

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Московский авиационный институт (национальный
исследовательский университет)» (МАИ)

На правах рукописи



Лоскутов Дмитрий Игоревич

«Методика построения прогнозирующего модуля информационно-
измерительной системы промышленного объекта на основе реконструкции
фазового пространства измерительных сигналов»

Специальность 2.2.11 «Информационно-измерительные и
управляющие системы»

Диссертация на соискание ученой
степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
Нагибин Сергей Яковлевич,
доктор технических наук, профессор

Москва — 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	6
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ И ПОДХОДОВ К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ СОСТОЯНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ В СОСТАВЕ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ.....	18
1.1 Особенности измерительной информации промышленного объекта в составе ИИС.....	18
1.2. Ограничения традиционного прогнозирования по лаговым и статистическим признакам.....	22
1.3. Сравнительный анализ методов прогнозирования временных рядов...	27
1.3.1. Классические статистические модели	29
1.3.2. Методы машинного обучения и глубокого обучения.....	30
1.3.3. Подходы нелинейной динамики и реконструкция пространства состояний	33
1.4. Обоснование реконструкции фазового пространства как основы прогнозирующего представления состояния объекта.....	34
1.5. Выводы по первой главе	39
ГЛАВА 2. МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО МОДУЛЯ ИИС НА ОСНОВЕ РЕКОНСТРУКЦИИ ФАЗОВОГО ПРОСТРАНСТВА ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИГНАЛОВ	41
2.1. Общая схема методики построения прогнозирующего модуля ИИС ...	41
2.2. Предварительная обработка измерительных временных рядов	47
2.2.1. Основные задачи предобработки	48
2.2.2. Удаление некорректных значений и выбросов	49
2.2.3. Обработка пропусков	50
2.2.4. Подавление высокочастотной шумовой составляющей.....	51
2.2.5. Нормализация измерительного сигнала	52
2.2.6. Сегментация ряда и выделение локально квазистационарных участков.....	52
2.2.7. Итоговое преобразование сигнала	53
2.3. Формирование вектора задержек и математическая форма реконструкции	54

2.3.1. Вектор задержек как базовая форма реконструированного представления.....	55
2.3.2. Матричная форма реконструированного пространства состояний.	56
2.3.3. Связь лагового и реконструированного представления	57
2.3.4. Формирование обучающей выборки на основе реконструированного пространства.....	58
2.3.5. Общая операторная форма реконструкции.....	59
2.3.6. Ограничения и требования к формированию вектора задержек	59
2.4. Выбор временной задержки τ	61
2.4.1. Корреляционный и информационный подходы к выбору τ	61
2.4.2. Взаимная информация как критерий выбора временной задержки	62
2.4.3. Практическая оценка взаимной информации	64
2.4.4. Ограничения выбора τ на реальных промышленных данных	65
2.4.5. Связь временной задержки с шагом дискретизации	66
2.5. Выбор размерности вложения m	67
2.5.1. Геометрический смысл размерности вложения	67
2.5.2. Метод ложных ближайших соседей	68
2.5.3. Доля ложных ближайших соседей и критерий выбора m	70
2.5.4. Интерпретация зависимости ложных ближайших соседей.....	71
2.6. Проверка применимости реконструкции по корреляционной размерности	72
2.6.1. Корреляционная сумма как основа оценки D_2	73
2.6.2. Определение корреляционной размерности	74
2.6.3. Стабилизация оценки D_2 при увеличении размерности вложения	75
2.6.4. Связь размерности вложения и корреляционной размерности	76
2.7. Оценка динамической устойчивости по максимальному показателю Ляпунова	78
2.7.1. Необходимость оценки динамической структуры	79
2.7.2. Максимальный показатель Ляпунова как характеристика локальной динамики.....	79
2.7.3. Оценка локальной расхожимости траекторий.....	81
2.7.4. Устойчивость реконструированной структуры на локальных сегментах	82

2.7.5. Интегральный критерий применимости реконструкции.....	83
2.7.6. Логика принятия решения о применимости реконструкции	84
2.8. Использование реконструированного пространства состояний в прогнозирующем модуле ИИС.....	87
2.8.1. Формальная модель прогнозирующего модуля.....	90
2.8.2. Структурные требования к модулю в промышленной реализации.	91
2.8.3. Выбор рабочей модели прогнозирования	92
2.9. Выводы по второй главе.....	96
ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА МЕТОДИКИ И ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО МОДУЛЯ ИИС	99
3.1. Экспериментальная база и схема верификации методики	99
3.1.1. Описание промышленных объектов исследования.....	99
3.1.2. Характеристика архивов измерительных данных	100
3.1.3. Варианты входного представления и сравниваемые модели.....	100
3.1.4. Организация вычислительных экспериментов при различных обучающих окнах.....	101
3.1.5. Горизонты прогноза и метрика качества.....	102
3.2. Результаты прогнозирования температуры печи нагрева синтез-газа	102
3.2.1. Характеристика объекта и прогнозируемого параметра	102
3.2.2. Параметры реконструкции фазового пространства	103
3.2.3. Постановка вычислительного эксперимента	103
3.2.4. Результаты прогнозирования для объекта 1	104
3.2.5. Интерпретация результатов	106
3.3. Результаты прогнозирования расхода стирола-ректификата.....	106
3.3.1. Характеристика объекта и прогнозируемого параметра	106
3.3.2. Параметры реконструкции фазового пространства	106
3.3.3. Постановка вычислительного эксперимента	107
3.3.4. Результаты прогнозирования для объекта 2	107
3.3.5. Интерпретация результатов	109
3.4. Программная реализация и интеграция методики в промышленную ИИС	110
3.4.1. Компоненты и технологии программного модуля.....	110

3.4.2. Получение, хранение и движение данных	112
3.4.3. Выполнение эксперимента и рабочего прогноза.....	113
3.4.4. Реализация моделей прогноза	118
3.4.5. Выходные данные и интеграция с контуром мониторинга.....	122
3.5. Выводы по третьей главе	127
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	128
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ	134
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	135
ПРИЛОЖЕНИЕ А.....	142

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы

Современные промышленные объекты, в том числе опасные производственные объекты, оснащаются развитой инфраструктурой измерения, регистрации и передачи данных. В составе автоматизированных систем управления технологическими процессами и информационно-измерительных систем непрерывно формируются временные ряды технологических параметров, характеризующих состояние оборудования, режимы протекания процессов, качество сырья и продукции, а также условия безопасной эксплуатации объекта. Указанные данные образуют основу для анализа текущего состояния технологической системы и принятия решений в контуре промышленного мониторинга.

Вместе с тем в большинстве действующих информационно-измерительных систем возможности анализа временных рядов ограничиваются функциями визуализации, архивирования, сигнализации и, в лучшем случае, применением простейших диагностических правил. Такие системы, как правило, ориентированы на фиксацию уже наступивших отклонений и аварийно опасных изменений режима, но не обеспечивают достаточного уровня прогнозной оценки состояния объекта. Для опасных производственных объектов такой подход является недостаточным, поскольку в задачах промышленной безопасности принципиально важным является не только обнаружение нарушения, но и его раннее предупреждение.

Особую сложность при решении этой задачи представляет характер самих технологических процессов. Промышленные процессы, связанные с тепло- и массообменом, переработкой химического сырья, компримированием, ректификацией, транспортировкой и накоплением продукта, характеризуются нелинейностью, многопараметричностью, инерционностью, наличием запаздываний, взаимосвязью между каналами измерения, а также переходными и квазистационарными режимами.

Вследствие этого наблюдаемый измерительный сигнал не является прямым и полным описанием состояния объекта, а представляет собой лишь проекцию скрытой многомерной динамики технологической системы.

Традиционные подходы к прогнозированию временных рядов в составе ИИС, основанные на использовании лаговых, оконных и статистических признаков, обладают рядом достоинств, включая простоту реализации, вычислительную доступность и удобство интеграции в прикладные программные решения. Однако их фундаментальным ограничением является то, что такие признаки описывают наблюдаемую последовательность измерений, но не восстанавливают внутреннюю структуру динамического состояния объекта. В результате точность и горизонт прогноза оказываются ограниченными, особенно в условиях нелинейной динамики и смены технологических режимов.

Современные методы машинного обучения и глубокого обучения, включая рекуррентные нейронные сети и архитектуры трансформерного типа, существенно расширили возможности анализа временных рядов. Тем не менее эффективность таких моделей также в значительной степени определяется тем, насколько информативно представлено входное состояние процесса. Если модель получает только традиционные лаговые признаки, то и её способность к выделению сложной внутренней динамики оказывается ограниченной.

С этой точки зрения перспективным представляется использование методов нелинейной динамики, прежде всего реконструкции фазового пространства по одномерному временному ряду. Такой подход позволяет перейти от работы с наблюдаемой проекцией процесса к формированию более содержательного представления состояния объекта. При корректном выборе параметров реконструкции это открывает возможность более полного учёта внутренней динамической структуры измерительного сигнала и, как следствие, повышения качества краткосрочного прогноза.

