

**МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ И ПРОГРАММИРОВАНИЕ
MATHEMATICAL MODELING AND PROGRAMMING**

УДК 658.512.011

**ОПТИМИЗАЦИЯ ОБРАБОТКИ ДАННЫХ В УСЛОВИЯХ ВНЕШНИХ
ВОЗДЕЙСТВИЙ И ПРИМЕНЕНИЕ НЕЧЕТКИХ ПРАВИЛ
НАСТРОЙКИ ПЕРЕМЕННЫХ МОДЕЛЕЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ
ОБЪЕКТОВ***Жуманов И.И., Бекмуродов З.Т.*

Разработаны методические основы построения и реализации технологий оптимизации обработки данных и прогноза случайных временных рядов (СВР), направленных на совершенствование традиционных методов идентификации путем включения механизмов отбора информативных элементов, коррекции искаженных данных, настройки переменных вычислительных схем нечетких моделей, нейронных сетей, нейро-нечетких сетей. Предложены методы моделирования СВР при сильной вариации и волатильности элементов, внешних воздействиях, оценки систематической погрешности идентификации и обработки информации. Сформированы базы данных и базы знаний, включающие набор нечетких правил, механизмы использования статистических параметров, динамических характеристик информации, специфических особенностей моделей. Разработан и реализован обобщенный алгоритм на основе полиномиальной идентификации, нелинейной фильтрации СВР, нечеткого регулирования переменных в программном комплексе обработки данных, который дает более точные результаты и эффективность по сравнению с алгоритмами, не имеющими блока адаптации.

Ключевые слова: нестационарный объект, идентификация, оптимизация, регулирование, нечеткая модель, нечеткая логика, нейронная сеть, систематическая погрешность, внешнее воздействие, точность.

Анъанавий идентификациялаш усулига информатив элементларни танлаш, хато маълумотларни тахрир қилиш, нотиник модел, нейрон тармоғи, нейро-нотиник тармоқ ўзгарувчиларини созлаш такомиллашган ҳисоб схемаларини қўлашга йўналтирилган маълумотни қайта ишлаш ва тасодифий вақтли қаторни (ТВҚ) башорат қилиш мақбул технологиясини яратиш ва қўллашнинг услубий асослари ишлаб чиқилган. Кучли вариация ва элементлар боғланиши, ташқи таъсирлар, идентификация ва ахборотга ишлов беришда доимий хатоликлар баҳоланиши ҳолатларида ТВҚни моделлаштиришни амалга оширувчи усуллар таклиф этилган. Нотиник қоидалар танламаси, ахборотнинг статистик параметрлари, динамик

таснифлари, моделлар хусусиятларидан фойдаланувчи механизмларга таянган маълумотлар базаси ва билимлар базалари шакллантирилган. ТВҚни полиномиал идентификациялаш, ночизик филтрлаш, ўзгарувчиларни нотиник мувофиқлаштириш асосида ишлаб чиқилган ва маълумотга ишлов бериш дастурий мажмуаси таркибида жорийлаштирилган умумий алгоритм, созлаш блокига эга бўлмаган алгоритмларга нисбатан, ўзининг аниқ натижа бериш ҳамда самарадорлигин кўрсатди.

Таянч иборалар: ностационар объект, идентификация, мақбуллаштириш, мувофиқлаштириш, нотиник модел, нотиник мантик, нейрон тармоғи, доимий хатолик, ташқи таъсир, аниқлик.

Methodical bases are developed for construction and implementation of technologies for optimizing data processing and forecasting of random time series (RTS), oriented to improve the traditional methods of identification by including mechanisms for selecting informative elements, correcting distorted data, adjusting the variables of computational schemes of fuzzy models, neural networks, and neural-fuzzy networks. Methods of modeling of RTS with strong variation and volatility of elements, external influences, estimating of systematic error of identification and processing of information are proposed. Databases and knowledge bases are formed and they include a set of fuzzy rules, mechanisms for using statistical parameters, dynamic information characteristics, specific features of models. The generalized algorithm based on polynomial identification, nonlinear filtering of RTS, fuzzy regulation of variables in the software complex of data processing is developed and implemented, which gives accurate results and shows its effectiveness than algorithms that do not have an adaptation block.

Keywords: non-stationary object, identification, optimization, regulation, fuzzy model, fuzzy logic, neural network, systematic error, external influence, accuracy.

