

# MATHEMATICAL MODELING

## МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ

УДК 004.942

Н.Г. Ярушкина, В.В. Воронина, И.А. Тимина, Е.Н. Эгов

### ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ТЕХНИЧЕСКОЙ СИСТЕМЫ С ПРИМЕНЕНИЕМ МЕРЫ ЭНТРОПИИ ДЛЯ НЕЧЕТКИХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

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

**Воронина Валерия Вадимовна**, кандидат технических наук, окончила факультет информационных систем и технологий Ульяновского государственного технического университета. Доцент кафедры «Информационные системы» Ульяновского государственного технического университета. Имеет статьи в области интеллектуального анализа временных рядов. [e-mail: vvsh85@mail.ru].

**Тимина Ирина Александровна**, окончила факультет информационных систем и технологий Ульяновского государственного технического университета. Ассистент кафедры «Информационные системы» Ульяновского государственного технического университета. Имеет работы в области интеллектуального анализа временных рядов. [e-mail: timina\_i@mail.ru].

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

#### Аннотация

В статье рассматриваются способы прогнозирования временных рядов технических систем (ТС) на основе гипотезы сохранения тенденций, гипотезы устойчивости тенденции и гипотезы прогнозирования на заданный период, а также прогнозирование с использованием меры энтропии для нечетких временных рядов. Метод вычисления меры энтропии для нечетких временных рядов был описан в предыдущем номере журнала. Также описывается программный комплекс диагностирования и прогнозирования нечетких временных рядов на основе меры энтропии. Комплекс разбит на несколько модулей, с возможностью использования некоторых из них в иных комплексах по прогнозированию временных рядов. Основной интерес данной статьи представляют разработанный алгоритм прогнозирования на основе меры неопределенности временного ряда и сравнение двух подходов к прогнозированию нечетких временных рядов. Сравнение производилось на основе значений ошибок MAPE, MSE, RMSE, полученных при прогнозировании значений 10 рядов двумя программами прогнозирования. Первая программа, описанная в свидетельстве о регистрации программ, базируется на выборе одной из гипотез, вторая, описанная в этой статье, на прогнозировании по мере энтропии. Статья рассчитана на специалистов, диагностирующих технические системы.

Ключевые слова: мера энтропии, прогнозирование, временные ряды.

## FORECASTING TECHNICAL SYSTEM STATE WITH THE APPLICATION OF ENTROPY MEASURE FOR FUZZY TIME SERIES DIAGNOSIS

**Nadezhda Glebovna Yarushkina**, Doctor of Engineering, Professor, First Vice-Rector – Vice-Rector for Science of Ulyanovsk State Technical University (ULSTU); graduated from the Faculty of Radioengineering 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.

**Valeriia Vadimovna Voronina**, Candidate of Engineering; graduated from the Faculty of Information Systems and Technologies at Ulyanovsk State Technical University; Associate Professor at the Department of Information Systems at Ulyanovsk State Technical University; an author of articles in the field of intellectual analysis of time series. e-mail: vvsh85@mail.ru.

**Irina Aleksandrovna Timina**, Assistant at the Department of Information Systems at Ulyanovsk State Technical University; graduated from the Faculty of Information Systems and Technologies of Ulyanovsk State Technical University with a specialty of Applied Informatics (in Economics); an author of articles in the field of intellectual analysis of time series. e-mail: timina\_i@mail.ru @ulstu.ru.

**Evgenii Nikolaevich Egov**, Assistant at the Department of Information Systems at 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.

### Abstact

This article discusses the ways to forecast time series of technical systems on the basis of the hypothesis of trends conservation, the hypothesis of trends stability and the hypothesis of forecasting for a specified period as well as forecasting with the use of the measure of entropy for fuzzy time series. The method of calculating the measure of entropy for fuzzy time series has been described in the previous issue of the journal. The software system of diagnosing and forecasting fuzzy time series based on the measure of entropy is also considered in the article. The system is divided into several modules, with the opportunity to use some of them in the other systems of time series prediction. The main interest of this paper is the prediction algorithm that was designed on the basis of time series measure of entropy and the comparison of the two approaches to forecasting fuzzy time series. The comparison was made on the basis of the values of MAPE, MSE, RMSE errors obtained from values of 10 rows predicted by two programs. The first program is based on the selection of one of the hypotheses, the second one described in this article is based on the prediction with the use of measure of entropy. This article is intended for professionals diagnosing technical systems.

Key words: measure of entropy, prediction, time series.

### ВВЕДЕНИЕ

Согласно ГОСТ 20911-89 целью прогнозирования технического состояния может быть определение с заданной вероятностью интервала времени (ресурса), в течение которого сохранится работоспособное (исправное) состояние объекта, и вероятности сохранения работоспособного (исправного) состояния объекта на заданный интервал времени. Прогнозирование может осуществляться как в процессе разработки, так и в период эксплуатации ТС. В последнем случае прогнозирование направлено на своевременное обнаружение неблагоприятного состояния [1].

Различают прогнозирование технического состояния и прогнозирование надежности. В первом случае дается прогноз технических параметров системы, а также дается прогноз отказов системы. Во втором случае дается прогноз количественных показателей надежности ТС на основе прогнозирования различных видов отказов.