Таким образом, научная задача исследования состоит в том, чтобы обосновать и реализовать способ перехода от одномерного измерительного сигнала к информативному представлению скрытой динамики процесса и встроить его в прогнозирующий модуль ИИС. Исследовательская гипотеза заключается в том, что представление ряда как последовательности состояний, сформированных из задержанных значений сигнала, позволит модели снизить ошибку и увеличить допустимый горизонт прогноза. Решение задачи направлено на развитие математического, алгоритмического и программного обеспечения ИИС и повышение эффективности раннего предупреждения опасных режимов.

Степень разработанности темы

Проблема анализа и прогнозирования временных рядов в технических и производственных системах является предметом интенсивных исследований как в отечественной, так и в зарубежной литературе. В данной области сформировалось несколько основных направлений.

Первое направление связано с использованием классических статистических методов прогнозирования, включая модели авторегрессии, скользящего среднего и их комбинации. Эти методы хорошо изучены, имеют строгий математический аппарат и позволяют получать удовлетворительные результаты на относительно простых, стационарных или близких к линейным процессах. Однако в задачах промышленного мониторинга их возможности ограничены при наличии нелинейности, структурной нестационарности и сложной многорежимной динамики.

Второе направление включает методы машинного обучения, ориентированные на построение прогноза по историческим значениям временного ряда и дополнительным признакам. Существенный прогресс в данной области связан с использованием глубоких нейронных сетей, прежде всего рекуррентных архитектур, *temporal convolutional models*, а также трансформеров и *foundation-моделей* временных рядов. Эти методы способны

извлекать сложные зависимости и учитывать нелинейные закономерности, однако в значительной мере зависят от формы представления входных данных.

Третье направление связано с методами нелинейной динамики и теорией динамических систем. В рамках этого подхода временной ряд рассматривается как наблюдение скрытой динамической системы, а реконструкция фазового пространства используется для восстановления структуры состояния по одномерному сигналу. Данный аппарат позволяет перейти от анализа последовательности измерений к анализу траектории системы в восстановленном пространстве состояний. Вместе с тем в прикладных работах по промышленным ИИС методы реконструкции фазового пространства сравнительно редко интегрируются в полноценный прогнозирующий контур и ещё реже рассматриваются как основа входного представления для современных моделей машинного обучения.

Анализ существующих исследований показывает, что к настоящему времени недостаточно разработаны вопросы, связанные с применением реконструкции фазового пространства не как самостоятельного аналитического инструмента, а как элемента прогнозирующего модуля информационно-измерительной системы.

Объект исследования — процессы получения, обработки и интерпретации измерительной информации о состоянии технологических объектов в составе информационно-измерительных систем промышленной безопасности.

Предмет исследования — методы построения и алгоритмическое обеспечение прогнозирующего модуля информационно-измерительной системы промышленного объекта на основе анализа нелинейной динамики измерительных сигналов.

Цель и задачи исследования

Цель исследования — повышение уровня промышленной безопасности предприятия путем разработки методики формирования и использования реконструированного фазового представления измерительных сигналов в составе ИИС для повышения точности и горизонта прогноза состояния технологических объектов.

Для достижения цели решались следующие задачи:

1. Провести анализ ограничений традиционных подходов к прогнозированию в составе ИИС при использовании лаговых и статистических признаков.
2. Разработать методику построения прогнозирующего модуля ИИС, предусматривающую формирование входных данных модели путём реконструкции пространства состояний по измерительному временному ряду промышленного объекта.
3. Разработать алгоритм выбора параметров реконструкции и критерий применимости метода к промышленным временным рядам.
4. Определить порядок использования реконструированной матрицы состояний в прогнозной модели и выбора рабочей модели по СКО при обеспечении требуемого горизонта прогноза.
5. Провести экспериментальную проверку методики на промышленных объектах и оценить влияние реконструкции на точность и горизонт прогноза для моделей ARIMA, LSTM и TimesFM.
6. Выполнить программную реализацию и интеграцию метода в промышленную платформу мониторинга.

Научная новизна.

- Разработана методика построения прогнозирующего модуля ИИС, отличающаяся способом формирования входных данных прогнозной модели в виде реконструированной матрицы состояний по одномерному измерительному сигналу, что позволяет учитывать динамическую структуру технологического процесса при подготовке данных для краткосрочного прогнозирования вместо использования заранее заданного набора лаговых и статистических признаков.
- Предложен алгоритм выбора параметров и проверки применимости реконструкции фазового пространства к промышленным измерительным рядам, совместно учитывающий метод взаимной информации, метод доли ложных ближайших соседей, стабилизацию корреляционной размерности и максимальный показатель Ляпунова.
- Для исследованных промышленных процессов установлена закономерность влияния реконструированного представления на точность и горизонт прогноза в зависимости от прогнозирующей модели, выражающаяся в том, что для моделей LSTM и TimesFM снижение СКО прогноза температуры печи нагрева синтезного газа и расхода ректификата стирола составило от 56,0 до 89,4 %, а допустимый горизонт прогноза увеличился с 30 до 100 минут, тогда как для модели ARIMA снижение СКО прогноза тех же технологических параметров составило от 1,7 до 23,3 % без увеличения горизонта.

Теоретическая значимость заключается в развитии методологии построения интеллектуальных информационно-измерительных систем за счёт синтеза теории нелинейной динамики и методов машинного обучения. Предложенный подход позволяет рассматривать временной ряд не как абстрактную последовательность, а как результат измерения состояния динамической системы, что открывает новые возможности для повышения достоверности прогноза.

Практическая значимость

1. Разработан программный прогнозирующий модуль ИИС, обеспечивающий обработку измерительных временных рядов, формирование реконструированного представления, обучение моделей, расчёт прогноза и оценку его качества.

2. Реализовано формирование краткосрочного прогноза и диагностического признака, которые могут использоваться в составе ИИС для раннего выявления тенденций выхода технологических параметров за допустимые границы и своевременного предупреждения персонала на предприятиях химической, нефтехимической и смежных отраслей, где требуется оперативное прогнозирование и контроль параметров технологических процессов, где на исследованных объектах достигнут горизонт прогнозирования до 100 минут.

3. Методика апробирована на годовых архивах двух действующих промышленных объектов и реализована в составе программной платформы промышленного мониторинга, внедрённой на промышленных предприятиях Российской Федерации.

Реализация и внедрение результатов исследования.

Результаты диссертационной работы внедрены в рамках эксплуатации программной платформы промышленного мониторинга PhoenixDS (ООО «Динамические системы») и используются в учебном процессе МАИ.

Основные положения, выносимые на защиту.

- Методика построения прогнозирующего модуля ИИС, основанная на замене стандартных лаговых и статистических признаков реконструированной матрицей состояний при неизменной прогнозной модели, повышает точность краткосрочного прогноза промышленных технологических параметров до 89,4 % и позволяет увеличить допустимый горизонт прогнозирования с 30 до 100 минут.

- Алгоритм формирования реконструированного представления промышленного измерительного ряда, объединяющий выбор временной задержки τ по взаимной информации, выбор размерности m методом ложных ближайших соседей, проверку по корреляционной размерности и максимальному показателю Ляпунова, обеспечивает получение матрицы состояний, пригодной для прогнозирования на горизонтах 30, 60 и 100 минут.
- На исследованных промышленных процессах применение реконструированного фазового представления обеспечивает значительное повышение точности и допустимого горизонта прогнозирования для моделей LSTM и TimesFM, учитывающих нелинейные временные зависимости, по сравнению с линейной статистической моделью ARIMA, что подтверждается снижением СКО прогноза температуры печи нагрева синтезного газа и расхода ректификата стирола для LSTM и TimesFM на величину от 56,0 до 89,4 % и увеличением допустимого горизонта с 30 до 100 минут, тогда как для ARIMA снижение СКО составляет от 1,7 до 23,3 % без увеличения горизонта.

Методология и методы исследования.

Методологическую основу исследования составляют положения теории информационно-измерительных систем, теории динамических систем, теории информации, методов обработки временных рядов, а также методов машинного обучения и глубокого обучения.

В работе использованы:

- методы анализа временных рядов;
- методы реконструкции фазового пространства;
- методы выбора временной задержки и размерности вложения;
- методы оценки корреляционной размерности и ложных ближайших соседей;

- методы построения и сравнения моделей краткосрочного прогнозирования;
- методы экспериментальной верификации на промышленных данных.

Достоверность научных результатов

Достоверность полученных результатов обеспечивается:

- корректным использованием математического аппарата теории нелинейной динамики, обработки временных рядов и машинного обучения;
- применением реальных промышленных архивов измерительных данных;
- сравнением результатов на нескольких объектах и для нескольких классов моделей;
- использованием хронологического разбиения данных, валидации и тестирования;
- апробацией результатов исследования и документальным подтверждением внедрения.

Соответствие паспорту научной специальности

Работа соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.2.11 «Информационно-измерительные и управляющие системы»:

- Разработаны алгоритмическое и программное обеспечение прогнозирующего модуля ИИС, реализующего реконструкцию фазового пространства измерительных временных рядов и формирование прогноза состояния технологического объекта (Математическое, алгоритмическое, информационное, программное и аппаратное обеспечение информационно-измерительных и управляющих систем — п. 3).
- Разработана методика анализа и идентификации динамического состояния технологического объекта по измерительным рядам ИИС с критерием применимости реконструкции фазового пространства для прогноза и

раннего выявления опасных режимов (Методы анализа, диагностики, идентификации и управления техническим состоянием информационно-измерительных и управляющих систем, в том числе с использованием технологий искусственного интеллекта — п. 6).