I. ВВЕДЕНИЕ

Функционирование современных автоматизированных систем управления (АСУ) технологическими, экономическими, экологическими и другими процессами, связано реализациями алгоритмов обработки данных нестационарных объектов, представляемых случайными временными рядами (СВР), а также методами гибридного описания и синтеза технологий интеллектуального анализа данных (ИАД) [1,2].

Исследуемая предметная область характеризуется большим объемом, быстрым изменением динамики, разнообразием природы обрабатываемой информации, сложностью решаемых задач, наличием множества учитываемых и взаимосвязанных переменных, необходимостью учета внешнего воздействия, априорной недостаточности, нестационарности процессов и параметрической неопределенности [3].

В связи с этим наибольшую значимость представляет разработка методов оптимизации идентификации, обработки данных и прогнозирования СВР, направленных на совершенствование и развитие технологий аппроксимации, сглаживания, отбора информативных элементов, коррекции обнаруженных ошибок, настройки переменных моделей [4,5].

Проблема оптимизации прогнозирования СВР связана с исследованием следующих вопросов [6]:

- моделирование СВР при условиях сильной вариации, волатильности элементов и обработки информации в условиях внешнего воздействия;

- определение и оценка систематической погрешности, образуемых на этапах ввода, передачи данных, идентификации и обработки информации;

- формирование базы данных (БД), базы знаний (БЗ), построение механизмов извлечения статистических параметров, полезных свойств и скрытых законов распределений, динамических характеристик информации, специфических особенностей объектов;

- оптимизация описания объектов, имеющих сложную структуру, отличающихся стохастичностью связей компонентов, неоднозначностью поведения динамики, большим числом переменных, неполнотой, неопределенностью, вероятностью случайных воздействий;

- выработка механизмов отбора информативных элементов СВР, контроля достоверности данных, настройки параметров путем регулирования систематической погрешности выходной величины модели в зависимости от свойства входных данных, обладающих знаниями о статистических параметрах, динамических характеристиках информации и специфических особенностях объектов;

- описание объекта путем совмещения возможностей механизмов перетрансляции свойств СВР, динамических моделей на технологии нейронных сетей (НС) с включением алгоритмов идентификации, отбора информативных признаков, коррекции ошибок в элементах СВР, настройки переменных для оптимизации обработки данных, повышения устойчивости алгоритмов обучения НС с существенно уменьшенным коэффициентом трудоемкости;

- формирование механизмов обеспечения робастности переменных процессов, проверки соответствия расчетов значениям эталонных характеристик модальных примеров.

Настоящая работа посвящена разработке методов и алгоритмов обработки данных, основанных на реализации технологии мягких вычислений и адаптеров переменных компонентов нечетких множеств, нечеткой логики, нейронной сети, нейро-нечеткой сети (ННС) для оптимизации идентификации и прогнозирования СВР нестационарных объектов [7].

II. ОСНОВНАЯ ЧАСТЬ

Концептуальные принципы оптимизации прогноза нестационарных объектов. Предлагается подход, позволяющий совмещать возможности моделей идентификации СВР, технологий анализа и обработки данных на основе компонентов мягких вычислений, механизмов извлечения свойства информации, особенностей и характеристик объектов [6]. Основными принципами подхода являются следующие:

– нечеткие множества, позволяющие получить инструменты выполнения приближенных вычислений, грануляции информации, вычислений на словах;

– НС, нечеткая логика, нейро-нечеткая сеть (ННС), связанные с построением инструментов для совершенствования обучения, распознавания, кластеризации, идентификации, оптимизации, коррекции и настройки элементов СВР, а также оптимизации идентификации и прогнозирования;

– идентификация с вычислительной схемой приближенного и вероятностного вычислений, основыванные на учете наличия параметрической неопределенности; недостаточности априорной информации; хаотичности и нестационарности процессов, а также на свойства адаптируемости, самоорганизации, аппроксимируемости связей «входы и выход»; предсказательности нечетких моделей и НС;

– совмещение типичных вычислительных схем нечеткой идентификации, нечеткой логики и ННС, что позволяет спроектировать механизмы коррекции искаженных элементов СВР, настройки значений переменных моделей, нечетких правил БЗ, принятия альтернативных решений, оценки достоверности расчетов;

– вероятностные вычисления. позволяющие получить инструменты отбора информативных признаков, коррекции элементов СВР, оптимизации поиска экстремумов, реализации устойчивых алгоритмов обучения, а также расширять область эффективности и предельных возможностей систем;

– технологии ИАД совершенствуются за счет механизмов извлечения и накапливания опыта, знаний об объекте, использования статистических параметров данных, специфические и динамические характеристики информации, особенностей объекта.