На сегодняшний день существуют три подхода к решению задачи прогнозирования:

- детерминированный;
- стохастический;
- распознавание образов.

В детерминированном подходе задача сводится к отысканию аппроксимирующего выражения. В стохастическом подходе в качестве прогнозируемой характеристики принимается реализация случайной величины, определяющая интервал времени от момента контроля до первого пересечения поля допуска прогнозируемой величины. Поскольку процессы износа, старения и регулирования элементов ТС, обуславливающие развитие постепенных отказов, являются случайными величинами, более общий характер носит стохастический подход.

Третий подход заключается в разбиении всей группы изделий на несколько классов (групп) в соответствии с признаками каждого класса. Между классами устанавливаются строгие границы. Процесс создания образа разбит на три этапа:

- обучение,
- создание образа,
- экзамен.

Процесс индивидуального прогнозирования надежности третьим подходом сводится к отнесению данной ТС к тому или иному классу на основании критериев работоспособности, причем для каждого класса должны быть априорно известны показатели надежности и технические характеристики.

### 1 ФОРМАЛИЗОВАННАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

Для решения задач прогнозирования технического состояния представим состояние ТС в виде временного ряда. Поскольку характер ВР может иметь высокую степень неопределенности, а результаты прогноза желательно иметь в форме заключений эксперта, допускающие также и числовые интерпретации в пределах допустимой точности, то для анализа поведения ВР предлагается использовать моделирование нечетких тенденций (НТ) нечеткого ВР.

На основе полученного ряда НТ строится прогноз, основанный на сохранении тенденции, который корректируется в зависимости от ВР-предиката, выявленного посредством коэффициента схожести.

Предлагаемый подход к построению моделей ВР для целей решения задачи прогнозирования подразумевает преобразование исходного дискретного ВР

$$Y = \{t_i, x_i\}, i \in [1, n],$$

где  $t_i$  – некоторый момент времени,

$x_i$  – уровень ВР,  
в НВР

$$\tilde{Y} = \{t_i, \tilde{x}_i\}, i \in [1, n], X = \{x_i\}, \tilde{x}_i \in \tilde{X},$$

где  $\tilde{x}_i$  – нечеткая метка [2-5].

Затем НВР преобразуется в ВР нечетких элементарных тенденций (НЭТ), который обозначим  $\tau_i = ETend(\tilde{x}_i, \tilde{x}_{i+1})$ . Под *ETend* понимается функционал, который реализуется на основе операций *TTend* – определение типа тенденции и *RTend* – определение интенсивности тенденции по специальной лингвистической шкале, построенной для исходного ВР. В результате описанных преобразований получается несколько ВР, четких числовых и нечетких лингвистических, например, ВР параметров НТ [6].

Нечеткая тенденция выражает поведение НВР в лингвистическом виде, например: «Рост», «Падение», «Стабилизация», «Колебания», «Хаос» [6].

Чтобы выделить тенденцию, которая преобладает на ВР, используем нечеткую кластеризацию тенденций с помощью FCM-алгоритма, основанного на минимизации целевой функции [7].

Для выявления степени сходства предиката ВР2 элементарной НТ с заданным ВР1 элементарной НТ предлагается установить следующий критерий оценки соответствия поведения исследуемого ВР1 НТ  $\tau_1 = \langle \tilde{v}_1, \tilde{\alpha}_1, \Delta t, \mu_1 \rangle$  поведению ВР2 предиката НТ  $\tau_2 = \langle \tilde{v}_2, \tilde{\alpha}_2, \Delta t, \mu_2 \rangle$ , кото-

рый определяет расстояние  $\rho = (\tau_1, \tau_2)$  между одновременными элементарными НТ [8].

*Гипотеза сохранения/смены тенденции* рассматривает тенденцию за предыдущий месяц. Прогнозируемое значение вычисляется по формуле:

$$Y(t+1) = Y(t) + Tp, \tag{1}$$

где  $Y(t+1)$  – прогноз на следующий период времени;

$Y(t)$  – реальное значение в момент времени  $t$ ;

$Tp$  – значение тенденции за предыдущий период времени.

Прогнозирование ВР  $Y = \{t_i, x_i\}, (i = 1, 2, \dots, n)$  при условии существования правдоподобности экспертной гипотезы, что НТ ВР  $Z = \{t_i, z_i\}, (i = 1, 2, \dots, k)$  является предикатом ВР  $Y$ , осуществляется по формуле:

$$\hat{\tau}_{t+1}^Y = r(\tau_{t+1}^Y, G\tau_Y, G\tau_Z), \tag{2}$$

где

$\tau_{t+1}^Y$  – прогнозная НЭТ ВР  $Y$ ,

$\hat{\tau}_{t+1}^Y$  – прогнозная НЭТ ВР  $Y$  после корректировки,

$G\tau_Y$  – основная НТ ВР  $Y$ ,

$G\tau_Z$  – основная НТ ВР  $Z$ ,

$r$  – правила корректировки.

На этой основе используется алгоритм прогнозирования краткосрочных НТ ВР [9].

*Гипотеза устойчивости/неустойчивости тенденции* использует для прогнозирования скользящее среднее

$$\tau_{t+1} = \tau_t + G\tau_p, \tag{3}$$

где  $G\tau_p$  – значение доминирующей нечеткой тенденции.

