

УДК 658.512.011

## ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА ИДЕНТИФИКАЦИИ СЛУЧАЙНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ НА ОСНОВЕ МОДИФИЦИРОВАННЫХ СХЕМ МЯГКИХ ВЫЧИСЛЕНИЙ

*Джуманов О. И.*

olimjondi@mail.ru

Самаркандский государственный университет, 140100 Республика Узбекистан, г.  
Самарканд, ул. Университетская, д. 15.

Сформулирована проблема, предложены подходы, решены задачи повышения достоверности прогноза случайных временных рядов (СВР) при неизвестных, недостаточно заданных априорных параметрах в условиях влияния внешней среды на каналы переработки информации. Разработаны методы оптимизации обработки данных, использующие аппарат нечеткого моделирования, автоматического регулирования и настройки значений переменных. Решены задачи построения технологии идентификации, оптимизации, обработки данных. Определены характерные исследуемым процессам функции принадлежности (ФП), их параметры, границы, интервалы принадлежности носителя соответствующим нечетким множествам лингвистических терм входных и выходных переменных. Разработаны механизмы регулирования и настройки значений элементов СВР, определения и реализации стратегии оценки достоверности обработки данных и принятия альтернативных решений. Разработана обобщенная вычислительная схема нечеткой идентификации СВР, механизмов регулирования и настройки элементов, реализованных по принципам прямой и инверсной связей. Для оптимизации реализованы принципы нечеткой идентификации объектов. Реализованный программный комплекс протестирован для прогнозирования технико-экономических показателей производственных предприятий.

**Ключевые слова:** нестационарный объект, случайный временный ряд, идентификация, оптимизация, нечеткая модель, нейронная сеть, границы функции принадлежности, программный комплекс.

**Цитирование:** *Джуманов О. И.* Повышение качества идентификации случайных временных рядов на основе модифицированных схем мягких вычислений // Проблемы вычислительной и прикладной математики. — 2018. — № 3(15). — С. 96–110.

### 1 Актуальность темы

В автоматизированных системах мониторинга производственно-технологических комплексов с нестационарными объектами применяется широкий спектр методов для идентификации случайных временных процессов (СВП), оптимизации и обработки данных, основанных на использовании статистических и динамических моделей, которые отличаются структурной сложностью и реализациями много затратных алгоритмов. Актуальными считаются задачи по разработке подходов и принципов на основе применения методов интеллектуального анализа данных для повышения достоверности передачи, обработки информации и прогноза СВП при неизвестных, недостаточно заданных априорных параметрах, с учетом влияния внешней среды и помех на каналы переработки информации [1–3].

В связи с этим, разработка технологий повышения достоверности передачи и обработки данных на основе математического аппарата мягких вычислений, который

удачно дополняет и расширяет возможности статистических и динамических моделей эффективными инструментами идентификации СВП и оптимизации, представляет большую теоретическую значимость. Наибольший практический интерес представляют приложения для идентификации СВП, использующие математический аппарат нечетких множеств, нечеткой логики, нейронных сетей (НС), нейро-нечетких сетей (ННС) и механизмы регулирования и настройки значений переменных [4–9].

Аппарат мягких вычислений позволяет оптимизировать применение разработанных методов и алгоритмов в условиях априорной недостаточности, большой неопределенности параметров, нестационарности процессов на основе нечеткого моделирования, автоматического регулирования и настройки значений переменных и сокращать много затратные процедуры идентификации, поиска и обработки данных.

Настоящая работа посвящена разработке методов и модифицированных вычислительных схем технологий нечеткой идентификации СВП и механизмов извлечения, обобщения, использования специфических особенностей объектов, скрытых свойств и закономерностей, полезных знаний в данных, реализации принципов самообучаемости и адаптируемости моделей, а также регулирования и настройки переменных [10].

## **2 Основные задачи построения технологии нечеткой идентификации СВП**

Проектируемые технологии идентификации, оптимизации и обработки данных для повышения достоверности прогноза СВП, основываются на результатах следующих задач [11–14]:

- установление статистических и специфических характеристик, динамических свойств, особенностей объектов, закономерностей и полезных знаний в данных;
- предварительная обработка данных, формирование компонентов СВП в виде случайных временных рядов (СВР), сегментирование контуров СВР, кластеризация стационарных, квазистационарных, нестационарных составляющих, слабоформализуемых переменных и параметров;
- определение характерных исследуемым процессам функций принадлежности (ФП), параметров и границ ФП, интервалов границ принадлежности носителей соответствующим нечетким множествам лингвистических терм входных и выходных переменных, а также формирование наборов нечетких термов;
- установление оптимальных границ и параметров ФП по каждому сегменту, интервалу носителя нечетких множеств;
- фаззификации реальных данных в нечеткие числа;
- выявление и выполнение логических операций, нечетких правил;
- реализация вычислительных схем алгоритмов нечетких выводов;
- дефаззификации результатов идентификации СВР;
- определение зависимостей «входы - выход» и механизмов регулирования и настройки значений элементов СВР;
- определение и реализация стратегии оценки достоверности обработки данных и принятия альтернативных решений.

## **3 Основные принципы построения механизма регулирования элементов СВР**

Для оптимизации обработки данных и прогноза СВП предлагается применение принципа нечеткой идентификации СВР на основе механизма регулирования ширины, центра расположения, типа ФП, границ интервалов принадлежности носителей

нечетких множеств. Алгоритмы регулирования и настройки элементов СВР предполагают синтез вычислительных схем нечеткой логики.

Следующим принципом оптимизации идентификации СВР является исследование и определение рационального набора нечетких правил, формирование базы знаний (БЗ) и базы данных (БД), в которых размещаются наборы обучения, тестирования, контроля устойчивости к погрешностям алгоритмов обработки данных.

