73	63,91	23,79	16,37

При этом для 1 кластера использовалось 400 значений из множества сигналов, для построения 2 использовалось 489 значений, для построения 3 использовалось 72 значения, для построения 4 использовалось 685 значений и для построения 5 кластера использовалось 530 значений.

Применяя полученные результаты множество лингвистических термов V^T , определяющих параметр $v_T[d, j]$, задается соотношением:

$$V = \{V_1, V_2, \dots, V_{N_v}\}, \tag{6}$$

где V_i — i -ый лингвистический терм нечеткого параметра $v_T[d, j]$, $i = 1, \dots, N_v$, а $N_v = 4$. При этом два

кластера образовали один терм. В результате лингвистические термы, составляющие множество V^T , имеют следующий вид:

$V_1^T = \text{МНС}$, если длительность сигнала намного ниже среднего;

$V_2^T = \text{НС}$, если длительность сигнала ниже среднего;

$V_3^T = \text{С}$, если длительность сигнала среднего;

$V_4^T = \text{ВС}$, если длительность сигнала выше среднего.

Функции принадлежности переменной $v_T^{ch}[d, j]$ соответствующим лингвистическим термам V_i^T , определяются соотношениями:

$$f_{V_i}(a_{V_i}, b_{V_i}, c_{V_i}, d_{V_i}, v^{ch}) = \begin{cases} 0, v^{ch} \leq a_{V_i}, \\ \frac{v^{ch} - a_{V_i}}{b_{V_i} - a_{V_i}}, a_{V_i} \leq v^{ch} \leq b_{V_i}, \\ 1, b_{V_i} \leq v^{ch} \leq d_{V_i}, \\ \frac{d_{V_i} - v^{ch}}{d_{V_i} - c_{V_i}}, c_{V_i} \leq v^{ch} \leq d_{V_i}, \\ 0, v^{ch} \geq d_{V_i}, \end{cases} \quad (7)$$

где $a_{V_i}, b_{V_i}, c_{V_i}, d_{V_i}$ — значения параметров функции принадлежности для соответствующего лингвистического термина V_i определяются из табл. 2.

Таблица 2

Параметры функций принадлежности определяемой формулами (7) для лингвистической переменной $v_T[d, j]$

$f_{V_i^T}$	$a_{V_i^T}$	$b_{V_i^T}$	$c_{V_i^T}$	$d_{V_i^T}$
$f_{V_1^T}$	0	0	19	20
$f_{V_2^T}$	19	20	28	29
$f_{V_3^T}$	28	29	36	38
$f_{V_4^T}$	36	38	100	100

Для решения поставленной задачи строилась зависимость между параметрами $v_A^{ch}[d, j]$, где $j = j_1, j_2$, а j_1, j_2 номера конкретных систем первичной обработки изменяющих сигнал от одного и того же источника в разные моменты времени. Кроме того при построении графиков учитывались наблюдения от разных систем и нечеткий параметр $v_T[d, j]$. Предполагая, что рассматривается H разных систем, будем дополнительно обозначать через $v_A^{ch}[d, j, h]$ значение параметра v_A^{ch} , определяемого соотношениями (4), для h -ой системы датчиков, j -ой системы первичной обработки и d -ого измерения сигнала.

Аппроксимирующая зависимость определялась в соответствии с выражениями (8) и в общем случае зависит от двух параметров $k[v_T, j_1, j_2, h], b[v_T, j_1, j_2, h]$, которые в свою очередь зависят от параметра $v_T[d, j, h]$:

$$v_A^{ch}[d, j_1, h] = k[v_T, j_1, j_2, h]v_A^{ch}[d, j_2, h] + b[v_T, j_1, j_2, h], \quad (8)$$

где $h = 1, \dots, H$, а $d = 1, \dots, D_h$.

Поиск аппроксимирующей зависимости производился методом наименьших квадратов. В случае, когда

$v_T[S(m)]$ принимает значение равное первому терму, данные зависимости для разных систем и одной пары датчиков представлены на рис. 1.