Апробация результатов исследования

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на всероссийских и международных научно-практических конференциях, посвящённых вопросам промышленной безопасности, интеллектуального анализа данных и прогнозирования технологических процессов.

Публикации соискателя по теме диссертации

Статьи в рецензируемых научных изданиях Перечня ВАК РФ, соответствующих специальности 2.2.11. Информационно-измерительные и управляющие системы:

1. Кадыева, Л.М. Использование нейронечетких вычислений для диспетчеризации на железнодорожной станции со сложной топологией / Л.М. Кадыева, С.Е. Левин, Я.Н. Окрен, Д.И. Лоскутов, А.М. Романенков // Информационные технологии. — 2017. — Т. 23, № 8. — С. 618–624. — ISSN 1684-6400. — EDN: ZCRLOP. (белый список, категория K1).
2. Курпатов, О.В. Составление оптимального расписания движения транспортных агентов с целью поддержания концентрации добываемой руды на входе обогатительного производства / О.В. Курпатов, С.Е. Левин, Д.И. Лоскутов, В.Р. Малина, О.А. Рабинович, А.С. Тихонова // Автоматизация в промышленности. — 2023. — № 8. — ISSN 1819-5962. — DOI: 10.25728/avtprom.2023.08.05. — EDN: EHUNJY. (белый список, категория K2).
3. Курпатов, О.В. Гибридный подход к оптимизации транспортной логистики горно-обогатительного комбината / О.В. Курпатов,

С.Е. Левин, Д.И. Лоскутов, С.Я. Нагибин, О.А. Рабинович, А.С. Тихонова // Автоматизация в промышленности. — 2023. — № 12. — ISSN 1819-5962. — DOI: 10.25728/avtprom.2023.12.05. — EDN: C1HZQM. (белый список, категория K2).

Статьи в других рецензируемых научных изданиях Перечня ВАК РФ:

4. Лоскутов, Д.И. Методика прогнозирования поведения сложных нелинейных динамических систем с использованием нейронных сетей / Д.И. Лоскутов, С.Я. Нагибин // Муниципальная академия. — 2025. — Специальный выпуск. — С. 221–230. — ISSN 2304-831X. — DOI: 10.52176/2304831X_2025_04_221. (белый список, категория K3).

Статьи в периодических изданиях, индексируемых в базе данных Scopus:

5. Nagibin, S.Ya. Analysis of Neural Networks for Predicting Time Series When Assessing Industrial Safety Risks / S.Ya. Nagibin, D.I. Loskutov // TEM Journal. — 2020. — Vol. 9, Iss. 2. — P. 477–483. — ISSN 2217-8309. — DOI: 10.18421/TEM92-08. — EDN: CQFEDU. (белый список, Scopus, Q3).
6. Bogdanova, L.M. Neuro-fuzzy-based mathematical model of dispatching of an industrial railway junction / L.M. Bogdanova, S.Y. Nagibin, D.I. Loskutov, N.A. Goncharova // Bulletin of Electrical Engineering and Informatics. — 2023. — Vol. 12, No. 1. — P. 502–513. — ISSN 2089-3191; e-ISSN 2302-9285. — DOI: 10.11591/eei.v12i1.4055. — EDN: LFPIDU. (белый список, Scopus, Q2).
7. Artamonov, A.A. Mathematical model of chemical process prediction for industrial safety risk assessment / A.A. Artamonov, L.M. Bogdanova, S.Y. Nagibin, D.I. Loskutov, A.S. Chemakin // Procedia Computer Science. — 2021. — Vol. 190. — P. 107–114. — ISSN 1877-0509. — DOI: 10.1016/j.procs.2021.06.013. — EDN: WWHEMC. (Scopus, Q2).

Публикации в других научных изданиях и материалах международных и всероссийских конференций:

8. Лоскутов, Д.И. Выбор нейронных сетей для оценки и прогнозирования рисков промышленной безопасности предприятий / Д.И. Лоскутов, С.Я. Нагибин, С.Е. Левин, В.В. Шилов // Национальная безопасность России: актуальные аспекты: сборник статей Всероссийской научно-практической конференции. — Санкт-Петербург, 2019. — С. 37–45. — ISBN 978-5-6043254-0-7. — EDN: QBPBМК.
9. Лоскутов, Д.И. Исследование критериев оценки прогноза показателей промышленной безопасности предприятий / Д.И. Лоскутов, С.Я. Нагибин // Сборник статей Всероссийской научно-практической конференции «Нацразвитие». — 2022. — С. 9–22. — ISBN 978-5-907437-50-0. — EDN: АУТТАУ.
10. Лоскутов, Д.И. Методика прогнозирования процессов динамики нелинейной системы для оценки рисков безопасности на нефтехимическом производстве / Д.И. Лоскутов // Авиация и космонавтика: материалы международной конференции. — 2024. — С. 315. — ISBN 978-5-00258-198-6. — EDN: XLLNVN.

Структура и объем работы

Диссертация состоит из введения, трех глав, заключения, приложения и списка литературы. Объем диссертации составляет 144 страницы, объем списка литературы – 80 наименований.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ ИНФОРМАЦИИ И ПОДХОДОВ К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ СОСТОЯНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ОБЪЕКТОВ В СОСТАВЕ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИСТЕМ

1.1 Особенности измерительной информации промышленного объекта в составе ИИС

Информационно-измерительные системы промышленного объекта предназначены для получения, регистрации, передачи, накопления и интерпретации измерительной информации, характеризующей состояние технологического процесса, оборудования и условий эксплуатации. В составе таких систем формируются временные ряды технологических параметров [1], [2], [10], [15], отражающие режимы функционирования объекта, динамику производственного процесса, качество сырья и продукции, тепловые и массообменные характеристики, а также признаки нормального, переходного и потенциально опасного состояния.

В промышленной практике основными источниками измерительной информации являются датчики температуры, давления, расхода, уровня, состава среды, концентраций, вибраций, электрических и механических нагрузок, а также иные средства измерения, входящие в состав автоматизированных систем управления технологическими процессами. Результатом их работы являются последовательности измеренных значений, поступающие в архивы АСУ ТП и ИИС с заданным шагом дискретизации. В дальнейшем именно эти временные ряды используются для визуализации, диагностики, сигнализации, контроля выполнения регламентов и, в перспективе, для краткосрочного прогнозирования состояния технологического объекта [1], [2], [23].

В отличие от задач общего анализа данных, в информационно-измерительных системах измерительная информация имеет не абстрактный, а

физически интерпретируемый характер. Каждое измерение связано с определённой переменной технологического процесса и отражает состояние объекта в конкретный момент времени. Вместе с тем измерительный сигнал, поступающий в ИИС, не является полным описанием состояния системы. Он представляет собой лишь наблюдаемую компоненту сложного многопараметрического процесса, формируемую под действием внутренних и внешних факторов. Следовательно, временной ряд технологического параметра следует рассматривать не как самодостаточный объект анализа, а как проекцию скрытой динамики технологической системы [6], [42], [52] на измеряемое пространство.

Указанное обстоятельство особенно важно для промышленных объектов, функционирование которых определяется взаимодействием большого числа взаимосвязанных подсистем. В реальном процессе значение измеряемого параметра, например температуры, расхода или давления, зависит не только от собственной предыстории, но и от состава сырья, характеристик теплового режима, состояния оборудования, управляющих воздействий, задержек в каналах регулирования, влияния внешних возмущений и множества иных факторов. Таким образом, один наблюдаемый сигнал часто является интегральным отражением внутренней динамики системы, которая по своей природе может быть многомерной, нелинейной и режимно-зависимой [2], [6], [42], [53], [54].

Существенной особенностью измерительной информации в составе ИИС является наличие шумов и погрешностей измерения. Реальные датчики работают в условиях внешних воздействий, дрейфа параметров, ограничений точности, помех в каналах передачи данных и неполноты регистрации. Временные ряды могут содержать единичные выбросы, пропуски, скачкообразные артефакты и нерегулярные искажения. Для задач мониторинга и архивирования — это не всегда критично, однако в задачах прогнозирования такие особенности существенно влияют на качество модели

и на устойчивость формируемых признаков. Следовательно, измерительная информация в промышленной ИИС требует специальной предобработки и аккуратного выбора способа представления [61], [63], [64], [66].

Другой важной особенностью промышленных временных рядов является режимная неоднородность. Технологический объект в процессе эксплуатации может находиться в различных состояниях: стационарном рабочем режиме, переходном режиме, режиме пуска, останова, изменения нагрузки, изменения состава сырья или перенастройки управляющих воздействий. На разных участках наблюдаемая динамика может обладать различной степенью устойчивости, различным уровнем шума и различной предсказуемостью [2]. Это означает, что один и тот же измерительный ряд может содержать как относительно регулярные фрагменты, так и участки со сложной нелинейной динамикой. Следовательно, универсальное предположение о стационарности процесса на всём горизонте наблюдения, как правило, не выполняется [1], [2], [11], [71], [74], [75].