Принцип применения целевого вектора для оптимизации обучения алгоритмов интеллектуальной обработки данных заключается в использовании совокупности последовательно подаваемых на вход моделей данных, отличающихся статистическими и динамическими характеристиками.

Целевой вектор представляет собой совокупность значений выходной координаты СВР в дискретные моменты времени. Причем, размерность элементов СВР в целевом векторе задается достаточно большая, что важно, при исследовании инструмента повышения достоверности обработки данных и прогноза СВП.

Разработана вычислительная схема механизма нечеткого регулирования и настройки переменных по модели нечеткой идентификации нестационарных объектов, реализованных по принципам прямой и обратной связей [15–17].

Для обеспечения непрерывной настройки элементов идентифицируемых СВР предлагается принцип использования двух вычислительных схем. Первая из них обеспечивает непрерывное обучение модели, а вторая по результатам предыдущей настройки переменных регулирует их значения для повышения качества в текущем процессе идентификации СВР. Результаты очередного обучения модели и настройки ее параметров копируются во второй схеме, которая используется в качестве контрольной при оценке результатов обработки данных.

Для обучения алгоритмов идентификации СВР формируются наборы обучающих данных в виде двух массивов. Первый массив  $H \in R^{m \times s}$  включает реальные измерения элементов СВР, а второй массив  $P \in R^{p \times s}$  содержит идентифицированные значения элементов СВР, которые используются для сравнения значений их элементов и настройки динамики в реальном режиме времени.

#### 4 Принципы оптимизации идентификации СВП на основе нечеткой логики

Для идентификации СВР нестационарных объектов в нечеткой среде используются основные положения теории нечетких множеств и нечеткой логики [15]. Считается, что элементы нечеткого СВР характеризуются показателем степени принадлежности носителя к нечетким множествам

$$G = \{[u, \mu_G(u)]\}, u \in U \quad (1)$$

где  $G$  – показатель степени принадлежности элементов СВР в нечетком универсуме  $U$  (конечное и бесконечное);

$\mu_G(u)$  – функция принадлежности (ФП) параметра  $u$ , которая ставит в соответствие каждого элемента СВР нечеткому универсуму;

ФП  $\mu_G : \rightarrow [0, 1]$  определяется числом из интервала  $[0, 1]$ , характеризующего коэффициента принадлежности элемента СВР из подмножества значений показателя  $G$ .

Нечеткая идентификация СВР задается следующими кортежами

$$X = F[U, G(X; u)], \quad (2)$$



$u_r(r = \overline{1, n})$  – точки интервала принадлежности носителя нечетких множеств.

Для оптимизации процесса определения принадлежности элемента к нижней или верхней границе ФП задается функционал

$$f_{\tilde{A}}(u_r) = \max_{r=\overline{1, n}}(f_{\tilde{A}_j}(u_r), f_{\tilde{A}_l}(u_r), f_{\tilde{A}_s}(u_r)). \quad (6)$$

Нижняя и верхняя граница  $[c - s, c + s]$  конечных точек в интервале принадлежности определяются в виде

$$\begin{aligned} c &= (y_{left} + y_{right})/2; \\ s &= (y_{right} - y_{left})/2. \end{aligned} \quad (7)$$

Для определения  $[y_{left}, y_{right}]$  – соответственно левой и правой границ термножества  $\tilde{A}_r$  лингвистических переменных, задается центроид  $C_{\tilde{A}}$  всех приращений нечетких СВР в виде

$$C_{\tilde{A}} = \int_{z_1 \in Z_1} \dots \int_{z_n \in Z_n} \int_{w_1 \in W_n} \dots \int_{w_n \in W_n} 1 / \left( \sum_{r=1}^n w_r \cdot z_r / \sum_{r=1}^n w_r \right) = [y_{left}, y_{right}], \quad (8)$$

где  $z_r$  – центр значений  $c_r$  и протяженности  $s_r (s_r \geq 0)$ ;

$w_r$  – весовой коэффициент элемента  $\Delta_r$ ,  $\Delta_r \geq 0$  нечетких приращений.

Предположив  $z_r = c_r + s_r$ ,  $z_r = c_r - s_r$  в функции  $C_{\tilde{A}}$  (8) находятся две конечные точки с левой  $y_{left}$  и правой границами  $y_{right}$ . В связи с этим вычисление  $C_{\tilde{A}}$  связано с минимизацией либо максимизацией функции

$$y(w_1, \dots, w_n) = \sum_{r=1}^n w_r \cdot z_r / \sum_{r=1}^n w_r \rightarrow \min (\max).$$

При условиях, что

$$w_r \in [h_r - \Delta_r, h_r + \Delta_r]; h_r \geq \Delta_r, r = \overline{1, n}; \sum_{r=1}^n w_r > 0$$

имеем  $\sum_{r=1, r \neq k}^n w_r \cdot z_r / \sum_{r=1, r \neq k}^n w_r = z_k$ .

Продифференцируем функцию

$$\frac{\partial}{\partial w_k} y(w_1, \dots, w_n) = \frac{\partial}{\partial w_k} \left( \sum_{r=1}^n w_r \cdot z_r / \sum_{r=1}^n w_r \right) = z_k - y(w_1, \dots, w_n) / \sum_{r=1}^n w_r.$$

В результате достигается следующее:

когда  $w_k \begin{matrix} \geq \\ \leq \end{matrix} y(w_1, \dots, w_n)$ , то  $\frac{\partial}{\partial w_k} y(w_1, \dots, w_n) \begin{matrix} \geq \\ \leq \end{matrix} 0$ ;

когда  $y(w_1, \dots, w_n) = z_k$ , то  $w_k$  считается постоянным числом;

когда  $z_k > y(w_1, \dots, w_n)$ , то  $y(w_1, \dots, w_n)$  увеличивается с увеличением  $w_k$ ;

когда  $z_k < y(w_1, \dots, w_n)$ , то  $y(w_1, \dots, w_n)$  уменьшается с уменьшением  $w_k$ .