Для описания последовательности элементов СВР предложен принцип представления данных в виде матрицы, которая для обработки вводится по строкам, в виде $X = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ik}, \dots, x_{in})$. Реализуются типичные вычислительные схемы нечеткой идентификации [8].

Реализован принцип нечеткой идентификации СВР на основе проверки принадлежности x_{ik} элемента СВР i -му подмножеству разрешенных элементов нечеткого универсума U .

Для решения задачи предложен принцип определения и формирования множество терм - лингвистической переменной (ЛП) $r_{i,k} \in T_i(u_{ik})$

$$L_i[T_i(u_{ik}), U],$$

где $T_i(u_{ik})$ – множество терм ЛП, которые проверяются на соответствие нечеткому универсуму.

Правило проверки соответствия элемента терма ЛП $r_{i,k}$ в интервал значений носителя нечеткого универсума U задается в виде

$$R[a(x_{ik}), b(x_{ik}), c(x_{ik})],$$

где $a(x_{ik})$ – нижняя граница интервала нечеткого универсума U , которая используется для проверки принадлежности элемента (носителя) x_{ik} СВР;

$b(x_{ik})$ – верхняя граница интервала нечеткого универсума U ;

$c(x_{ik})$ – средняя тяжесть элементов, соответствующих интервалу универсума U .

Принцип проверки принадлежности элемента терма ЛП $r_{i,k}$ интервалу нечеткого универсума U , связан с выработкой и формированием матрицы, элементы которой задаются по следующим условиям:

$$\mu(x_{ik}) = \begin{cases} 1, & g(x_{ik}) > b(x_{ik}); \\ g(x_{ik}), & a(x_{ik}) \leq g(x_{ik}) \leq b(x_{ik}); \\ 0, & g(x_{ik}) < a(x_{ik}). \end{cases} \quad (1)$$

где $\mu(x_{ik})$ – степень принадлежности носителя x_{ik} нечеткому универсуму U ;

$g(x_{ik})$ – пороговое значение, получаемое в соответствие степенью принадлежности $\mu(x_{ik})$ в пределах границ $[a(x_{ik}), b(x_{ik})]$.

Важной характеристикой механизма, проверяющего соответствия элемента терма ЛП $r_{i,k}$ нечеткому универсуму U . является функция принадлежности (ФП) $\mu(x_{ik})$ носителя x_{ik} , представляемого в виде нечеткого числа.

Для повышения качества выхода механизма требуется включение дополнительных операторов, выполняющих функции выделения контура СВР, разделения его на сегменты, установления границ каждого сегмента, определения свойств нестационарности в пределах границ сегментов, задание ФП каждому сегменту, фиксирование границ ФП, определение принадлежности носителя общему интервалу нечеткого универсума U [7].

Для анализа и оценки качества работы механизма рассматривается два альтернативных решения в виде события A с достоверным и события B с недостоверным результатами идентификации СВР.

Для этого основные параметры функции задаются в виде пар (α, σ) и (β, τ) нечетких чисел по гауссовому распределению:

$$\mu_A(x) = e^{-\frac{(x-\alpha)^2}{\sigma^2}}, \quad \mu_B(x) = e^{-\frac{(x-\beta)^2}{\tau^2}} \quad x \in R, \quad \sigma > 0, \quad \tau > 0; \quad (2)$$

где α, β – параметры определяют точку максимума на ФП;

σ, τ – параметры определяют степени нечеткости числа;

$\alpha \pm \sigma$ – параметры определяют точки перегиба ФП $\mu_A(x)$, а $\beta \pm \tau$ ФП $\mu_B(x)$.

Вероятность принадлежности носителя x_{ik} в пределы нижней и верхней границ ФП задается в общем виде, как

$$p(x) = \frac{\int_{-\infty}^x \mu(y) dy}{\int_{-\infty}^{\infty} \mu(y) dy}, \quad (3)$$

где $\mu(y) = e^{-\frac{(y-\alpha)^2}{\sigma^2}}$ – величина, определяемая по типам ФП.