Для многих промышленных объектов характерны инерционность и запаздывания. Изменение управляющего воздействия или внешнего условия далеко не всегда мгновенно отражается в измеряемом параметре. В теплоэнергетических, химико-технологических, компрессорных, ректификационных и транспортных процессах реакция системы может проявляться спустя определённый промежуток времени, а форма этой реакции определяется внутренней структурой объекта. Поэтому последовательные значения временного ряда оказываются статистически и динамически связанными, но эта связь не всегда сводится к простому линейному автокорреляционному закону [1], [2], [10], [11], [15], [42]. Часто наблюдаемая зависимость имеет скрытую нелинейную природу и обусловлена внутренним пространством состояний системы [6].

Следует также учитывать, что в реальных ИИС измерительный параметр редко существует изолированно. Даже если прогноз строится по одному

целевому ряду, сам этот ряд формируется в контексте других технологических переменных. Это означает, что наблюдаемая динамика является результатом скрытого межканального взаимодействия. На практике измерительный сигнал температуры печи может отражать влияние состава газовой смеси, расхода, давления, тепловых потерь и характеристик горения; расход продукта на ректификационной установке может зависеть от температурных режимов, нагрузки колонны, свойств сырья и регулирования процесса. Тем самым одномерный сигнал несёт в себе информацию о многомерной динамике объекта, но в неявной форме [2], [6], [42], [54].

Перечисленные свойства измерительной информации приводят к важному методологическому выводу. В задачах краткосрочного прогнозирования промышленного объекта недостаточно рассматривать временной ряд только как последовательность числовых значений, пригодную для построения лаговых или статистических признаков. Такой подход, хотя и удобен, описывает главным образом внешнее проявление процесса, но не его внутреннюю динамическую организацию. В условиях сложной нелинейной динамики, смены режимов и скрытого многопараметрического взаимодействия качество прогноза начинает определяться не только классом используемой модели, но и тем, насколько информативно представлено состояние объекта на входе этой модели [1], [2], [6], [42].

Именно поэтому при анализе измерительной информации в составе ИИС возникает необходимость перехода от представления сигнала как простого временного ряда к более содержательному представлению, учитывающему структуру динамического состояния системы [6], [42], [52], [54]. Такой переход особенно важен в тех случаях, когда целевая задача состоит не только в регистрации текущего состояния, но и в формировании краткосрочного прогноза, пригодного для раннего предупреждения неблагоприятного развития технологической ситуации [2].

Таким образом, измерительная информация промышленного объекта в составе ИИС обладает рядом специфических свойств: физической интерпретируемостью, неполнотой наблюдения состояния, наличием шумов и пропусков, режимной неоднородностью, инерционностью, запаздыванием и отражением скрытых межпараметрических связей. Эти свойства определяют требования к построению прогнозирующего модуля и показывают, что традиционного представления временного ряда в ряде случаев оказывается недостаточно [1], [2], [6], [42]. Указанное обстоятельство обуславливает необходимость анализа ограничений традиционных подходов к прогнозированию по лаговым и статистическим признакам, что составляет содержание следующего подраздела.

1.2. Ограничения традиционного прогнозирования по лаговым и статистическим признакам

В прикладных задачах анализа временных рядов наиболее распространённым подходом к построению прогноза является использование лаговых, оконных и статистических признаков [1], [2], [10], [11], [15], формируемых по наблюдаемой последовательности измерений. Такой подход широко применяется в промышленных информационно-измерительных системах благодаря своей относительной простоте, хорошей вычислительной реализуемости и совместимости с различными классами моделей прогнозирования. На практике исходный временной ряд подвергается очистке, нормализации и преобразованию в набор признаков, который затем подаётся на вход статистической модели, метода машинного обучения или нейросетевой архитектуры [1], [2].

Наиболее простым и часто используемым классом признаков являются лаговые признаки, представляющие собой значения временного ряда на нескольких предыдущих шагах наблюдения. Их использование основано на предположении, что в прошлых состояниях сигнала содержится информация,

достаточная для предсказания его будущего поведения [1], [2], [10], [11], [15]. Помимо лагов, в прикладных системах широко используются оконные статистики: среднее значение на скользящем окне, дисперсия, медиана, минимумы и максимумы, темп изменения, сглаженные производные, а также различные эвристические показатели, характеризующие локальное поведение сигнала [1], [2]. В совокупности такие признаки формируют стандартное описание ряда, которое затем используется для решения задачи прогнозирования.

Подобный подход обладает рядом безусловных достоинств. Во-первых, он сравнительно прост в реализации и хорошо согласуется с архитектурой существующих промышленных систем, где требуется быстрое развертывание аналитических компонентов и ограничены вычислительные ресурсы. Во-вторых, лаговые и статистические признаки понятны с точки зрения инженерной интерпретации: специалист может соотнести изменение прогноза с изменением недавней динамики сигнала. В-третьих, такое описание временного ряда совместимо как с классическими статистическими моделями, так и с широким кругом современных алгоритмов машинного обучения [1], [2], [10], [11], [15], [24]. По этим причинам лаговые признаки долгое время оставались фактическим стандартом прикладного прогнозирования во многих отраслях промышленности.

Однако при переходе к анализу сложных технологических процессов выявляется фундаментальное ограничение данного подхода. Лаговые, оконные и статистические признаки описывают главным образом наблюдаемую поверхность процесса, то есть последовательность измеренных значений во времени, но не восстанавливают внутреннюю структуру динамического состояния объекта [6]. Иными словами, такие признаки отражают внешнее проявление процесса, но не дают модели явного представления о скрытой системе, которая порождает наблюдаемый сигнал [6], [42], [52].

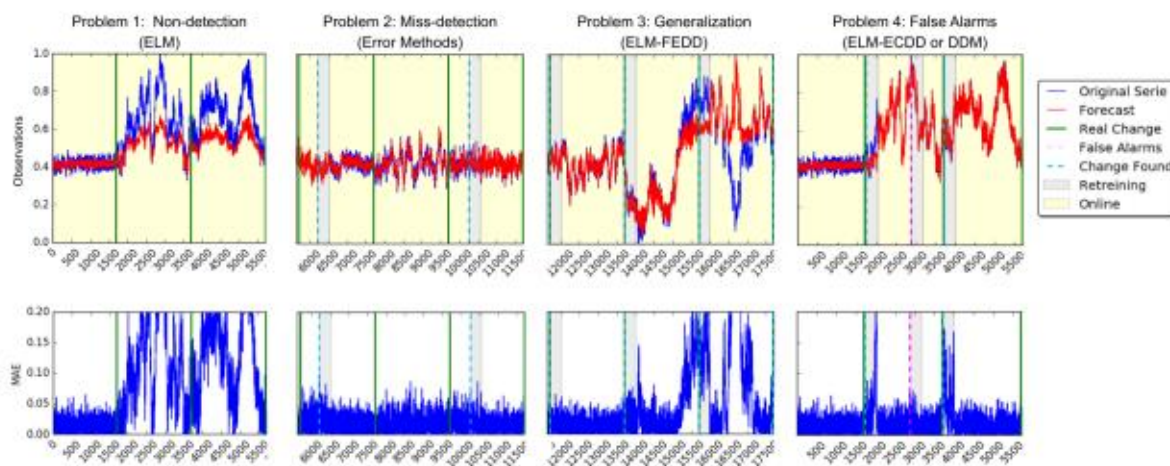


Рисунок 1 — Примеры проблем, которые могут возникнуть при прогнозировании временных рядов при наличии отклонения. В верхних блоках изображены временные ряды и прогнозируемые значения. Остальные блоки показывают поведение ошибок для каждого соответствующего верхнего блока [13].

Это ограничение особенно существенно для промышленных объектов, характеризующихся нелинейностью, инерционностью, задержками, межканальными зависимостями и сменой технологических режимов (рисунок 1) [2], [6], [42], [71], [74]. В подобных условиях одно и то же значение измеряемого параметра может соответствовать различным внутренним состояниям объекта в зависимости от предыстории процесса, направления развития режима, скрытых воздействий и текущей конфигурации системы. Следовательно, простое использование нескольких предыдущих значений ряда не всегда позволяет различить динамически разные ситуации [6], даже если они выглядят похожими в пространстве лаговых признаков.

Кроме того, лаговые признаки формируют представление, тесно привязанное к временной оси, но не к геометрии скрытого состояния процесса. Модель получает набор предыдущих наблюдений, однако не получает обоснованной структуры, в которой эти наблюдения были бы организованы как описание состояния системы. В результате закономерности, относящиеся

к внутренней динамике, смешиваются с шумом, случайными колебаниями и локальными флуктуациями. Чем сложнее объект, тем сильнее проявляется это смешение и тем менее устойчивым становится прогноз при увеличении горизонта [1], [2], [6], [42], [54].

С практической точки зрения это приводит к нескольким последствиям. Во-первых, снижается устойчивость модели на переходных режимах. Пока объект находится в достаточно стабильном режиме, лаговые признаки могут давать приемлемое качество, поскольку локальная структура ряда остаётся похожей на ранее наблюдавшуюся. Однако при переходе между режимами, изменении состава сырья, перестройке регулирующих воздействий, изменении тепловой или массообменной конфигурации объекта зависимость между прошлым и будущим становится более сложной, и модель, опирающаяся только на лаговые значения, начинает терять прогностическую способность [2], [71], [72], [74], [75].