Рассматриваются тенденции за предыдущий выбранный период, выбирается преобладающий кластер тенденции, вычисляется прогноз по приведенной выше формуле, и строится прогнозная тенденция. При одинаковых количествах вхождений тенденций используется оптимистичный прогноз, то есть выбирается наибольшее среднее значение тенденций.

*Гипотеза прогнозирования на заданный период на основе НЭТ.* Алгоритм прогнозирования на период на основе тенденций работает следующим образом:

1. Эксперт задает количество рассматриваемых тенденций за предыдущий период, например, за полгода - набор тенденций **A**. Либо задает шаблон набора тенденций, зная предположительную тенденцию, следующую за этим набором.

$$\{\tau_{n-m}, \dots, \tau_{n-1}, \tau_n\}. \tag{4}$$

2. Далее идет поиск набора тенденций **A** во всех остальных предыдущих полугодиях.

$$\{\tau'_{n-l-k}, \dots, \tau'_{n-l-(k-1)}, \tau'_{n-l}\}. \tag{5}$$

3. Найдя такой набор **B**, учитываем, какая тенденция **C** стоит после этого найденного набора **B**. Строим прогноз, равный тенденции **C**.

$$\tau_{t+1} = \tau_t + \tau'_{t_n-l+1}. \tag{6}$$

4. Если не существует такого набора **B**, который сопадал бы с набором **A**, поиск набора повторяется, но уже

ищется не полное его совпадение, а с отклонением в одну тенденцию. Так повторяем до тех пор, пока не будет найден подходящий набор тенденций **B**.

Существует еще один вариант подтверждения гипотезы о сохранении тенденции. Он базируется на использовании меры энтропии для НБР [10]:

• Меры энтропии по статистической вероятности для значений ВР и для тенденций ВР:

$$H = \sum P_A P_B \log(P_A P_B). \quad (7)$$

• Мера энтропии по функции принадлежности:

$$d(\tilde{A}) = H(\tilde{A}) + H(\tilde{A}^c), \quad (8)$$

$$\text{где } H(\tilde{A}) = -K \sum_{i=1}^n \mu_{\tilde{A}}(x_i) \ln(\mu_{\tilde{A}}(x_i)). \quad (9)$$

Для получения прогнозного значения с использованием энтропийных мер был разработан алгоритм.

## 2 АЛГОРИТМ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

Для прогнозирования нового значения временного ряда используются следующие данные:

• Ряд мер энтропий по статистической вероятности значений ВР.

• Ряд мер энтропий по функции принадлежности для каждой точки ВР.

• Ряд мер энтропий по статистической вероятности тенденций ВР.

Основная задача заключается в подтверждении или опровержении гипотезы о сохранении текущей тенденции ряда. Если текущая тенденция сохраняется, то следующее значение временного ряда можно получить из текущего, прибавив среднеарифметический прирост значений по этой тенденции. Если гипотеза о сохранении опровергается, то используя количественную информацию о переходах с этой тенденции в другие, выбирается тенденция, в которую вероятность перехода будет большей.

По мере энтропии, основанной на функции принадлежности, получать какие-либо точные данные для прогноза невозможно. Однако если значения этой меры превышают пороговое значение в 0,1 более 3-х точек подряд, то можно предполагать с большой долей вероятности, что на данном участке временного ряда происходит смена тенденции.

Более надежным показателем является мера энтропии, полученная через матрицу переходов между метками (статистическая энтропия). Так как практически каждой смене нечеткой метки соответствует смена тенденции, то при фиксировании смены нечеткой метки вполне можно ожидать и смену тенденции нечеткого ряда.

Третий вариант – это использование меры энтропии для нечеткой тенденции на основе матрицы переходов между тенденциями. Эта мера фиксирует непосредственно сами смены тенденций и является наиболее достоверным способом определения поведения тенденции ряда.

Решение о выборе гипотезы сохранения тенденции или об ее смене получается на основе комбинации всех

трех показателей. По изменению меры энтропии по функции принадлежности для последних 3-х точек ряда можно делать предположения о смене тенденции, если эти значения превышают пороговое значение. По второму и третьему показателям можно судить об общей динамике нечеткого ряда. Если наблюдаются частые смены нечетких меток или тенденций (а зачастую и того и другого), то это говорит также в пользу гипотезы смены тенденции. Также на основе меры энтропии по матрице переходов между тенденциями можно делать предположения о продолжительности текущей тенденции (можно высчитать среднюю длину отрезка временного ряда, на котором зафиксирована тенденция, как по всему ряду, так и для последних 2–3 случаев встречи этой тенденции) и определять вероятность перехода в каждую другую тенденцию.

