

УДК 004.942

Н.Г. Ярушкина, Е.Н. Эгов

## АЛГОРИТМ ВЫЯВЛЕНИЯ НОВЫХ АНОМАЛИЙ В ДИАГНОСТИКЕ ТЕХНИЧЕСКИХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

*Ярушкина Надежда Глебовна, доктор технических наук, профессор, окончила радиотехнический факультет Ульяновского государственного технического университета. Первый проректор – проректор по научной работе УлГТУ. Имеет более 250 работ в области мягких вычислений, нечеткой логики, гибридных систем. [e-mail: jng@ulstu.ru].*

*Эгов Евгений Николаевич, аспирант кафедры «Информационные системы» УлГТУ, окончил факультет информационных систем и технологий УлГТУ. Ассистент кафедры «Информационные системы» УлГТУ. Имеет работы в области интеллектуального анализа временных рядов. [e-mail: e.egov@ulstu.ru].*

### Аннотация

В статье рассматриваются способы диагностирования временных рядов (ВР) с целью выявления в них аномалий. Для выявления аномалий предлагается каждую точку ряда определять значениями двух параметров. Также составляется набор ситуаций, связанных с изменениями значений этих параметров между точками. При анализе ряда определяется частота появления каждой ситуации. Если вероятность появления ситуации менее 0,01, то такие ситуации можно отнести к возможно аномальным. На основе набора предшествующих ситуаций, составляется шаблон, который позволяет в будущем выявлять подобные аномалии. В качестве одной из пар для определения ситуаций предлагается использовать значения мер энтропий, полученных из нечеткого временного ряда (НВР). Первая мера энтропии вычисляется по значению функции принадлежности точки к нечеткой метке. Вторая мера энтропии вычисляется на основе отклонения прогнозного значения тенденции от фактического значения. Второй парой, по которой производится анализ ряда, является пара «нечеткая метка – нечеткая тенденция». Она введена для выявления длительных участков пребывания в определенных состояниях, которые можно отнести к аномальным. Также описывается алгоритм выявления как ранее неизвестных аномалий, так и поиска аномалий по шаблонам. Для проверки работоспособности алгоритма был проведен эксперимент. Были исследованы ВР со значениями физических величин, характеризующих работу важных агрегатов вертолетных двигателей, в которых необходимо было выявить наличие дефектов. Основной интерес данной статьи представляет разработанный алгоритм выявления аномалий на основе меры неопределенности ВР. Статья рассчитана на специалистов, диагностирующих технические системы.

Ключевые слова: мера энтропии, диагностика, временные ряды, аномалии.

## THE ALGORITHM FOR IDENTIFYING NEW ANOMALIES IN TECHNICAL TIME SERIES DIAGNOSIS

*Nadezhda Glebovna Yarushkina, Doctor of Engineering, Professor; graduated from the Faculty of Radioengineering at Ulyanovsk State Technical University; First Vice-Rector – Vice-Rector for Scientific Affairs of Ulyanovsk State Technical*

University; an author of more than 250 papers in the field of soft computing, fuzzy logic, and hybrid systems. e-mail: jng@ulstu.ru.

**Evgenii Nilolaevich Egov**, Postgraduate Student and Assistant at the Department of Information Systems of Ulyanovsk State Technical University; graduated from the Faculty of Information Systems and Technologies of Ulyanovsk State Technical University; an author of articles in the field of intellectual analysis of time series. e-mail: e.egov@ulstu.ru.

#### Abstract

The article discusses the ways to diagnose the time series in order to detect anomalies in them. The authors propose to determine the number of each point of the values of the two parameters. Also a set of situations related to changes in the values of these parameters between the points should be prepared. While analyzing series, the frequency of each situation occurrence should be determined. If the probability of situations occurrence is less than 0.01, then such situations may be attributed to an abnormal ones. On the basis of the previous situation choice, a template that allows identifying these anomalies in the future is created. As one of the pairs for situations identification, the entropy measures values obtained from fuzzy time series are proposed to use. The first measure of entropy is calculated by the value of the membership function point compared to the fuzzy label. The second measure of entropy is calculated on the basis of the deviation of the actual value trends from the forecasting one. Series analysis is performed on the basis of the second pair. This pair represent "fuzzy label – fuzzy trend" one. This pair was introduced to identify long-term stay in the areas of certain states, which can be attributed to the abnormal ones. It also describes the algorithm to identify previously unknown anomalies and search of anomalies patterns. The experiment was carried out in order to check the efficiency of the algorithm. Time series of physical quantities characterizing work of important units of helicopter engines in which it was necessary to reveal the presence of defects were investigated. The main interest of this paper is the anomaly detection algorithm based on the measure of the uncertainty of the time series. The article is intended for professionals diagnosing technical systems.

Key words: entropy measure, diagnosis, time series, anomalies.

#### ВВЕДЕНИЕ

Техническая диагностика – идентификация и изучение признаков, характеризующих наличие дефектов в машинах, устройствах, узлах и т. п., для предсказания возможных отклонений в режимах их работы и для разработки методов и средств их обнаружения [1].

Для проведения диагностики необходимо знать состояние системы в некоторые промежутки времени и тенденции изменения этого состояния между промежутками времени. В качестве состояния системы фиксируют числовые либо лингвистические показатели определенных параметров, на основании которых можно судить об исправности системы либо о наличии в ней дефектов. Изменения показателей во времени представляются в виде временных рядов (ВР). Наличие дефекта в системе проявляется в виде аномалии во ВР одного или нескольких показателей.

Аномалия – это участок ВР, на котором поведение объекта не соответствует ожидаемым прогнозам или значительно отклоняется от типичного поведения. Исходя из определения аномалии, можно предположить, что выявление аномалии получается путем отклонения прогнозного, ожидаемого значения ВР от фактически наступившего. Но не всегда большое отклонение фактического значения от прогнозного будет говорить о наступлении аномалии. Это может быть просто переход системы в иное, но нормальное состояние. Или, наоборот, долгосрочное нахождение системы в определенном состоянии может говорить о наличии дефекта в ней.

Каждая точка ВР несет в себе информацию о состоянии системы в определенный момент времени. И не всег-

да для выявления аномалии достаточно знать информацию о состоянии системы в последней точке. Наступление аномалии может быть зафиксировано не только по значениям состояний, но и по тому, как сменяются состояния системы перед аномалией, т. е. по динамике изменения системы, предшествующей аномалии.

