УДК 004.8

Т.В. Афанасьева, А.А. Сапунков, М.С. Тонерян

ДВУХСТУПЕНЧАТЫЙ АЛГОРИТМ ВЫБОРА НЕЧЕТКОЙ МОДЕЛИ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ[1]

Афанасьева Татьяна Васильевна, *доктор технических наук, доцент, заместитель заведующего кафедрой «Информационные системы» Ульяновского государственного технического университета. Окончила радиотехнический факультет УлГТУ. Имеет статьи и монографии в области интеллектуального анализа временных рядов. [e-mail: tv.afanaseva@ulstu.ru].*

Сапунков Алексей Андреевич, *аспирант кафедры «Информационные системы» УлГТУ, окончил факультет информационных систем и технологий УлГТУ. Имеет работы в области интеллектуального анализа временных рядов. [e-mail: sapalks@gmail.com].*

Тонерян Мкртыч Саркисович, *аспирант кафедры «Информационные системы» УУлГТУ, окончил факультет информационных систем и технологий УлГТУ. Имеет работы в области интеллектуального анализа временных рядов. [e-mail: mkr73@yandex.ru].*

Аннотация

В статье предлагается двухступенчатый алгоритм выбора наилучшей модели прогнозирования временного ряда (ВР), основанный на анализе адекватности модели по поведению и точности. В качестве набора для тестирования алгоритма были использованы ВР, предоставленные на международном соревновании по прогнозированию ВР 2015 года в рамках конференции IFAS-EUSLAT(International Time Series Forecasting Competition [http://irafm.osu.cz/cif/main.php]). База данных данного соревнования состояла из 91 числового ВР разных длин, тенденции и частоты снятия данных. Значения ВР отражали динамику показателей, полученных из банковской сферы, социальных сетей и медицины. Для прогнозирования ВР применялись три модели, основанные на понятии нечеткого ВР. Чтобы определить лучшую модель был предложен двухэтапный алгоритм, основанный на сравнении тенденций ВР и модели. Также в алгоритме используются новые критерии качества в дополнение к уже известным. В заключении обсуждаются полученные результаты и демонстрируется эффективность предлагаемого алгоритма.

Ключевые слова: нечеткие тенденции, нечеткие временные ряды, прогнозирование, лингвистическое описание.

THE TWO-STAGE ALGORITHM OF CHOOSING THE FUZZY MODEL FOR TIME SERIES FIRECASTING

Tatiana Vasilievna Afanaseva, *Doctor of Engineering; Associate Professor, Deputy Head of Information System Department at Ulyanovsk State Technical University; graduated from the Faculty of Radioengineering at Ulyanovsk State Technical University; an author of articles and monographs in the field of the intellectual analysis of time series. e-mail: tv.afanasjeva@gmail.com.*

Aleksei Andreevich Sapunkov, *Post-graduate Student of the Information System Department at Ulyanovsk State Technical University; graduated from the Faculty of Information Systems and Technologies at Ulyanovsk State Technical University; an author of articles in the field of the intellectual analysis of time series. e-mail: sapalks@gmail.com.*

Mkrtych Sarkisovich Tonerian, *Post-graduate Student of the Information System Department at Ulyanovsk State Technical University; graduated from the Faculty of Information Systems and Technologies at Ulyanovsk State Technical University; an author of articles in the field of the intellectual analysis of time series. e-mail: mkr73@yandex.ru.*

Abstract

The article deals with a two-stage algorithm for the best time-series forecasting model based on the assessment of the model adequacy with the use of behavior and accuracy. For testing, the authors use time series that have been exploited at the

1 Работа поддержана грантом РФФИ, проект № 14-07-00247.

International Time Series Forecasting Competition IFAS-EUSLAT in 2015 ([http://irafm.osu.cz/cif/main.php]). Database of this Competition includes 91 numerical time series of different length, tendency, and data reading frequency. Time series values depicted the dynamic of parameters reported from banking area, social networks, and medicine. Three models based on the fuzzy time series concept have been used for time-series forecasting. In order to choose the best model, the two-stage algorithm based on the comparison of time series and model tendencies has been proposed. In addition to the already known quality criterion, the new ones are also exploited in the algorithm. In the conclusion, the results obtained are discussed and the effectiveness of the suggested algorithm is demonstrated.

Key words: fuzzy tendency, fuzzy time series, forecasting, linguistic description.