Алгоритм вычисления значения для новой точки ряда будет следующим:

Шаг 1: Если значения мер энтропий по функции принадлежности для 3-х последних точек будут выше порогового значения, то ожидается смена тенденции.

$$\begin{aligned} & \text{if } (P_n^u > \text{porog or} \\ & P_{n-1}^u > \text{porog or } P_{n-2}^u > \text{porog}) \\ & \text{then changeTrend is true.} \end{aligned}$$

Шаг 2: Если в последних четырех точках меры энтропии по тенденциям наблюдается рост значений, то ожидается смена тенденции.

$$\begin{aligned} & \text{if } \left( (E_n^{\text{tend}} - E_{n-1}^{\text{tend}}) - E_{n-1}^{\text{tend}} - E_{n-2}^{\text{tend}} \right) > \text{porog} \\ & \text{or } \left( (E_{n-1}^{\text{tend}} - E_{n-2}^{\text{tend}}) - E_{n-2}^{\text{tend}} - E_{n-3}^{\text{tend}} \right) > \text{porog} \\ & \text{then changeTrend is true.} \end{aligned}$$

Шаг 3: Сгруппировать точки ряда в группы  $G^x$  по принципу: разница мер энтропии двух соседних точек меньше порогового значения.

$$\text{if } (E_i^x - E_{i+1}^x \leq \theta_1) \text{ then } E_i^x, E_{i+1}^x \in G^x.$$

Шаг 4: Проанализировать полученные группы  $G^x$ . Если длины последних цепочек небольшие, то это говорит о частых сменах тенденций, т.е. нестабильности ряда, и гипотезу о сохранении тенденции применять нельзя.

$$\begin{aligned} & \text{if } (\text{length}(G_m^x) < Q \\ & \text{and } \text{length}(G_{m-1}^x) < Q \text{ and } \text{length}(G_{m-2}^x) < Q) \\ & \text{then changeTrend is true.} \end{aligned}$$

Шаг 5: Если одна из проверок подтверждается, то определяется наиболее вероятная тенденция.

$$\text{if } (\text{changeTrend} = \text{true}) \text{ then } E_{n+1}^{\text{tend}} = \text{FindPmax}(E_n^{\text{tend}}) \text{ else } E_{n+1}^{\text{tend}} = E_n^{\text{tend}}.$$

Шаг 6: Прогнозное значение получается из последнего значения ряда прибавлением среднеарифметического прироста значения по этой тенденции.

$$x_{n+1} = x_n + \text{getDelta}(E_{n+1}^{\text{tend}}).$$

Данный алгоритм был реализован в программном комплексе для диагностирования и прогнозирования состояния технической системы.

### 3 ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС

Программный комплекс получения меры энтропии для нечеткого временного ряда состоит из нескольких модулей (рис. 1):

1. Модуль обработки временного ряда.
2. Модуль работы с временным рядом.
3. Модуль работы с набором рядов.

Первый модуль включает в себя весь набор средств для получения на основе временного ряда набора энтропийных мер по этому ряду, средства для проведения диагностики на основе полученных мер и средства для прогнозирования последующих значений для временного ряда. Модуль полностью автономен и может быть использован в различных приложениях для обработки временных рядов.

Второй модуль предоставляет интерфейс вывода исходного временного ряда, полученных рядов энтропий и результатов диагностики и прогнозирования для ряда.

Для своей работы он использует первый модуль. Может встраиваться в различные программные комплексы по работе с временными рядами.

Третий модуль реализует возможность обработки сразу нескольких временных рядов. Для этого он, при загрузке нового временного ряда, создает экземпляр второго модуля для работы с новым временным рядом. Помимо этого модуль располагает средствами для проведения тестирования временных рядов по точности прогнозирования и сравнения временных рядов.

Модуль обработки временного ряда является ключевым. Его можно разбить на группы (рис. 2):

1. Преобразование временного ряда в нечеткий временной ряд.
2. Получение мер энтропии по нечеткому временному ряду.
3. Проведение анализа мер энтропии, получение гранулированного ВР.
4. Получение прогнозного значения.