Графики распределения вероятностной величины $p(x)$ показывают отношение, равное площади, ограниченной слева числом x , снизу осью абсцисс, а сверху – отношению площади $\mu(y)$ ко всей области определения ФП. Для вычисления интеграл $p(x)$ представляется функцией Лапласа

$$\Phi(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_0^x \exp\left(-\frac{t^2}{2}\right) dt. \quad (4)$$

Осуществляется замена $\frac{t}{\sqrt{2}} = \frac{y-\alpha}{\sigma}$. Выражение интеграла $p(x)$ преобразуется, как

$$\begin{aligned} p(x) &= \frac{\int_{-\infty}^{\sqrt{2}(x-\alpha)} e^{-\frac{t^2}{2}} dt}{\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt} = \frac{\int_{-\infty}^{\sqrt{2}(x-\alpha)} e^{-\frac{t^2}{2}} dt - \int_{-\infty}^{\sigma} e^{-\frac{t^2}{2}} dt}{\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt} = \\ &= \frac{\int_0^{\sqrt{2}(x-\alpha)} e^{-\frac{t^2}{2}} dt - \int_0^{\sigma} e^{-\frac{t^2}{2}} dt}{\int_{-\infty}^{\infty} e^{-\frac{t^2}{2}} dt} = \frac{1}{2} - \Phi\left(\frac{\sqrt{2}(x-\alpha)}{\sigma}\right). \end{aligned} \quad (5)$$

Гипотеза о достоверности события A принимается, когда

$$\frac{1}{2} - \Phi\left(\frac{\sqrt{2}(x - \alpha)}{\sigma}\right), \quad \text{если } x \geq \alpha; \quad (6)$$

и гипотеза о недостоверности события B , когда

$$\frac{1}{2} + \Phi\left(\frac{\sqrt{2}(x - \alpha)}{\sigma}\right), \quad \text{если } x < \alpha. \quad (7)$$

Вводятся следующие обозначения:

$$z_1 = \frac{1}{2} - \Phi\left(\frac{\sqrt{2}(x - \alpha)}{\sigma}\right); \quad (8)$$

$$z_2 = \frac{1}{2} + \Phi\left(\frac{\sqrt{2}(x - \alpha)}{\sigma}\right). \quad (9)$$

Для расчета этих вероятностей используются следующие процедуры [9]:

- вычисление интеграла функции Лапласа с заданной точностью;
- применение типичного алгоритма решения уравнения для непрерывно - дифференцируемой монотонной функции на основе метода Ньютона.

Нечеткие события A , B задаются в виде ФП

$$A = \{\mu_A(x) \mid x: \mu_A(x) \in [0,1], x \in X\};$$

$$B = \{\mu_B(x) \mid x: \mu_B(x) \in [0,1], x \in X\}.$$

В качестве основных операций над нечеткими множествами используются типичные схемы объединения оператора «ИЛИ» и пересечения оператора «И».

ФП объединения НМ A и B , как оператор $A \cup B$ в НМ X задается в виде

$$\mu_{A \cup B}(x) = \max\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, \quad x \in X.$$

ФП пересечения НМ A и B , как оператор $A \cap B$ задается в виде

$$\mu_{A \cap B}(x) = \min\{\mu_A(x), \mu_B(x)\}, \quad x \in X.$$

Выделение набора параметров для конкретного типа ФП требует выполнения следующих равенств:

$$\sup(A \cup B) = (\sup A) \cup (\sup B);$$

$$\sup(A \cap B) = (\sup A) \cap (\sup B).$$

Применение механизма проверки принадлежности носителя x_{ik} в пределы нижней и верхней границ ФП для нечетких чисел A и B связано с ошибками двух родов.

Вероятность ошибок первого рода возникает тогда, когда значения нежелательного носителя x_{ik} лежат в пределах нижней и верхней границ ФП и механизм считает достоверным событие A .

Вероятность ошибок второго рода возникает тогда, когда значение желательного носителя x_{ik} выходит за пределы нижней и верхней границы ФП и механизм считает недостоверным событие B .

Требуется уменьшение степени неопределенности, обусловленной степенью риска из-за вероятностей ошибок первого и второго родов.

Математически вероятность ошибки первого рода запишется, как

$$P_1 = \frac{z_1 + z_2}{D} p_A(x), \quad (10)$$

где D - общий интервал значений носителя нечеткого универсума U ;

$p_A(x)$ - априорная вероятность появления носителя x .

