

На правах рукописи



Каратач Сергей Александрович

**РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ
ОБРАБОТКИ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ В ЗАДАЧАХ
ИХ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ НА ОСНОВЕ
НЕЧЕТКИХ СИСТЕМ С УЧЕТОМ НЕЧЕТКОСТИ
ВХОДОВ**

Специальность 2.3.1 —
«Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика»

Автореферат
диссертации на соискание учёной степени
кандидата технических наук

Белгород — 2025

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Белгородский государственный технологический университет им. В.Г.Шухова» (БГТУ им.В.Г.Шухова).

Научный руководитель: **кандидат технических наук, профессор
Синюк Василий Григорьевич**

Официальные оппоненты: **Ярушкина Надежда Глебовна,**
доктор технических наук, профессор,
Ульяновский государственный технический
университет,
ректор
Аверкин Алексей Николаевич,
кандидат физико-математических наук,
Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова,
доцент

Захита состоится **DD mmmmmmmm YYYY г. в XX часов** на заседании диссертационного совета БелГУ.22.08 при Белгородском государственном национальном исследовательском университете (НИУ «БелГУ») по адресу: 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85, корпус 14, каб. 1-1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГАОУ ВО «Белгородский государственный национальный исследовательский университет» (НИУ «БелГУ»).

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью учреждения, просьба направлять по адресу: 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85, корпус 14, каб. 1-1, ученому секретарю диссертационного совета БелГУ.22.08.

Автореферат разослан **DD mmmmmmmm2025 года.**
Электронная почта совета: BSU.22.08@bsuedu.ru; zhikharev@bsuedu.ru.

Ученый секретарь
диссертационного совета
БелГУ.22.08,
доктор технических наук



Жихарев Александр Геннадиевич

Общая характеристика работы

Актуальность темы. Процесс управления сводится к принятию решений и контролю за их реализацией. Принимаемые решения должны быть обоснованными. Методы обоснования решений входят в системы информационного обеспечения управления. Одним из таких методов является использование результатов анализа возможных исходов при различном воздействии на объект управления. Для анализа выполняется прогнозирование этих исходов. Прогнозирование часто осуществляется по временным рядам, которые генерируются при регистрации значений параметров некоторого контролируемого процесса. Обоснованность принимаемых на основе прогноза решений зависит от адекватности извлечения и учета неопределенности временных данных используемой моделью прогнозирования.

Решением задачи прогнозирования временных рядов занималось большое количество исследователей. В результате среди прочих выделился набор широко используемых моделей прогнозирования, таких как линейный предсказатель и модель Бокса-Дженкинса. Такие подходы используют для получения вероятностных оценок характеристик временных рядов свойство стационарности и статистическое усреднение по ансамблю характеристик объектов. Неопределенность при этом часто рассматривается как ошибки измерений, подчиненные конкретному закону распределения, то есть происходит «навязывание законов природе». Таким образом, из-за наложения этих ограничений вероятностные модели не совсем адекватны.

Альтернативным подходом может служить использование нечетких систем на основе правил с фазификацией типа non-singleton разработанной Л. Заде теории нечетких множеств. Тогда как вероятностные модели основаны на усреднении характеристик временных рядов. Для задания функции принадлежности при этом не требуется иметь ансамбль временных рядов или свойство стационарности отдельного временного ряда.

Распространенные подходы нечеткого вывода, выработанные Э. Мамдани, П. Ларсеном, Т. Такаги, М. Сугено и Ю. Цукамато, используют четкие значения входов, полученные в результате фазификации singleton для простоты реализации. Из-за такого упрощения теряется информация о неопределенности входных значений временных рядов. Использование фазификации типа non-singleton позволяет сохранить информацию о нечеткости входных данных, но приводит к экспоненциальной вычислительной сложности нечеткого логического вывода при многих входах модели. Тогда, чтобы использовать нечеткий логический вывод при фазификации non-singleton, необходимо создать нечеткую модель с разработкой эффективных алгоритмов.

Таким образом, задача разработки информационной технологии прогнозирования на основе нечеткого вывода при фазификации типа non-singleton является актуальной.

Проблемы, связанные с нечетким выводом и нечетким моделированием в России изучались и прорабатывались А.Н. Аверкин, В.В Борисов, И.А. Ходашинский, А.В. Язенин, Н.Г. Ярушкина. За рубежом развитием нечеткой теории занимались Р. Angelov, D. Dubois, H. Ishibuchi, J.M. Mendel, L. Rutkowski, H. Tanaka, R.R. Yager, T. Yasukawa, L. Wang и др..

Объектом исследования являются информационная технология управления на основе анализа временных рядов.

Предметом исследования являются методы и алгоритмы прогнозирования временных рядов на основе нечеткого моделирования.

Целью данной работы является совершенствование информационного обеспечения управления на основе разработки информационной технологии и алгоритмов прогнозирования временных рядов с использованием нечетких систем, адекватно учитывающих уникальность объектов.

Для достижения поставленной цели необходимо было решить следующие задачи:

1. Анализ методов прогнозирования временных рядов в задачах управления с позиции адекватности учета уникальности свойств генерирующих их объектов.
2. Разработка метода прогнозирования временных рядов с использованием нечетких систем на основе правил.
3. Разработка алгоритмической реализации метода прогнозирования временных рядов на основе нечетких моделей.
4. Разработка информационной технологии прогнозирования временных рядов и прототипа ее программной реализации.
5. Оценка работоспособности программно-алгоритмической реализации на основе вычислительных экспериментов.

Научной новизной обладают следующие результаты диссертационного исследования:

1. Модель нечеткого вывода на основе нечеткого значения истинности (НЗИ), позволяющая адекватно учесть изменчивость характеристик входных данных.
2. Метод вывода для систем MISO-структуры логического типа и типа Мамдани на основе нечеткого правила «Если *нзи* есть ИСТИННО, то *y* есть *B*», снижающий экспоненциальную сложность до полиномиальной.
3. Метод прогнозирования временных рядов на основе разработанной системы нечеткого вывода.
4. Алгоритмы реализации метода прогнозирования на основе нечеткого вывода с применением технологии параллельных вычислений.

Теоретическая значимость определяет принцип учета нечеткости входных данных, модель нечеткого вывода на этой основе и способы получения результата.

Практическая значимость: определяется возможностью построения систем прогнозирования временных рядов в задачах принятия решения с учетом неопределенности временных рядов на основе разработанных результатов. Применение разработанной информационной технологии позволяет осуществить прогнозирование временных рядов с изменчивыми характеристиками в задачах принятия решения. Теоретические результаты и разработанный прототип программного обеспечения используется в учебном процессе БГТУ им. В. Г. Шухова. Среди них две зарегистрированные программы ЭВМ:

1. Свидетельство №2025661081 «Среда для параллельного обобщенного нечеткого вывода на основе нечеткого значения истинности».
2. Свидетельство №2025660990 «Библиотека моделирования временных рядов на основе параллельного нечеткого вывода с использованием нечеткого значения истинности».

Разработанная информационная технология принята к использованию в ПАО Сбербанк.

Работа выполнена при участии в проекте РФФИ №20-07-00030 «Разработка высокопроизводительных методов интеллектуального анализа данных на основе нечёткого моделирования и создание компьютерной системы поддержки принятия решений для классификации и прогнозирования».

Методология и методы исследования. В работе использовалась методология принятия решений, методы теории временных рядов, теории нечетких множеств и машинного обучения.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Применение разработанной информационной технологии позволяет расширить системы управления для принятия обоснованных решений на основе временных рядов, описывающих уникальные объекты.
2. Разработанное алгоритмическое обеспечение и программная реализация, которая не предъявляет особых требований к архитектуре вычислительных сред.
3. Результаты проведенных вычислительные эксперименты иллюстрируют работоспособность информационной технологии.

Область исследования. Содержание диссертации соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.3.1. «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика» по следующим направлениям исследований:

- п. 1 паспорта специальности: Теоретические основы и методы системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта.
- п. 4 паспорта специальности: Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта.