Введение

Согласно [1], одной из тенденций будущего в глубинном анализе данных является анализ данных на основе временных рядов (ВР), где прогнозирование множества ВР является одной из основных проблем. Существует два подхода для прогнозирования и анализа множества ВР. Первый из них использует некую гипотезу о зависимостях между ВР. Однако часто эти зависимости неизвестны или недостаточно данных для их применения и проверки. Поэтому в нашем исследовании мы применяем второй подход, основанный на прогнозировании отдельных ВР. Этот подход часто применяется к ВР разных длин и частот; в рамках данного подхода предлагается ряд методов и моделей прогнозирования. Широко используются для различных классов ВР статистические модели [2–4], которые получили распространения благодаря свойству оптимальности и возможности применения множества статистических критериев. Однако, считается, что они недостаточно эффективны и не всегда адекватно прогнозируют короткие ВР (к примеру, ВР из 7–30 точек).

Чтобы решить проблему прогнозирования коротких ВР были разработаны нечеткие модели, представленные в [5–8] и комбинации статистических моделей с нечеткими описаниями, предложенные в [9–12]. В работе [12] рассматриваются три группы моделей нечетких ВР:

1. Модель нечеткой регрессии [13, 14];
2. Модель Бокса-Дженкинса, на основе коэффициента нечеткой автокорреляции [15, 16];
3. Модель, базирующаяся на нечеткой логической цепочке правил ЕСЛИ-ТО, с помощью нечеткой модели ВР [5, 7].

В работе [12, 17] предлагаются модификации нечетких моделей ВР для моделирования нечетких краткосрочных тенденций. Тем не менее, проблеме применения нечетких моделей ВР уделено гораздо меньше внимания и эта проблема до сих пор открыта.

Целью данной статьи является исследование возможностей применения нечетких моделей ВР для прогнозирования различных числовых ВР. В работе предлагается рассматривать следующие характеристики ВР: частоту получения данных и длину ВР. В дополнение к таким первичным характеристикам предложено рассмотреть характеристику поведения ВР в виде описания тенденции ВР.

Процесс прогнозирования множества ВР состоит из двух стадий:

1. Предварительная обработка. На данной стадии имеющиеся ВР приводятся к подходящей для моделирования форме.
2. Обработка. На этом этапе выбирается лучшая модель прогнозирования ВР, для чего предложен двухступенчатый алгоритм. Для прогнозирования ВР были исследованы три нечеткие модели ВР: модель, основанная на нечетких значениях ВР [5]; модель, основанная на нечетких первых разностях значений ВР [7], и модель, основанная на нечетких элементарных тенденциях [18].

Понятие нечеткой тенденции

Понятие нечеткой тенденции нечеткого ВР было введено Н.Г. Ярушкиной в [17] как качественная характеристика поведения ВР в лингвистических терминах. Далее был разработан и успешно применен алгоритм прогнозирования коротких ВР [18].

Ниже дается более подробное описание нечеткой тенденции. Для этого вводятся следующие утверждения и определения.

Пусть x_t, $x_t \in X$, $X \subset R^1$, $t = 1, 2, ..., n$ ВР из n значений. В соответствии с основным положением теории нечетких ВР любой дискретный числовой ВР может быть преобразован во ВР из нечетких значений $\tilde{x}_t$, $\tilde{x}_t \in \tilde{X}$, $t = 1, \dots, n$, где лингвистическая переменная $\tilde{X} = \{\tilde{x}_i \mid i = 1, 2, \dots, r\}$ существует на множестве X.

Определение 1. Нечеткая тенденция нечеткого ВР $\tilde{x}_t$, $t = 1, 2, ..., n$ представляет собой набор элементов [12]:

$$<\tilde{V}, \tilde{A}, \Delta t>,$$

где $\tilde{V}$ и $\tilde{A}$ – лингвистические переменные, характеризующие тип и интенсивность нечеткой тенденции. Переменная Δt определяет продолжительность нечеткой тенденции. Введем возможные лингвистические значения типов нечетких тенденций $\tilde{V}$: «падение», «стабильность», «рост», «колебания», «хаос» и лингвистические значения интенсивности нечеткой тенденции $\tilde{A}$: «ноль», «очень маленький», «маленький», «средний» и т. д.