Вероятность ошибки второго рода запишется, как

$$P_2 = (1 - p_A(x)) \left[1 - \int_{z_1}^{z_2} \mu(y) dy \right]. \quad (11)$$

Общая вероятность риска определяется, как

$$\mathfrak{R} = P_1 + P_2. \quad (12)$$

Для уменьшения значения функции риска \mathfrak{R} требуется определение экстремальных значений переменных z_1 и z_2 . Методика оптимизации заключается в нахождении частных производных, проведении некоторых математических преобразований, а также нахождении границ $z_1^{\text{ндо}}$ и $z_2^{\text{ндо}}$.

Для гауссовой ФП экстремальные значения границ проверки принадлежности носителя границам ФП определяется, как

$$z_1^{\text{ндо}} = z_2^{\text{ндо}} = \pm 2\sigma[1 - \Phi(x)]. \quad (13)$$

Предпочтение отдается тому нечеткому числу, которому соответствует решение уравнения, имеющего экстремальное значение.

На рис. 1 графически проиллюстрирована информативная часть пересечения ФП двух нечетких чисел $A = (3,1)$ и $B = (2,4)$ при уровне риска $\mathfrak{R} = 0.1$. Однако, пересечение ФП нечетких чисел $A \cup B$ оставляет область неопределенности при решении о достоверности числа A .

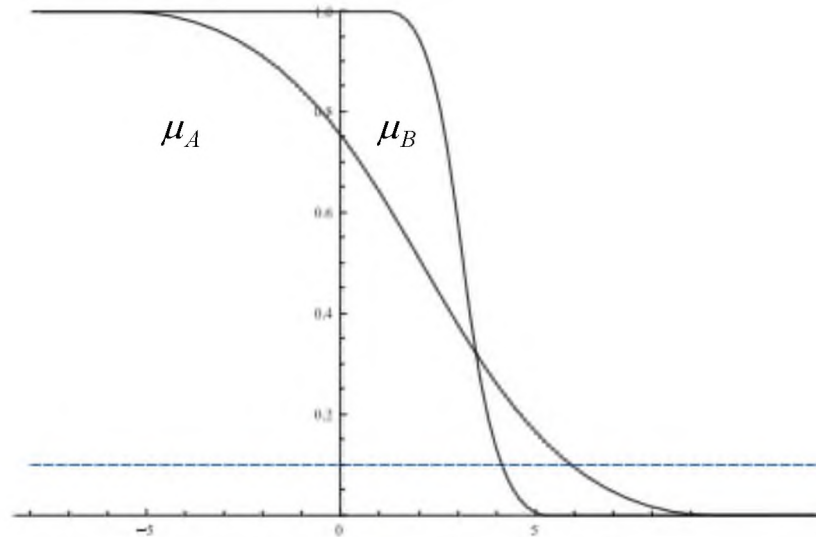


Рис. 1. Правило выбора нечеткого числа из $A = (3,1)$ и $B = (2,4)$ при уровне риска $P = 0.1$.

Для решения этой задачи предложен принцип выделения μ_C - условного распределения вероятностей нечеткого числа C , которое определяется по типам ФП μ_A и μ_B - безусловных распределений

$$C = \{\mu_{\tilde{C}}(x) \mid x: \mu_{\tilde{C}}(x) \in [0,1], x \in X\},$$

операторы которых задаются, как

$$\sup(A \cup B) = (\sup A) \cup (\sup B);$$

$$\sup(A \cap B) = (\sup A) \cap (\sup B).$$

Вероятность риска о принятии достоверного решения теперь определяется по ФП μ_C , границам и параметрам, а также общему интервалу принадлежности носителя нечеткому универсуму U . Для этого вводится оператор настройки в виде:

$$Q: U_i = \text{agg extr } C(\mu_C) \rightarrow Q[a_i(y_i), b_i(y_i), c_i(y_i)]. \quad (14)$$

Далее осуществляется синтез вычислительных схем

$$\tilde{A}(X(V_k)) \rightarrow \tilde{A}(G) \rightarrow \tilde{A}(U) \rightarrow \tilde{A}(P) \rightarrow \tilde{A}(Y) \quad (15)$$

до получения оценок выходной величины.