Обычно состояние технической системы описывается набором параметров, определяющих поведение объекта. Анализ поведения технической системы может быть представлен в виде изменения во времени значений этих параметров. Изменения параметров во времени представляются во ВР. Через анализ ВР этих параметров можно проводить моделирование поведения объекта. При этом особое внимание следует уделять динамике поведения этих параметров. Внимание следует уделять тенденциям длительного роста (спада) или длительной стабильности определенного показателя, если его значение велико или слишком мало. Также важны моменты, когда тенденция параметра нестабильна. Подобные участки могут указывать на сбой в работе технической системы. Часто данные о поведении параметров, в том числе и о длительности сохранения тенденции, выражаются в лингвистической форме, как суждения лица, обслуживающего техническую систему.

Так как показатели системы, на основе которых делаются выводы о наличии в ней дефектов, могут выражаться не только числовыми значениями, но и лингвистическими, при анализе системы применяются нечеткие временные ряды (НВР). НВР – упорядоченная во времени последовательность наблюдений над некоторым процессом, состояния которого изменяются во времени, если значение состояния процесса в некий момент времени может быть выражено с помощью нечеткой метки. К задачам анализа

НВР относится выявление общей тенденции ряда, прогноз следующей нечеткой метки и оценка уровней ряда в некий момент времени [2].

Нередко возникают ситуации, когда требуется оценить тенденцию изменения НВР на некотором промежутке времени, причем протяженность данного промежутка задается лингвистически («длинный», «короткий» и т. д.). В таком случае ряд будет иметь нечеткость не только по шкале значения, но и по шкале времени. Такого рода задачи возникают, когда необходимо применить экспертные знания о тенденциях изменения значений показателей при анализе НВР в экспертных системах или смоделировать работу системы в некоторых условиях путем применения «если-то» правил.

Помимо классических методов анализа ВР сформировалось новое направление анализа, названное Time-Series DataMining. Основными целями этого направления являются моделирование и анализ процессов, характеризующихся большой степенью неопределенности (в том числе «нестохастической»). Методы этого направления нацелены на выявление скрытых закономерностей и извлечение новых знаний из ВР. На основе этой методологии решается расширенная совокупность задач анализа ВР, определенных в работах [3–8]:

- сегментация – разбиение ВР на значимые сегменты [9];
- кластеризация – поиск группировок ВР или их паттернов [10];
- классификация – назначение ВР или их паттернам одного из заранее определенных классов [11];
- индексирование – построение индексов для эффективного выполнения запросов к базам данных ВР;
- резюмирование (summarization) – формирование краткого описания ВР, содержащего существенные черты с точки зрения решаемой задачи [12];
- обнаружение аномалий – поиск новых, нетипичных паттернов ВР, выявление лексических, синтаксических и семантических ошибок и нетипичных нечетких объектов и правил;
- частотный анализ – поиск часто проявляющихся паттернов ВР [13];
- прогнозирование – прогноз очередных значений ВР на основе истории ВР [14, 15].

С методами выявления аномалий во ВР можно ознакомиться в следующих трудах [2, 16, 17].

## 1 Постановка задачи

В последнее время требуется уделять большое внимание надежности летательных аппаратов, особенно аппаратов с большим эксплуатационным периодом.

За счет установки систем контроля технического состояния на летательных аппаратах появляется возможность прогнозирования поведения важных узлов этих аппаратов. Рассмотрим задачу оценки технического состояния вертолета с целью снижения вероятности отказа оборудования.

Для оценки технического состояния было выделено два важных компонента вертолетных двигателей:

- главный редуктор,
- силовая установка двигателя.

Для выявления возможных функциональных отказов и характера их проявления приводится описание функционирования каждого из элементов.

Главный редуктор предназначен для передачи крутящего момента от двигателей к несущему винту вертолета и для привода агрегатов, стоящих на редукторе. Снижение частоты вращения в главном редукторе достигается применением трех ступеней редукции. Редуктор состоит из следующих основных частей: привода вала несущего винта, вала несущего винта, привода рулевого винта и приводов агрегатов, картера, двух муфт свободного хода, трех магнитных пробок и масломерных стекол. Система смазки главного редуктора обеспечивает подачу масла под давлением к подшипникам и зубчатым колесам, их смазку, охлаждение и вынос продуктов изнашивания из редуктора.

В состав силовой установки вертолета входят два турбовальных двигателя. Особенностью конструкции двигателя является наличие свободной турбины, кинематически не связанной с ротором турбокомпрессора двигателя. Конструктивно двигатель состоит из следующих составных частей: приводов вспомогательных устройств, топливной системы, осевого компрессора, камеры сгорания, выхлопного устройства, системы отбора воздуха, системы запуска.

Для редуктора и силовой установки можно выделить список отказов и физические величины, которые их обозначают. Для главного редуктора это разрушение или износ масляного фильтра, а также разрушение или износ его деталей и узлов, для выявления которых получены ВР по изменению температуры и давления масла.

В список возможных причин отказов силовой установки можно внести следующие: разрушение или износ деталей и узлов свободной турбины, нелокализованное разрушение двигателя, разрушение стартера, выключение двигателя, разрушение или износ деталей и узлов турбокомпрессора, разрушение маслоагрегата двигателя. Для выявления этих отказов были получены ВР с показателями таких физических величин, как крутящий момент, тем-

Таблица 1

Ключевые физические величины

Физический параметр	Главный редуктор	Силовая установка
Крутящий момент двигателя, %		0–128
Температура вых. газов двигателя, °С		0–1000
Температура масла в двигателе, °С		–50–200
Давление масла в двигателе, кг/см <sup>2</sup>		0–8
Температура масла главного редуктора, °С	–50–150	
Давление масла главного редуктора, кг/см <sup>2</sup>	0–8	

пература выхлопных газов, температура масла на входе, давление масла.

При корректной работе системы значения этих величин должны быть в допустимых пределах. Если вдруг значение какого-то показателя выходит за эти границы или же оно находится у одной из границ и наблюдается устойчивый рост (или спад) значения, то это может говорить об опасной ситуации при дальнейшей эксплуатации того или иного элемента. В таблице 1 представлен список физических величин с нормативными показателями, позволяющими судить о состоянии того или иного элемента.

Основная задача анализа – выявление аномальных участков во ВР. Эта задача разбивается на две подзадачи:

- выявление известных аномалий по заданным шаблонам;
- выявление новых аномалий, ранее не встречавшихся и не описываемых, и формирование шаблона для таких аномалий.