Во-вторых, ограничивается горизонт прогноза. На коротком горизонте лаговое описание ещё может содержать достаточную информацию о ближайшем будущем, особенно если процесс обладает выраженной инерционностью. Однако по мере увеличения горизонта модель вынуждена опираться на всё более слабые и косвенные связи, содержащиеся в ограниченном наборе наблюдаемых значений [1], [18], [22], [24]. Если скрытая динамическая структура объекта не представлена явно, ошибка прогноза начинает возрастать значительно быстрее.

В-третьих, возникает зависимость качества модели от ручной инженерной настройки признаков. В прикладной практике это часто приводит к необходимости подбирать длину окна, число лагов, набор статистик, фильтры и эвристические преобразования отдельно для каждого объекта и режима. Такой подход затрудняет построение более универсального и воспроизводимого прогнозирующего модуля ИИС [2], [23], [79]. При этом даже тщательно подобранный набор лаговых признаков не устраняет

фундаментальную проблему: модель продолжает работать с наблюдаемой последовательностью значений, а не с реконструированным состоянием процесса [6].

Следует подчеркнуть, что данное ограничение относится не только к классическим статистическим моделям, но и к современным нейросетевым архитектурам. Хотя методы глубокого обучения способны выявлять более сложные зависимости и автоматически извлекать представления из последовательностей, они всё равно зависят от того, какую информацию несёт входной сигнал. Если на вход модели поступает последовательность, содержащая лишь внешнюю проекцию процесса, то даже мощная архитектура не всегда способна восстановить недостающую динамическую структуру. В этом смысле проблема представления состояния предшествует выбору конкретной модели прогнозирования [3], [4], [5], [26], [36], [38].

Таким образом, ограниченность традиционного прогнозирования по лаговым и статистическим признакам заключается не в их бесполезности как таковой, а в том, что они описывают процесс в координатах наблюдения, а не в координатах состояния [6]. Для простых, стационарных и слабо нелинейных процессов этого может быть достаточно. Однако для сложных промышленных объектов, работающих в условиях взаимосвязанных технологических режимов, такой подход оказывается недостаточным для построения устойчивого и достаточно дальнего краткосрочного прогноза в составе ИИС [1], [2].

Из сказанного следует, что для повышения качества прогнозирования необходимо перейти от представления, основанного только на прошлых значениях сигнала, к представлению, которое в большей степени отражает внутреннюю структуру динамического состояния объекта. Это требует обращения к подходам, способным не только анализировать последовательность наблюдений, но и реконструировать скрытую динамику процесса по измерительному ряду [6], [7], [8], [9], [42], [52], [54]. Для выбора

такого подхода далее целесообразно выполнить сравнительный анализ существующих классов методов прогнозирования временных рядов.

1.3. Сравнительный анализ методов прогнозирования временных рядов

Прогнозирование временных рядов является одной из центральных задач анализа измерительной информации в составе информационно-измерительных систем. Для промышленных объектов эта задача имеет особую значимость, поскольку позволяет не только фиксировать текущее состояние технологического процесса, но и формировать краткосрочные прогностические оценки, необходимые для раннего предупреждения отклонений режима, ухудшения состояния оборудования и возникновения предпосылок аварийных ситуаций [1], [2], [10], [15]. Эффективность решения данной задачи определяется как свойствами самого технологического процесса, так и выбранным методом математического моделирования.

К настоящему времени сформировалось несколько основных направлений прогнозирования временных рядов [1], [2]. К ним относятся классические статистические модели, методы машинного обучения и глубокого обучения, а также подходы, основанные на методах нелинейной динамики и реконструкции пространства состояний [1], [2], [6], [25], [42]. Каждый из этих классов методов обладает собственной областью применимости, имеет преимущества и ограничения, а также предъявляет различные требования к форме представления входной информации. Для задач построения прогнозирующего модуля ИИС принципиально важно рассматривать данные методы не изолированно, а с точки зрения их способности учитывать особенности измерительной информации промышленного объекта и обеспечивать устойчивое краткосрочное прогнозирование [2].

Для обобщённого сопоставления основных классов методов в таблице 1.1 приведена их сравнительная характеристика.

Таблица 1.1 — Сравнительная характеристика основных подходов к прогнозированию временных рядов в задачах ИИС

Класс методов	Представление входных данных	Преимущества	Ограничения	Применимость в задачах ИИС
Классические статистические модели	Лаговые значения ряда, простые статистические признаки	Интерпретируемость, простота, малая вычислительная сложность	Ограничены при нелинейной и многорежимной динамике	Ограниченно применимы для простых, близких к линейным и квазистационарным процессам
Методы машинного обучения и глубокого обучения	Последовательности наблюдений, признаки, временные окна	Способны моделировать сложные нелинейные зависимости	Существенно зависят от качества входного представления и объёма данных	Перспективны при наличии информативных данных и корректной валидации
Методы нелинейной динамики	Реконструированное пространство состояний	Позволяют учитывать скрытую динамику процесса	Требуют выбора параметров реконструкции и оценки применимости	Перспективны как основа формирования состояния объекта
Комбинированные подходы	Реконструированное пространство + модель прогноза	Совмещают содержательное представление состояния и возможности современных моделей	Требуют разработки методики выбора параметров и экспериментальной верификации	Наиболее перспективны для прогнозирующего модуля ИИС

Из таблицы 1.1 следует, что классические статистические модели и современные нейросетевые архитектуры решают задачу прогноза преимущественно в пространстве наблюдений, тогда как методы нелинейной динамики направлены на восстановление состояния процесса по измерительному сигналу [2], [6], [42], [54]. Это различие является принципиальным для построения прогнозирующего модуля ИИС, поскольку

определяет, работает ли модель только с наблюдаемой последовательностью значений или с более содержательным представлением внутренней динамики объекта.

1.3.1. Классические статистические модели

Классические статистические модели представляют собой наиболее раннее и до настоящего времени широко используемое направление прогнозирования временных рядов [1], [10], [11], [15], [16], [17]. Их общая идея состоит в описании зависимости текущего значения ряда от его прошлых наблюдений и, в ряде случаев, от прошлых ошибок прогноза. В качестве входного представления в таких моделях обычно используется лаговый вектор признаков [1], [10], [11], задаваемый выражением

$$z_t = (x_t, x_{t-1}, x_{t-2}, \dots, x_{t-k}), \quad (1.1)$$

где z_t — вектор лаговых признаков в момент времени t , x_t — наблюдаемое значение временного ряда, k — глубина лагового описания.

Представление (1.1) лежит в основе значительного числа классических методов прогнозирования. Одной из наиболее известных моделей данного класса является ARIMA [1], [10], [11], [15], которая в простейшей форме может быть представлена соотношением

$$x_t = \sum_{i=1}^p \phi_i x_{t-i} + \sum_{j=1}^q \theta_j \epsilon_{t-j} + \epsilon_t, \quad (1.2)$$

где ϕ_i — коэффициенты авторегрессионной части, θ_j — коэффициенты части скользящего среднего, ϵ_t — случайная ошибка прогноза.

Преимуществами статистических моделей являются математическая строгость, интерпретируемость и вычислительная доступность. Они позволяют получать прозрачные и воспроизводимые результаты, а также

хорошо работают на линейных или близких к линейным временным рядам и на квазистационарных участках процесса [2], [6], [42], [52].

Однако применительно к промышленным временным рядам возможности статистических моделей ограничены. Во-первых, реальный технологический процесс редко обладает строго линейной динамикой [2]. Во-вторых, наблюдаемый сигнал может формироваться под действием скрытых факторов, запаздываний и переходных режимов, не представимых в рамках простой линейной зависимости между лагами [2], [6]. В-третьих, статистические модели ориентированы на описание ряда в пространстве наблюдений и не восстанавливают внутреннее состояние системы [6]. Поэтому при анализе сложных технологических процессов они, как правило, демонстрируют ограниченный горизонт прогноза и снижение устойчивости на смене режимов [1], [2].

1.3.2. Методы машинного обучения и глубокого обучения

Следующим направлением развития методов прогнозирования временных рядов стали методы машинного обучения, ориентированные на извлечение закономерностей непосредственно из данных [2], [25], [36], [37]. В отличие от классических статистических моделей, данные методы не требуют жёсткого задания линейной структуры зависимости и способны описывать существенно более сложные взаимосвязи между наблюдениями.

Особую роль в задачах прогнозирования временных рядов играют методы глубокого обучения, в частности рекуррентные нейронные сети, LSTM-архитектуры, а также трансформерные модели и foundation-подходы к анализу последовательностей [3], [4], [5], [26], [29], [30], [36], [38]. Рекуррентные сети ориентированы на обработку последовательных данных и позволяют учитывать зависимость между наблюдениями на различных временных шагах [3]. Архитектуры LSTM вводят механизмы памяти и управления потоками информации, за счёт чего способны устойчивее

учитывать длительные временные зависимости [3]. Трансформерные модели, в свою очередь, позволяют более гибко анализировать сложные паттерны и дальние зависимости во временном ряду [4], а foundation-модели временных рядов, такие как TimesFM, расширяют этот подход на широкий класс задач прогнозирования [5], [12].