В соответствии с работой [9–11], используя лингвистические переменные $v_U[d, j], v_D[d, j]$ и $v_T[d, j]$ множество сигналов Ω вида (1), можно представить в виде:

$$\Omega = \Omega_I \cup \Omega_N \cup \Omega_R, \quad (9)$$

где Ω_I — множество сигналов, не нуждающихся в восстановлении, Ω_N множество сигналов нуждающихся в восстановлении и Ω_R множество сигналов, для которых задача восстановления не решается.

С другой стороны, из работы [9–11] следует, что для любого сигнала $S(m)$ можно определить номера термов $i_1(m), i_2(m)$ и $i_3(m)$ номера термов представляющих лингвистические переменные $v_U[S(m)], v_D[S(m)]$ и $v_T[S(m)]$. Тогда можно поставить в соответствие каждому из сигналов $S(m)$ (и соответственно его стандартному представлению $D_{S(m)}$) набор целочисленных значений:

$$\{i_1(m), i_2(m), i_3(m)\}, m = 1, \dots, M. \quad (10)$$

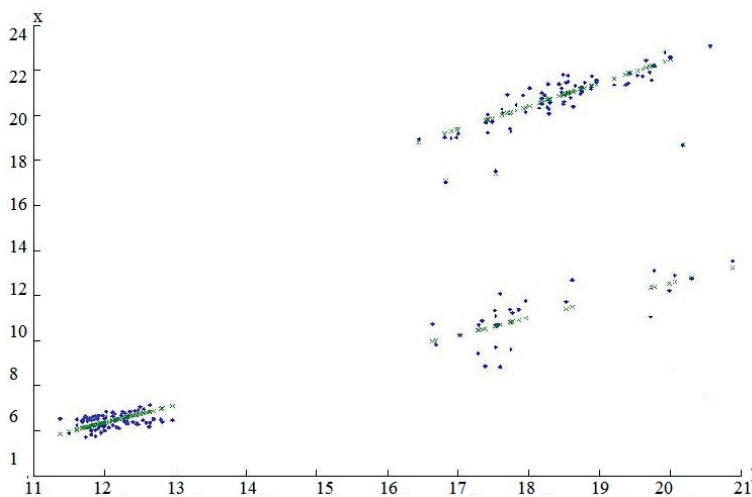


Рис. 1. Графики зависимостей амплитуды сигнала на паре связанных датчиков, когда $v_T[S(m)]$ принимает значение первого терма: x — максимальное значение сигнала на первом датчике; y — максимальное значение сигнала на втором датчике; \bullet — по результатам наблюдений; \times — аппроксимирующая зависимость

Таким образом, в дальнейшем будем считать, что набор (10) определяет некоторое множество, которому принадлежит заданное стандартное представление $D_{S(m)}$. Через $\Omega(i_1, i_2, i_3)$ будем обозначать множество стандартных представлений сигналов, для которых выполняются условия $i_1(m) = i_1, i_2(m) = i_2, i_3(m) = i_3$, а через $N(i_1, i_2, i_3)$ — количество сигналов принадлежащих $\Omega(i_1, i_2, i_3)$.

В соответствии с разбиением (9) множество эталонов ΩE строится экспертным путем по множеству сигналов, построенных по сигналам не нуждающихся в восстановлении для каждого класса $\Omega(i_1, i_2, i_3)$ в отдельности и в общем виде представимо в виде:

$$\Omega E = \bigcup_{(i_1, i_2, i_3) \in I} \Omega E(i_1, i_2, i_3), \quad (11)$$

где I — множество всех возможных троек (i_1, i_2, i_3) .

В соответствии с описанной классификацией произвольному сигналу $S(m)$, представимому формулой (1), и соответствующему стандартному представлению $D_{S(m)}$ сигнала, определяемого соотношениями (3) можно поставить в соответствие набор эталонов $SE(l) \in \Omega E(i_1, i_2, i_3)$, где $1 \leq l \leq L(i_1, i_2, i_3)$, а $L(i_1, i_2, i_3)$ — количество эталонов в $\Omega E(i_1, i_2, i_3)$, где каждый сигнал принадлежит одному из классов. С другой стороны каждому эталону $SE(l)$ можно поставить в соответствие вектор значений $P_{const}^l = \{y_0^l, y_1^l, y_2^l, y_3^l\}$, $l = 1, L(i_1, i_2, i_3)$.