В случае, если $\Delta t = 1$, то нечеткая тенденция относится к классу «элементарная» нечеткая тенденция; она характеризует нечеткую разность между двумя соседними нечеткими значениями ВР. Если $\Delta t = n - 1$, то тенденция относится к классу «глобальная» нечеткая тенденция. Глобальная нечеткая тенденция характеризует поведение ВР в целом. В других случаях, при $1 < \Delta t < n - 1$, тенденция относится к классу «локальная» нечеткая тенденция.

Согласно определению 1, описание элементарной, локальной и глобальной тенденций имеет общую структуру. Тем не менее, для элементарной нечеткой тенденции значения лингвистической переменной $\tilde{V}$ ограничиваются «падением», «стабильностью» и «ростом». Этот факт определяется элементарной нечеткой тенденцией как нечеткая тенденция между двумя точками ВР. Понятно, что любая локальная нечеткая тенденция ВР может быть выражена при помощи последовательности элементарных нечетких тенденций, а глобальная нечеткая тенденция может рассматриваться как последовательность локальных нечетких тенденций и, следовательно, как последовательность элементарных нечетких тенденций. В некотором смысле глобальная нечеткая тенденция, представленная локальной и элементарной нечеткой тенденцией, предоставляет подходящее лингвистическое описание тенденции ВР на различных уровнях абстракции. Кроме того, последовательность локальных и/или элементарных нечетких тенденций нечеткого ВР также является нечетким ВР. Это означает, что если у нас есть нечеткий ВР, то мы можем получить из него несколько новых нечетких ВР и исследовать зависимости в каждом из них.

Ниже мы приведем пример элементарной нечеткой тенденции. Предположим, что x_t, где $x_t \in X,\ X \subset R^1$, $t = 1, 2, ..., n$ – ВР, состоящий из n реальных числовых наблюдений (значений), для которых определены нечеткие множества $\tilde{x}_i,\ i = 1,\ 2,\ ...,\ r$ некоторой лингвистической переменной. Тогда с помощью ACL-шкалы [19] преобразуем исходный ВР в нечеткий ВР, состоящий из нечетких значений $\tilde{x}_t,\ t = 1, 2, ..., n$:

$$\tilde{x}_t = \tilde{x}_s,\ если\ \tilde{x}_s(x_t) \geq \tilde{x}_i(x_t),\ s \in \{1, 2, ..., r\}, \quad (1)$$

где $i = 1,\ 2,\ ...,\ r$.

Пусть $x_t - 1,\ x_t$ – два соседних значения исходного числового ВР $x_t,\ x_t \in X,\ X \subset R^1,\ t = 1, 2, ..., n$. Обозначим $d_{t1} = |x_{t1} - x_{t1-1}|$ и $z = \max\{d_{t1} | t1 = 2, 3, ..., n\}$. Пусть на интервале $[-z,\ z] \in R^1$ определена лингвистическая переменная типов нечетких элементарных тенденций $\tilde{V} = \{\tilde{v}_1, \tilde{v}_2, \tilde{v}_3\}$ с нечеткими множествами $\tilde{v}_1 =$ «падение», $\tilde{v}_2 =$ «стабильность», $\tilde{v}_3 =$ «рост». Предположим, что на отрезке $[0,\ z] \in R^1$ определена лингвистическая переменная интенсивности нечетких элементарных тенденций $\tilde{A}$ с нечеткими значениями $\tilde{a}_j \in \tilde{A},\ j = 1,\ 2,\ ...,\ r-1$.

Подобно (1) значения двух соседних нечетких точек $\tilde{x}_t, \tilde{x}_{t-1}$ нечетких ВР $\tilde{x}_t,\ t = 1, 2..., n$ могут быть определены следующим образом:

$$\tilde{x}_{t-1} = \tilde{x}_{s1},\ \tilde{x}_{s1}(\tilde{x}_{t-1}) \geq \tilde{x}_i(\tilde{x}_{t-1}),\ s_1 \in \{1,\ 2,\ \ldots,\ r\};$$

$$\tilde{x}_t = \tilde{x}_{s2},\ \tilde{x}_{s2}(\tilde{x}_t) \geq \tilde{x}_i(\tilde{x}_t),\ s_2 \in \{1,\ 2,\ \ldots,\ r\}$$

для любых $i = 1,\ 2,\ ...,\ r$.