Достоверность полученных результатов обеспечивается корректностью математических преобразований, отсутствием противоречий с известными положениями теории и практики прогнозирования временных рядов, адекватным учетом нечеткость входных данных и иллюстрируется результатами вычислительных экспериментов о работоспособности информационной технологии, а также результатами в публикациях в рецензируемых журналах и на конференциях.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались на следующих конференциях:

1. Международная конференция «Перспективные компьютерные и цифровые технологии» (ACDT 2021), г. Белгород, 2021.
2. XV Международная научная конференция «Параллельные вычислительные технологии (ПаВТ) 2021», г. Волгоград, 2021.
3. XI Международной научно-практической конференции «Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте (ИММВ-2022)», г. Коломна, 2022 г.
4. XX Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2022), г. Москва, 2022.
5. XVII Международная научная конференция «Параллельные вычислительные технологии (ПаВТ) 2023», г. Санкт-Петербург, 2023.
6. XXI Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2023), г. Смоленск, 2023.
7. X Всероссийская научно-техническая конференция «Информационные технологии в науке, образовании и производстве» (ИТ-НОП-2025), г. Орел, 2025.

Личный вклад автора. Все результаты диссертационного исследования получены либо автором лично, либо при его непосредственном участии.

Публикации. Основные результаты по теме диссертации изложены в 11 печатных изданиях, 3 из которых изданы в журналах, рекомендованных ВАК, 3 – в периодических научных журналах, индексируемых Web of Science и Scopus, 5 – в тезисах докладов. Зарегистрированы 2 программы для ЭВМ.

Содержание работы

Во введении описана актуальность работы, сформулированы цель и задачи исследования, изложены основные результаты, их теоретическая и практическая значимость, приведена новизна исследования и защищаемые положения.

Глава 1. «Анализ методов прогнозирования временных рядов в задачах управления с позиции адекватности учета уникальности свойств генерирующих их объектов»

В главе рассматривается роль информационной технологии прогнозирования в процессе управления. При этом внимание сосредоточено на применении информационной технологии прогнозирования, когда временные данные получены для уникального объекта или процесса. Схема такой системы изображена на рисунке 1. Под **уникальным** понимается такой объект или процесс, для которого отсутствует или практически недостижима презентативная статистическая выборка аналогов, и который изучается исключительно на основе своей собственной динамики и свойств.

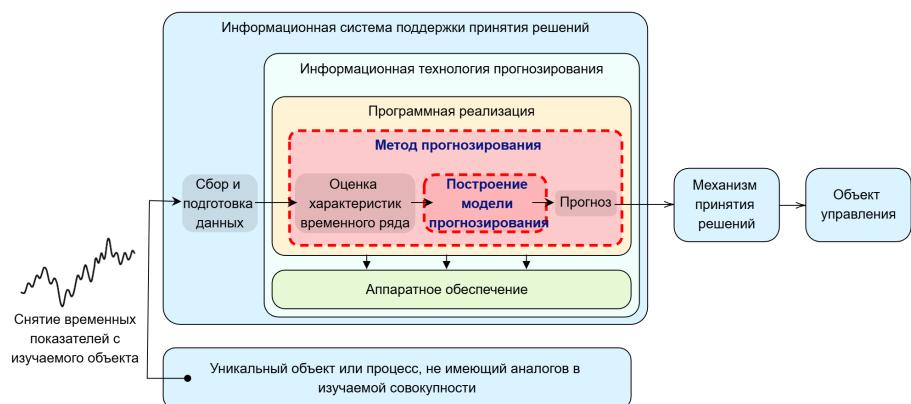


Рисунок 1 — Схема системы управления на основе информационной технологии прогнозирования.

Для проработки методологии прогнозирования показателей таких уникальных объектов или процессов, проведен анализ адекватности учета оценок различного характера неопределенности во временных рядах моделями их прогнозирования, то есть степени соответствия способа отражения характеристик неопределенности в модели возможностям математического аппарата, на котором эти модели построены. Особое вниманиеделено распространенным моделям прогнозирования, таким как, линейный предсказатель и модель Бокса-Дженкинса. В результате их анализа показано,

Что эти модели предполагают стационарность временного ряда, а статистические характеристики оцениваются для ансамбля объектов. Это делает применение данных моделей неадекватным в случае описания временными рядами некоторого уникального объекта или нестационарности самого временного ряда.

На основе проведенного анализа сформулированы задачи исследования, решение которых направлено на достижение цели диссертационной работы.

Глава 2. «Разработка метода прогнозирования временных рядов с использованием нечетких систем на основе правил»

Глава посвящена разработке метода прогнозирования временных рядов на основе нечетких систем, адекватно учитывающей нечеткость временных рядов, а также решению проблемы экспоненциальной вычислительной сложности нечеткого логического вывода.

2.1. Задача нечеткого логического вывода

Нечеткая система представляет собой базу правил вида:

R_k : Если x_1 есть A_{k1} и x_2 есть A_{k2} и … и x_n есть A_{kn} , то y есть B_k , (1)

где N – количество нечетких правил, $A_{ki} \subseteq X_i, i = \overline{1, n}, B_k \subseteq Y$ – нечеткие множества, которые характеризуются функциями принадлежности $\mu_{A_{ki}}(x_i)$ и $\mu_{B_k}(y)$ соответственно; x_1, x_2, \dots, x_n – входные переменные, причем

$$[x_1, x_2, \dots, x_n]^T = \mathbf{x} \in X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n.$$

Символами $X_i, i = \overline{1, n}$ и Y обозначаются соответственно пространства входных и выходной переменных. Если ввести обозначения $\mathbf{X} = X_1 \times X_2 \times \dots \times X_n$ и $\mathbf{A}_k = A_{k1} \times A_{k2} \times \dots \times A_{kn}$, причем

$$\mu_{\mathbf{A}_k}(\mathbf{x}) = \bigwedge_{i=1}^{n-1} \mu_{A_{ki}}(x_i),$$

где T_1 – произвольная t -норма, то правило 1 представляется в виде нечеткой импликации

$$R_k : \mathbf{A}_k \rightarrow B_k, k = \overline{1, N}. \quad (2)$$

Правило R_k можно формализовать как нечеткое отношение, определенное на множестве $\mathbf{X} \times Y$, т.е. $R_k \subseteq \mathbf{X} \times Y$ – нечеткое множество с функцией принадлежности

$$\mu_{R_k}(\mathbf{x}, y) = \mu_{\mathbf{A}_k \rightarrow B_k}(\mathbf{x}, y).$$

Модель логического типа определяет задание функции $\mu_{\mathbf{A}_k \rightarrow B_k}(\mathbf{x}, y)$ на основе известных функций принадлежности $\mu_{\mathbf{A}_k}(\mathbf{x})$ и $\mu_{B_k}(y)$ с помощью одной из функций нечеткой импликации:

$$\mu_{\mathbf{A}_k \rightarrow B_k}(\mathbf{x}, y) = I(\mu_{\mathbf{A}_k}(\mathbf{x}), \mu_{B_k}(y)),$$

где I — некоторая импликация.

Ставится задача определить нечеткий вывод $B'_k \subseteq Y$ для системы, представленной в виде (1), если на входах — нечеткие множества. $\mathbf{A}' = A'_1 \times A'_2 \times \cdots \times A'_n \subseteq \mathbf{X}$ или x_1 есть A'_1 и x_2 есть A'_2 и … и x_n есть A'_n с соответствующей функцией принадлежности $\mu_{\mathbf{A}'}(\mathbf{x})$, которая определяется как

$$\mu_{\mathbf{A}'}(\mathbf{x}) = \frac{T_3}{i=1,n} \mu_{A'_i}(x_i). \quad (3)$$

Несинглтонный фаззификатор отображает измеренное $x_i = x'_i, i = \overline{1,n}$ в нечеткое число, для которого $\mu_{A'_i}(x'_i) = 1$ и $\mu_{A'_i}(x_i)$ уменьшается от единицы по мере удаления от x'_i . В соответствии с обобщенным нечетким правилом *modus ponens*, нечеткое множество B'_k определяется композицией нечеткого множества \mathbf{A}' и отношения \mathbf{R}_k , т.е.

$$B'_k = \mathbf{A}' \circ (\mathbf{R}_k \rightarrow B_k),$$

или, на уровне функций принадлежности

$$\mu_{B'_k}(y|\mathbf{x}') = \sup_{\mathbf{x} \in \mathbf{X}} \left\{ \mu_{\mathbf{A}'}(\mathbf{x}') \stackrel{T_2}{\star} I(\mu_{\mathbf{A}_k}(\mathbf{x}), \mu_{B_k}(y)) \right\}. \quad (4)$$

В (4) применена условная нотация, так как ввод в нечеткую систему происходит при определенном значении \mathbf{x} , а именно \mathbf{x}' . Обозначение $\mu_{B'_k}(y|\mathbf{x}')$ показывает, что $\mu_{B'_k}$ изменяется с каждым значением \mathbf{x}' .