Для промышленных задач данные методы привлекательны тем, что они способны моделировать сложные нелинейные зависимости, лучше адаптируются к многорежимным процессам и потенциально обеспечивают более высокий горизонт прогноза по сравнению с линейными статистическими моделями [2], [26], [28], [36], [38]. Однако, несмотря на высокую выразительность, методы глубокого обучения сохраняют принципиальную зависимость от входного представления данных. Если на вход модели поступает последовательность, отражающая лишь поверхностное наблюдение сигнала, то даже сложная архитектура не всегда способна восстановить скрытую динамическую структуру процесса [3]–[6].

Иными словами, методы машинного обучения и глубокого обучения способны эффективно использовать информативное входное описание, но сами по себе не решают задачу формирования содержательного представления состояния объекта. Это означает, что для задач ИИС вопрос о структуре входных данных остаётся принципиальным и предшествует выбору конкретной архитектуры модели.

На предварительном этапе на данных температуры печи нагрева синтез-газа были сопоставлены ARIMA, Random Forest, XGBoost, LSTM и TimesFM при использовании стандартных признаков, шести вариантов обучающего окна — 2 недели, 1, 3, 6, 9 и 12 месяцев — и горизонтов 30, 60 и 100 минут. Для основной проверки влияния реконструкции выбраны не только модели с меньшим СКО, а три принципиально различных класса: ARIMA как линейный статистический базовый уровень, LSTM как обучаемая нелинейная модель последовательностей и TimesFM как предобученная модель временных рядов.

В рамках настоящей работы для дальнейшего сравнительного анализа и экспериментальной верификации используются три модели прогнозирования, характеристика которых приведена в таблице 1.2.

Таблица 1.2 — Характеристика моделей прогнозирования, использованных в работе

Модель	Класс модели	Основная идея	Сильные стороны	Ограничения
ARIMA	Классическая статистическая	Линейная зависимость текущего значения от прошлых наблюдений и ошибок	Интерпретируемость, простота, устойчивость на простых рядах	Слабо учитывает сложную нелинейную динамику
LSTM	Рекуррентная нейронная сеть	Выделение временных зависимостей с помощью внутренней памяти	Учитывает нелинейные зависимости и последовательную структуру сигнала	Зависит от качества входного представления и настройки
TimesFM	Foundation-model / трансформерный подход	Выделение сложных паттернов и дальних зависимостей во временном ряду	Высокая выразительность, способность учитывать сложные зависимости	Требует содержательного входного состояния и достаточного объёма данных

Из таблицы 1.2 видно, что использованные в работе модели представляют различные классы подходов к прогнозированию и позволяют корректно сравнить поведение линейной модели, рекуррентной нейросетевой модели и современной трансформер-архитектуры при использовании разных способов представления измерительного сигнала [3], [5], [10], [26].

1.3.3. Подходы нелинейной динамики и реконструкция пространства состояний

Отдельное направление составляют методы, основанные на теории нелинейной динамики и динамических систем. В рамках данного подхода временной ряд рассматривается не как изолированная последовательность значений, а как наблюдение скрытой динамической системы [6], [41], [42], [52], [53], [54]. Это позволяет перейти от описания сигнала в пространстве наблюдений к описанию процесса в пространстве состояний.

Ключевой идеей данного подхода является реконструкция фазового пространства по одномерному временному ряду [6], [43], [44], [52], [54]. В общем виде реконструированное представление может быть задано вектором задержек

$$X(t) = (x(t), x(t - \tau), x(t - 2\tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau)), \quad (1.3)$$

где τ — временная задержка, m — размерность вложения.

В отличие от лагового представления (1.1), выражение (1.3) имеет не только вычислительный, но и динамический смысл. Его назначение состоит не в простом расширении входного вектора за счёт предыдущих значений ряда, а в восстановлении структуры состояния системы по наблюдаемому сигналу. Такое представление позволяет интерпретировать временной ряд как траекторию в восстановленном пространстве состояний и тем самым учитывать скрытые свойства процесса, которые неявно содержатся в последовательности наблюдений.

Подходы нелинейной динамики обладают рядом важных преимуществ применительно к задачам ИИС. Во-первых, они позволяют формировать более содержательное описание состояния объекта по измерительному сигналу. Во-вторых, они естественным образом согласуются с идеей, что наблюдаемый ряд является проекцией внутренней многомерной динамики. В-третьих, они позволяют рассматривать задачу прогнозирования не только как задачу

экстраполяции последовательности, но и как задачу анализа эволюции динамического состояния объекта [7], [8], [9], [42], [47], [48], [55], [59].

Вместе с тем такие методы требуют решения ряда специальных задач, которые в классическом лаговом представлении обычно не возникают. К ним относятся выбор временной задержки τ [7], определение размерности вложения m [8], контроль согласованности реконструкции по корреляционной размерности [9] и оценка применимости реконструкции к реальным промышленным временным рядам, содержащим шумы, пропуски и переходные режимы [42], [52], [54], [60]. Данные вопросы приобретают особую важность.

Методы нелинейной динамики являются перспективной основой для построения более содержательного входного представления состояния объекта, однако их эффективное использование в составе ИИС требует разработки специальной методики реконструкции и критерия применимости.

1.4. Обоснование реконструкции фазового пространства как основы прогнозирующего представления состояния объекта

Результаты анализа, выполненного в предыдущих подразделах, показывают, что измерительная информация, формируемая в составе информационно-измерительных систем промышленного объекта, обладает рядом свойств, существенно осложняющих построение устойчивого и точного краткосрочного прогноза на основе традиционных признаков описаний. Наблюдаемый временной ряд, как правило, характеризуется наличием шумовой составляющей, режимной неоднородностью, переходными участками, инерционностью, запаздываниями и скрытыми межпараметрическими зависимостями. При этом измеряемая переменная не совпадает с полным состоянием технологического объекта, а отражает лишь одну из его наблюдаемых компонент [1], [2], [6], [42], [52].

В этой связи использование лаговых, оконных и статистических признаков следует рассматривать как приближённое описание процесса в пространстве наблюдений. Данный подход позволяет учитывать локальные временные зависимости, однако не обеспечивает явного восстановления внутренней динамической структуры объекта. Следовательно, при анализе сложных технологических процессов возникает методологическое ограничение: модель прогноза оперирует не состоянием системы, а его частичной проекцией, представленной последовательностью измеренных значений [1], [2], [6], [42], [54]. Это ограничение особенно существенно в задачах промышленной ИИС, где требуются не только приемлемая точность прогноза, но и устойчивость модели при смене технологических режимов.

При таких условиях обоснованным является переход к представлению, ориентированному не только на описание последовательности наблюдений, но и на приближённое восстановление скрытого состояния процесса по измерительному сигналу. В качестве такого представления целесообразно рассматривать реконструированное фазовое пространство, формируемое по одномерному временному ряду [6], [43], [44], [52], [57]. Данный подход опирается на представление о том, что наблюдаемый сигнал является отображением динамики скрытой системы, а потому при корректном выборе параметров реконструкции последовательность задержанных наблюдений может быть использована для построения пространства состояний, адекватно отражающего эволюцию процесса.

Содержательная интерпретация выражения (1.3) состоит в том, что вектор $X(t)$ рассматривается не как техническая агрегация предшествующих значений ряда, а как приближённое описание состояния динамической системы в момент времени t [6], [42], [52], [54], [57]. При этом последовательность таких векторов образует траекторию в реконструированном пространстве состояний (рисунок 2) [14]. В отличие от стандартного лагового представления, где предшествующие наблюдения

выступают в роли набора независимых или слабо связанных признаков, вектор задержек имеет динамический смысл и ориентирован на восстановление внутренней геометрии процесса.

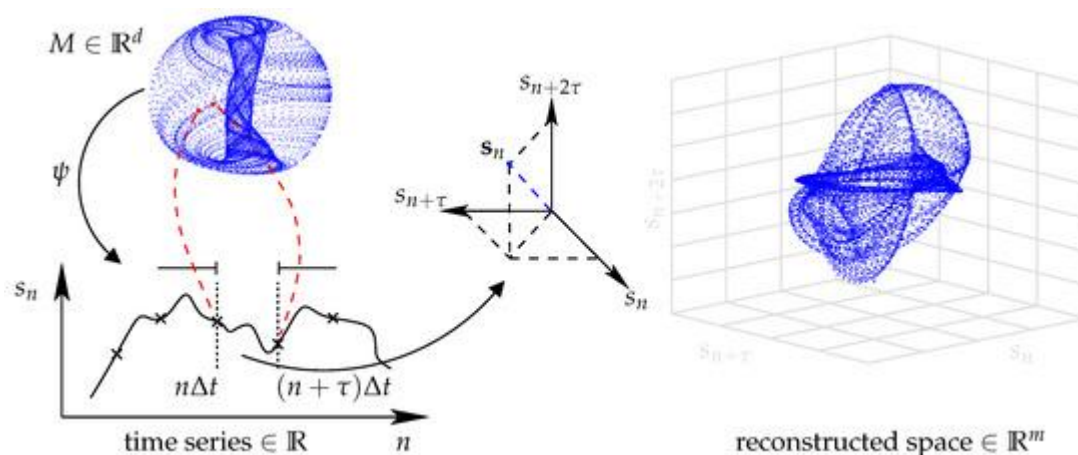


Рисунок 2 — Траектория в реконструированном пространстве состояний

С методической точки зрения использование реконструкции фазового пространства в задачах прогнозирования обладает рядом принципиальных преимуществ. Во-первых, данный подход позволяет рассматривать одномерный измерительный сигнал как носитель информации о многомерной динамике технологического объекта. Это особенно важно для промышленных процессов, для которых полное наблюдение всех внутренних переменных либо технически невозможно, либо не реализуется в составе действующей ИИС. Во-вторых, реконструированное пространство формирует более содержательное входное представление для прогнозирующей модели, поскольку отражает не только локальную временную структуру сигнала, но и его динамическую организацию. Во-третьих, такой подход согласуется с системной трактовкой технологического объекта как динамической системы, состояние которой должно оцениваться и прогнозироваться по доступной измерительной информации [6], [42], [52], [54].