Определение 2. ВР элементарных нечетких тенденций, основанный на числовом дискретном ВР $x_t,\ x_t \in X$, $X \subset R^1,\ t = 1, 2, ..., n$, представляет собой два нечетких одновременных ВР:

$$\tau_t = (\tilde{v}_{t1},\ \tilde{a}_{t1})\ t_1 = 2,\ 3,\ ...,\ n, \quad (2)$$

где

$$\tilde{v}_{t1} = \begin{cases} \tilde{v}_1, s_1 > s_2, \\ \tilde{v}_2, s_1 = s_2, \\ \tilde{v}_3, s_1 < s_2, \end{cases}$$

$$\tilde{a}_{t1} = \tilde{a}_g,$$
$$\tilde{a}_g(|x_{t1} - x_{t1-1}|) \geq \tilde{a}_j(|x_{t1} - x_{t1-1}|) \forall j = 1, 2, ..., r-1,$$
$$g \in \{1,\ 2,\ ..,\ r-1\}.$$

Нечеткий ВР $\tilde{v}_t$ характеризует изменение поведения ВР, а нечеткий ВР $\tilde{a}_t$ –динамику интенсивности изменения этого поведения.

Нечеткие модели ВР

Ниже мы опишем три нечеткие модели ВР, которые использованы в предлагаемом в этой статье алгоритме прогнозирования: модель, основанная на нечетких значениях ВР [5]; модель, основанная на нечетких разностях значений ВР [7], и модель, основанная на нечетких элементарных тенденциях [18].

Пусть $X_t\ (t = 1,\ 2,\ ...) \subset R^1$ – множество, на котором определены нечеткие множества $\tilde{x}_t^i\ (i = 1, 2,\ ...)$ и $\tilde{X}_t$, является ансамблем $\tilde{x}_t^i$. Тогда $\tilde{X}_t$ – нечеткий ВР [5].

Модель нечеткого ВР p-го порядка, основанная на нечетких значениях, предложена в работе [5] в следующем виде:

$$\tilde{X}_t = (\tilde{X}_{t-1} \times \tilde{X}_{t-2} \times \ldots \times \tilde{X}_{t-p}) \circ R(t,\ t-1, ..., t-p), \quad (3)$$

где « $\times$ » – знак декартового произведения;

$R(t,\ t-1, ..., t-p)$ – модель нечеткого ВР с нечеткими отношениями, которые могут быть вычислены по алгоритму Мамдани [20];

p – порядок нечеткой модели ВР (обычно $p = 1,\ 2,\ 3,\ 4,\ 5$);

«$\circ$» – знак минимаксной композиции.

Вторая нечеткая модель ВР является модификацией модели (3), в которой вместо значений ВР используются разности первого порядка [7]. Таким образом, сначала мы должны по исходному ВР определить новый числовой ВР $\Delta x_t = x_t - x_{t-1},\ (t = 1,\ 2,\ ...)$.

Пусть $\Delta X_t\ (t = 1,\ 2,\ ...) \subset R^1$ – множество, на котором определены нечеткие множества $\Delta\tilde{x}_t^i\ (i = 1,\ 2,\ ...)$ и $\Delta\tilde{X}_t$, представляет коллекцию из $\Delta\tilde{x}_t^i\ (i = 1,\ 2,\ ...)$.

Модель нечеткого ВР p-го порядка, основанная на нечетких первых разностях ВР, рассмотрена в работе [7] в следующем виде:

$$\Delta\tilde{x}_t = (\Delta\tilde{x}_{t-1} \times \Delta\tilde{x}_{t-2} \times \ldots \times \Delta\tilde{x}_{t-p}) \circ R(t, t-1, ..., t-p). \quad (4)$$

Нечеткая модель ВР, основанная на нечеткой элементарной тенденции, – это расширенная версия модели [5] с использованием компонентной модели нечеткой элементарной тенденции (2).

Пусть $X_t\ (t = 1,\ 2,\ ...) \subset R^1$ – множество, на котором определены нечеткие множества $\Delta\tilde{x}_t^i\ (i = 1,\ 2,\ ...)$, $\tilde{v}_t^j\ (j = 1,\ 2,\ ...)$ и $\tilde{a}_t^s\ (s = 1,\ 2,\ ...)$, и $\tilde{X}_t$ – множество значений $\tilde{x}_t^i\ (i = 1,\ 2,\ ...)$, $\tilde{V}_t$ – множество значений

$\tilde{v}_t^j \, (j=1,2,...), \tilde{A}_t$ – множество значений $\tilde{a}_t^s \, (s=1, 2, ...)$.