2.2. Применение предложенного метода вывода в нечеткой модели для задачи прогнозирования временных рядов

Пусть задан временной ряд $\{y_t\}_{t=1}^T = \{y_1, \dots, y_T\}$, где $y_t \in \mathbb{R}$ — измеренное значение наблюдаемой переменной в момент времени t , а T — длина доступной выборки. При моделировании временных последовательностей с использованием нейро-нечетких систем каждое значение $y_t \in \mathbb{Y} \subseteq \mathbb{R}$ фаззифицируется в нечеткое множество A'_t . Тогда для прогнозирования значения \hat{y}_{t+h} с горизонтом h на основании среза наблюдений y_{t-p+1}, \dots, y_t можно использовать нечеткую систему с базой из N правил вида:

$$R_k : \text{Если } \bigwedge_{i=1}^p (y_{t-i+1} \text{ есть } A_{ki}), \text{ то } y_{t+1} \text{ есть } A_{kp+1}, k = \overline{1,N},$$

где p — размер окна запаздывания (порядок модели, количество входов нечеткой системы).

Процедура фаззификации. Если значения входных нечетких множеств нечеткой системы задаются с использованием синглтонного типа фаззификации теряется информация о неопределенности измеренных значений x' и они рассматриваются как достоверные. Поэтому в работе используется *несинглтонный способ фаззификации*.

Для фазификации с учетом нечеткости входных значений временного ряда в работе описана процедура адаптивной несинглтонной фазификации временной последовательности, приведенная на рисунке 2, где получаемая в результате фазификации функция принадлежности меняет форму на участках с низкой и высокой нестабильностью временных значений, как показано на рисунке 3.

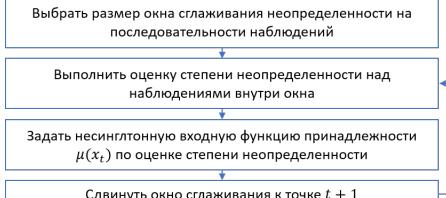


Рисунок 2 — Схема обобщенной процедуры адаптивной несинглтонной фазификации временной последовательности.

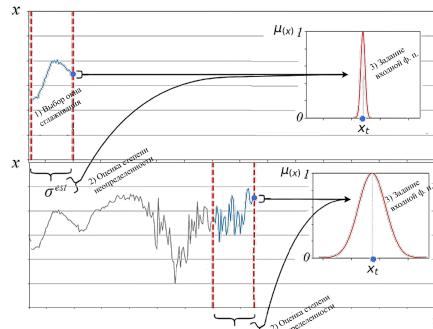


Рисунок 3 — Иллюстрация процедуры несинглтонной фазификации временного ряда с низким (вверху) и высоким (внизу) уровнем шума.

Выбор схемы дефазификации. В задаче регрессии дискретная формула дефазификации по центру тяжести или другие более простые схемы не показывают достаточной точности, а непрерывная формулировка первой имеет большую вычислительную сложность. Поэтому в работе для регрессии используется дефазификация по среднему максимуму.

2.3. Альтернативный метод нечеткого вывода с полиномиальной вычислительной сложностью

Вычислительная сложность выражения композиционного правила (4) для вывода логического типа при использовании несинглтонной фазификации составляет $O(|X_1| \cdot |X_2| \cdot \dots \cdot |X_n| \cdot |Y|)$ т.е. экспоненциальная. Это является актуальным препятствием использования нечеткого вывода логического типа совместно с несинглтонной фазификацией.

Нечеткое значение истинности нечеткого множества A относительно н. м. A' представляет собой нечеткое множество с функцией принадлежности совместимости $CP(A, A')$ A по отношению к A' , причем A' рассматривается как достоверное:

$$\tau_{A_k|A'}(v) = \mu_{CP(A_k, A')}(v) = \sup_{\substack{\mu_{A_k}(x)=v \\ x \in X}} \{\mu_{A'}(x)\}. \quad (5)$$

Для нечеткой системы с одним входом истинностное преобразование позволяет выполнить переход к новому виду формулы композиционного правила вывода:

$$\mu_{B'_k}(y|\mathbf{x}') = \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_k|A'}(v) \stackrel{T_2}{\star} I(v, \mu_{B_k}(y)) \right\}. \quad (6)$$

Это соответствует новой структуре правил в базе правил:

$$\text{Если } \text{нзи есть ИСТИННО, то } y \text{ есть } B'_k \quad (7)$$

Для нечеткой системы с несколькими входами НЗИ вычисляются по каждому входу отдельно, а затем производится их свертка по расширенной по принципу обобщения \tilde{T} -норме.

$$\tau_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'}(v) = \tilde{\prod}_{i=1,n} \tau_{A_{ki}|A'_i} = \sup_{\substack{i=1,n \\ (v_1, \dots, v_n) \in [0,1]^n}} \left\{ \prod_{i=1,n} \tau_{A_{ki}|A'_i}(v_i) \right\} \quad (8)$$

$$= \sup_{\substack{i=1,n \\ (x_1, \dots, x_n) \in \mathbf{x}}} \left\{ \prod_{i=1,n} \mu_{A_{ki}}(x_i) \right\}, v \in [0, 1], \quad (9)$$

Рекурсивная схема вычисления свертки НЗИ по формуле (8) иллюстрируется выражением:

$$\tau_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'}(v) = \tilde{\prod}_{i=1,n} \tau_{A_{ki}|A'_i}(v_i) \quad (10)$$

$$= \left(\dots \left(\left(\mu_{CP(A_{k1}, A'_1)}(v_1) \tilde{T}_1 \mu_{CP(A_{k2}, A'_2)}(v_2) \right) \tilde{T}_1 \dots \right) \tilde{T}_1 \mu_{CP(A_{kn}, A'_{n})}(v_n) \right). \quad (11)$$

Тогда для системы с n входами выражения нечеткого вывода на основе НЗИ (6) примет вид:

$$\mu_{B'_k}(y|\mathbf{x}') = \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'}(v) \stackrel{T_2}{\star} I(v, \mu_{B_k}(y)) \right\} \quad (12)$$

Порядок функции временной сложности вычисления B'_k на основе выражения (12) составляет $O(n|V|^2 + |V| \cdot |Y|)$, где $V = [0; 1]$. Сравнение схем нечетких выводов в соответствии с соотношениями (4) и (12) представлены на рис. 4.