Для решения этих задач был разработан алгоритм выявления аномалий, который предлагает отслеживание состояния системы по двум параметрам, получаемым из НВР, описывающих изменения вышеописанных параметров.

## 2 НАХОЖДЕНИЕ МЕРЫ ЭНТРОПИИ В НВР

На основе возможных вариантов значений этих параметров, а также вариантов переходов этих параметров из одного значения в другое составляются все возможные ситуации изменения состояния системы, характеризующего сменой значения одного или двух параметров или, наоборот, неизменностью значения одного или двух параметров.

$$S = (p_{i-1}^1, p_{i-1}^2) \rightarrow (p_i^1, p_i^2), \quad (1)$$

где  $p_{i-1}^1$  – значение первого параметра в предыдущей точке нечеткого временного ряда,

$p_{i-1}^2$  – значение второго параметра в предыдущей точке НВР,

$p_i^1$  – значение первого параметра в текущей точке НВР,

$p_i^2$  – значение второго параметра в текущей точке НВР.

При анализе ВР фиксируется частота каждой из ситуаций. Наиболее часто встречаемые ситуации характеризуют стабильные, известные состояния системы, в которых она находится длительное время. Редко встречаемые ситуации характеризуют переход системы из одного состояния в другое. При этом оба состояния системы известны и такие переходы являются нормой. Третья группа ситуаций – это ситуации, наступление которых или крайне маловероятно, или не ожидается вовсе. Как раз к этой группе относятся случаи возникновения аномалий, т. е. переход системы в состояние, в которое она не должна переходить из текущего состояния.

Использование числовых значений в качестве одного из параметров приведет к созданию огромного количества всевозможных ситуаций, каждая из которых будет встречаться редко. Чтобы избежать подобного, в качестве

параметра предлагается использовать нечеткие метки точек НВР, полученного из исходного ряда. Каждая из меток может характеризовать одно из возможных состояний системы, включающее множество числовых значений, относящихся к этому состоянию. В качестве второго параметра предлагается использовать нечеткую тенденцию для этого НВР.

Все возможные ситуации для пары параметров «нечеткая метка – тенденция» можно разделить на 4 группы:

- Изменение нечеткой метки при неизменности тенденции,
- Изменение тенденции при неизменности нечеткой метки,
- Изменение нечеткой метки и тенденции,
- Неизменность нечеткой метки и тенденции.

Для  $n$  нечетких меток и  $m$  тенденций можно получить следующее число возможных ситуаций:

Для группы 1. Для каждой тенденции получается  $n(n - 1)$  ситуаций. А всего получается

$$mn(n - 1) \quad (2)$$

ситуаций для первой группы.

Для группы 2. Для каждой нечеткой метки имеем  $m(m - 1)$  ситуаций. Для всех нечетких меток имеем

$$nm(m - 1) \quad (3)$$

ситуаций.

Для группы 3. Самая большая группа имеет  $n(n - 1)$  вариантов смены нечеткой метки, каждый из которых имеет  $m(m - 1)$  вариантов смены тенденций. Итого получаем:

$$n(n - 1)m(m - 1) \quad (4)$$

ситуаций.

Для группы 4 имеем

$$nm \quad (5)$$

ситуаций.

Общее количество всех возможных ситуаций для  $n$  нечетких меток и  $m$  тенденций будет иметь следующее значение:

$$\begin{aligned} & mn(n - 1) + nm(m - 1) + n(n - 1)m(m - 1) + nm, \\ & \text{или } mn(n - 1 + m - 1 + (n - 1)(m - 1) + 1), \\ & \text{или } mn(n + m - 1 + nm - n - m + 1), \\ & \text{или } mn(nm), \\ & \text{или } m^2n^2. \end{aligned} \quad (6)$$

Таким образом, мы будем иметь  $m^2n^2$  возможных ситуаций изменения НВР, описывающего поведение параметра летательного аппарата. Чем больше число ситуаций, тем более детальную картину изменения поведения параметра летательного аппарата можно получить.

Каждая новая точка во ВР создает одну из ситуаций. Зная общее количество точек и частоту каждой из ситуаций, можно получить вероятностное значение наступления той или иной ситуации. Зная состояние системы в последней точке, можно отобрать ситуации с аналогичным исходным состоянием и использовать следующее решающее правило для определения вероятности наступления каждой из этих

ситуаций. Вероятность наступления ситуации будет определяться количеством появления этой ситуации в ряду на общее количество всех возникших в ряду ситуаций.

- Если вероятность лежит в диапазоне [0,7; 1], то эта ситуация относится к наиболее ожидаемой, прогнозируемой. При наступлении такой ситуации считается, что система функционирует в стабильном, предсказуемом состоянии.

- Если вероятность лежит в диапазоне [0,1; 0,7], то эта ситуация относится к редко встречаемым. При наступлении такой ситуации можно предположить возникновение некоего переходного процесса в системе из одного состояния в другое. Причем, этот переходный процесс известен и не будет являться проявлением неких дефектных процессов в системе.

- Если вероятность лежит в диапазоне [0; 0,1], то эта ситуация относится к неожиданным, невозможным. Наступление такой ситуации с высокой долей вероятности говорит о появлении аномалии в ВР.

Наступлению аномалии во ВР зачастую предшествует ряд изменений или переходных процессов в системе. Если каждой ситуации дать номер и определить номера ситуаций в  $K$  точках, предшествующих аномалии, то можно получить шаблон аномалии по ситуациям и в будущем выявлять аномалии по этому шаблону.

Но полагаться только на пару параметров «нечеткая метка – тенденция» для выявления аномалий сложно, из-за нечеткости ряда. Особенно это сказывается при составлении шаблона наступления аномалии. Числовые значения, предшествующие наступлению аномалии, могут отличаться, но принадлежать одной нечеткой метке, из-за чего составление шаблона становится проблематичным.

Для решения этой задачи была составлена еще одна пара параметров для выявления аномалий. Эта пара включает в себя меру энтропии по функции принадлежности для НВР и меру энтропии по отклонению прогнозного значения тенденции от фактического.

Мера энтропии по функции принадлежности для каждой точки определяет степень принадлежности текущей точки ряда каждому из кластеров (или нечеткой метке) на основе значения функции принадлежности точки к каждому кластеру.