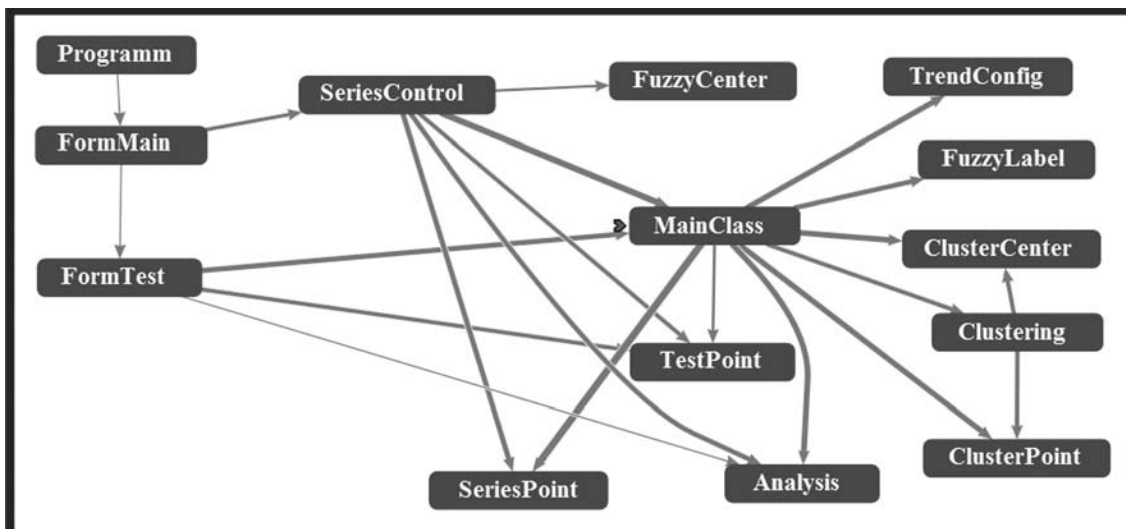


Рис. 1. Диаграмма зависимостей классов

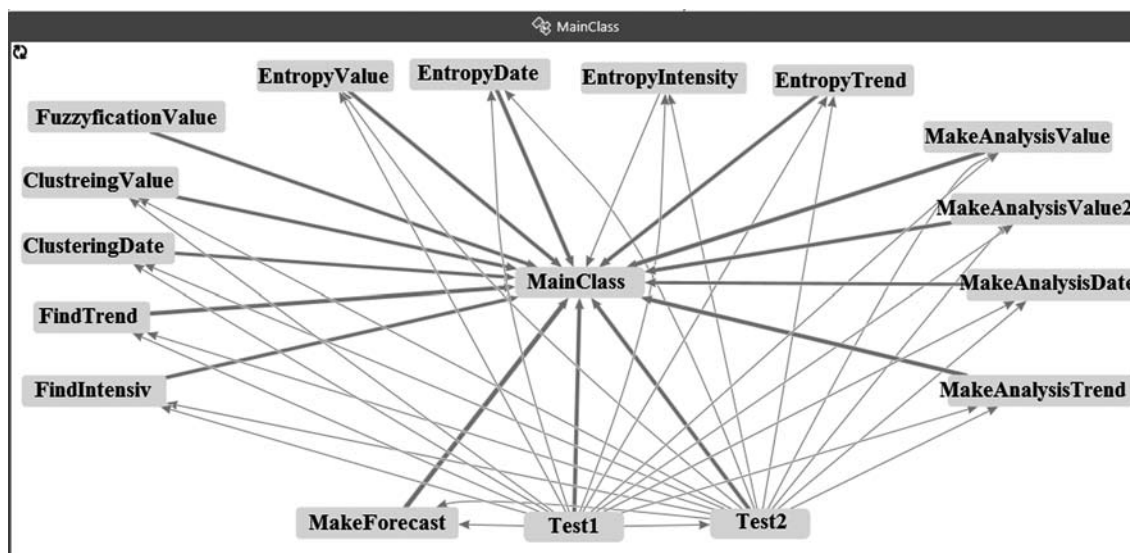


Рис. 2. Главные методы основного модуля программного комплекса

В первую группу входят методы фаззификации и кластеризации для временного ряда, метод кластеризации по временным отметкам ряда, метод получения тенденции и интенсивности нечеткого временного ряда. Отличие от обычных методов фаззификации и кластеризации заключается в том, что помимо преобразования в нечеткий временной ряд параллельно высчитывается значение меры энтропии по функции принадлежности для каждой точки.

Во вторую группу входят методы расчета меры энтропии по значениям точек, по временным интервалам, по тенденциям и по интенсивности НВР. На вход методов должен поступать или нечеткий временной ряд, полученный от первой группы методов, или исходный нечеткий временной ряд, уже загруженный из файла.

Третья группа по полученным рядам мер энтропий группирует все точки по алгоритму в гранулы. На выходе получается 4 гранулированных ряда: по мере энтропии по значениям точек, по мере энтропии по функции принадлежности (если вызывались функции первой группы), по мере энтропии временных интервалов и по тенденциям. К полученным гранулированным рядам далее можно применить логические правила для выявления аномалий ряда.

В четвертую группу входя метод прогнозирования и

методы тестирования точности прогнозных значений. Первый метод проверяет точность прогнозирования на несколько значений вперед, для чего у временного ряда убираются 10 последних точек и прогнозируются новые, после чего производятся расчеты ошибок между спрогнозированными значениями и фактическими. Второй метод тестирования проверяет точность прогнозирования на одну точку, для чего у ряда убираются 10 последних точек, прогнозируется значение для 10-ой точки, но в ряд добавляется фактическое значение, затем прогнозируется значение для 9-ой точки, но в ряд опять же добавляется фактическое значение и т.д.

#### 4 ПРОВЕДЕНИЕ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Исходными данными для анализа в проведенных экспериментах являются ряды CIF-dataset [11].

В ходе эксперимента временные ряды группировались по алгоритму определения поведения НВР на основе меры энтропии, а также проверялась точность прогнозирования на основе меры энтропии.

Для проверки точности прогнозирования было проведено два эксперимента (таблицы 1 и 2). Первый эксперимент проверял ошибку прогнозирования на несколько значений вперед, для чего у временного ряда убиралось

Таблица 1

Результаты первых 10 рядов для первого эксперимента

Название ряда	MAPE	MAE	MSE	RMSE	ME	SD
ts1.xls	59	1933,97	6892768,82	2625,41	-595,65	5340,51
ts2.xls	99	23148,41	763723266	27635,54	20439,62	21969,51
ts3.xls	73	2312,95	7317761,78	2705,14	2117,95	1586,61
ts4.xls	195	76745,48	8664166072	93081,5	-76745,48	203848,03
ts5.xls	28	9631,8	124898098	11175,78	9119,6	16363,31
ts6.xls	28	3885,25	20204537,9	4494,95	3722,25	6342,34
ts7.xls	609	16528,94	373462666	19325,18	16528,94	31277,48
ts8.xls	43	1796,91	4818539,21	2195,12	-1796,91	7923,33
ts9.xls	20	1789,02	4311838,23	2076,5	1731,22	5351,84
ts10.xls	96	61,42	4632,01	68,06	-61,42	187,87
ts11.xls	24	4,89	36,57	6,05	-4,7	31,28