Вычисление  $C_{\tilde{A}}$  оптимизируется при следующих условиях:

- если  $h_r \geq \Delta_r$ ;  $w_r \geq 0$ , то максимальное (минимальное) значение  $w_k (k = \overline{1, n})$  будет равно  $h_k + \Delta_k (h_k - \Delta_k)$ ;

- если  $z_k > y(w_1, \dots, w_n)$ ,  $w_k = h_k + \Delta_k$  или  $w_k = h_k - \Delta_k$ ,  $z_k < y(w_1, \dots, w_n)$ , то функция  $y(w_1, \dots, w_n)$  достигает своего максимального значения;

- если  $z_k > y(w_1, \dots, w_n)$ ,  $w_k = h_k - \Delta_k$  или  $w_k = h_k + \Delta_k$ ,  $z_k < y(w_1, \dots, w_n)$ , то функция  $y(w_1, \dots, w_n)$  достигает своего минимального значения.

Задача решается в предположениях, когда  $z_r = c_r + s_r$ , ( $r = \overline{1, n}$ ) и все  $z_r$  упорядочены по возрастанию, т.е.  $z_1 \leq z_2 \leq \dots \leq z_n$  и максимизации функции  $y(w_1, \dots, w_n)$  осуществляется при этих условиях.

**Алгоритм оптимизации вычисления максимума функции  $y(w_1, \dots, w_n)$ .** Для вычисления максимума функции  $y(w_1, \dots, w_n)$  задается алгоритм в следующих шагах.

1. Вычисляется  $y' = y(h_1, \dots, h_n)$  при  $w_r = h_r$  и  $r = \overline{1, n}$ .
2. Определяется значение  $z_k \leq y' \leq z_{k+1}$ , где  $k$  ( $1 \leq k \leq n - 1$ ).
3. Вычисляется  $y'' = y(h_1 - \Delta_1, \dots, h_k - \Delta_k, h_{k+1} + \Delta_{k+1}, \dots, h_n + \Delta_n)$  при  $w_r = h_r - \Delta_r$  для  $r \leq k$ ;  $w_r = h_r + \Delta_r$  для  $r \geq k + 1$ .
4. Если  $y' \neq y''$ , то осуществляется переход к шагу 2, иначе - к шагу 5.
5. Вычисляется  $y'' = y(h_1 + \Delta_1, \dots, h_k + \Delta_k, h_{k+1} - \Delta_{k+1}, \dots, h_n - \Delta_n)$  при  $w_r = h_r + \Delta_r$ ;  $w_r = h_r - \Delta_r$ ,  $r \geq k + 1$ .
6. Если  $y' \neq y''$ , то осуществляется переход к шагу 2, иначе - к шагу 7.
7. Проверяются условия, если  $y' = y''$ , то  $y''$  представляет максимум функции  $y(w_1, \dots, w_n)$ . Работа алгоритма прекращается.

Для тестирования реализации механизма регулирования и настройки элементов СВР формируется набор  $F = f(D_1, D_2, D_3, D_4, D_5)$ , включающий следующие переменные:

- $n$  - количество сегментов в общем интервале нечеткого универсума  $U$ ;
- $D_1 - [-d_1; 0]$ ,  $D_2 - [0; d_2]$ ,  $D_3 = n - [2; n_{\max}]$ ,  $D_4$  и  $D_5 - [0; 1]$  - диапазоны изменения элемента СВР в зафиксированных интервалах;
- $d_1, d_2$  - положительные действительные числа;
- $d_i = D_{\max} - D_{\min}$  - общий интервал значений нечеткого универсума  $U$ ;
- $m$  - количество элементов СВР;
- $n_{\max}$  - натуральное число,  $n_{\max} \leq m - 1$ ;
- $D_4(\alpha_{upper})$ ,  $D_5(\alpha_{lower})$  - верхние и нижние границы ФП.

Для каждого набора определяются функции логических зависимостей, ФП каждого лингвистического термина входных и выходных переменных, верхний и нижний границы ФП, интервалы принадлежности носителя нечетких множеств.

Размерность набора регулируется процедурой «сжатия и расширения», наихудшие приращения СВР устраняются путем обнуления неинформативных элементов.

Далее в соответствии с целью исследования для реализации принципов самообучаемости и адаптируемости моделей мягких вычислений и использования их в качестве механизмов регулирования и настройки переменных требуется разработка эффективных инструментов синтеза алгоритмов нечеткой логики и НС путем образования ННС [16].

## 6 Механизм синтеза нечеткой логики и НС для оптимизации идентификации СВР

Оптимизация идентификации СВР на основе модифицированных вычислительных схем НС требует решения следующих задач [17]:

- нечеткая настройка весов нейронов, активационной функции с помощью процедур концентрации центра, растяжения границ ФП;
- синтез вычислительных схем нечетких моделей и алгоритмов нечеткой логики;

- совмещение возможностей механизмов использования статистических, специфических, динамических характеристик данных и алгоритмов обучения НС;
- адаптация процесса обучения НС на динамику влияния входных переменных;
- определение рациональной совокупности нечетких правил.

В общем виде нечеткие правила задаются в следующем виде

$$P_i: \text{если } x_1 = V_{1i} \text{ и } x_2 = V_{2i} \text{ и } \dots \text{ и } x_N = V_{Ni}, \text{ то } y_i = p_{i0} + \sum_{j=1}^N p_{ij}x_j, \text{ (??)}$$

где  $y_i$  - выход нечеткой модели,  $i = 1, 2, \dots, M$ ;

$M$  - количество нечетких правил.