Таким образом, исходные данные для решения задачи имеют следующий вид:

- $S(j_1), S(j_2)$ набор сигналов, относящихся к одной паре сигналов от источника;
- $D(j_1), D(j_2)$ стандартные представления набора сигналов $S(j_1), S(j_2)$, относящихся к одной паре сигналов от источника;
- множество векторов:

$$Y_{const}(j_m) = \{y_0^l(j_m), y_1^l(j_m), y_2^l(j_m), y_3^l(j_m)\},$$

$$l_m = \overline{1, L(i_1(j_m), i_2(j_m), i_3(j_m))},$$

для стандартного представления $D(j_m)$, $m = 1, 2$;

— v_T — лингвистическая переменная, представляющая из себя нечеткий параметр — длительность сигналов.

При этом делается предположение, что данный параметр принимает одинаковое значение для всей четверки.

В рассматриваемой предметной области задача восстановления сигнала сводится к следующей многокритериальной оптимизационной задаче.

Определить параметры $P_{value}(j_m) = \{t_0(j_m), T(j_m)\}$ и номера эталонов l_m , т. е. $\{y_0^{l_m}, y_1^{l_m}, y_2^{l_m}, y_3^{l_m}\} \in Y_{const}(j_m)$, такие как:

$$\begin{aligned} \min_{t_m, T_m, l_m} \bar{\rho}[D(j_m), s(j_m)], \quad m = 1, 2; \\ \min_{t_m, T_m, l_m} \|k[v_T, j_1, j_2] \gamma(j_1) + b[v_T, j_1, j_2] - \gamma(j_2)\|. \end{aligned} \quad (12)$$

При этом через $\bar{\rho}[x, y]$ обозначается специальным образом введенная метрика, где x — стандартное представление сигнала, y — эталон, построенный для произвольного вектора множества $Y_{const}(j) = \{y_0^l(j), y_1^l(j), y_2^l(j), y_3^l(j)\}$ и параметров $P_{value}(j) = \{t_0(j), T(j)\}$.

Параметры $k[v_T, j_1, j_2]$, $b[v_T, j_1, j_2]$ определяют соответствующие линейные зависимости, определяемые в зависимости от параметра v_T , которая приведена в частности на рис. 1, а функции $\gamma(j)$ задаются формулами:

$$\begin{aligned} \gamma(j_m) = \max[s_i(j_m)\{S_{\max}(j_m) - S_{\min}(j_m)\} + S_{\min}(j_m)], \\ m = 1, 2, \end{aligned} \quad (13)$$

где через $\|\cdot\|$ обозначена евклидова норма.

Решение задачи (13) можно проиллюстрировать с помощью графика, аналогичного приведенному на рис. 1 (рис. 2).