Мера энтропии по функции принадлежности для каждой точки получается по формуле [18]:

$$d(\tilde{A}) = H(\tilde{A}) + H(\tilde{A}^C), \quad (7)$$

где

$$H(\tilde{A}) = -K \sum_{i=1}^n \mu_{\tilde{A}}(x_i) \ln(\mu_{\tilde{A}}(x_i)), \quad (8)$$

где  $K$  – положительная константа,

$\tilde{A}^C$  – дополнение  $\tilde{A}$ .

$\mu_{\tilde{A}}(x_i)$  – значение функции принадлежности точки  $x$  к  $i$ -му кластеру.

Функция принадлежности может вычисляться по-разному, в зависимости от варианта преобразования ВР в НВР. Например, при фазсификации функция принад-

лежности задается по формулам. Если брать треугольную функцию принадлежности, то она имеет вид:

$$\mu(x) = \begin{cases} \frac{x-a}{b-a}, & a \leq x \leq b, \\ \frac{c-x}{c-b}, & b < x \leq c, \\ 0, & x < a, x > c, \end{cases} \quad (9)$$

где  $x$  – значение точки ряда.

$[a, c]$  – диапазон изменения переменной.

$b$  – наиболее возможное значение переменной.

Если НВР получается методами кластеризации, то в качестве значений функции принадлежности точек к кластерам берется матрица принадлежности (например, матрица принадлежности  $u$  в  $fcm$ -кластеризации) [19].

Для меры энтропии по функции принадлежности было определено три возможных варианта состояния:

- Достоверно – состояние, характеризующееся низким значением меры энтропии за счет однозначной принадлежности точки к нечеткой метке;

- Вероятно – состояние, характеризующееся средним значением метки, когда точка с большей долей вероятности (но не однозначной) принадлежит к нечеткой метке;

- Неопределенно – состояние, характеризующееся высоким значением меры энтропии, при котором точка может с равной долей вероятности относиться к двум нечетким меткам.

Второй параметр – это мера энтропии отклонения элементарных тенденций НВР. На основе изменения тенденции в двух предыдущих точках определяется прогнозное значение тенденции для текущей точки и сравнивается с фактическим значением тенденции в этой точке. Получается ряд расхождений фактических значений тенденций от прогнозных.

$$H_i = Trend_i^{prog} - Trend_i, \quad (10)$$

где

$$Trend_i^{prog} = Trend_{i-1} + (Trend_{i-1} - Trend_{i-2}),$$

$$Trend_{i-1} = x_{i-1} - x_{i-2},$$

$$Trend_{i-2} = x_{i-2} - x_{i-3},$$

$$Trend_i = x_i - x_{i-1}.$$

Для второй меры энтропии были также определены три возможных варианта состояния:

- Стабильность – состояние, характеризующееся нулевым, или близким к нулю, значением, говорящим об отсутствии изменения значения тенденции ряда;

- Смена тенденции – состояние, характеризующееся повышенным значением, говорящим о произошедшей смене тенденции;

- Серия смен тенденций – состояние, характеризующееся высоким значением, говорящим о сменах тенденции, следующих друг за другом (2–3 смены подряд).

Комбинация ситуаций переходов мер энтропий из

одного состояния в другое создает множество различных условий, которые могут предвещать возникновение аномалии либо же фиксировать непосредственное возникновение аномалии.

Для примера можно рассмотреть несколько вариантов возможных ситуаций.

1 Если мера энтропии по функции принадлежности неизменна, а мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние, то, в зависимости от состояния меры энтропии по функции принадлежности, возможны следующие ситуации:

- Если мера энтропии по функции принадлежности находится в состоянии «Достоверно» или «Вероятно»:

- Если мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние из «стабильного» в «смену тенденции», то это говорит о внезапном, резком переходе системы в новое состояние, минуя какие-либо пограничные состояния.

- Если мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние из «стабильного» в «серии изменений тенденций», то это говорит о наступлении полного хаоса в системе, резких переходах между состояниями.

- Если мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние из «смены тенденций» в «стабильность», то это говорит о стабилизации процессов.

- Если мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние из «смены тенденций» в «серии изменений тенденций», то это говорит о нарастании хаоса, еще большей дестабилизации системы.

- Если мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние из «серии смен» в «стабильность», то это говорит о резком окончании переходных процессов.

- Если мера энтропии по отклонению прогнозного значения нечеткой тенденции меняет состояние из «серии изменений тенденций» в «смену тенденций», то это говорит о снижении хаоса.

Полученные результаты позволяют выявить как уже известные аномалии, так и новые.

### 3 АЛГОРИТМ ВЫЯВЛЕНИЯ АНОМАЛИЙ

Алгоритм выявления новых аномалий во ВР будет следующим:

Шаг 1: Для новой точки определить значение пары параметров (допустим, значение нечеткой метки  $f$  и тенденции  $t$ ):

$$f_i \in F, t_i \in T.$$

Шаг 2: Определить номер ситуации, зная значения пары параметров для предыдущей точки и текущей:

$$S_i = (f_{i-1}, t_{i-1}) \rightarrow (f_i, t_i).$$

Шаг 3: Определить вероятность наступления этой ситуации:

$$P(S_i) = \text{count}(S_i) / \text{countPointOfSeries} * 100\%.$$

Шаг 4: Если вероятность менее 0,01, то это, возможно, аномалия ряда:

$$\text{if } (P(S_i) < 0.01) \text{ then } S_i \text{ is anomaly.}$$

Шаг 5: Для аномалии определяем  $n$  последних ситуаций, предшествующих ее наступлению, и получаем шаблон аномалии:

$$\text{Template}(S_i) = \langle S_n, S_{n-1}, \dots, S_{i-1} \rightarrow S_i \rangle.$$

Алгоритм поиска известных аномалий по заданным шаблонам будет следующим:

Шаг 1: Для новой точки определить значение пары параметров (допустим, значение нечеткой метки  $f$  и тенденции  $t$ ):

$$f_i \in F, t_i \in T.$$

Шаг 2: Узнать номер ситуации, зная значения пары параметров для предыдущей точки и текущей:

$$S_i = (f_{i-1}, t_{i-1}) \rightarrow (f_i, t_i).$$

Шаг 3: Для каждого из отобранных шаблонов аномалий получить следующую ожидаемую ситуацию: если она совпадает с текущей, то проверить, сколько еще ситуаций остается в шаблоне; если он уже закончен, то следующая точка приведет к аномалии; если следующая ситуация шаблона не совпадает с появившейся, то исключить шаблон из отобранных:

$$\text{if } (\text{Template}(S_y)[j] \neq S_i) \\ \text{then delete FromSelect}(\text{Template}(S_y))$$

$$\text{else if } (\text{Template}(S_y).\text{Count} == j) \\ \text{then nextAnomaly}$$

$$\text{else } j = j + 1,$$

$$y \in Y, j \in [1, \text{Template}(S_y).\text{Count}],$$

где  $Y$  – количество отобранных шаблонов аномалий,

$\text{Template}(S_y)[j]$  – ожидаемая ситуация для шаблона.