Выход логического типа на основе нечеткого значения истинности

Для использованной в работе дефазификации по среднему максимуму вывод на основе нечеткого значения истинности выражается формулами:

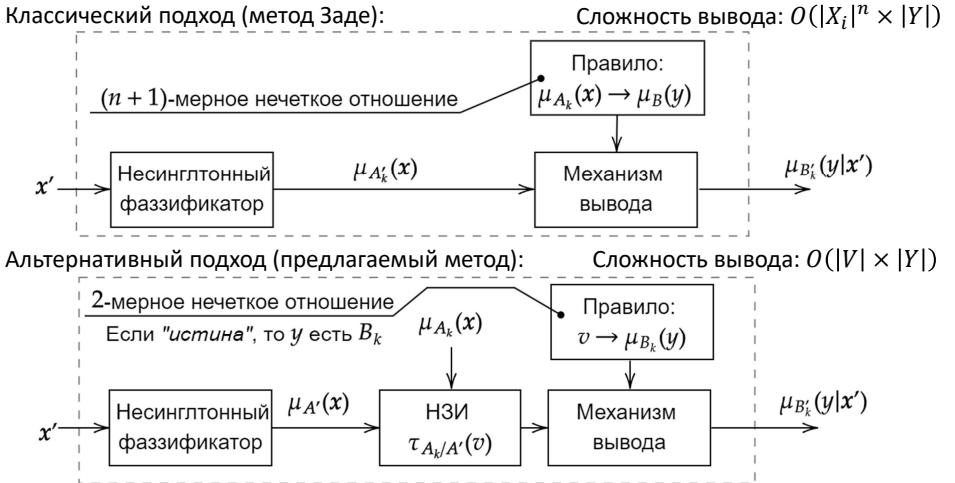


Рисунок 4 — Сравнение классической схемы нечеткого вывода и схемы нечеткого вывода на основе НЗИ

$$\tau_{A_k|A'}(v) = \tilde{\mathbb{T}}_{i=1,n} \left\{ \mu_{CP(A_{ki}, A'_{t-p+i})}(v_i) \right\}, k = \overline{1, N}, \quad (13)$$

$$\hat{y}_{t+h} = \arg \max_{y \in \mathbb{Y}} \left\{ \mathbb{T}_{k=1}^N \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_k|A'}(v) \star^{T_2} I(v, \mu_{A_{k+p+1}}(y)) \right\} \right\} \right\}. \quad (14)$$

Данным формулам соответствует сетевая структура нейро-нечеткой системы, изображенная на рисунке 5.

При использовании дискретной дефазификации по центру тяжести в [5] показано, что для достаточно удаленных и непересекающихся выходных ф. п. нечетких множеств, т. е. когда $\mu_{B_k}(\bar{y}_r) = 0$ для $k \neq r$, сложность вычисления сокращается за счет упрощения выражений импликаций:

— для S -импликации

$$\hat{y}_{CoG} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}_k \mathbb{T}_{r=1}^N \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_r|A'}(v) \star^{T_2} (1-v) \right\} \right\}}{\sum_{k=1}^N \mathbb{T}_{r=1}^N \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_r|A'}(v) \star^{T_2} (1-v) \right\} \right\}},$$

— для R -импликации

$$\hat{y}_{CoG} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}_k \mathbb{T}_{r=1}^N \left\{ \tau_{A_r|A'}(0) \right\}}{\sum_{k=1}^N \mathbb{T}_{r=1}^N \left\{ \tau_{A_r|A'}(0) \right\}},$$

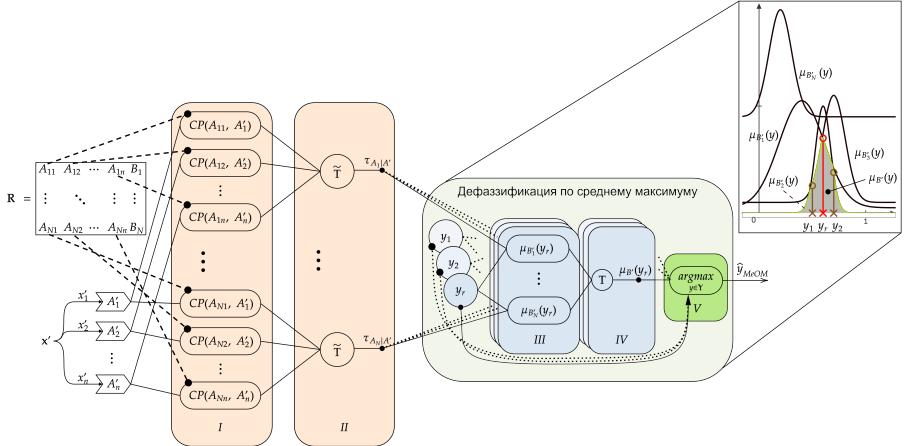


Рисунок 5 — Схема нейро-нечеткой системы с вычислением НЗИ и дефазификацией по среднему максимуму, а также пример работы процедуры дефазификации.

— для Q -импликации

$$\hat{y}_{CoG} = \frac{\sum_{k=1}^N \bar{y}_k T_2 \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_k|A'}(v) \stackrel{T_2}{\star} \max(1-v, v) \right\} \times \right.}{\left. \times \frac{N}{T} \left\{ \sup_{r=1 \atop r \neq k}^{N} \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_r|A'}(v) \stackrel{T_2}{\star} (1-v) \right\} \right\} \right\}}.$$

$$\hat{y}_{CoG} = \frac{\sum_{k=1}^N T_2 \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_k|A'}(v) \stackrel{T_2}{\star} \max(1-v, v) \right\} \times \right.}{\left. \times \frac{N}{T} \left\{ \sup_{r=1 \atop r \neq k}^{N} \left\{ \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_r|A'}(v) \stackrel{T_2}{\star} (1-v) \right\} \right\} \right\}}.$$

Свойства вывода типа Мамдани на основе нечеткого значения истинности

В [4] ослаблено ограничение на использование одной и той же T -нормы в формуле композиционного правила вывода в работах Менделя для случая вывода типа Мамдани, а также показано, что вывод по отдельному правилу в случае $T_2 = T_4 = T$ может быть записан через меру возможності:

$$\mu_{B'_k}(y) = \sup_{v \in [0,1]} \left\{ \tau_{A_k|A'}(v) \stackrel{T_2}{\star} (v \stackrel{T_4}{\star} \mu_{B_k}(y)) \right\} = \prod_{A_k|A'} \stackrel{T}{\star} \mu_{B_k}(y),$$

где $\prod_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'} = \sup_{v \in [0;1]} \left\{ \tau_{A_k|A'}(v)^\top v \right\}$.

Если при этом используется дефаззификация *по центру сумм (CoS)* и T -норма Ларсена, то, как доказано в [4], результат дефаззификации зависит от ширины гауссовой или треугольной функции принадлежности консеквента, тогда как дефаззификация *по среднему центру* учитывает только параметр центра. Например, при использовании в качестве выходной ф. п. гауссовой функции $\mu_{B_k}(y) = \exp(-((y - \bar{y}_k)/\sigma_k)^2)$ формула дефаззификации имеет вид:

$$\hat{y}_{CoS} = \frac{\int_{\mathbb{Y}} y \sum_{k=1}^N \prod_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'} \star^{T_2} \mu_{B_k}(y)}{\int_{\mathbb{Y}} \sum_{k=1}^N \prod_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'} \star^{T_2} \mu_{B_k}(y)} = \frac{\sum_{k=1}^N \prod_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'} \bar{y}_k \sigma_k}{\sum_{k=1}^N \prod_{\mathbf{A}_k|\mathbf{A}'} \sigma_k}, \quad (15)$$

поскольку $\int_{-\infty}^{\inf} \mu_{B_k}(y) dy = \sigma_k \sqrt{\pi}$ и $\int_{-\infty}^{\inf} y \mu_{B_k}(y) dy = \bar{y}_k \sigma_k \sqrt{\pi}$.

Глава 3. «Разработка алгоритмической реализации метода прогнозирования временных рядов на основе нечетких моделей»

Глава посвящена разработке эффективного алгоритма прогнозирования временных рядов нечеткой системой с использованием несинглтонной фаззификации посредством разработки параллельного алгоритма свертки НЗИ, алгоритма обучения базы правил нечеткой модели и алгоритма дефаззификации МеОМ.

3.1. Параллельный алгоритм свертки НЗИ

При программной реализации вычисления НЗИ и свертки НЗИ $\tau_{A_{ki}|A'_i}$ вычисление производится в точках расчетной сетки. Значение НЗИ по i -му входу в точке расчетной сетки v_j в данной работе обозначается $ftv_i[v_j]$ (*ftv* – *fuzzy truth value*). Расчетная сетка размера D_{ftv} задается на пространстве $\mathbb{V} = [0; 1]$ мощности $|\mathbb{V}|$.

Для нахождения свертки НЗИ по одному правилу можно составить алгоритм на основе формулы (10). Вычислительная сложность при параллельной реализации такого алгоритма составит $O(D_{ftv}^2 \cdot \log n)$. Значения $ftv_i[v_j]$ необходимо вычислить до запуска алгоритма свертки, что потребует сложности по памяти $O(D_{ftv} \cdot n)$.