Выход для  $i$ -го нечеткого правила определяется как

$$y_i(x) = p_{i0} + \sum_{j=1}^M p_{ij}x_j. \quad (9)$$

Выход по всем нечетким правилам определяется как

$$y(x) = \frac{\sum_{i=1}^M w_i y_i(x)}{\sum_{i=1}^M w_i}. \quad (10)$$

По результатам разработанных вычислительных схем разработан программный комплекс идентификации и обработки данных для прогнозирования нестационарных объектов. Ниже изложим результаты реализации разработанного программного комплекса.

## 7 Реализация программного комплекса идентификации и обработки данных нестационарных объектов

Функциональные модули программного комплекса решают следующие задачи [10]:

- предварительная обработка данных (выделение контуров, сегментация временных рядов, кластеризация, установление ФП термов входных и выходного переменных, границ ФП, границ принадлежности носителя нечетких множеств);
- идентификация по различным динамическим моделям (ортогональные полиномы, алгебраические многочлены, авторегрессионные зависимости, нелинейные фильтры, параболические и кубические сплайн-функции);
- настройка переменных моделей идентификации на основе НС, алгоритмов нечеткой логики и ННС.

Тестирование программных модулей проведено на основе инструментариев ППП Matlab Version 6.5 со встроенным пакетом Fuzzy Logic Toolbox.

Эффективность модулей настройки параметров на базисе нечеткой логики и НС определена на примере прогнозирования показателей деятельности промышленно-технологического комплекса Швейного объединения г. Самарканда. В качестве условных примеров для прогнозирования рассмотрены показатели мощности технологического оборудования и время его эксплуатации.

Спроектирована ННС с 16 входами, из них 10 входов для показателя времени эксплуатации и 6 входов для показателя мощности технологического оборудования. Расчеты получены на основе нечетких моделей типов Мамдани и Сугено.

Установлено, что в рассмотренных примерах модель Сугено обеспечивает меньшую ошибку прогнозирования, чем модель Мамдани.

Исследованы возможные вариации ошибок при идентификации показателя средней мощности технологического оборудования в зависимости от времени.

Алгоритмы идентификации проявляют качественные свойства при учете автокорреляционных связей измерений СВР, специфических свойств технологического оборудования, статистических параметров и динамических характеристик данных.

Эффективность алгоритма обучения НС исследована по критерию относительной среднеквадратической погрешности  $G = \frac{\sigma_{\Pi}}{D}$  в зависимости от диапазона практического размаха СВР  $D$  и размера набора обучающих данных  $\rho$ . На рис. 1. показан график зависимости функции потери  $\Phi_{\Pi}$  при идентификации СВР с настройкой параметров в зависимости от количества нечетких правил  $q$ . Как видно значения функции потери асимптотически приближаются к оси абсцисс.

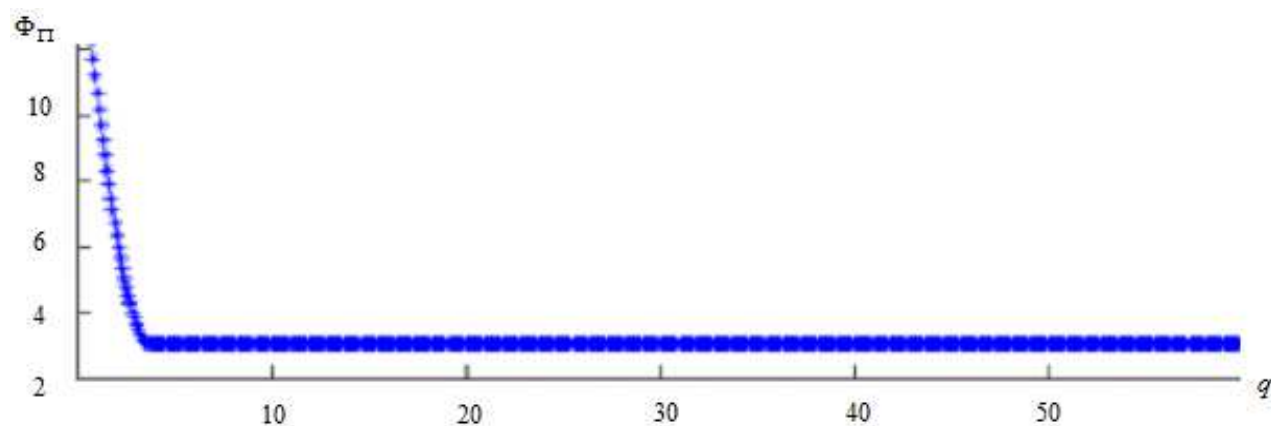


Рис. 1 Зависимость функции потери алгоритмов с настройкой параметров.

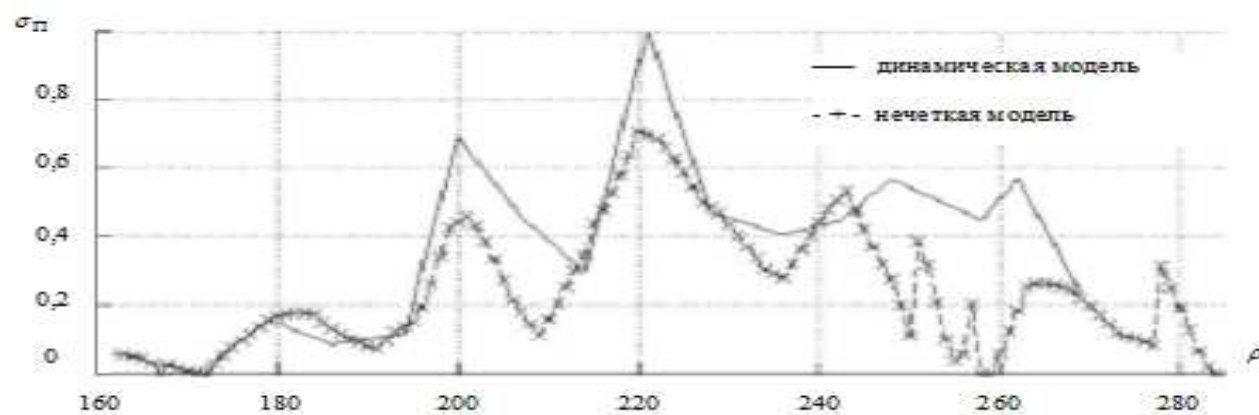


Рис. 2 Сравнение динамической и нечеткой модели идентификации.