Таблица 2

Результаты первых 10 рядов для второго эксперимента

Название ряда	MAPE	MAE	MSE	RMSE	ME	SD
ts1.xls	108	3185,17	15458542,9	3931,74	-2396,47	8859,66
ts2.xls	51	12956,45	280797925	16757,03	-2798,34	33321,17
ts3.xls	22	645,71	553200,89	743,77	151,91	2893,35
ts4.xls	33	14374,9	437609655	20919,12	-13558,8	75783,84
ts5.xls	9	3083,87	15711932,7	3963,83	1673,31	30894,87
ts6.xls	8	1163,86	2458689,11	1568,02	613,53	12520,87
ts7.xls	215	5893,6	38632716,9	6215,52	5893,6	9039,08
ts8.xls	16	661,87	563377,9	750,59	-661,87	5593,61
ts9.xls	6	550,38	434947,34	659,51	287,58	8182,88
ts10.xls	17	10,45	182,42	13,51	-9,04	82,39

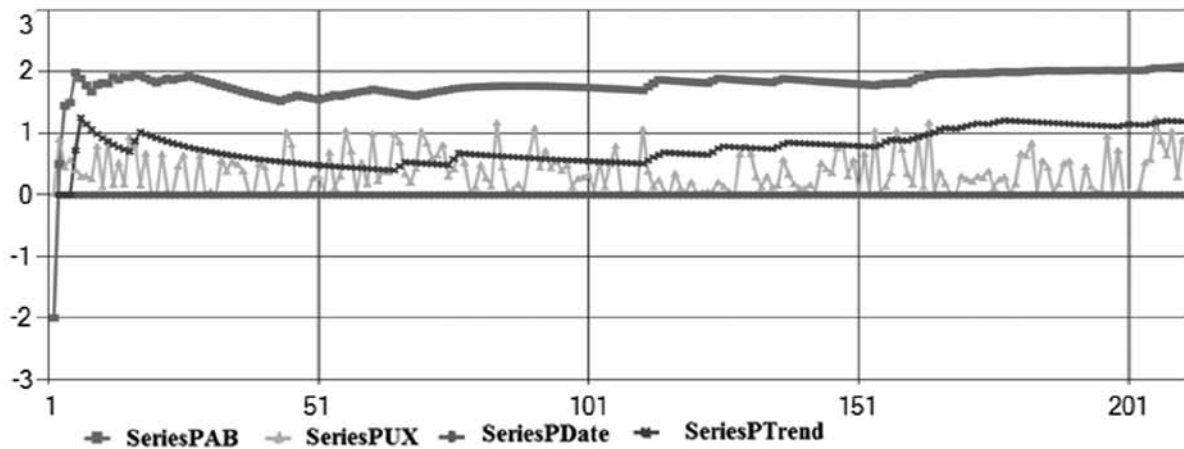


Рис. 3. Полученные графики энтропий

**Результат анализа:**

1-6	Стабильность	(5)
6-7	Падение	(1)
7-17	Стабильность	(10)
17-18	Падение	(1)
18-66	Стабильность	(48)
66-67	Падение	(1)
67-76	Стабильность	(9)
76-77	Рост	(1)
77-112	Стабильность	(35)
112-113	Рост	(1)
113-114	Стабильность	(1)
114-115	Падение	(1)
115-124	Стабильность	(9)
124-125	Рост	(1)
125-126	Падение	(1)
126-136	Стабильность	(10)
136-137	Рост	(1)
137-138	Падение	(1)
138-155	Стабильность	(17)
155-156	Падение	(1)
156-157	Рост	(1)
157-161	Стабильность	(4)
161-162	Рост	(1)
162-163	Падение	(1)
163-164	Стабильность	(1)
164-165	Рост	(1)
165-167	Падение	(2)
167-170	Стабильность	(3)
170-171	Рост	(1)

Рис. 4. Результат группировки временного ряда

10 последних точек и прогнозировались новые, после чего производились расчеты ошибок между спрогнозированными значениями и фактическими. Второй эксперимент проверял ошибку прогнозирования на одну точку, для чего у ряда убиралось 10 последних точек, прогнозировалось значение для 10-ой точки, но в ряд добавлялось фактическое значение, затем прогнозировалось для 9-ой, но в ряд опять же добавлялось фактическое значение и т. д.

В качестве формул расчета ошибки были выбраны следующие [12]:

- MAPE – средняя абсолютная ошибка в процентах;
- MAE – средняя абсолютная ошибка;
- MSE – среднеквадратичная ошибка;

RMSE – квадратный корень из среднеквадратичной ошибки;

ME – средняя ошибка;

SD – стандартное отклонение.

Результат работы программы для первого ряда из выборки представлен на рисунках 3–5.