Модель нечеткого ВР p-го порядка, основанная на нечетких элементарных тенденциях, предложена в работе [18] в следующем виде:

$$\Delta\tilde{V}_t = (\Delta\tilde{V}_{t-1} \times \Delta\tilde{V}_{t-2} \times \ldots \times \Delta\tilde{V}_{t-p})^{\circ} R(t, t-1, \ldots, t-p), \quad (5)$$

$$\Delta\tilde{A}_t = (\Delta\tilde{A}_{t-1} \times \Delta\tilde{A}_{t-2} \times \ldots \times \Delta\tilde{A}_{t-q})^{\circ} R(t, t-1, \ldots, t-q). \quad (6)$$

Так как ВР нечетких элементарных тенденций представлен в виде двух нечетких ВР (2), здесь используются два нечетких отношения $R_{\tilde{v}}, R_{\tilde{a}}$, которые определяют две модели прогнозирования, а p и q – порядки соответствующих моделей.

Согласно (5), (6), мы представили модель прогнозирования числового ВР, основанную на нечетких элементарных тенденциях следующим образом:

$$x_t = x_{t-1} + Def\left(\tilde{V}_t\right) \cdot Def\left(\tilde{A}_t\right), \quad (7)$$

где $Def(\cdot)$ – дефаззифицированное значение соответствующего нечеткого множества. В нашем подходе использован метод центра тяжести, т. е. для абстрактного нечеткого множества A на конечном множестве X:

$$Def\left(A\right) = \frac{\sum_{x \in X} x \cdot A\left(x\right)}{\sum_{x \in X} A\left(x\right)}.$$

Алгоритм прогнозирования ВР

Обычно для определения модели прогнозирования оценивается некий численный критерий. Однако иногда результаты прогнозирования ВР представляют собой горизонтальную линию, не похожую на поведение заданного ВР. Чтобы решить данную проблему, мы предложили новый алгоритм прогнозирования множества ВР, использующий двухступенчатый алгоритм выбора модели.

На первом этапе выбираются только те нечеткие модели ВР, которые генерируют в прогнозе ВР со схожим поведением с исследуемым ВР. Эти модели ВР считаются адекватными по поведению. Под сходством поведения ВР подразумевается сходство их нечетких глобальных тенденций.

На втором этапе алгоритма для адекватных моделей ВР по поведению выбираются модели, адекватные по точности. С этой целью предложен критерий сходства показателей точности прогнозирования:

$$K_{smape} = \frac{abs\left(SMAPE_1 - SMAPE_2\right)}{\max\left(SMAPE_1, SMAPE_2\right)}, \quad (8)$$

где $SMAPE_1$ – ошибка на обучающей выборке;

$SMAPE_2$ – ошибка на тестируемой выборке, вычисляемая следующим образом:

$$SMAPE = \frac{1}{n}\sum_{t=1}^{n} \frac{|F_t - A_t|}{\left(|A_t| + |F_t|\right)/2}, \quad (9)$$

здесь F_t – t-е прогнозное значение, а A_t – это t-е реальное значение, n – горизонт прогноза в тестовой выборке.

Предложен следующий обобщенный алгоритм прогнозирования:

1. Каждый ВР разбивается на 12 интервалов равной длины и 12 нечетких множеств с треугольной функцией принадлежности соответственно.
2. Любая модель нечеткого ВР считается нечетким отношением, для которой применяется алгоритм Мамдани. Порядки нечетких моделей ВР ограничены от 1 до 5.
3. Основная процедура прогнозирования, описанная в [5], применяется для прогнозирования значений при помощи каждой из трех моделей.
4. Для дефаззификации нечетких значений используется центроидный метод.
5. Используется двухступенчатый алгоритм выбора адекватной модели прогнозирования ВР по поведению и по точности.

Проведенные исследования показывают, что предложенный алгоритм для выбора нечеткой модели ВР достаточно адекватно и точно прогнозирует тенденции и значения ВР. При сравнении традиционного алгоритма выбора нечеткой модели только на основе минимума одного показателя точности (СКО, MAPE или SMAPE) с предложенным двухступенчатым алгоритмом для 91 ВР получено улучшение точности до 40% для отдельного ВР (в среднем точность улучшилась на 8,98%). В таблице 1 приведено сравнение результатов прогнозирования некоторых ВР по критерию MAPE.