На рис. 2 сравниваются графики прогнозирования показателя средней мощности технологического оборудования, которые получены при идентификации СВР на основе полинома пятой степени с настройкой параметров, нечеткой модели Мамдани, адаптивного обучения НС.

Установлено, что реализация гибридных интеллектуальных технологий способствует повышению качества идентификации, обработки данных и оптимизирует достоверность прогноза СВП.

Устойчивость алгоритмов повышается при включении механизмов настройки переменных на основе нечетких выводов, подбора субоптимального набора параметров компонентов НС, нечетких моделей, модифицированных вычислительных схем ННС.



Для настройки значения выходной ЛП, реализован наиболее распространенный алгоритм логического вывода Мамдани, направленный минимаксной композицией НП и аппроксимации различных типов ФП и зависимости  $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$ .

Взаимосвязь «входы и выход» величины  $y$  определяется нечеткой базой знаний (НБЗ) следующего формата:

ЕСЛИ  $(x_1 = a_1^{j1})$  И  $(x_2 = a_2^{j1})$  И... И  $(x_n = a_n^{j1})$ ;

ИЛИ  $(x_1 = a_1^{j2})$  И  $(x_2 = a_2^{j2})$  И... И  $(x_n = a_n^{j2})$ ;

...

ИЛИ  $(x_1 = a_1^{jk})$  И  $(x_2 = a_2^{jk})$  И... И  $(x_n = a_n^{jk})$ , ТО  $(y = d_j)$ ,

для всех  $j = \overline{1, m}$ , где  $a_p^{jk}$  - нечеткий терм, которым оценивается переменная  $x_i$  в строчке с номером  $jp$  ( $p = \overline{1, k}$ );

$k$  - количество строк-конъюнкций, в которых вход  $y$  оценивается нечетким термом  $d_j$ ,  $j = \overline{1, m}$ ;

$m$  - количество термов, которые используются для лингвистической оценки исходящего параметра  $y$ .

Реализации НБЗ включают операторов выполнения операций  $\cup$  (ИЛИ) и  $\cap$  (И), которые задаются как

$$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left( \bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^{jp}) \right) \rightarrow (y = d_j), j = \overline{1, m}, \quad (11)$$

где  $a_p^{jk} = \int_{\underline{x_i}}^{\overline{x_i}} \mu_{jp}(x_i)/x_i$ ,  $x_i \in [x_i, \overline{x_i}]$  - оценки степени принадлежности значения элементов входа  $x_i$  нечеткому терму  $a_p^{jk}$  для конкретной ФП  $\mu_{jp}(x_i)$ ;

$n$  - число входящих и одной исходящей ЛП;

$d_j = \int_{\underline{y}}^{\overline{y}} \mu_{d_j}(y)/y$ ,  $y \in [y, \overline{y}]$  - оценка значения носителя выходной ЛП;

$\mu_{d_j}(y)$  - ФП выходной ЛП, точки которой определяется путем сравнения с ФП входной ЛП.

Оператор сравнения значения выходного ЛП со значениями входных ЛП реализуются для выполнения логических операции ИЛИ (И), а также запуска оператора НБЗ для решения следующей системы логических уравнений

$$\mu_{d_j}(X^*) = \vee_{p=\overline{1, k}} w_{jp} \cdot \wedge_{i=\overline{1, n}} [\mu_{ip}(x_i^*)], j = \overline{1, m}, \quad (12)$$

где  $\wedge(\vee)$  - операция  $s$ -нормы ( $t$ -нормы).

Соответствие нечеткого выхода ЛП  $\tilde{y}$  входным ЛП, заданных в виде вектора  $X^*$  проверяется, как

$$\tilde{y} = agg_{j=\overline{1, m}} \left( \int_{\underline{y}}^{\overline{y}} \min(\mu_{d_j}(X^*), \mu_{d_j}(y)/y) \right), \quad (13)$$

где  $\tilde{y} = \frac{\mu_{d_1}(X^*)}{d_1} + \frac{\mu_{d_2}(X^*)}{d_2} + \dots + \frac{\mu_{d_m}(X^*)}{d_m}$ ;

$agg$  - агрегация нечетких множеств, которая реализуется операцией нахождения максимума.

Особенностью выполнения нечетких выводов по Мамдани является следующее

$\bigcup_{p=1}^{k_j} \left( \bigcap_{i=1}^n (x_i = a_i^{jp} \text{ с весом } w_{jp}) \right) \rightarrow (y = d_j), j = \overline{1, m}$ .

В табл. 1 и 2 приведены набор нечетких правил, которые использованы для оптимизации идентификации СВР на основе алгоритмов:

- проверки степени принадлежности носителя ЛП, соответствующим НМ путем выделения и формирования набора параметров для конкретного типа ФП;

**Таблица 1** НБЗ нечетких правил для использования набора параметров конкретного типа ФП

№	Атрибуты и их значения	Результаты
П1	Если А есть А1 и В есть В1,	тогда D есть D1;
П2	Если А есть А2 и В есть В1 или А есть А1 и В есть В2,	тогда D есть D2;
П3	Если А есть А3 и В есть В1 или А есть А2 и В есть В2 или А если А1 и В если В3,	тогда D есть D3;
П4	Если А есть А3 и В есть В2 или А есть А2 и В есть В3,	тогда D есть D4;
П5	Если А есть А3 и В есть В3,	тогда D есть D5.