На рисунке 3 представлены графики 4-х мер энтропии: по статистической вероятности значений, по функции принадлежности, по статистической вероятности временных интервалов, по статистической вероятности тенденций (SeriesPAB – график меры энтропии по статистической вероятности, SeriesPUX – график меры энтропии по функции принадлежности, SeriesPDate – график меры энтропии по временным интервалам, SeriesPTrend – график меры энтропии тенденции НВР).

На рисунке 4 представлен результат группировки тенденций в гранулы с указанием количества точек, включенных в каждый кластер, и номера первой и последней точек кластера.

На рисунке 5 представлен результат работы алгоритма прогнозирования. Выводятся причина или причины, на основании которых выбирается гипотеза сохранения тенденции или смены тенденции, в случае смены тенденции указываются вероятности переходов в другие тенденции и спрогнозированное значение по выбранной тенденции.

Для сравнения приводится таблица результатов прогнозирования по формулам 1–6, реализованных в программном комплексе «Интеллектуальный экспресс-анализатор сходства нечетких тенденций временных рядов» [13].

При сравнении результатов работ обеих программ можно сделать вывод, что обе они могут с большой точно-

**Результат прогноза:**  
 В последних точках значение меры энтропии по функции принадлежности имеет высокие значения.  
 Гипотезу сохранения тенденции применять не рекомендуется.  
 Последние значения говорят о частых сменах тенденций.  
 Гипотезу сохранения тенденции применять не рекомендуется.  
 В тенденции "Падение" вероятность: 47  
 В тенденции "Рост" вероятность: 53  
 Спрогнозированное значение: 7609,4

Рис. 5. Результат прогнозирования следующей точки

стью делать прогнозы временных рядов. По показателям ошибок невозможно определить, что один метод работает лучше другого. На одних рядах большую точность показывает метод прогнозирования по мере энтропии, на других рядах точнее метод выбора гипотез. Для большей эффективности достижения результатов можно объединить оба подхода прогнозирования в единый комплекс и выбирать метод, дающий минимальную ошибку для каждого прогнозируемого ряда.

**ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В ходе проведенного научного исследования были достигнуты следующие результаты:

Сформирован алгоритм прогнозирования для нечеткого временного ряда на основе меры энтропии. Определена формула нахождения меры энтропии для нечеткого временного ряда.

Таблица 3

Результаты прогнозирования, полученные программой «Интеллектуальный экспресс-анализатор сходства нечетких тенденций временных рядов»

Название ряда	Значение, тенденция, интенсивность на 27/09/2032			Ошибки MAPE, MSE, RMSE		
	Гипотеза сохранения	Гипотеза устойчивости	Гипотеза на период	Гипотеза сохранения	Гипотеза устойчивости	Гипотеза на период
ts1.xls	4279, стаб.	4279, стаб.	3304, стаб.	24,8768 430336 656	16,9132 198916 446	5,84 23716 154
ts2.xls	46097, рост средний	–	30951, стаб.	0,9164 19881 141	–	4,0294 38400 620
ts3.xls	4181, рост слабый	4602, рост средний	4165, рост слабый	30,1628 893025 945	30,1628 893025 945	2,1385 4489 67
ts4.xls	87729, рост средний	87729, рост средний	60237, стаб.	2,5868 544644 738	–	4,4411 1605289 1267
ts5.xls	40463, рост слабый	43184, рост сильный	37796, стаб.	15,6179 29844369 5463	15,6179 29844369 5463	7,3101 6538249 2557
ts6.xls	16879, рост средний	17954, рост сильный	15725, стаб.	15,2975 4968441 2229	15,2975 4968441 2229	0 0 0
ts7.xls	2919, стаб.	3003, стаб.	1430, стаб.	7,9609 44944 212	7,9609 44944 212	51,1078 1852321 1361
s8.xls	4532, стаб.	4867, стаб.	4267, стаб.	9,6833 178084 422	9,6833 178084 422	4,0844 31684 178
ts9.xls	9460, рост слабый	10099, рост средний	8974, стаб.	11,9834 1077444 1038	11,9834 1077444 1038	1,9972 29929 173
ts10.xls	78,44, рост слабый	81,94, рост слабый	69,83, стаб.	2,0575 1,5876 1,26	19,7583 146,41 12,1	5,111 9,7969 3,13



Разработан программный комплекс для математического моделирования и прогнозирования поведения технических систем на основе меры неопределенности нечеткого временного ряда.