Таблица 1

Сравнение результатов прогнозирования ВР

ВР	Традиционный выбор лучшей модели (MAPE)	Двухступенчатый алгоритм (MAPE)
ts 24	8,21%	7,96%
ts 44	0,98%	0,77%
ts 74	3,67%	2,44%

Более подробные результаты применения двухступенчатого алгоритма выбора нечеткой модели (метод MTSF) представлены на сайте международного соревнования по прогнозированию ВР 2015 года в рамках конференции IFAS-EUSLAT (International Time Series Forecasting Competition [http://irafm.osu.cz/cif/main.php]).

Заключение

В статье предложен алгоритм прогнозирования множества ВР, основанный на нечетких моделях. Использованы два нововведения: применение модели нечетких тенденций и двухступенчатого алгоритма выбора лучшей модели прогнозирования ВР по поведению и по точности. Проведенные экспериментальные исследования предложенного алгоритма продемонстрировали улучшение точности прогнозирования ВР.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Abraham Otero. Future trends in data mining. – URL: http://biolab.uspceu.com/datamining/pdf/FutureTrends.pdf.

2. Box G. and G. Jenkins Time Series Analysis: Forecasting and Control, HoldenDay, San Francisco, 1970.

3. Kendall M. Time series, Translated from English, Yu. P. Lukashina. – Moscow : Finansy i statistica, 1981, 199 p.

4. Anderson T. Statistical Analysis of Time Series, New York: John Wiley and Sons, Inc., 1971.

5. Song Q. Chissom B. Fuzzy time series and its models // Fuzzy Sets and Systems, 1993. – Vol. 54. – pp. 269–277.

6. Chen S.M. Forecasting enrollments based on high-order fuzzy time series // Cybernetics and Systems: An International Journal. – 2002. – Vol. 33(1). – P. 16.

7. Hwang, J.R., Chen S.M. and C.H. Lee. Handling forecasting problem using fuzzy time series, Fuzzy Sets and Systems, 1998, 100, pp. 217–228.

8. Novak V., Stepnicka M. Dvorak A., Perfilieva I. and V. Pavliska. Analysis of seasonal time series using fuzzy approach, International Journal of General Systems, 2010. – 39. – pp. 305–328.

9. Pedrycz W., Chen S.M. (Eds). Time Series Analysis, Modeling Applications. A Computational Intelligence Perspective (e-book Google). – Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2013. Intelligent Systems Reference Library, Vol. 47. – pp. 354–412.

10. Bardossy A. Note on fuzzy regression // Fuzzy Sets and Systems, 1990. Vol. 37. pp. 65–75.

11. Wagner N., Michalewicz Z., Schellenberg S., Chiriac C., Mohais A. Intelligent techniques for forecasing multiple timeseries in realworld systems, International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics, 2011. Vol. 4, Iss:3, pp. 284–310.

12. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В., Перфильева И.Г. Интеллектуальный анализ временных рядов : учеб. пособие – М. : ИД «ФОРУМ» : ИНФРА-М, 2012. – 160 с.

13. Tanaka H., Uejima S., Asai K. Linear regression analysis with fuzzy model // IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics. 1982. Vol. 12 (6). – pp. 903–907.

14. Diamond P. Fuzzy least squares // Information Sciences. 1988. Vol. 46 (3). – pp. 141–157.

15. Tsenga F.M., Tzengb G.H. and H.C. Yu Fuzzy ARIMA model for forecasting the foreign exchange market // Fuzzy Sets and Systems. 118 (2000). – pp. 9–19.

16. Khashei M., Bijari M. and G. RassiArdali. Improvement of Auto-Regressive Integrated Moving Average models using Fuzzy logic and Artificial Neural Networks // Neurocomputing. 2009. – 72(4). – pp. 956–967.

17. Ярушкина Н.Г. Основы теории нечетких и гибридных систем : учеб. пособие – М. : Финансы и статистика, 2004. – 320 с.

18. Афанасьева Т.В. Моделирование нечетких тенденций временных рядов. – Ульяновск : УлГТУ, 2013. – 215 с.

19. Афанасьева Т.В. Модель ACL-шкалы для генерации лингвистических оценок в принятии решений // Вопросы современной науки и практики. Университет им. В.И. Вернадского. Т. 2. Сер. Технические науки. – Тамбов : ТГТУ, 2008. – № 4 (14). – С. 91–97.

20. Mamdani E.H. and S. Assilian. An experiment in linguistic synthesis with a fuzzy logic controller // International Journal of Man-Machine Studies, 1975. – 7(1). – pp.1–13.