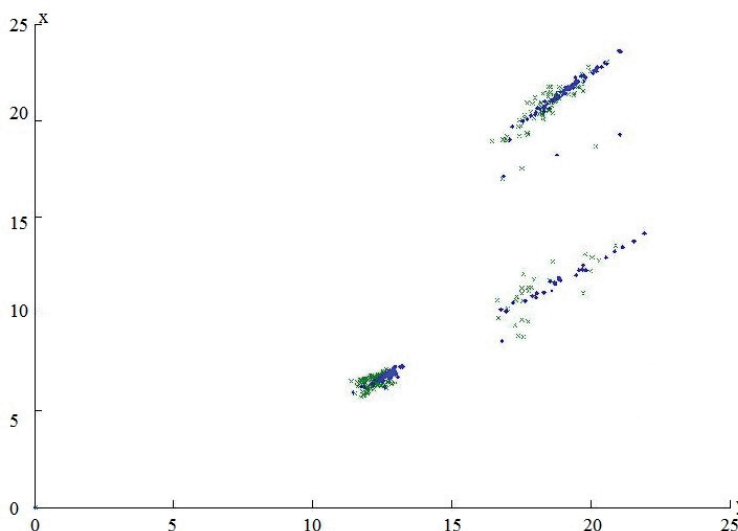


Рис. 2. Графики зависимостей амплитуды сигнала на паре датчиков, когда $v_T[S(m)]$ принимает значение первого термина: x — максимальное значение сигнала на первом датчике; y — максимальное значение сигнала на втором датчике; \times — по результатам наблюдений; \star — с учетом решения задачи восстановления сигнала

5. Обсуждение результатов по разработке алгоритма устранения аномалий при измерении набора сигналов

Достоинством предложенного алгоритма является возможность применения нечетких методов при обработке технологических процессов, которые являются слишком сложными для анализа с помощью общепринятых количественных методов.

Данные исследования можно применять при анализе нечетких временных рядов. В работе расширяется множество задач обработки ВР, а также предложены технологии их решения с учетом оперирования не только количественной, но и качественной информацией.

Работа является продолжением работ [9–11], в которых подходы, связанные с обработкой нечетких ВР, применялись при обработке сигналов, полученных в тензометрических системах.

6. Выводы

В результате проведенных исследований:

1. Определен набор лингвистических переменных, позволяющих осуществить нечеткую классификацию сигналов. Данное определение производилось с учетом результатов полученных алгоритмом кластеризации k -средних, введением соответствующих лингвистических термов.

2. Используя определенный набор лингвистических переменных, произведена нечеткая классификация сигналов с использованием методов, описанных в работе [11].

3. Построена аппроксимирующая зависимость, которая связывает максимальные значения сигналов, полученные от одного источника на разных системах первичной обработки. Аппроксимирующая зависимость строилась методом наименьших квадратов.

4. Предлагаемый алгоритм позволяет сузить множество решений многокритериальной оптимизационной задачи, применение которой решает задачу устранения аномалий в наборе текущих сигналов.

В данной работе предложен алгоритм устранения аномалий при измерении набора сигналов в процессах, протекающих в условиях неопределенности. Построена аппроксимирующая зависимость, которая связывает максимальные значения сигналов, полученных на разных системах первичной обработки. Данная зависимость используется при постановке многокритериальной оптимизационной задачи, решение которой позволяет применить данную модель для устранения аномалий в наборе текущих сигналов.

Литература

- Zadeh, L. A. Fuzzy sets [Text] / L. A. Zadeh // Information and Control. — 1965. — Vol. 8, № 3. — P. 338–353. doi:10.1016/s0019-9958(65)90241-x
- Круглов, В. В. Нечеткая логика и искусственные нейронные сети [Текст] / В. В. Круглов, М. И. Дли, Р. Ю. Голунов. — М.: Физматлит, 2001. — 224 с.
- Штовба, С. Д. Проектирование нечетких систем средствами MATLAB [Текст] / С. Д. Штовба. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 288 с.
- Борисов, В. В. Нечеткие модели и сети [Текст] / В. В. Борисов, В. В. Круглов, А. С. Федулов. — М.: Горячая линия — Телеком, 2007. — 284 с.
- Ротштейн, А. П. Интеллектуальные технологии идентификации: нечеткая логика, генетические алгоритмы, нейронные сети [Текст] / А. П. Ротштейн. — Винница: УНИВЕРСУМ-Винница, 1999. — 320 с.
- Chandola, V. Anomaly Detection: A Survey [Electronic resource] / V. Chandola. — The University Of Minnesota, 2009. — 72 p. — Available at: \www/URL: <http://cucis.ece.northwestern.edu/projects/DMS/publications/AnomalyDetection.pdf>. — 19.04.2014.
- Cheboli, D. Anomaly Detection of Time Series [Electronic resource]: A thesis submitted to the Faculty of the Graduate School of the University of Minnesota / D. Cheboli. — 2010. — 75 p. — Available at: \www/URL: <http://conservancy.umn.edu/bitstream/92985/1/>. — 20.04.2014.
- Афанасьева, Т. В. Моделирование нечетких тенденций временных рядов [Текст] / Т. В. Афанасьева. — Ульяновск: УЛГТУ, 2013. — 215 с.
- 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» Збірник наукових праць. Серія: Механіко-технологічні системи та комплекси. — Х.: НТУ «ХПІ», 2015. — № 21(1130). — С. 37–45.
- 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. — № 4/2(9). — С. 72–76. doi:10.15587/2313-8416.2015.41579
- Копытчук, Н. Б. Построение аппроксимирующей нечеткой зависимости, для определения параметров классификации аномалий [Текст] / Н. Б. Копытчук, П. М. Тишин, И. Н. Копытчук, И. Г. Милейко // Сборник статей по материалам XXXVI международной научно-практической конференции «Инновации в науке». — Август 2014. — № 8(33). — С. 14–22.