В ходе выполнения экспериментов модель показала хорошую точность прогнозирования новых значений временного ряда. Разработанный алгоритм может успешно применяться для прогнозирования нечетких временных рядов.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ГОСТ 20911-89. Техническая диагностика. Термины и определения [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://vsegost.com/Catalog/19/19416.shtml> (дата обращения: 17.08.2015).
2. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление; пер. с англ. / под ред. В.Ф. Писаренко. – М.: Мир, 1974. – 406 с.
3. Кендэл М. Временные ряды; пер. с англ. и пред. Ю. П. Лукашина. – М.: Финансы и статистика, 1981. – 199 с.
4. Zadeh, A. Lotfi. Fuzzy Sets / Lotfi A. Zadeh // Information and Control. – 1965.
5. Song, Q. Fuzzy time series and its models / Q. Song, B. Chissom // Fuzzy Sets and Systems. –1993. – № 54. – pp. 269–277.
6. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В., Перфильева И.Г. Интеллектуальный анализ временных рядов : учебное пособие. – Ульяновск : УлГТУ, 2010. – 320 с.
7. Ярушкина Н.Г., Афанасьева Т.В., Романов А.А., Тимина И.А. Извлечение знаний о зависимостях временных рядов для задач прогнозирования // Радиотехника. – 2014. – № 7. – С. 141–146.
8. Тимина И.А. Нечеткая зависимость как метод решения задач интеллектуального анализа временных рядов // Автоматизация процессов управления. – 2013. – № 3(33). – С. 39–44.
9. Yarushkina N., Afanasieva T., Timina I. Predicative analytics for developing software // SYRCoSE 2014, The 8th Spring / Summer Young Researchers' Colloquium on Software Engineering, May 29–31, St. Petersburg, Russia, pp. 154–158.
10. Ярушкина Н.Г., Воронина В.В., Эгов Е.Н.. Применение энтропийной меры в диагностике технических временных рядов// Автоматизация процессов управления. – 2015. – № 2(40). – С 55–63.
11. Временные ряды для тестирования [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://irafm.osu.cz/cif/cif-dataset.txt> (дата обращения: 20.01.2015).
12. Чучуева И. Основные оценки точности прогнозирования временных рядов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov](http://www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov) (дата обращения: 23.05.2015).
13. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2014612213 от 21.02.2014. Интеллектуальный экспресс-анализатор сходства нечетких тенденций временных рядов.

## REFERENCES

1. GOST 20911-89. *Tekhnicheskaja diagnostika. Terminy i opredeleniia* [Technical Diagnostics. Terms and Definitions]. Available at: <http://vsegost.com/Catalog/19/19416.shtml> (accessed 17.08.2015).
2. Box G., G. Jenkins. *Analiz vremennykh riadov. Prognoz i upravlenie*. Per. s angl. pod red. V.F. Pisarenko [Time Series Analysis: Forecasting and Control. Translated from Engl. ed. by V.F. Pisarenko]. Moscow, Mir Publ., 1974. 406 p.
3. Candle M. *Vremennye riady*. per. s angl. i pred. Yu. P. Lukashina [Time Series Translated from Engl. ed. by Yu. P. Lukashina]. Moscow, Finansy i statistika Publ., 1981. 199 p.
4. Lotfi A. Zadeh. *Fuzzy Sets. Information and Control*, 1965.
5. Song Q., Chissom B. Fuzzy Time Series and its Models. *Fuzzy Sets and Systems*, 1993, no. 54, pp. 269–277.
6. Yarushkina N.G., Afanasieva T.V., Perfilieva I.G. *Intellektualnyi analiz vremennykh riadov: uchebnoe posobie* [Intellectual Analysis of Time Series. Textbook]. Ulyanovsk, UISTU Publ., 2010. 320 p.
7. Yarushkina N.G., Afanasieva T.V., Romanov A.A., Timina I.A. Izvlechenie znaniy o zavisimostiakh vremennykh riadov dlia zadach prognozirovaniia [The Extraction of Knowledge about Dependencies of Time Series for the Tasks of Forecasting]. *Radiotekhnika* [Radioengineering], 2014, no. 7, pp. 141–146.
8. Timina I.A. Nchetkaia zavisimost kak metod resheniia zadach intellektualnogo analiza vremennykh riadov [Fuzzy Dependency as a Problem-Solving Method for Time-Series Analysis]. *Avtomatizatsiia protsessov upravleniia* [Automation of Control Processes], 2013, no. 3 (33), pp. 39–44.
9. Yarushkina N., Afanasieva T., Timina I. Predicative analytics for developing software. *SYRCoSE 2014, the 8th Spring. Summer Young Researchers' Colloquium on Software Engineering*, St. Petersburg, Russia, May, 29-31, 2014, pp. 154–158.
10. Yarushkina N.G., Voronina V.V., Egov E.N. Primenenie entropiinoi mery v diagnostike tekhnicheskikh vremennykh riadov [Entropy Application to the Diagnosis of Technical Time Series]. *Avtomatizatsiia protsessov upravleniia* [Automation of Control Processes], 2015, no. 2 (40), pp. 55–63.
11. *Vremennye riady dlia testirovaniia* [Time Series for Testing]. Available at: <http://irafm.osu.cz/cif/cif-dataset.txt> (accessed 20.01.2015).
12. Chuchueva I. *Osnovnye otsenki tochnosti prognozirovaniia vremennykh riadov* [Basic Estimation of Time-Series Forecast Precision]. Available at: [www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov](http://www.mbureau.ru/blog/osnovnye-ocenki-tochnosti-prognozirovaniya-vremennyh-ryadov). (accessed 23.05.2015).
13. *Intellektualnyii ekspress-analizator skhodstva nechetkikh tendentsii vremennykh riadov*. Svidetelstvo o gosudarstvennoi registratsii programmy dlia EVM [Intelligent Express-Analyzer of the Similarity of Time Series Fuzzy Tendency]. Certificate of State Registration RF for Computer Program, no. 2014612213, dated 21.02.2014.