Шаг 4: Для всех шаблонов аномалий проверить первую ситуацию. Если она совпадает с ситуацией  $S_i$ , то включить шаблон в отобранные шаблоны:

$$\text{if } (\text{Template}(S_x)[1] \neq S_i) \\ \text{then addFromSelect}(\text{Template}(S_x)),$$

$$x \in X,$$

где  $X$  – количество всех шаблонов аномалий для ряда.

### 4 ИССЛЕДУЕМЫЕ ВР

Для проведения эксперимента и выявления возможных аномальных процессов было использовано несколько ВР, фиксирующих показания работы двух компонентов вертолетных двигателей:

- главный редуктор,
- силовая установка двигателя.

Описание рядов приведено в таблице 2.

Для главного редуктора и двигателя составлены функции принадлежности для получения нечетких меток по значениям ряда (табл. 3).

Экспертом был задан один дефект: если более 15-ти секунд значение величины находится в положении «опас-

Таблица 2

Описание рядов

Номер ряда	Время прогона, с	Дефект в двигателе	Дефект в главном редукторе
1	3614	Нет	Нет
2	4199	Нет	Нет
3	1061	Нет	Нет
4	3614	Да	Нет
5	4199	Нет	Да
6	1061	Да	Да
7	3614	Да	Нет
8	4199	Нет	Да
9	1061	Да	Да
10	3614	Да	Нет
11	4199	Нет	Да
12	1061	Да	Да

но мало» или «опасно велико», то в двигателе присутствует дефект.

### 5 План экспериментов

Для проведения эксперимента был разработан комплекс программ математического моделирования поведения агрегатов летательного аппарата. В его состав входят модули получения нечеткой метки для точки, нечеткой тенденции, расчета значений мер энтропии по функции принадлежности и отклонению от прогнозного значения, выявлению новых аномалий и поиск аномалий по шаблонам.

Для оценки эффективности метода было произведено моделирование поведения главного редуктора и силовой установки двигателя вертолета. Задача системы – правильно выявлять аномалии или информировать об их отсутствии. Основная цель эксперимента – определить возможность выявления аномалий по шаблонам, заданным

экспертами, и определения всех переходных процессов в системе для выявления среди них аномальных. На вход системы будут поочередно подаваться описанные выше ВР, характеризующие машины без дефектов и с предполагаемыми дефектами, после чего необходимо будет определить число случаев, в которых система дала некорректную информацию. Если ошибка не будет превышать 10%, то система работает правильно.

Каждый ряд загружается постепенно, точка за точкой. После загрузки очередной точки высчитываются меры энтропии и определяются ситуации для двух пар параметров по описанным выше алгоритмам. После чего производится поиск аномалий по шаблонам и поиск новых аномалий и происходит загрузка следующей точки.

На основе описанного экспертом дефекта были составлены шаблоны аномалий, выявляющие подобный дефект.

### 6 РЕЗУЛЬТАТЫ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Алгоритм выявления аномалий реализован в форме программы, созданной в среде разработки Visual Studio 2013. На вход программы подается ВР, в котором хранятся либо числовые значения изменения параметров, либо значение нечетких меток и значение функций принадлежности для каждой точки ряда к определенной метке.

В программе для каждой точки определяются ее тенденция, меры энтропий по функции принадлежности и отклонению от прогноза и номера ситуаций, к которым относится переход от предыдущей точки к данной. На выходе получается список шаблонов аномалий, выявленных при анализе, и информация по ряду, в каких точках зафиксированы аномалии и смены состояний системы.

На рисунке 1 представлен скриншот работы программы на примере одного из рядов. В таблице указаны наборы ситуаций, после которых наступает изменение состояния системы. Зная номера ситуаций, можно определить, как менялось поведение системы на данном отрезке ВР.

Таблица 3

Параметры функций принадлежности

Физический параметр	Границы диапазона	Опасно мало	Норма	Велико	Опасно велико
Температура вых. газов двигателя, °С	0–1000		a=0 b=560 c=600,5	a=600 b=700 c=720,5	a=720 b=800 c=1000
Температура масла в двигателе, °С	0–100	a=0 b=5 c=10	a=9,9 b=35 c=60,1		a=60 b=80 c=100
Давление масла в двигателе, кгс/см <sup>2</sup>	0–20	a=0 b=0,4 c=0,8	a=0,75 b=8 c=15,85		a=15,8 b=18 c=20
Температура масла главного редуктора, °С	0–100	a=0 b=5 c=10	a=9,9 b=35 c=60,1		a=60 b=80 c=100
Давление масла главного редуктора, кгс/см <sup>2</sup>	0–8	a=0 b=1 c=2	a=1,99 b=4 c=7,55		a=7,5 b=7,8 c=8

Исходя из этого, можно определить, является ли это поведение аномальным. Каждому набору ситуаций можно дать описание и указать, является ли он аномальным или нет. Так же указано, сколько раз при анализе ряда возникал подобный набор (колонка «Количество»). Это дает дополнительную возможность определить, является ли набор ситуаций аномальным.

На рисунке 2 представлен скриншот результата анализа ряда. По умолчанию, все смены, выявленные системой, помечаются как аномалии. В дальнейшем экспертом через

таблицу наборов аномальных ситуаций все нормальные смены состояний помечаются как неаномальные.

Были проведены эксперименты с 12-ю рядами, результаты которых приведены в таблице 4.