Функции оператора настройки для оптимизации обработки данных заключаются в следующем [10]:

- выбор и формирование P набора параметров обучения с целью максимального уменьшения неопределенности ФП μ_C ;

- оптимизация целевого функционала Q^{opt} на основе сформированного субоптимального набора параметров;
- агрегирование выхода $agg\ extr C(\mu_C)$ в зависимости от входа путем проверки принадлежности элемента СВР в пределы границ ФП μ_C ;
- формирование терм-множества T_i лингвистических переменных, лежащих в интервалах соответствующих нечетких множеств.

В [9] исследованы алгоритмы идентификации по различным моделям сглаживания, нелинейной фильтрации, в частности полиномиального описания, в которых эффективно учитываются характерные особенности и свойства нестационарных процессов.

Реализации алгоритмов идентификации СВР в среде MatLab.

Алгоритмы выполняют следующие задачи:

- расчет выхода $y(s)$ нечеткой идентификации СВР по каждому технологическому параметру s сравнивается со значением эталонной характеристики заданного модального примера $y^*(s)$;
- вычисляется рассогласование $e^*(s)^*$ выходной величины $y(s)$ и $y^*(s)$ в виде $e(s)_1^*$; вычисляется производная выходной величины $y(s)$ и $y^*(s)$ в виде $u(s)$ и $u(s)^*$;
- проверяется принадлежность выходной величины $y(s)$ и $y^*(s)$ в общий интервал носителя нечетких универсумов E ;
- проверяется принадлежность производной величины $u(s)$ и $u(s)^*$ в интервалы соответствующих нечетких универсумов E, E^* ;
- определяются коэффициенты степени принадлежности параметров k_e, k_e^*, k_u в интервалы нечетких универсумов E, E^* и U ;
- значение параметра $e(s)^*$ масштабируется путем умножения на коэффициент k_e , затем передается в дифференциатор для умножения на коэффициент k_e^* ;
- параметры $e(s)^*$, производной $e^*(s)^*$ преобразуются в виде лингвистических термов и обрабатываются с помощью типичных вычислительных схем нечеткой модели.

Нечеткие термы параметров $e(s)^*$, $e^*(s)^*$ формируются в виде таблиц лингвистических преобразований (ТЛП) и для них устанавливаются соответствующие правила адаптации (ТЛПА).

Формируются базы знаний (БЗ), которые реализуют нечеткие правила «ЕСЛИ...ТО...».

Решена задача оценки качества выхода нечеткой идентификации СВР с учетом внешнего воздействия $u(s)$. Для этого запускаются продукционные операторы, которые основываются на матрицы нечетких отношений и результаты настройки параметров следующих термов ЛП:

NB - отрицательно большая; NS - отрицательно средняя;
 NM - отрицательно малая; Z – нулевая; PM - положительно малая;
 PS - положительно средняя; PE - положительная большая.

Для настройки параметров продуцируется набор следующих нечетких правил:

- «ЕСЛИ ($e(s)$ есть $e(s)_1^*$) И ($e(s)^*$ есть $e^*(s)_1^*$) ТО ($u(s)$ есть $u(s)_1^*$)»,

где $e(s)$, $e(s)^*$, $u(s)$, $e(s)_1^*$, $e^*(s)_1^*$, $u(s)_1^*$ - лингвистические переменные;

- «ЕСЛИ ошибка e^* » положительно большая (ПБ), и скорость изменения ошибки e^* ПБ, то контролируемый процесс считается удовлетворительным и настройка параметров не нужна;

- «ЕСЛИ ошибка e^* » положительно малая (ПМ) и скорость изменения ошибки e^* ПБ, то контролируемый процесс считается неудовлетворительным и необходима отрицательно средняя настройка.

Качество выходной величины нечеткого моделирования обеспечивается за счет следующих механизмов:

- коррекция вида, границ, параметров ФП входных и выходной ЛП;
- редукция набора нечетких правил и обучающих данных;
- использование статистических параметров, динамических и специфических характеристик и особенностей объектов, а также закономерностей распределения данных.

III. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Реализован программный комплекс обработки данных на основе обобщения возможностей алгоритмов нечеткого моделирования и алгоритмов регулирования переменных на основе нечеткой логики, эффективность которых обоснована при решении задачи прогноза показателя электропотребления по реальным данным предприятия электросети г. Самарканда. Обобщенный алгоритм идентификации СВР включает типичные вычислительные схемы авторегрессии, нечеткого моделирования, алгоритмов нечетких выводов по Мамдани и Сугено.