При выполнении работы был разработан параллельный алгоритм свертки НЗИ [6] с вычислительной сложностью $O(D_{ftv} \cdot \log n)$. Алгоритм 1 разработан при допущении, что $T_1 = \min$, тогда $\min_{i=1,n} v_i$ в формуле (8). При работе алгоритм итеративно продвигается от 1 к 0 в области \mathbb{V} , как показано на рисунке 6. На каждой j -й итерации вычисляются значения $ftv_i[v_j]$, которые агрегируются в одном вспомогательном массиве \max_ftv , который требует сложности по памяти $O(n)$.

3.2. Адаптация алгоритма PSO для построения базы правил.

Algorithm 1 Алгоритм свертки НЗИ при $T_1 = \min$

Require: $ftv_i, i = \overline{1, n}$ — это $\tau_{A_{ki}|A'_i}$ дискретизированная в точках v_j
 $\max_ftv[i] = 0;$
for $v_j = 1 \dots 0$ **do**
 $s \leftarrow \{ftv_i[v_j] \mid ftv_i[v_j] \geq \max_ftv[i]\};$
 $\max_ftv[i] \leftarrow \max(\max_ftv[i], ftv_i[v_j]);$
 $v_max_index \leftarrow \arg \max_i \{ftv_i[v_j]\};$
 if $s = \emptyset \& i = v_max_index$ **then**
 $r[i] \leftarrow ftv_i[v_j];$
 else
 $r[i] \leftarrow \max_ftv[i];$
 end if
 $ftv_reduced[v_j] \leftarrow T_3 \{r[i]\}_i;$
end for
return $ftv_reduced$

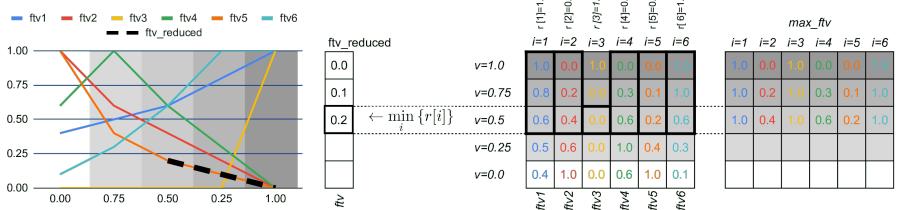


Рисунок 6 — Пример работы параллельного алгоритма свертки НЗИ при расчетной сетке состоящей из 5 точек.

Для построения базы правил \mathbf{R} на основе набора данных сперва данные были представлены в виде входных нечетких множеств посредством фазификации. Затем выполнялась оптимизация матрицы параметров ф. п. нечетких множеств базы правил $\theta_{\mathbf{R}}$:

$$\theta_{\mathbf{R}} = \begin{bmatrix} \theta_{\mu_{\mathbf{R}_1}} \\ \vdots \\ \theta_{\mu_{\mathbf{R}_N}} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \theta_{\mu_{A_{11}}} & \theta_{\mu_{A_{12}}} & \cdots & \theta_{\mu_{A_{1n}}} & \theta_{\mu_{B_1}} \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots & \vdots \\ \theta_{\mu_{A_{N1}}} & \theta_{\mu_{A_{N2}}} & \cdots & \theta_{\mu_{A_{Nn}}} & \theta_{\mu_{B_N}} \end{bmatrix}.$$

В качестве функций принадлежностей в работе используются гауссовые функции, которые задаются набором параметров:

$$\theta_{\mu_{A_{ki}}} = \langle a_{\mu_{A_{ki}}}, b_{\mu_{A_{ki}}} \rangle, \quad \theta_{\mu_{B_k}} = \langle a_{\mu_{B_k}}, b_{\mu_{B_k}} \rangle,$$

где a и b — математическое ожидание и среднеквадратичное отклонение гауссовой функции принадлежности.

Подбор параметров для фиксированного количества правил и заданной метрики осуществлялся с использованием адаптированного алгоритма оптимизации метод роя частиц (Particle Swarm Optimization, PSO), который приведен в алгоритме 2.

Минимально необходимый объем данных в наборе для обучения обычно оценивается формулой:

$$C \times N \times n < \text{количество параметров ф. н.},$$

где C — коэффициент, зависящий от однородности распределения измеренных значений временного ряда и сложности закономерностей в исходных временных рядах.

3.3. Применение алгоритма оптимизации на основе метода роя частиц для вычисления дефазификации по среднему максимуму

Процедура дефазификации по методу среднего максимума в большинстве случаев сводится к нахождению единственного значения \hat{y} , при котором $\mu_{B'}(y)$ принимает максимальное значение. При выводе логического типа возможно возникновение конфигурации функций принадлежности $\mu_{B'_k}$ на рис. 7, образующих «плато» на области пересечения. Тогда значение \hat{y} вычисляется как среднее из координат y , где $\mu_{B'_k}$ принимает максимальное значение. В работе такой набор координат определяется с использованием алгоритма оптимизации *Gradient-aware Particle Swarm Optimization*, где шаг обновления вектора скорости и координаты частицы задается формулой:

$$\begin{aligned} v_i^{(k+1)} &= \omega v_i^{(k)} + \\ &+ \alpha_l \left(r_l \left(y_i^{best} - y_i^{(k)} \right) + (1 - r_l) \left(-\frac{\mu'_{B'}(y_i^{(k)})}{\mu''_{B'}(y_i^{(k)})} \right) \right) + \\ &+ \alpha_g \left(r_g \mu_{B'}(y^{best}) (y^{best} - y) + (1 - r_g) (1 - \mu_{B'}(y^{best})) (\hat{y}_{CA} - y^{(k)}) \right), \\ y^{(k+1)} &= y^{(k)} + v^{(k+1)}, \end{aligned}$$

где $v_i^{(k)}$ — вектор скорости i -й точки на k -й итерации, α_l и α_g — коэффициенты вклада локального и глобального оптимума в корректировку вектора скорости, $\mu'_{B'}(y_i^{(k)})$ и $\mu''_{B'}(y_i^{(k)})$ — первая и вторая производная выходной гауссовой функции принадлежности в текущей точке $y_i^{(k)}$, y^{best} — текущая точка глобального оптимума.

В процессе работы этого алгоритма выделяется набор координат с максимальным значением оптимизируемой функции, как показано на рис. 8.

Глава 4. «Разработка информационной технологии прогнозирования временных рядов, прототипа ее программной реализации на основе нечеткой модели и оценка работоспособности»

Algorithm 2 Particle Swarm Optimization (PSO) для подбора параметров ф. п. в правилах на основе эталонных данных

Require:

S — количество частиц

max_iter — количество итераций

ω — вес инерции

ϕ_l, ϕ_g — коэффициенты влияния локального и глобального оптимума

b_{lo}, b_{up} — вектора нижних и верхних граничных значений вектора параметров частицы θ_p

$D_{l=1}^M$ — набор эталонных данных

$f(\theta)$ — целевая функция приспособленности для набора данных D

Инициализация:

- 1: **for** каждой частицы $p = 1, \dots, S$ **do**
- 2: Инициализировать позицию частицы по равномерному распределению: $\theta_p \sim U(b_{lo}, b_{up})$
- 3: Установить $\theta_p^l \leftarrow \theta_p$ ▷ Локальный оптимум частицы
- 4: Инициализировать скорость по равномерному распределению: $v_p \sim U(-|b_{up} - b_{lo}|, |b_{up} - b_{lo}|)$ ▷ Вектор скорости v_p имеет такую же размерность как и вектор параметров θ_p
- 5: **end for**
- 6: $\theta^g \leftarrow \arg \min_p f(\theta_p^l)$ ▷ Инициализация глобального оптимума

Основной цикл:

- 7: **for** $i = 1, \dots, max_iter$ **do**
 - 8: **for** каждой частицы $p = 1, \dots, S$ **do**
 - 9: Сгенерировать случайные $r_l, r_g \sim U(0,1)$
 - 10: Обновить скорость:
 - 11: $v_p \leftarrow \omega v_p + \phi_l r_l (\theta_p^l - \theta_p) + \phi_g r_g (\theta^g - \theta_p)$
 - 12: Обновить позицию: $\theta_p \leftarrow \theta_p + v_p$
 - 13: **if** $f(\theta_p) < f(\theta_p^l)$ **then**
 - 14: Обновить локальный оптимум: $\theta_p^l \leftarrow \theta_p$
 - 15: **if** $f(\theta_p^l) < f(\theta^g)$ **then**
 - 16: Обновить глобальный оптимум: $\theta^g \leftarrow \theta_p^l$
 - 17: **end if**
 - 18: **end if**
 - 19: **end for**
 - 20: **end for**
 - 21: **Возврат** θ^g ▷ Найденный глобальный оптимум
-

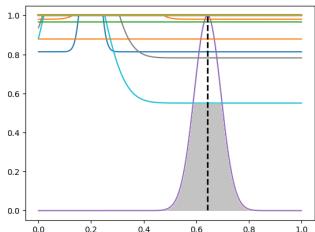


Рисунок 7 — Иллюстрация возникновения «плато» при дефазификации свертки правил $\mu_{B'}(y)$ (закрашенная область).