В ходе проведения экспериментов для каждого ряда были получены наборы ситуаций, в которых система меняла свое состояние. Далее необходимо проверить каждую из ситуаций, является ли она аномальной или нет, с помощью эксперта в данной предметной области. Шаблоны аномалий, составленные по заявленным экспертам

Название	Набор ситуаций	Количество
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,1 -> 4	1,1,1,1,1,1,1,1,1 -> 4	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,221,221,221,221,221 -> 212	221,221,221,221,221,221,221,221,221,221 -> 212	1
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29	1,1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29	85
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,221,221,221,212 -> 34	221,221,221,221,221,221,221,221,212 -> 34	6
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4,29 -> 15	1,1,1,1,1,1,1,1,4,29 -> 15	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,221,221,221,212,34 -> 254	221,221,221,221,221,221,221,221,212,34 -> 254	1
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,4,29,15 -> 48	1,1,1,1,1,1,1,4,29,15 -> 48	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,221,221,212,34,254 -> 34	221,221,221,221,221,221,221,212,34,254 -> 34	1
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,4,29,15,48 -> 24	1,1,1,1,1,1,4,29,15,48 -> 24	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,221,212,34,254,34 -> 254	221,221,221,221,221,221,212,34,254,34 -> 254	1
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,4,29,15,48,24 -> 51	1,1,1,1,1,4,29,15,48,24 -> 51	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,212,34,254,34,254 -> 25	221,221,221,221,221,212,34,254,34,254 -> 25	1
Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,4,29,15,48,24,51 -> 51	1,1,1,1,4,29,15,48,24,51 -> 51	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,212,34,254,34,254,25 -> 67	221,221,221,221,212,34,254,34,254,25 -> 67	1
Аномалия по энтропии: 1,1,1,4,29,15,48,24,51,51 -> 47	1,1,1,4,29,15,48,24,51,51 -> 47	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,221,212,34,254,34,254,25,67 -> 76	221,221,221,212,34,254,34,254,25,67 -> 76	1
Аномалия по энтропии: 1,1,4,29,15,48,24,51,51,47 -> 12	1,1,4,29,15,48,24,51,51,47 -> 12	1
Аномалия по нечеткости: 221,221,212,34,254,34,254,25,67,76 -> 263	221,221,212,34,254,34,254,25,67,76 -> 263	1
Аномалия по энтропии: 1,4,29,15,48,24,51,51,47,12 -> 21	1,4,29,15,48,24,51,51,47,12 -> 21	1
Аномалия по энтропии: 4,29,15,48,24,51,51,47,12,21 -> 21	4,29,15,48,24,51,51,47,12,21 -> 21	1
Аномалия по энтропии: 29,15,48,24,51,51,47,12,21,21 -> 19	29,15,48,24,51,51,47,12,21,21 -> 19	4

Рис. 1. Выявленные аномалии

Точка №459. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29  
 Точка №469. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 29,15,48,24,51,51,47,12,21,21 -> 19  
 Точка №478. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 21,19,1,1,1,1,1,4,32 -> 39  
 Точка №489. Возникла аномалия: Аномалия по нечеткости: 263,221,221,221,221,221,221,221,221,221 -> 212  
 Точка №572. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29  
 Точка №582. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 31,31,31,31,31,31,31,31,28,4 -> 28  
 Точка №593. Возникла аномалия: Аномалия по нечеткости: 221,221,221,221,221,221,221,221,221,212 -> 34  
 Точка №603. Возникла аномалия: Аномалия по нечеткости: 25,67,67,67,67,67,67,67,67,67 -> 76  
 Точка №614. Возникла аномалия: Аномалия по нечеткости: 263,221,221,221,221,221,221,221,221,221,221 -> 212  
 Точка №683. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 31,31,31,31,31,31,31,31,31,28 -> 4  
 Точка №698. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29  
 Точка №763. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 31,31,31,31,31,31,31,31,31,28 -> 4  
 Точка №777. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 28,1,1,1,1,1,1,1,1 -> 4  
 Точка №923. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29  
 Точка №1010. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 31,31,31,31,31,31,31,31,31,28 -> 4  
 Точка №1233. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29  
 Точка №1244. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 12,21,21,19,1,1,1,1,1 -> 4  
 Точка №1245. Возникла аномалия: Аномалия по нечеткости: 263,221,221,221,221,221,221,221,221,221 -> 212  
 Точка №1255. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 1,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 29  
 Точка №1271. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 31,31,31,31,31,31,31,31,31,28 -> 4  
 Точка №1289. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 28,1,1,1,1,1,1,1,1 -> 4  
 Точка №1290. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 28,1,1,1,1,1,1,1,4 -> 28  
 Точка №1345. Возникла аномалия: Аномалия по энтропии: 31,31,31,31,31,31,31,31,31,28 -> 4

Рис. 2. Результат анализа ВР



Результат эксперимента с техническими рядами

Номер ряда	Время прогона	Дефект в двигателе	Дефект в главном редукторе	Заключение на основе полученных результатов
1	3614	Нет	Нет	Выявлено верно
2	4199	Нет	Нет	Выявлено верно
3	1061	Нет	Нет	Выявлено верно
4	3614	Да	Нет	Выявлено верно
5	4199	Нет	Да	Выявлено верно
6	1061	Да	Да	Выявлено верно
7	3614	Да	Нет	Выявлено верно
8	4199	Да	Да	Выявлено верно
9	1061	Нет	Да	Выявлено верно
10	3614	Да	Нет	Выявлено верно
11	4199	Нет	Да	Выявлено верно
12	1061	Да	Да	Выявлено верно

условиям, были успешно выявлены системой при анализе рядов. Также было определено, что часть возможных аномалий, выявленных системой при анализе, невозможно предсказать, так как ситуации, предшествующие наступлению смены, являются одинаковыми, т. е. система никак не изменялась по выбранным параметрам до момента наступления новой ситуации, отличной от предыдущих. Решением этой проблемы может быть составление иных пар параметров для формирования возможных ситуаций при работе системы.

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе проведенного научного исследования были достигнуты следующие результаты:

1. Разработан алгоритм нахождения новых аномалий во ВР, а также алгоритм поиска аномалий по шаблонам ситуаций. Определены формулы нахождения мер энтропии по функции принадлежности и по отклонению от прогнозного значения для НВР.

2. Разработана модель экспертного правила диагностики агрегатов летательных аппаратов. Построены модели поведения таких объектов, как главный редуктор и силовая установка двигателя вертолета. С помощью анализа качества построенных моделей проведена интерпретация данных натурного эксперимента с целью выявления дефектов в работе узлов вертолета.

3. Разработан комплекс программ для математического моделирования и прогнозирования поведения агрегатов летательных аппаратов на основе меры неопределенности НВР.