Вместе с тем обоснование применения реконструкции фазового пространства в прикладной задаче прогнозирования требует учёта ряда существенных обстоятельств. Прежде всего, реконструированное

пространство не возникает автоматически из факта наличия временного ряда. Его формирование зависит от корректного выбора параметров временной задержки τ и размерности вложения m . Неверный выбор этих параметров может привести либо к избыточной коррелированности координат, либо к разрушению локальной структуры траектории, а следовательно — к потере содержательности представления. Кроме того, реальные промышленные данные отличаются от идеализированных динамических рядов наличием шумов, пропусков, переходных режимов и ограниченной воспроизводимости наблюдаемой динамики [7], [8], [42], [55], [59]. Это означает, что сама возможность использования реконструкции фазового пространства в задачах промышленной ИИС должна быть предварительно обоснована.

Иными словами, реконструкция фазового пространства не должна рассматриваться как универсальная процедура, автоматически применимая к любому измерительному ряду. Напротив, её использование требует разработки специальной методики, включающей выбор параметров реконструкции, проверку согласованности полученного представления и оценку применимости данного подхода к конкретному типу промышленного сигнала. Только в этом случае реконструированное пространство может рассматриваться как обоснованная основа входного представления прогнозирующего модуля ИИС [2], [42], [52], [54], [61], [63], [64].

Особое значение имеет то обстоятельство, что реконструкция фазового пространства позволяет методически связать измерительный и прогностический контуры информационно-измерительной системы. В стандартной схеме обработки данных измерительный сигнал после этапов предварительной обработки непосредственно преобразуется в набор признаков, подаваемых на вход модели. В предлагаемом подходе между этапом измерения и этапом прогноза вводится промежуточный уровень описания — пространство состояний, формируемое по измерительному ряду. Тем самым прогноз строится не по отдельным значениям сигнала, а по

реконструированному состоянию объекта, что делает прогнозирующий модуль более согласованным с физической природой анализируемого процесса.

Реконструкция фазового пространства в рамках настоящего исследования рассматривается как средство формирования прогностического представления состояния технологического объекта по измерительному временному ряду. Именно такая трактовка отличает предлагаемый подход от традиционного использования лаговых признаков и от изолированного применения методов нелинейной динамики вне прогностического контура ИИС. С учётом этого реконструированное пространство состояний должно рассматриваться как входное представление модели краткосрочного прогноза, а задача разработки соответствующей методики включает не только построение вектора задержек, но и выбор параметров реконструкции, а также формирование критерия применимости метода к промышленным временным рядам.

Проведённый анализ позволяет заключить, что для задач краткосрочного прогнозирования состояния промышленного объекта в составе информационно-измерительной системы наиболее перспективным является подход, основанный на реконструкции фазового пространства измерительных сигналов и использовании восстановленного пространства состояний в качестве входного представления прогнозирующей модели. Такой подход обеспечивает переход от описания процесса в координатах наблюдения к его описанию в координатах состояния и тем самым создаёт методическую основу для повышения точности и горизонта прогноза [6], [7], [8], [9], [42], [52], [54]. Реализация данного подхода требует разработки специальной методики реконструкции фазового пространства, выбора её параметров и оценки применимости к промышленным временным рядам, что определяет содержание следующей главы.

1.5. Выводы по первой главе

В первой главе выполнен анализ особенностей измерительной информации промышленного объекта и существующих подходов к прогнозированию временных рядов в составе информационно-измерительных систем.

Показано, что измерительная информация, формируемая в ИИС, представлена временными рядами технологических параметров, отражающих состояние объекта лишь частично. Установлено, что наблюдаемый измерительный сигнал является проекцией скрытой многомерной динамики технологического процесса и характеризуется рядом свойств, существенных для задач прогнозирования: наличием шумов и пропусков, режимной неоднородностью, переходными процессами, инерционностью, запаздываниями и скрытыми межпараметрическими связями [6], [42], [52].

Установлено, что традиционные подходы к прогнозированию, основанные на лаговых, оконных и статистических признаках, обладают вычислительной простотой и удобством практической реализации, однако описывают процесс преимущественно в пространстве наблюдений и не обеспечивают восстановления его внутренней динамической структуры. Вследствие этого при анализе сложных технологических объектов их применение сопровождается ограничением точности и горизонта прогноза, особенно в условиях нелинейной динамики и смены режимов функционирования [1], [2], [10], [11].

Проведён сравнительный анализ основных классов методов прогнозирования временных рядов, включающий классические статистические модели, методы машинного обучения и глубокого обучения, а также подходы нелинейной динамики. Показано, что классические статистические модели ограничены при описании сложных нелинейных процессов, а современные нейросетевые архитектуры, несмотря на высокую выразительность, в значительной степени зависят от качества входного

представления сигнала. В то же время методы нелинейной динамики, в частности реконструкция фазового пространства, позволяют перейти от описания последовательности наблюдений к приближённому описанию состояния динамической системы [3], [4], [5], [6], [42], [54].

На основании проведённого анализа обосновано, что для задач краткосрочного прогнозирования состояния промышленного объекта в составе ИИС наиболее перспективным является подход, основанный на формировании реконструированного пространства состояний по измерительному временному ряду и использовании этого пространства в качестве входного представления прогнозирующей модели. Такой подход позволяет перейти от признаков наблюдения к признакам состояния и тем самым создать методическую основу для повышения качества прогнозирования.

Таким образом, первая глава позволила установить исследовательский пробел, заключающийся в недостаточной разработанности методов построения прогнозирующего модуля ИИС на основе реконструкции фазового пространства измерительных сигналов, а также сформулировать направление дальнейшего исследования. Это определяет содержание второй главы, посвящённой разработке методики реконструкции фазового пространства, алгоритма выбора её параметров и критерия применимости к промышленным временным рядам [2], [6], [42], [52], [54].

ГЛАВА 2. МЕТОДИКА ПОСТРОЕНИЯ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО МОДУЛЯ ИИС НА ОСНОВЕ РЕКОНСТРУКЦИИ ФАЗОВОГО ПРОСТРАНСТВА ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ СИГНАЛОВ

2.1. Общая схема методики построения прогнозирующего модуля ИИС

В задачах краткосрочного прогнозирования состояния технологических объектов в составе информационно-измерительных систем ключевое значение имеет способ представления измерительного сигнала на входе прогнозирующей модели. Как показано в первой главе, традиционное описание временного ряда в виде лаговых, оконных и статистических признаков позволяет учитывать локальные зависимости между наблюдениями, однако не обеспечивает явного восстановления внутренней динамической структуры процесса [6], [41], [42], [52], [54]. В связи с этим для построения более содержательного входного представления целесообразно использовать реконструкцию фазового пространства по измерительному временному ряду.

В рамках настоящей работы под реконструированным фазовым представлением измерительного сигнала понимается такое преобразование одномерного временного ряда, при котором последовательность наблюдений переводится в пространство векторов задержек, интерпретируемое как приближённое пространство состояний динамической системы [6], [43], [44], [52], [57]. Такое представление позволяет перейти от анализа наблюдаемой последовательности значений к анализу траектории объекта в восстановленном пространстве состояний и тем самым сформировать основу для более содержательного прогноза.

Пусть $x(t)$ — измерительный временной ряд, поступающий от датчика или формируемый в архиве АСУ ТП с шагом дискретизации Δt . Тогда реконструированное пространство состояний задаётся отображением

$$x(t) \rightarrow X(t), \quad (2.1)$$

где $X(t)$ — вектор состояния, построенный по задержанным наблюдениям исходного сигнала [6], [41], [42]. В общем виде он записывается следующим образом:

$$X(t) = (x(t), x(t - \tau), x(t - 2\tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau)), \quad (2.2)$$

где τ — временная задержка, m — размерность вложения.

Выражение (2.2) задаёт вектор задержек, каждая компонента которого соответствует значению сигнала в различные моменты времени, отстоящие друг от друга на интервал τ . Последовательность векторов $X(t)$, построенных для всех допустимых t , формирует множество точек в m -мерном пространстве, которое рассматривается как реконструированное пространство состояний технологического процесса [6], [7], [8], [43], [44], [52], [57].