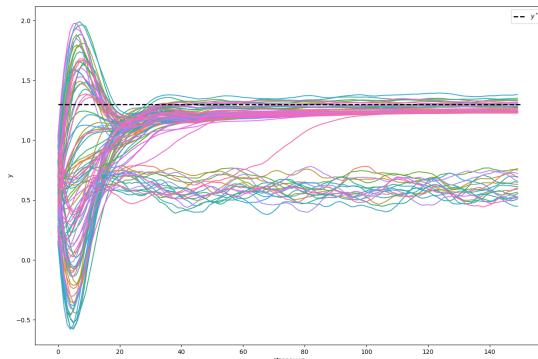


Рисунок 8 — Реализация алгоритма дефазификации на основе PSO для усреднения по точкам роя, попадающих в плато максимумов.

Глава содержит описание нескольких проведенных экспериментов для оценки характеристик разработанной нечеткой модели прогнозирования временных рядов. Первый эксперимент направлен на подтверждение полиномиальной зависимости времени нечеткого вывода от количества входов нечеткой системы, а также на прирост качества прогнозирования при использовании нечеткого вывода логического типа с несинглтонной фазификацией. Второй эксперимент был проведен для оценки качества в прикладной задаче прогнозирования временных рядов.

4.1. Библиотека с параллельной реализацией нечеткого вывода на основе технологии CUDA

Для более оперативного проведения экспериментов и практического применения в нагруженных промышленных приложениях была выполнена параллельная реализация нечеткого вывода на основе НЗИ с использованием языка программирования C++ и технологии CUDA. Для удобства использования к разработанному модулю вывода был реализован интерфейс из языка Python с помощью расширения Cython. Схема использования изображена на рисунке 9.

Важным достоинством реализации является полная организация вычислений внутри *потоковых мультипроцессоров* графических ускорителей за счет размещения всей базы правил и пакета экземпляров входных данных в разделяемой памяти на чипе потокового мультипроцессора, что предотвращает возникновение простого арифметико-логических модулей при ожидании загрузки порции данных (например, базы правил) из глобальной памяти графического ускорителя. Также, вычисления организованы внутри группы из 32 CUDA-нитей, что избавляет от необходимости

синхронизации внутри CUDA-блока и позволяет использовать инструкции аппаратной свертки массивов чисел внутри таких групп.

В библиотеке реализована дискретизированная дефазификация по центру тяжести и дефазификация по среднему максимуму.

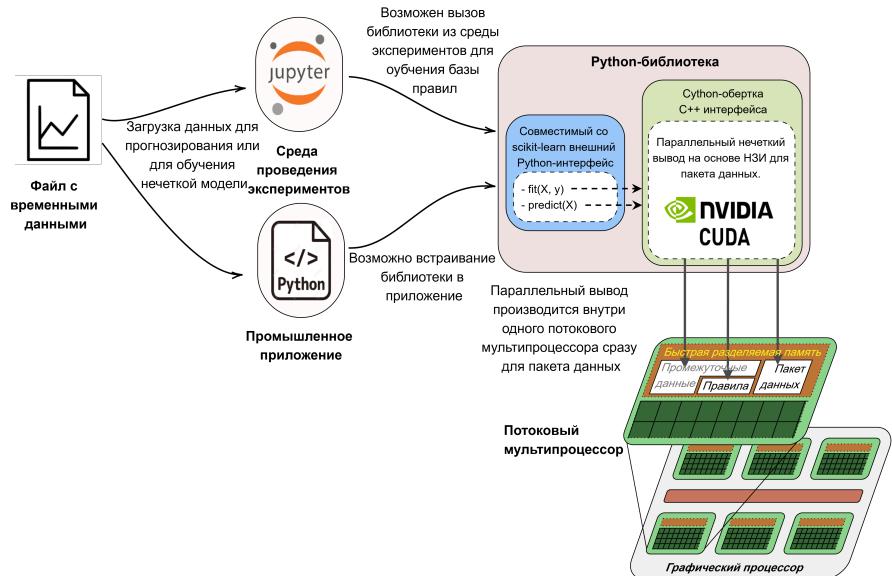


Рисунок 9 — Схема использования библиотеки для нечеткого моделирования и прогнозирования временных рядов.

4.2. Оценка работоспособности разработанного метода прогнозирования на основе нечеткого логического вывода относительно других типов нечетких моделей и с позиции вычислительной сложности

Первый эксперимент проводился с использованием синтетического набора данных Mackey-Glass (M-G). В данной работе этот набор данных был сгенерирован в результате решения дифференциального уравнения:

$$\frac{dx(t)}{dt} = \beta \frac{x(t - \tau)}{1 + x(t - \tau)^n} - \gamma x(t), \quad (16)$$

со значениями параметров $\tau = 30, \beta = 0.2, \gamma = 0.1$.

В эксперименте использовался участок временного ряда $t = \overline{1,1000}$, а также применялся адаптивный метод оценки зашумленности временной последовательности в каждой точке t на основе экспоненциально взвешенного скользящего среднего.

Нечеткие множества для значений временного ряда были получены с использованием этой процедуры фаззификации временных рядов (2) для

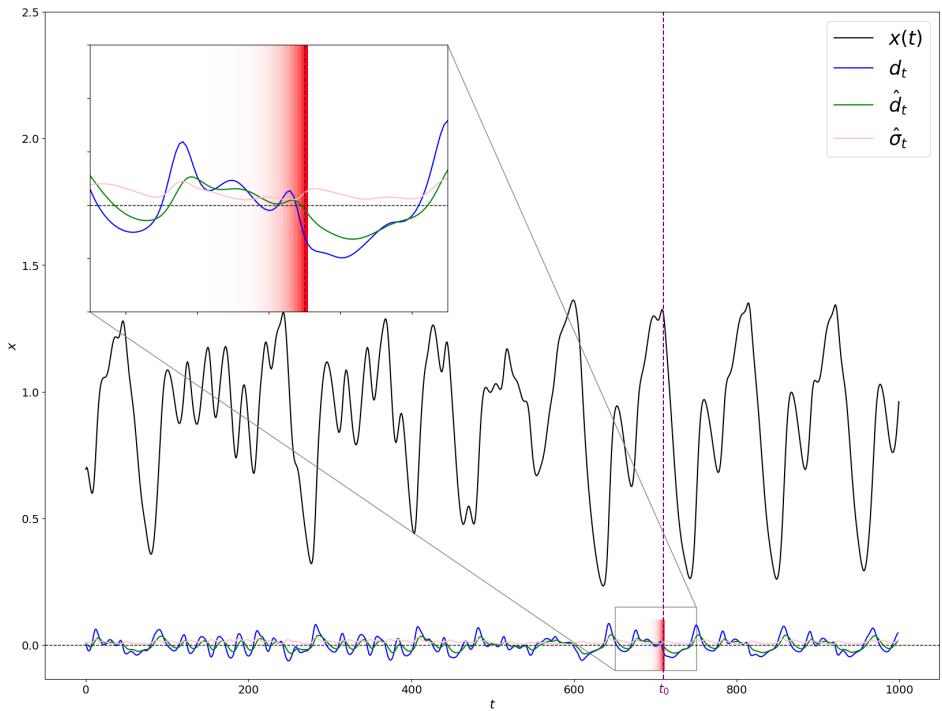


Рисунок 10 — График сгенерированной последовательности Mackey-Glass $x(t)$, $t \in [0; 999]$, график разностей соседних точек d_t последовательности $x(t)$, график \hat{d}_t с наложением экспоненциально взвешенного сглаживания на последовательность разностей и график экспоненциально взвешенного скользящего среднеквадратичного отклонения разностей $\hat{\sigma}_t$. На вложенном изображении участка $t \in [650, 750]$ яркостью красного цвета показано значения весового коэффициента $\alpha(1 - \alpha)^{t-p}$, $p = \overline{1, t_0}$ при $\alpha = 0.2$.