**Таблица 2** НБЗ нечетких правил для настройки элементов субоптимального набора параметров ФП и НМ

№	Атрибуты и их значения	Результаты
П1	Если А есть А1 и В есть В1 и С есть С1,	тогда D есть D1;
П2	Если А есть А2 и В есть В1 и С есть С1 или А есть А1 и В есть В2 и С есть С1 или А есть А1 и В есть В1 и С есть С2,	тогда D есть D2;
П3	Если А есть А2 и В есть В1 и С есть С2 или А есть А1 и В есть В2 и С есть С2,	тогда D есть D3;
П4	Если А есть А3 и В есть В1 и С есть С1 или А есть А3 и В есть В2 и С есть С1 или А есть А2 и В есть В2 и С есть С1 или А есть А2 и В есть В3 и С есть С1, или А есть А1 и В есть В3 и С есть С1, или А есть А3 и В есть В1 и С есть С2, или А есть А2 и В есть В2 и С есть С2,	тогда D есть D4;
П5	Если А есть А3 и В есть В2 и С есть С2 или А есть А3 и В есть В3 и С есть С2 или А есть А2 и В есть В3 и С есть С2 или А есть А3 и В есть В3 и С есть С1 или А есть А1 и В есть В3 и С есть С2,	тогда D есть D5;

- настройки элементов субоптимального набора параметров ФП и НМ.

## 8 Результаты тестирования алгоритмов

При реализации разработанной теоретической методики интеллектуального анализа данных для прогнозирования нестационарных объектов на основе нечетких множеств и нечетких логических выводов Мамдани осуществлено тестирование разработок по данным пекарного производства предприятия хлебопродуктов г. Самарканда.

В табл. 3 приведены результаты анализа среднестатистических оценок влияния показателя качества (ингредиента) на цены производимого хлебопродукта, которые для расчетов представлены тремя парами нечетких множества, принимающими некоторые информативные значения по отношению содержания ингредиентов (ЛП) 1 и 2 и ее цены.

Экспертные оценки значений ФП заданы, как:

- вкусно - 1, почти вкусно - 0.8, не очень вкусно - 0.3, невкусно - 0;

- дешево - 1, довольно дешево - 0.8, дороговато - 0.3, очень дорого - 0.

При оценке качества и цены хлебопродукта участвуют 5 экспертов, результаты которых приведены значениями математического ожидания.

Для матрицы оценок  $\mu_1$  ЛП1 применена ФП типа гауссовский закон распределения

$$\mu_g(g, A_1, B_1) = e^{-A_1(B_1-g)^2}. \quad (14)$$

**Таблица 3** Анализ среднестатистических оценок влияния ингредиентов на цены производимого хлебопродукта

Обозначение матриц	Показатели	Средние арифметические величины показателей						
		20	21.4	23	25	27.2	28.6	30
$\mu_1$ - матрица ЛП 1	Содержание углеводов в составе хлебопродукта мг/100 г, g							
	Средние оценки экспертов	0.12	0.32	0.68	0.88	0.82	0.38	0.06
$\mu_2$ - матрица ЛП 2	Содержание белка в составе хлебопродукта мг/100 г, b	10	11.7	13.4	15	16.7	18.4	20
	Средние оценки экспертов	0	0.33	0.65	1	0.63	0.32	0
$\mu_3$ - матрица ЛП 3	Цена хлебопродукта в зависимости от белка руб/100 г, h	3.5	4	5	6	10	20	30
	Средние оценки экспертов	1	1	1	1	0.64	0.35	0

В обозначениях программы расчета, которая запишется в виде

$$\mu g(g, A_1, B_1) := \exp \left[ -A_1 \cdot (B_1 - g)^2 \right], \quad (15)$$

где  $g$  - содержание ингредиента 1 в табл. 1;

$A_1$  - статистическая дисперсия строки  $g$ ;

$B_1$  - среднее арифметическое строки  $g$ .

Расчетными величинами являются  $B_1 = 25.029$ ,  $A_1 = 0.083$ .

Тестирование алгоритмов нечеткой идентификации СВР и нечеткого логического вывода по Мамдани и Сугено проведено в среде Fuzzy Logic Toolbox средствами ППП MATLAB, содержащий набор GUI-модулей для структурной идентификации в диалоговом режиме.

Программа, использованная при экспериментальных расчетах представляется, как

$$G := d \leftarrow 0$$

for  $m \in 0..100$

for  $n \in 0..100$

for  $r \in 0..100$

$$g_m \leftarrow 20 + \frac{(30 - 20) \cdot m}{100}$$

$$b_n \leftarrow 10 + \frac{(20 - 10) \cdot n}{100}$$

$$h_r \leftarrow 3.5 + \frac{(30 - 3.5) \cdot r}{100}$$

$$d1 \leftarrow \mu g b h(g_m, b_n, h_r)$$

$G_1 \leftarrow g_m$  if  $d < d1$

$G_2 \leftarrow b_n$  if  $d < d1$

$G_3 \leftarrow h_r$  if  $d < d1$

$d \leftarrow d1$  if  $d < d1$

$$G_0 \leftarrow d$$

Заданы следующие величины:

$G_0$  - это максимальное значение функции (3);  
 $g$ ,  $b$  и  $h$  - участки их изменения, которые делятся на 500 отрезков;  
 $g_i$ ,  $b_i$  и  $h_i$  - сочетание величин на отрезках;  
 $d_1$  - результат сравнения с предыдущим значением  $d = 0$ ;  
 $G_0$ ,  $G_1$ ,  $G_2$  и  $G_3$  - элементы сформированного вектора обучения  $G$ .  
Получены следующие результаты расчетов:

- четырехмерная ФП;
- оптимальные значения переменных  $G_1 = 25$  и  $G_2 = 15$ ;
- наилучшая цена  $G_3 = 3.5$ .