В ходе выполнения экспериментов, модель показала результативность определения характеристик ВР и выявления аномальных участков. Разработанный алгоритм может успешно применяться для диагностики и прогнозирования ВР.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Техническая диагностика: Большой энциклопедический политехнический словарь. – URL: <http://dic.academic.ru/dic.nsf/polytechnic/9366/%D0%A2%D0%95%D0%A5%D0%9D%D0%98%D0%A7%D0%95%D0%A1%D0%9A%D0%90%D0%AF> (дата обращения: 06.03.2016).
2. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В., Перфильева И.Г. Интеллектуальный анализ временных рядов: учеб. пособие. – Ульяновск: УлГТУ, – 2010. – 320 с.
3. Battyshin I., Sheremetov L. Perception Based Time Series Data Mining for Decision Making // IFSA'07 Theoretical Advances and Applications of Fuzzy Logic. pp. 209–219.
4. Ярушкина Н.Г. Методы нечетких экспертных систем в интеллектуальных САПР. – Саратов: Изд-во Саратов. ун-та, 1997. – 107 с.
5. Ярушкина Н.Г. Современный интеллектуальный анализ нечетких временных рядов // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте: сб. науч. тр.V-й Международ. науч.-практ. конф. в 2-х томах. – Администрация г. Коломны; МГТУ им. Н.Э. Баумана – Ульяновск: УлГТУ. 2009. – С. 19–29.
6. Ярушкина Н.Г. Интеллектуальный анализ временных рядов: учеб. пособие для студентов высших учебных заведений, обучающихся по направлению «Прикладная информатика». – М., 2012.
7. Ярушкина Н.Г. Гибридные системы, основанные на мягких вычислениях: определение, архитектура, возможности // Программные продукты и системы. – 2002. – № 3. – С. 5.
8. Time series analysis using soft computing methods / Perfilieva I., Yarushkina N., Afanasieva T., Romanov A. International Journal of General Systems. 2013. – Т. 42, № 6. pp. 687–705.
9. Graves D., Pedrycz W. Multivariate Segmentation of Time Series with Differential Evolution // IFSA/EUSFLAT Conf., 2009. pp. 1108–1113.

10. Giove S. Fuzzy logic and Clustering methods for time series analysis : ResearchGate. – URL: [https://www.researchgate.net/publication/2870572\\_Fuzzy\\_Logic\\_and\\_Clustering\\_Methods\\_for\\_Time\\_Series\\_Analysis](https://www.researchgate.net/publication/2870572_Fuzzy_Logic_and_Clustering_Methods_for_Time_Series_Analysis) (дата обращения: 06.03.2016).

11. Herbst G., Bocklish S.F. Online Recognition of fuzzy time series patterns : qucosa. – URL: [http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/5850/data/GernotHerbst\\_IfsaEusflat2009.pdf](http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/5850/data/GernotHerbst_IfsaEusflat2009.pdf) (дата обращения: 06.03.2016).

12. Kacprzyk J., Wilbik A. Using Fuzzy Linguistic summaries for the comparison of time series : IFSA-EUSFLAT 2009. – URL: [https://www.google.ru/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=0ahUKewjRs7b1tPLMAhWsIJoKHWbkAsEQFggBMAA&url=http%3A%2F%2Fwww.eusflat.org%2Fproceedings%2FIFSA-EUSFLAT\\_2009%2Fpdf%2Ftema\\_1321.pdf&usg=AFQjCNHhNHKcZYPQhQakc5EVmlqsujrx9A&sig2=i2qCtnV8jV2WqootIyKlAQ&bvm=bv.122676328,d.bGs&cad=rja](https://www.google.ru/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=0ahUKewjRs7b1tPLMAhWsIJoKHWbkAsEQFggBMAA&url=http%3A%2F%2Fwww.eusflat.org%2Fproceedings%2FIFSA-EUSFLAT_2009%2Fpdf%2Ftema_1321.pdf&usg=AFQjCNHhNHKcZYPQhQakc5EVmlqsujrx9A&sig2=i2qCtnV8jV2WqootIyKlAQ&bvm=bv.122676328,d.bGs&cad=rja) (дата обращения: 06.03.2016).

13. Yu F., Pedrycz W., Yuan J. Finding Fuzzy Rules from Granular Time Series // *IFSA'05 FuzzyLogic, Soft Computing and Computational Intelligence*. Vol 1. Beijing, China, 2005.

14. Афанасьева Т.В. Решение задач интеллектуального анализа временных рядов в рамках структурно-лингвистического подхода // *Автоматизация процессов управления*. – 2010. – № 2 (20). – С. 54–58.

15. Тимина И.А. Автоматизированное проектирование на основе модели прогнозирования нечетких тенденций метрик проектной деятельности : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.18, 05.13.12 – Ульяновск, 2015. – 176 с.

16. Заварзин Д.В. К вопросу поиска аномалий во временных рядах // *Инновации в науке: сб. ст. по матер. XXIX междунар. науч.-практ. конф. № 1 (26)*. – Новосибирск: СибАК, 2014. – С. 59–64.

17. Нечеткие гибридные системы. Теория и практика / И.З. Батыршин [и др.]. – М. : ООО Издательская фирма «Физико-математическая литература», 2007. – 208 с.

18. Ruey-Chyn Tsaur, Jia-Chi O Yang, Hsiao-Fan Wang. Fuzzy Relation Analysis in Fuzzy Time Series Model // *Computers and Mathematics with Applications*. 2005. № 49.

19. Ярушкина Н.Г. Основы нечетких и гибридных сетей. – М. : Финансы и статистика, 2014. – 320 с.

#### REFERENCES

1. Tekhnicheskaja diagnostika: Bolshoi entsiklopedicheskii politekhnicheskii slovar [Technical Diagnostics. Great Encyclopaedic Polytechnic Dictionary]. Available at: <http://dic.academic.ru/dic.nsf/polytechnic/9366/%D0%A2%D0%95%D0%A5%D0%9D%D0%98%D0%A7%D0%95%D0%A1%D0%9A%D0%90%D0%AF> (accessed 06.03.2016).

2. Yarushkina N.G, Afanaseva T.V., Perfilova I.G. *Intellektualnyi analiz vremennykh riadov: ucheb. posobie* [Time Series Data Mining. Textbook]. Ulyanovsk, UISTU Publ., 2010. 320 p.

3. Batyrshin I., Sheremetov L. Perception Based Time Series Data Mining for Decision Making. *IFSA'07 Theoretical Advances and Applications of Fuzzy Logic*. pp. 209–219.