REFERENCES

1. Abraham Otero. *Future Trends in Data Mining*. Available at: http://biolab.uspceu.com/datamining/pdf/FutureTrends.pdf.

2. Box G. and G. Jenkins. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. HoldenDay, San Francisco, 1970.

3. Kendall M. *Time Series*. Moscow, Finansy i Statistica Publ., 1981. 199 p.

4. Anderson T. *Statistical Analysis of Time Series*. New York, John Wiley and Sons, Inc., 1971.

5. Song Q. Chissom B. Fuzzy Time Series and its Models. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, vol. 54, pp. 269–277.

6. Chen S.M. Forecasting Enrollments based on High-Order Fuzzy Time Series. *Cybernetics and Systems. An International Journal,* 2002, vol. 33, no.1, pp. 1–16.

7. Hwang, J.R., Chen S.M. and C.H. Lee. Handling Forecasting Problem Using Fuzzy Time Series. *Fuzzy Sets and Systems,* 1998, no. 100, pp. 217–228.

8. Novak V., Stepnicka M. Dvorak A., Perfilieva I., and V. Pavliska. Analysis of Seasonal Time Series Using Fuzzy Approach. *International Journal of General Systems,* 2010, no. 39, pp. 305–328.

9. Pedrycz W., Chen S.M. (Eds). Time Series Analysis, Modeling Applications. A Computational Intelligence Perspective (e-book Google). *Intelligent Systems Reference Library*. Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2013, vol. 47, pp. 354–412.

10. Bardossy A. Note on Fuzzy Regression. *Fuzzy Sets and Systems,* 1990, vol. 37, pp. 65–75.

11. Wagner N., Michalewicz Z., Schellenberg S., Chiriac C., Mohais A. Intelligent Techniques for Forecasting Multiple Timeseries in Realworld Systems. *International Journal of Intelligent Computing and Cybernetics,* 2011, vol. 4, no. 3, pp. 284–310.

12. Yarushkina N.G., Afanaseva T.V., Perfileva I.G. *Intellektualnyi analiz vremennykh riadov. ucheb. posobie* [Intelligent Analysis of Time Series. Textbook]. Moscow, ID FORUM, INFRA-M Publ., 2012. 160 p.

13. Tanaka H., Uejima S., Asai K. Linear Regression Analysis with Fuzzy Model. *IEEE Transactions on Systems, Man and Cybernetics,* 1982, vol. 12 (6), pp. 903–907.

14. Diamond P. Fuzzy Least Squares. *Information Sciences,* 1988, vol. 46 (3), pp. 141–157.

15. Tsenga F.-M., Tzengb G.-H., Yu H.-C., Yuan B.J.C. Fuzzy ARIMA Model for Forecasting the Foreign Exchange Market. *Fuzzy Sets and Systems,* 2000, no. 118, pp. 9–19.

16. Khashei M., Bijari M. and G. Rassi Ardali. Improvement of Auto-Regressive Integrated Moving Average Models Using Fuzzy Logic and Artificial Neural Networks. *Neurocomputing,* 2009, no. 72(4), pp. 956–967.

17. Yarushkina N.G. *Osnovy teorii nechetkikh i gibridnykh system. Ucheb. posobie* [Fundamentals of the Fuzzy and Hybrid Systems Theory. Textbook]. Moscow, Finansy i Statistika Publ., 2004. 320 p.

18. Afanaseva T.V. *Modelirovanie nechetkikh tendentsii vremennykh riadov* [The Modeling of Fuzzy Tendency-based Time Series]. Ulyanovsk, UlSTU Publ., 2013. 215 p.

19. Afanaseva T.V. Model ACL-shkaly dlia generatsii lingvisticheskikh otsenok v priniatii reshenii [Model of ACL-Scale for Generation of Linguistic Estimations in Decision-Making]. *Voprosy sovremennoi nauki i praktiki. Universitet im. V.I. Vernadskogo. Ser. Tekhnicheskie nauki* [Problems of Contemporary Science and Practice. Vernadsky University Journal. Technical Sciences Series], vol. 2, Tambov, TSTU Publ., 2008, no. 4 (14), pp. 91–97.

20. Mamdani E.H., Assilian S. An Experiment in Linguistic Synthesis with a Fuzzy Logic Controller. I*nternational Journal of Man-Machine Studies,* 1975, no. 7(1), pp. 1–13.