В табл. 1. приведены результаты реализации предложенной методики оптимизации идентификации, обработки и прогноза СВР, эффективность алгоритмов которых отражаются значениями принятых критериев.

Таблица 1.

Эффективность механизмов оптимизации обработки данных

| № | Базовые основы механизма адаптации переменных | Число регулируемых переменных | Коэффициент выигрыша | Сходимость алгоритма (число итераций) |
|---|--|-------------------------------|----------------------|---------------------------------------|
| 1 | 2 | 3 | 5 | 6 |
| 1 | Традиционная обработка данных без блока адаптации | 105 | 0,2 | 100 |
| 2 | Регрессионный анализ с настройкой на основе правил $\pm 3\sigma$ и порогов | 42 | 0,35 | 87 |
| 3 | Модель Сугено с настройкой на основе субоптимального набора правил | 35 | 0,67 | 40 |
| 4 | Модель Мамдани с настройкой на основе субоптимального набора правил | 23 | 0,72 | 36 |
| 5 | Механизм регулирования на основе субоптимального набора переменных ФП и интервалов нечетких множеств | 26 | 0,87 | 38 |

Трудоемкость пакетной обработки данных характеризуется числом $10 * m$ итераций, где m - число регулируемых параметров. Коэффициент выигрыша по методу нечеткой обработки данных оценивается по следующему выражению погрешности:

$$E = \frac{1}{P} \sum_{i=1}^P \frac{T(i) - O(i)}{|T(i)|},$$

где P - число пар данных, представляемых для обучения гибридной модели;

$T(i)$ и $O(i)$ - соответственно, реальный расчет и значение характеристики модального примера для оценки i -го выхода гибридной модели.

Тестирование алгоритмов проведено по 10 наборам обучающих данных, каждый из которых включает 10^4 измерений СВР.

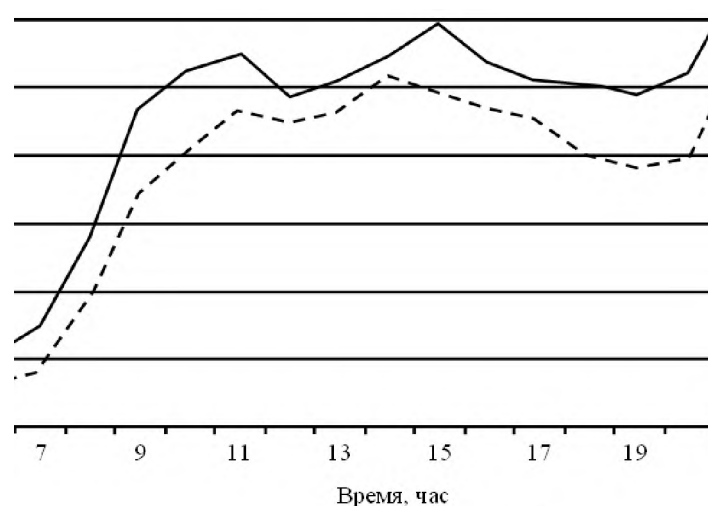
Сопоставлена эффективность пакетной обработки данных без блока адаптации, задаваемая при 105 шагах итерации с модифицированным алгоритмом нечеткого моделирования СВР. Определено, что алгоритмы нечеткой логики способствуют оптимизации обработки данных за счет значительного уменьшения числа регулируемых переменных, по сравнению с методами статистического и динамического моделирования с настройкой переменных по рекуррентным выражениям.

Эффективность нечеткого моделирования с регулированием переменных на основе алгоритма Сугено исследована при наборе из 8 нечетких правил. Гибридная нечеткая модель СВР обеспечивает значение коэффициента $E=0,87$, при которой число итераций алгоритма идентификации уменьшается 2,5 раза. Существенный выигрыш по коэффициенту E достигается на основе алгоритма Мамдани, при котором итерации уменьшаются в 3 раза.

На рис. 2. а) представлены результаты, полученные на основе реализации типичной вычислительной схемы нечеткого моделирования без блока настройки и с механизмом нечеткой настройки переменных по алгоритму Мамдани. Сплошная линия - график алгоритма Мамдани, а штриховая – алгоритма без блока адаптации. На рис. 2. б) аналогичным образом сравнивается эффективность алгоритма Сугено и алгоритма без блока адаптации. Сплошная линия - график алгоритма Сугено, а штриховая – алгоритма без блока адаптации.