ПОСТАНОВКА БАГАТОКРИТЕРІАЛЬНОЇ ОПТИМІЗАЦІЙНОЇ ЗАДАЧІ ДЛЯ ОБРОБКИ НАБОРУ СИГНАЛІВ ТЕНЗОМЕТРИЧНИХ СИСТЕМ

У даній роботі пропонується алгоритм усунення аномалій при вимірюванні набору сигналів у процесах, що протікають в умовах невизначеності. Для вирішення цього завдання буде створена аппроксимирующая залежність, яка пов'язує максимальні значення сигналів, отриманих на різних системах первинної обробки.

Здійснена постановка багатокритеріальної оптимізаційної задачі, рішення якої дозволяє застосувати розроблену модель для усунення аномалій в наборі поточних сигналів.

Ключові слова: лінгвістична змінна, нечіткі часові ряди, багатокритеріальна оптимізаційна задача.

Копытчук Николай Борисович, доктор технических наук, профессор, пенсионер, кафедра компьютерных интеллектуальных систем и сетей, Одесский национальный политехнический университет, Украина, e-mail: knb47@mail.ru.

Тишин Петр Метталинович, кандидат физико-математических наук, доцент, кафедра компьютерных интеллектуальных систем и сетей, Одесский национальный политехнический университет, Украина, e-mail: tik88@mail.ru.

Копытчук Игорь Николаевич, старший преподаватель, кафедра компьютерных интеллектуальных систем и сетей, Одесский национальный политехнический университет, Украина, e-mail: igor.kopytchuk@gmail.com.

Милейко Игорь Генрикович, кандидат технических наук, доцент, кафедра компьютерных интеллектуальных систем и сетей, Одесский национальный политехнический университет, Украина, e-mail: mig3@ukr.net.

Копытчук Микола Борисович, доктор технічних наук, професор, пенсіонер, кафедра комп'ютерних інтелектуальних систем та мереж, Одеський національний політехнічний університет, Україна.

Тишин Петро Метталінович, кандидат фізико-математичних наук, доцент, кафедра комп'ютерних інтелектуальних систем та мереж, Одеський національний політехнічний університет, Україна.

Копытчук Ігор Миколайович, старший викладач, кафедра комп'ютерних інтелектуальних систем та мереж, Одеський національний політехнічний університет, Україна.

Мілейко Ігор Генрікович, кандидат технічних наук, доцент, кафедра комп'ютерних інтелектуальних систем та мереж, Одеський національний політехнічний університет, Україна.

Kopytchuk Nikolai, Odessa National Polytechnic University, Ukraine, e-mail: knb47@mail.ru.

Tishyn Peter, Odessa National Polytechnic University, Ukraine, e-mail: tik88@mail.ru.

Kopytchuk Igor, Odessa National Polytechnic University, Ukraine, e-mail: igor.kopytchuk@gmail.com.

Mileiko Igor, Odessa National Polytechnic University, Ukraine, e-mail: mig3@ukr.net.