обеспечения адаптивности оценки неопределенности в конкретной точке. Формулы для вычисления степени неопределенности показаны ниже

$$d_1 = d_2, \\ d_t = \frac{1}{\sqrt{2}}(x_t - x_{t-1}), \quad (17) \quad \hat{\sigma}_t^2 = (1 - \alpha)\hat{\sigma}_{t-1}^2 + \alpha(d_t - \hat{d}_t)^2 \\ = \sum_{p=1}^t \alpha(1 - \alpha)^{t-p}(d_p - \hat{d}_p)^2,$$

$$\hat{d}_t = (1 - \alpha)\hat{d}_{t-1} + \alpha d_t \quad (19)$$

$$= \sum_{p=1}^t \alpha(1 - \alpha)^{t-p} d_p. \quad (18) \quad \hat{\sigma}_t = \sqrt{\hat{\sigma}_t^2}, \quad (20)$$

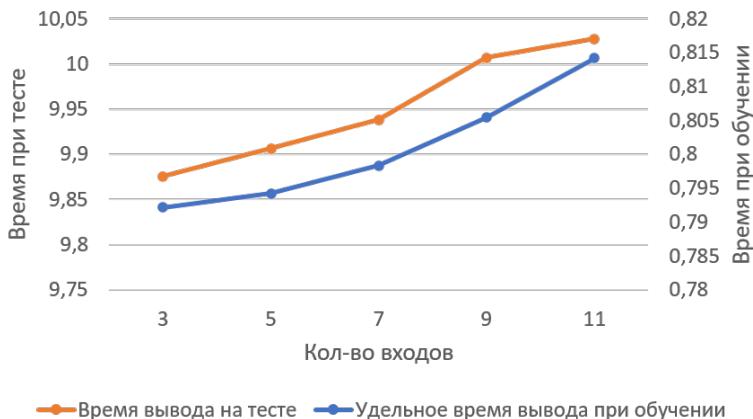


Рисунок 11 – График длительности выполнения параллельной реализации нечеткого вывода для обучающего и тестового набора данных при количестве правил $N = 30$.

После проведенного вычислительного эксперимента были получены показатели удельного (на одну точку из набора точек одной итерации алгоритма PSO) времени работы параллельного алгоритма нечеткого вывода на основе НЗИ на обучающем наборе данных и времени работы на тренировочном наборе данных для различного размера окна запаздывания, изображенные на рисунке 11. На этом рисунке наблюдается линейный рост времени выполнения алгоритма с увеличением количества входов нечеткой системы, что подтверждает утверждение о полиномиальной зависимости временной сложности метода нечеткого вывода на основе НЗИ от количества входов.

Качество прогнозирования оценивалось с использованием метрики $sMAPE$:

$$sMAPE = \frac{100\%}{n} \sum_{t=1}^n \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{\frac{|y_t| + |\hat{y}_t|}{2}},$$

где y_t и \hat{y}_t соответствуют истинному и предсказанному значению в момент времени t .

По итогу проведенного эксперимента лучший показатель качества прогнозирования по этой метрике на рисунке 12 достигается при размере окна запаздывания — 3 точки.

Достигнутое в этом случае значение $sMAPE = 8\%$ при количестве правил 30, заметно превосходит точность моделирования незашумленной последовательности Mackey-Glass (M-G) с использованием синглтонной фазификации со значением $sMAPE \approx 40\%$. Также полученное качество прогнозирования сопоставимо со значением этой метрики при аналогичной конфигурации эксперимента прогнозирования временного ряда M-G, где



Рисунок 12 — График значений метрики sMAPE на обучающем и тестовом наборах данных при различных размерах окна запаздывания, количество правил — 30.

для достижения точности моделирования временной последовательности $sMAPE \approx 10\%$ используется нечеткая система типа Мамдани, содержащая 184 правила в базе правил для не зашумленного временного ряда M-G и 597, 402, 312 правил для различных конфигураций и амплитуды добавленного шума. Данные наблюдения показывают, что **метод прогнозирования временных рядов на основе логического нечеткого вывода при несинглтонной фаззификации** значительно превосходит качество прогнозирования с использованием синглтонной фаззификации, а также имеет сопоставимую с методом прогнозирования при выводе Мамдани с несинглтонной фаззификацией **точность, но при меньшем количестве правил** за счет возможности построения более сложной функции аппроксимации.

4.3. Оценка работоспособности разработанной информационной технологии прогнозирования на основе нечеткой модели относительно вероятностных подходов.

Второй эксперимент посвящен применению разработанного метода для прогнозирования помесячного объема транзакций безналичных платежей корпоративных клиентов банка. Результаты прогнозирования интегрируются в прогнозы других моделей и используются в системе управления выдачей кредитов юридическим лицам. Транзакционная активность юридических лиц является уникальным процессом из-за нишевой бизнес-модели и уникальных экономических условий. Источником неопределенности в этом наборе данных является стохастический характер динамики временной последовательности, из-за чего каждый временной

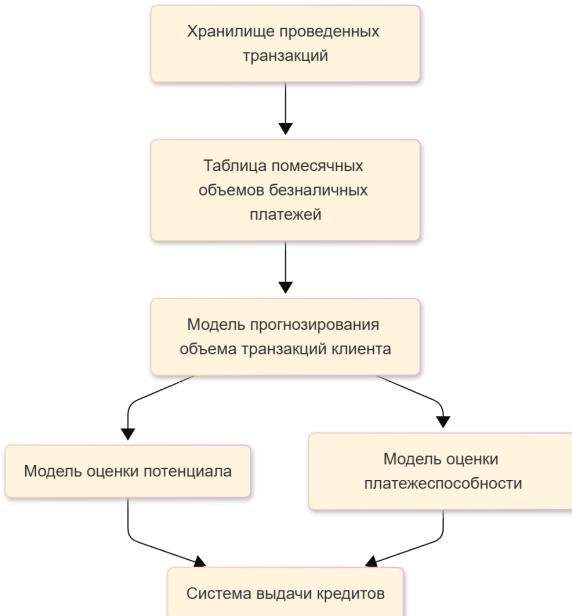


Рисунок 13 — Схема использования прогнозов объема транзакций по безналичным платежам в банковской системе.

ряд является нестационарным. Поэтому в данном эксперименте также использовалась процедура адаптивной несинглтонной фазификации. В качестве метрики выбрана RMAE (relative MAE) — отношение средней абсолютной ошибки к математическому ожиданию средних по временным рядам клиентов:

$$RMAE = \frac{MAE}{\mathbb{E}[\mathbb{E}[s_t]]}.$$

В таблице 1 приведены значения метрики качества при прогнозировании на 1 и 3 месяца для моделей: наивная, Бокса-Дженкинса, градиентный бустинг, многослойный перцептрон, DeepAR.

Стоит описать некоторые детали применения и используемую конфигурацию других моделей:

- В наивной модели прогноз формируется как среднее значение в окне запаздывания.
- При использовании модели Бокса-Дженкинса для каждого клиента обучалась отдельная авторегрессионная модель.
- В качестве градиентного бустинга использовался CatBoost Regressor. На вход модели подавались признаки для различных размеров

Таблица 1 — Значения метрики MAE относительно $\mathbb{E}[\mathbb{E}[s_t]]$ для разработанной нечеткой и альтернативных моделей.