Как видно из графиков, что по алгоритму без блока адаптации значение погрешности равно 2.0643, а алгоритма Мамдани 1.10314.

В то же время значение погрешности по алгоритму без блока адаптации равно 1.9568, а алгоритму Сугено равно 1.22411.



а)

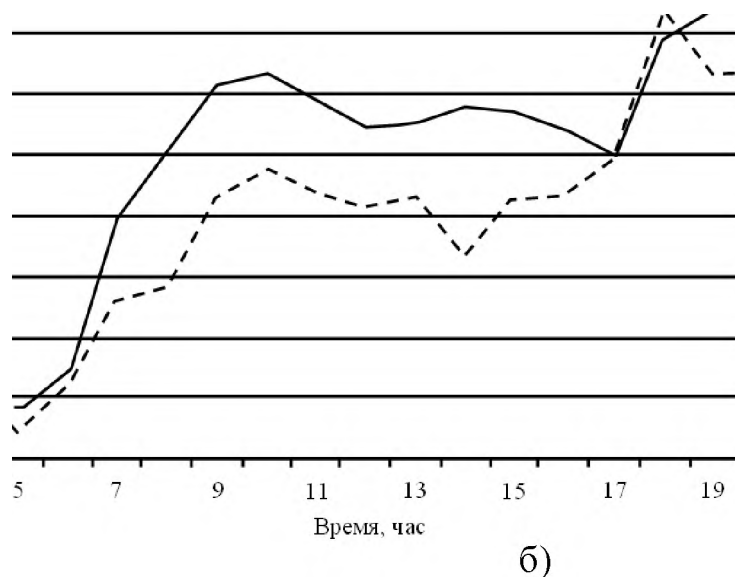


Рис. 2. Прогноз показателя на основе нечетких моделирования и регулирования переменных.

Более точные результаты дает алгоритм Мамдани, при котором значение коэффициента трудоемкости обработки данных значительно ниже, чем алгоритмов обработки данных без блока адаптации переменных.

Достоверность результатов подтверждается имитационным экспериментом в среде ППП MATLAB.

ЛИТЕРАТУРА

[1] Колесников А.В., Кириков И.А. Методология и технология решения сложных задач методами функциональных гибридных интеллектуальных систем. - М.: ИПИ РАН, 2007. - 387 с.

[2] Усков А.А. Интеллектуальные технологии управления. Искусственные нейронные сети и нечеткая логика / А.А. Усков, А.В.Кузьмин. - М.: Горячая линия - Телеком, 2004. - 143 с.

[3] Фильтрация и стохастическое управление в динамических системах. / Под ред. К. Т. Леондеса. Пер. с англ., - М.: Мир, 1980. - 407 с.

[4] Ling W.K. Nonlinear digital filters: analysis and applications / W.K. Ling. Academic Press, 2007. - 216 p.

[5] Mathews V.J. Polynomial signal processing / V.J. Mathews, G.L. Sicurana. - A. Wiley-Interscience publication, 2000. - 452 p.

[6] Жуманов И.И. Оптимизация обработки изображений микрообъектов на основе рекуррентного обучения нейронной сети и имплицитивного отбора информативных признаков// Узбекский журнал «Проблемы информатики и энергетики», Издательство «Фан» АН РУз, - Ташкент, 2016 - №4. - с.12-20.

[7] Рассел С. Искусственный интеллект: современный подход/ С. Рассел, П. Норвиг. - М.: Вильямс, 2006. - 1408 с.

[8] Пельцвергер С.Б. Алгоритмическое обеспечение процессов оценивания в динамических системах в условиях неопределенности. - М.: Наука, 2004. -116 с.

[9] Жуманов И.И., Бекмуродов З.Т. Повышение точности обработки данных нестационарных объектов на основе оптимизации набора параметров гибридной модели идентификации // XII Международная Азиатская школа-семинар «Проблемы оптимизации сложных систем», СО РАН, 12-16 декабр 2016 г., Новосибирск. –с. 192 – 201.

[10] Жуманов И.И. Оптимизация обработки данных нестационарных объектов на основе нечетких моделей идентификации с настройкой параметров // Журнал «Вестник ТУИТ». - Ташкент, 2017. - №1(41)/2017. - с. 34-47.