4. Yarushkina N.G. *Metody nechetkikh ekspertnykh sistem v intellektualnykh SAPR* [Methods for Fuzzy Expert Systems in Intellectual CAD-Systems]. Saratov, Saratov University Publ., 1997. 107 p.

5. Yarushkina N.G. Sovremennyi intellektualnyi analiz nechetkikh vremennykh riadov [Advanced Intelligent Analysis of Fuzzy Time Series]. *Integrirovannye modeli i miagkie vychisleniia v iskusstvennom intellekte. sb. nauch. tr. 5-i Mezhdunarod. nauch.-prakt. konf. v 2-kh tomakh. Administratsiia g. Kolomny. MG TU im. N.E. Baumana* [Integrated Models and Soft Computing in Artificial Intelligence. The 5th Int. Research-and-Practical Conf. Bipartite. Kolomna City Government. Bauman Moscow State Technical University]. Ulyanovsk, UISTU Publ., 2009, pp. 19–29.

6. Yarushkina N.G. *Intellektualnyi analiz vremennykh riadov. Ucheb. posobie dlia studentov vysshikh uchebnykh zavedenii, obuchaiushchikhsia po napravleniiu "Prikladnaia informatika"* [Intellectual Analysis of Time Series. Guide for Graduate Students qualified in Applied Informatics]. Moscow, 2012.

7. Yarushkina N.G. Gibridnye sistemy, osnovannye na miagkikh vychisleniiakh: opredelenie, arkhitektura, vozmozhnosti [Hybride Systems based on Soft Computing: Defenition, Architecture, Featrures]. *Programmnye produkty i sistemy* [Software and Systems], 2002, no. 3, pp. 19–21.

8. Perfilieva I., Yarushkina N., Afanasieva T., Romanov A. Time Series Analysis Using Soft Computing Methods. *International Journal of General Systems*, 2013, vol. 42, no. 6, pp. 687–705.

9. Graves D., Pedrycz W. Multivariate Segmentation of Time Series with Differential Evolution. *IFSA/EUSFLAT Conf.* 2009, pp. 1108–1113.

10. Giove S. *Fuzzy Logic and Clustering Methods for Time Series Analysis*. ResearchGate. Available at: [https://www.researchgate.net/publication/2870572\\_Fuzzy\\_Logic\\_and\\_Clustering\\_Methods\\_for\\_Time\\_Series\\_Analysis](https://www.researchgate.net/publication/2870572_Fuzzy_Logic_and_Clustering_Methods_for_Time_Series_Analysis) (accessed 06.03.2016).

11. Herbst G., Bocklish S.F. *Online Recognition of Fuzzy Time Series Patterns*. qucosa. Available at: [http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/5850/data/GernotHerbst\\_IfsaEusflat2009.pdf](http://www.qucosa.de/fileadmin/data/qucosa/documents/5850/data/GernotHerbst_IfsaEusflat2009.pdf) (accessed 06.03.2016).

12. Kacprzyk J., Wilbik A. *Using Fuzzy Linguistic Summaries for the Comparison of Time Series*. IFSA-EUSFLAT 2009. Available at: [https://www.google.ru/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=0ahUKewjRs7b1tPLMAhWsIJoKHWbkAsEQFggBMAA&url=http%3A%2F%2Fwww.eusflat.org%2Fproceedings%2FIFSA-EUSFLAT\\_2009%2Fpdf%2Ftema\\_1321.pdf&usg=AFQjCNHhNHKcZYPQhQakc5EVmlqsujrx9A&sig2=i2qCtnV8jV2WqootIyKlAQ&bvm=bv.122676328,d.bGs&cad=rja](https://www.google.ru/url?sa=t&rct=j&q=&esrc=s&source=web&cd=1&ved=0ahUKewjRs7b1tPLMAhWsIJoKHWbkAsEQFggBMAA&url=http%3A%2F%2Fwww.eusflat.org%2Fproceedings%2FIFSA-EUSFLAT_2009%2Fpdf%2Ftema_1321.pdf&usg=AFQjCNHhNHKcZYPQhQakc5EVmlqsujrx9A&sig2=i2qCtnV8jV2WqootIyKlAQ&bvm=bv.122676328,d.bGs&cad=rja) (accessed 06.03.2016).

13. Yu F., Pedrycz W., Yuan J. Finding Fuzzy Rules from Granular Time Series. *IFSA'05 FuzzyLogic, Soft Computing and Computational Intelligence*, vol. 1, Beijing, China, 2005.

14. Afanaseva T.V. Reshenie zadach intellektualnogo analiza vremennykh riadov v ramkakh strukturno-lingvisticheskogo podkhoda [Solution of Time-Series Data Mining Tasks within Structural and Linguistic Approach]. *Avtomatizatsiia protsessov upravleniia* [Automation of Control Processes], 2010, no. 2 (20), pp. 54–58.
15. Timina I.A. *Avtomatizirovannoe proektirovanie na osnove modeli prognozirovaniia nechetkikh tendentsii metrik proektnoi deiatelnosti. Dis. kand. tekhn. nauk 05.13.18, 05.13.12* [Computer-Aided Design based on the Forecasting Model of Fuzzy Trends of Project Metrics. Cand. eng. sci diss.]. Ulyanovsk, 2015. 176 p.
16. Zavarzin D.V. K voprosu poiska anomalii vo vremennykh riadakh [On the Issue of Anomaly Search in Time Series]. *Innovatsii v nauke: sb. st. po mater. XXIX mezhdunar. nauch.-prakt. konf.* [Innovation in Science. Proc. of the 29th Int. Research-and-Practical Conf.]. no. 1 (26), Novosibirsk, SibAK Publ., 2014, pp. 59–64.
17. Batyrshin I.Z. et al. *Nechetkie gibridnye sistemy. Teoriia i praktika* [Fuzzy Hybrid Systems. Theory and Practice]. Moscow, Fiziko-matematicheskaja literatura, LLC Publ., 2007. 208 p.
18. Ruey-Chyn Tsaur, Jia-Chi O Yang, Hsiao-Fan Wang. Fuzzy Relation Analysis in Fuzzy Time Series Model. *Computers and Mathematics with Applications*, 2005, no. 49.
19. Yarushkina N.G. *Osnovy nechetkikh i gibridnykh setei* [Fundamentals of Fuzzy and Hybrid Networks]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 2014. 320 p.