Доказано, что реализованные алгоритмы идентификации и прогноза СВР в нечеткой среде позволяют оптимизировать расчеты по факторам разной природы.

## 9 Заключение

Дальнейшее совершенствование функциональных возможностей программного комплекса целесообразно осуществлять путем реализации процедур поиска потенциальных предикторов, определения рационального набора нечетких правил, эффективного алгоритма нечеткой логики, рациональной архитектуры ННС и рационального размера набора обучающих данных.

При этом эффективность комплекса идентификации СВР и обработки данных возможно существенно повысить за счет реализации механизмов настройки параметров отдельных компонентов ННС, сегментации СВР путем синтеза с полиномиальными моделями идентификации.

Кроме того, такой подход позволяет учитывать природу квазистационарности и нестационарности СВР, время и интенсивность максимальной вспышки в динамике, а также влияние нелинейных функциональных зависимостей «входы – выход» на качество прогнозирования нестационарных объектов.

## Литература

- [1] Рутковская Д., Пилиньский М., Рутковский Л. Нейронные сети, генетические алгоритмы и нечеткие системы. — М.: Горячая линия - Телеком, 2004. 452 с.
- [2] Егупова Н. Д. Методы робастного, нейро-нечеткого и адаптивного управления. — М.: Изд-во МГТУ им. Баумана, 2002. 744 с.
- [3] Borgelt Ch. Neuro-Fuzzy-Systeme: von den Grundlagen kuenslicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy- Systemen. // —Wiesbaden: Vieweg, 2003. 434 p.
- [4] Милов В. Р., Баранов В. Г., Бажанов Ю. С., Утробин В. А. Распознавание образов и обработка изображений в информационно-аналитических системах. — М.: Радиотехника, 2014. 144 с.
- [5] Рутковский Л. Методы и технологии искусственного интеллекта. — М.: Горячая линия - Телеком, 2010. 520 с.
- [6] Савченко А. В. Статистическое распознавание образов на основе вероятностной нейронной сети с проверкой однородности // Искусственный интеллект и принятие решений., 2013. № 4. С. 45–56.
- [7] Савченко А. В., Милов В. Р. Нейросетевые методы распознавания кусочно-однородных объектов // Нейрокомпьютеры: разработка, применение., 2014. № 11. С. 10–20.
- [8] Галушкин А. И Теория нейронных сетей. — М.: ИПРЖР, 2000. 415 с.
- [9] Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей. — М.: изд.дом Вильяме, 2001. 215 с.

- [10] *Жуманов И. И.* Антигенная система контроля достоверности и передачи обработки данных нестационарных процессов на основе нейро-нечеткой сети. // «Химическая технология. Контроль и управление», ТГТУ, Ташкент, 2013. №5 (53). С. 49–56.
- [11] *Филлимонов Н. А.* О применимости схем нейронного управления на основе инверсно-прямой модели обучения. // Мехатроника, автоматизация, управление, 2004. № 10. С. 54–60.
- [12] *Садылов Р. Х., Дудкин А. А.* Обработка изображений и идентификация объектов в системах технического зрения // Искусственный интеллект, 2006. №3. С. 634–643.
- [13] *Терехов В. А., Ефимов Д. В., Тюкин И. Ю.* Нейросетевые системы управления. — М.: ИПРЖР, 2002. 480 с.
- [14] *Хайкин С.* Нейронные сети: полный курс, 2-е изд., испр. —М.: ООО "И.Д.Вильямс 2006. 1104 с.
- [15] *Жуманов И. И., Бекмуродов З. Т.* Контроль достоверности прогноза случайных временных рядов на основе нейро-нечеткой сети. // «Химическая технология. Контроль и управление», ТГТУ, Ташкент, 2015. №1 (61). С. 43–48.
- [16] *Жуманов И. И., Холмонов С. М.* Оптимизация идентификации нестационарных объектов на основе сегментации временных рядов и настройки параметров нейронной сети. // «Вестник ТУИТ», Ташкент, 2016. №4 (40). С. 32–41.
- [17] *Джуманов О. И.* Методы адаптивной обработки данных на основе механизмов гибридной идентификации с настройкой параметров моделей нестационарных объектов. // «Проблемы информатики», Новосибирск, 2016. №2 (31). С. 13–21.

*Поступила в редакцию 30.04.2018*

UDC 658.512.011

## INCREASE OF RANDOM TIME SERIES IDENTIFICATION QUALITY ON THE BASIS OF MODIFIED SCHEMES OF SOFT CALCULATION

*Djumanov O. I.*

olimjondi@mail.ru

Samarkand State University, 15, University Str., Samarkand City, Republic of Uzbekistan, 140100.

The problem is formulated, approaches are proposed, tasks are solved for increasing the reliability of forecast of random time series (RTS) with unknowns, not enough given priori parameters under the influence of environment on information processing channels. Methods are developed to optimize data processing using apparatus of fuzzy modeling, automatic control and adjustment variables. The tasks are solved for constructing the technology of identification, optimization and data processing, as well as computational schemes for establishing statistical and specific characteristics, dynamic properties of information, regularities, useful knowledge in data, features of objects. The belonging functions (BF), characteristic to investigated processes, their parameters, borders, spacing, intervals of carriers accessories to corresponding fuzzy sets of linguistic terms of input and output variables. The efficiency of mechanisms to forming the fuzzy terms sets, establishing the optimum boundaries and BF parameters for each segment, the carrier interval of according fuzzy sets of linguistic terms. Mechanisms for regulating and adjusting the values of RTS elements, defining and implementing a strategy for

evaluating the reliability of data processing, and adopting alternative solutions are developed. A generalized computational scheme for fuzzy identification of RTS, mechanisms for regulating and adjusting of elements implemented according to the principles of direct and inverse relationships is developed.