Модель	Relative Mean Absolute Error (RMAE)	
	Прогноз на 1 мес.	Средняя за 3 мес.
Наивная (среднее по ряду)	0.166	0.204
Модель Бокса-Дженкинса	0.187	0.230
Градиентный бустинг	0.152	0.187
Многослойный перцептрон	0.128	0.157
Рекуррентная нейросеть (DeepAR)	0.188	0.231
Разработанная нечеткая модель	0.109	0.142

окон запаздывания: 3, 6, 9 и 12. Для каждого прогнозного месяца была построена отдельная модель бустинга.

- Многослойный перцептрон имел размерность скрытых слоев — 1024 и количество полно связанных слоев — 4.
- В рекуррентной модели DeepAR использовалась размерность скрытого состояния LSTM-слоя — 128 и количество слоев LSTM — 4.

По итогу эксперимента было получено значение метрики $RMAE = 0.109/0.142$ при прогнозировании на один/три месяца соответственно. Это превосходит на 17%/11% качество прогнозирования с использованием многослойного перцептрана со значениями $RMAE = 0.128/0.157$.

В **заключении** сделаны выводы о полученных в процессе работы результатах.

Основные результаты и выводы

1. Проведенный анализ показал, что существующие методы не позволяют адекватно отразить уникальность исследуемого объекта и учесть изменчивость характеристик данных входных временных рядов.
2. Разработан метод прогнозирования временных рядов в задачах управления на основе нечеткого вывода, который позволяет адекватно отразить уникальность и изменчивость характеристик входных данных.
3. Разработаны вычислительные процедуры предложенного метода прогнозирования временных рядов, обеспечивающие вычислительную эффективность за счет использования предложенного метода нечеткого вывода, алгоритма свертки НЗИ и адаптированного алгоритма PSO для параметрической оптимизации базы правил и дефазификации МeOM.

4. Разработанный прототип программной поддержки информационной технологии прогнозирования на основе параллельной архитектуры вычислений продемонстрировал прирост точности при сравнении с другими методами прогнозирования.

Выводы

- Разработанная информационная технология позволяет усовершенствовать инструменты информационного обеспечения прогнозирования на основе временных рядов.
- Реализация информационной технологии может быть выполнена на стандартных компьютерах, оснащенных графическими ускорителями с поддержкой технологии CUDA.

Перспективы дальнейших исследований

Повышение эффективности алгоритма прогнозирования временных рядов с использованием нечеткой системы за счет более эффективного способа агрегации базы правил.

Рекомендации по использованию

Рекомендуется организациям разрабатывающим программы для информационного обеспечения прогнозирования.

ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

В изданиях из списка ВАК РФ

1. *Sinuk, V. G. Inference Method and Parallel Implementation for MISO Structure Systems for Inputs with Linguistic Values [Текст] / V. G. Sinuk, S. A. Karatach // Journal of Information Technologies and Computing Systems. — 2020. — № 3. — С. 85—93. — DOI: 10.14357/20718632200308.*
2. *Karatach, S. A. Machine Learning of a Fuzzy System with Linguistic Inputs Using Parallel Technologies [Текст] / S. A. Karatach, V. G. Sinuk // Journal of Information Technologies and Computing Systems. — 2021. — № 3. — С. 60—69. — DOI: 10.14357/20718632210306.*
3. *Karatach, S. A. Parallel Implementation of Evolutionary Learning of a Fuzzy System with Non-Singleton Fuzzification [Текст] / S. A. Karatach, V. G. Sinuk // Journal of Information Technologies and Computing Systems. — 2023. — № 2. — С. 113—122. — DOI: 10.14357/20718632230212.*

В изданиях, входящих в международную базу цитирования Web of Science

4. *Sinuk, V. G.* The Inference Method for a Mamdani Type System with Nonsingleton Fuzzification [Текст] / V. G. Sinuk, S. A. Karatach // Pattern Recognition and Image Analysis. Advances in Mathematical Theory and Applications. — 2023. — Т. 33, № 3. — С. 506—510. — DOI: 10.1134/S1054661823030422.
5. *Karatach, S. A.* Method of Inference of Fuzzy Logical Type Systems with Nonsingleton Fuzzification [Текст] / S. A. Karatach, V. G. Sinuk // Pattern Recognition and Image Analysis. — 2024. — Сент. — Т. 34, № 3. — С. 645—651. — DOI: 10.1134/S1054661824700470. — URL: <https://doi.org/10.1134/S1054661824700470>.

В изданиях, входящих в международную базу цитирования Scopus

6. *Karatach, S.* Implementation of a Fuzzy Inference Method with Nonsingleton Fuzzification Based on CUDA and GPGPU Technologies [Текст] / S. Karatach, V. Sinuk // Parallel Computational Technologies: Proceedings of the International Scientific Conference (PCT 2023). Т. 1868 / под ред. L. Sokolinsky, M. Zymbler. — Cham : Springer, 2023. — С. 43—58. — (Communications in Computer and Information Science (CCIS)). — DOI: https://doi.org/10.1007/978-3-031-38864-4_4.

В сборниках трудов конференций

7. *Karatach, S. A.* Parallel implementation of methods for inference systems of computational intelligence MISO-structure with fuzzy inputs [Текст] / S. A. Karatach, V. G. Sinuk // Параллельные вычислительные технологии (ПаВТ'2020): Короткие статьи и описания плакатов (31 марта—2, апр. 2020). — Пермь : Издательский центр ЮУрГУ, 2020. — С. 29—39.
8. *Karatach, S. A.* Parallel implementation of evolutionary learning of a fuzzy system with quality inputs using CUDA technology [Текст] / S. A. Karatach, V. G. Sinuk // Параллельные вычислительные технологии (ПаВТ'2021): Короткие статьи и описания плакатов. XV международная конференция (30 марта—1, апр. 2021). — Волгоград : Издательский центр ЮУрГУ, 2021. — С. 67—80.
9. *Синюк, В. Г.* Метод вывода для систем типа Мамдани с несинглтонной фаззификацией [Текст] / В. Г. Синюк, С. А. Карапач // Двадцатая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием, КИИ-2022: Труды конференции. В 2-х томах. Т. 2 (21—23 дек. 2022). — Москва : Национальный исследовательский университет "МЭИ", 2022. — С. 55—64.

10. *Каратач, С. А.* Метод и параллельная реализация нечеткой классификации объектов с несинглтонной фаззификацией [Текст] / С. А. Каратач, В. Г. Синюк // Интегрированные модели и мягкие вычисления в искусственном интеллекте ИММВ-2022: Сборник научных трудов XI Международной научно-практической конференции. В 2-х томах. Т. 1 (16–19 мая 2022). — Коломна : Общероссийская общественная организация «Российская ассоциация искусственного интеллекта», 2022. — С. 67–73.
11. *Синюк, В. Г.* Метод вывода нечетких систем логического типа при несинглтонной фаззификации [Текст] / В. Г. Синюк, С. А. Каратач // Двадцать первая Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием (КИИ-2023): Труды конференции. В 2-х томах. — Смоленск : Принт-Экспресс, 2023. — С. 118–130.

Зарегистрированные программы для ЭВМ

12. *Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ.* Среда для параллельного обобщенного нечеткого вывода на основе нечеткого значения истинности [Текст] / В. Г. Синюк, С. А. Каратач ; федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова». — № 2025663372 ; заявл. 05.05.2025 ; опубл. 28.05.2025 (Рос. Федерация).
13. *Свидетельство о гос. регистрации программы для ЭВМ.* Библиотека моделирования временных рядов на основе параллельного нечеткого вывода с использованием нечеткого значения истинности [Текст] / В. Г. Синюк, С. А. Каратач ; федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова». — № 2025663464 ; заявл. 05.05.2025 ; опубл. 28.05.2025 (Рос. Федерация).

Каратач Сергей Александрович

Разработка методов и алгоритмов обработки временных рядов в задачах их прогнозирования на основе нечетких систем с учетом нечеткости входов

Автореф. дис. на соискание ученой степени канд. техн. наук

Подписано в печать _____. Заказ № _____

Формат 60×90/16. Усл. печ. л. 1. Тираж 100 экз.

Типография _____