For optimizing the principle of fuzzy identification of object are realized on the basis of operators and procedures for logical inclusion, equivalence, union, intersection, addition, algebraic sum calculations, product, exponentiation, center concentration, defining of coefficients and borders of BF, stretching and contraction of BF boundaries, choice of BF type, intervals of belonging of fuzzy sets carriers. The realized software complex is tested for forecasting technical and economic indicators of product corporations.

**Keywords:** non-stationary objects, random time series, identification, data processing, optimization, neural network, borders of belonging functions, software complex.

**Citation:** Djumanov O. I. 2018. Increase of random time series identification quality on the basis of modified schemes of soft calculation. *Problems of Computational and Applied Mathematics*. 3(15):96–110.

## References

- [1] Rutkovskaya D., Pilinskiy M., Rutkovskiy L. *Neyronniye seti, geneticheskiye algoritmy i nechetkiye sistemy*. [Neural networks, genetic algorithms and fuzzy systems.] — Moscow: Hot line-Telecom, 2004. - p. 452.
- [2] Yegupova N. D. *Metody robustnogo, neyro-nechetkogo i adaptivnogo upravleniya*. [Methods of robust, neuro-fuzzy and adaptive control.] — Moscow: MSTU them. Bauman, 2002. - p. 744.
- [3] Borgelt Ch. *Neuro-Fuzzy-Systeme: von den Grundlagen kuenslicher Neuronaler Netze zur Kopplung mit Fuzzy- Systemen*. // —Wiesbaden: Vieweg, 2003. p. 434.
- [4] Milov V. R., Baranov V. G., Bajanov Yu. S., Utrobin V. A. *Raspoznavaniye obrazov i obrabotka izobrajeniy v informasionno-analiticheskix sistemax*. [Image recognition and image processing in information and analytical systems] // —M.: Radio engineering, 2014. p. 144.
- [5] Rutkovskiy L. *Metody i texnologii iskusstvennogo intellekta*. [Methods and technologies of artificial intelligence] // —M.: Hot line - Telecom, 2010. p. 520.
- [6] Savchenko A. V. *Statisticheskoye raspoznavaniye obrazov na osnove veroyatnostnoy neyronnoy seti s proverkoj odnorodnosti* [Statistical recognition of images based on a probabilistic neural network with the verification of homogeneity.] // *Artificial intelligence and decision-making.*, 2013. Issue 4. p. 45–56.
- [7] Savchenko A. V., Milov V. R. *Neyrosetevye metody raspoznavaniya kusochno-odnorodnyx obyektov*. [Neural network methods for recognition of piecewise homogeneous objects] // *Neurocomputers: development, application.*, 2014. Issue 11. p. 10–20.
- [8] Galushkin A. I. *Teoriya neyronnyx setey* [The theory of neural networks] — Moscow: IPRZHR, 2000. p. 415.
- [9] Kallan R. *Osnovniye konsepsii neyronnyx setey*. [Basic concepts of neural networks.] — Moscow: Williams, 2001. p. 215.
- [10] Jumanov I. I. *Antigennaya sistema kontrolya dostovernosti i peredachi obrabotki dannyx nestasionarnyx prosessov na osnove neyro-nechetkoy seti*. [Antigenic system for monitoring the reliability and transfer of data processing of non-stationary processes based on a neural-fuzzy network.] // *Chemical Technology. Control and Management*, Tashkent, 2013. Issue 5 (53). p. 49–56.

- [11] Filimonov N. A. O primenimosti sxem neyronnogo upravleniya na osnove inversno-pryamoy modeli obucheniya. [On the applicability of neural control schemes based on the inverse-direct model of learning.] // *Mechatronics, automation, control*, 2004. Issue 10. p. 54–60.
- [12] Sadyxov R. X., Dudkin A. A. Obrabotka izobrajeniy i identifikasiya obyektov v sistemax texnicheskogo zreniya [Image processing and object identification in vision systems.] // *Artificial Intelligence*, 2006. Issue 3. p. 634–643.
- [13] Terexov V. A., Yefimov D. V., Tyukin I. Yu. *Neyrosetevye sistemy upravleniya*. [Neural network control systems.] —M.: IPRZHR, 2002. p. 480.
- [14] Xaykin S. *Neyronnye seti: polny kurs, 2-ye izd., ispr.* [Neural networks: full course, 2 nd ed., Corrected.] —M.: "I.D.Vilyamc"LLC, 2006. p. 1104.
- [15] Jumanov I. I., Bekmurodov Z. T. Kontrol dostovernosti prognoza sluchaynyx vremennyx ryadov na osnove neyro-nechetkoy seti [Controlling the reliability of the forecast of random time series based on a neural-fuzzy network.] // *Chemical Technology. Control and Management*, Tashkent, 2015. Issue 1 (61). p. 43–48.
- [16] Jumanov I. I., Xolmonov S. M. Optimizasiya identifikasii nestasionarnyx obyektov na osnove segmentasii vremennyx ryadov i nastroyki parametrov neyronnoy seti. [Optimization of identification of non-stationary objects on the basis of segmentation of time series and adjustment of neural network parameters] // *Bulletin of TUIT*, Tashkent, 2016. Issue 4 (40). p. 32–41.
- [17] Djumanov O. I. Metody adaptivnoy obrabotki dannyx na osnove mexanizmov gibridnoy identifikasii s nastroykoy parametrov modeley nestasionarnyx obyektov [Methods of adaptive data processing based on hybrid identification mechanisms with tuning of parameters of models of non-stationary objects], // *Problems of Informatics*, Novosibirsk, 2016. Issue 2 (31). p. 13–21.

*Received April 30, 2018*