Если исходный временной ряд дискретизирован и задаётся последовательностью

$$x_1, x_2, x_3, \dots, x_N, \quad (2.3)$$

то реконструированное пространство может быть представлено в матричной форме:

$$X = \begin{bmatrix} x_1 & x_{\{1+\tau\}} & x_{\{1+2\tau\}} & \cdots & x_{\{1+(m-1)\tau\}} \\ x_2 & x_{\{2+\tau\}} & x_{\{2+2\tau\}} & \cdots & x_{\{2+(m-1)\tau\}} \\ x_3 & x_{\{3+\tau\}} & x_{\{3+2\tau\}} & \cdots & x_{\{3+(m-1)\tau\}} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ x_{\{N-(m-1)\tau\}} & x_{\{N-(m-2)\tau\}} & x_{\{N-(m-3)\tau\}} & \cdots & x_N \end{bmatrix}. \quad (2.4)$$

Матрица X представляет собой множество векторов состояния, сформированных по исходному временному ряду. Число строк в этой матрице определяется длиной временного ряда и выбранными параметрами τ и m , а число столбцов совпадает с размерностью вложения [42], [52], [54], [59].

Содержательно переход от $x(t)$ к $X(t)$ означает замену одномерного описания процесса на многомерное представление, в котором фиксируется не отдельное наблюдение, а локальная динамическая конфигурация сигнала. В отличие от стандартного лагового описания, здесь вектор задержек используется не только как технический набор признаков, но и как приближённое описание состояния процесса, что особенно важно для сложных нелинейных технологических систем [6], [42], [52], [54], [57].

Для формального представления общей схемы формирования реконструированного фазового представления введём оператор реконструкции

$$\mathcal{R}_{\{\tau, m\}}: x(t) \mapsto X(t), \quad (2.5)$$

параметризованный величинами τ и m . Тогда полный процесс формирования прогностического представления сигнала можно записать как композицию нескольких последовательных этапов:

$$x(t) \xrightarrow{P} \tilde{x}(t) \xrightarrow{\mathcal{R}_{\tau, m}} X(t) \xrightarrow{\mathcal{M}} \hat{y}(t + h), \quad (2.6)$$

где:

- P — оператор предварительной обработки сигнала;
- $\tilde{x}(t)$ — очищенный и нормализованный временной ряд;
- $\mathcal{R}_{\tau, m}$ — оператор реконструкции фазового пространства;
- $\mathcal{M}$ — прогнозирующая модель;
- $\hat{y}(t + h)$ — прогноз значения целевого параметра на горизонте h .

Выражение (2.6) [1], [2], [6], [42] задаёт общую архитектуру предлагаемого подхода и показывает, что реконструкция пространства состояний является промежуточным, но принципиально важным звеном между этапом обработки измерительной информации и этапом построения прогноза.

С методической точки зрения построение прогнозирующего модуля ИИС на основе реконструкции фазового пространства включает семь последовательных этапов:

1. Подготовка измерительного временного ряда: очистка, фильтрация, нормализация и при необходимости сегментация.
2. Выбор временной задержки τ по первому локальному минимуму взаимной информации.
3. Выбор размерности вложения m методом ложных ближайших соседей.
4. Формирование реконструированной матрицы состояний.
5. Проверка применимости реконструкции по стабилизации корреляционной размерности D_2 .
6. Оценка динамической устойчивости реконструированного пространства по максимальному показателю Ляпунова $\lambda_{\max}$.
7. Использование реконструированной матрицы состояний в прогнозной модели и выбор рабочей модели по минимальному СКО при обеспечении требуемого горизонта прогноза.

Возвращаясь к математической стороне вопроса, отметим, что корректность реконструированного представления определяется выбором параметров τ и m [7], [8], [42], [55], [59]. Если τ выбрано слишком малым, соседние координаты вектора состояния оказываются избыточно коррелированными и не несут новой информации о процессе. Если τ слишком велико, нарушается локальная связность траектории и компоненты вектора начинают отражать уже слишком удалённые состояния системы. Аналогично, недостаточная размерность вложения m приводит к наложению траекторий в проекции и потере информации о динамике, а чрезмерно большая размерность создаёт избыточное описание и снижает устойчивость модели.

По этой причине реконструированное фазовое представление должно рассматриваться не как фиксированное преобразование, а как результат процедуры параметрического синтеза, где параметры τ и m выбираются в соответствии со свойствами конкретного сигнала. Формально данная задача может быть записана в виде

$$(\tau^*, m^*) = \arg \min_{\tau, m} J(\tau, m), \quad (2.7)$$

где $J(\tau, m)$ — функционал качества реконструкции, учитывающий независимость координат, достаточность размерности и устойчивость восстановленного пространства состояний [42], [57], [59], [60].

В настоящей работе вместо введения единственного агрегированного функционала используется последовательная процедура выбора параметров реконструкции, включающая анализ взаимной информации, метод ложных ближайших соседей, контроль согласованности по корреляционной размерности и оценку динамической структуры восстановленного пространства [50], [57], [59]. Это позволяет согласовать математическую постановку задачи реконструкции с особенностями реальных промышленных временных рядов.

Следует подчеркнуть, что в составе прогнозирующего модуля ИИС реконструированное пространство состояний выполняет двойную функцию. С одной стороны, оно служит средством перехода от наблюдаемого сигнала к более содержательному описанию состояния объекта. С другой стороны, оно является входным представлением прогнозирующей модели. Пусть $\mathcal{M}$ обозначает модель прогноза. Тогда прогноз на горизонте h может быть представлен как

$$\hat{x}(t + h) = F(X(t)), \quad (2.8)$$

где $X(t)$ — реконструированный вектор состояния, построенный по выражению (2.2).

Если в качестве входного представления использовать не исходный ряд, а реконструированное пространство состояний, то модель  получает возможность опираться не только на последовательность недавних наблюдений, но и на восстановленную геометрию локальной динамики сигнала. Именно это и составляет основную методическую предпосылку предлагаемого подхода.

Для наглядного сопоставления традиционного и предлагаемого способов представления сигнала целесообразно использовать таблицу 2.1.

Таблица 2.1 — Сравнение традиционного и реконструированного представления измерительного сигнала

Характеристика	Традиционное лаговое представление	Реконструированное фазовое представление
Основа формирования	Последовательность предыдущих наблюдений	Вектор задержек с параметрами τ и m
Смысл представления	Описание наблюдаемой последовательности	Приближённое описание состояния системы
Тип учитываемой структуры	Локальные временные зависимости	Локальная геометрия динамики процесса
Достоинство	Простота реализации	Более содержательное представление состояния
Ограничение	Не восстанавливает скрытую динамику	Требует выбора параметров и оценки применимости

Из таблицы 2.1 следует, что реконструированное фазовое представление отличается от традиционного лагового описания не только формой записи, но и содержательной интерпретацией. В первом случае модель получает последовательность прошлых наблюдений, во втором — приближённое

состояние объекта, сформированное по наблюдаемому сигналу [1], [6], [42], [52], [54].

Следовательно, формирование реконструированного фазового представления измерительного сигнала следует рассматривать как самостоятельный этап построения прогнозирующего модуля ИИС. Данный этап обеспечивает переход от пространства наблюдений к пространству состояний и тем самым создаёт основу для повышения качества краткосрочного прогноза на сложных промышленных временных рядах.

Таким образом, общая схема предлагаемого подхода включает последовательные этапы предобработки сигнала, выбора параметров реконструкции, формирования пространства состояний и использования полученного представления в составе прогнозирующей модели. Дальнейшее изложение второй главы посвящено детальному раскрытию каждого из перечисленных этапов: предварительной обработке измерительных данных, выбору временной задержки, определению размерности вложения, контролю согласованности реконструкции и формированию критерия применимости метода к промышленным временным рядам.

2.2. Предварительная обработка измерительных временных рядов

Корректность формирования реконструированного фазового представления измерительного сигнала в существенной степени определяется качеством исходного временного ряда. Реальные промышленные данные, поступающие в состав информационно-измерительных систем, как правило, содержат шумовую составляющую, пропуски, единичные выбросы, скачкообразные искажения, участки переходных режимов, а также фрагменты с различной степенью стационарности. При отсутствии предварительной обработки указанные особенности приводят к искажению геометрии реконструированного пространства состояний, ухудшению устойчивости

выбора параметров τ и m , а также к снижению точности последующего прогноза [2], [42], [61], [63], [64], [71], [74].

В связи с этим формирование реконструированного фазового представления должно предваряться процедурой обработки измерительного временного ряда, направленной на получение сигнала, пригодного для последующей реконструкции. В рамках настоящей работы предварительная обработка рассматривается как отображение исходного ряда $x(t)$ в очищенный и нормализованный ряд $\tilde{x}(t)$

$$x(t) \xrightarrow{P} \tilde{x}(t), \quad (2.9)$$

где P — оператор предобработки, включающий последовательность этапов очистки, восстановления пропусков, подавления артефактов, нормализации и сегментации [61], [62], [63], [67], [69].

2.2.1. Основные задачи предобработки

Предварительная обработка в задачах реконструкции фазового пространства должна обеспечивать решение следующих задач:

1. исключение некорректных значений, не отражающих физическое состояние процесса;
2. уменьшение влияния шумов и единичных артефактов;
3. восстановление или корректная обработка пропущенных измерений;
4. приведение сигнала к масштабу, удобному для анализа и последующего сравнения;
5. выделение участков ряда, пригодных для реконструкции пространства состояний;
6. сохранение динамически значимой структуры сигнала при минимальном искажении его временной организации.

В отличие от задач классической регрессии, в настоящем случае предварительная обработка не должна избыточно сглаживать сигнал, так как чрезмерное подавление локальной изменчивости может привести к разрушению информации о внутренней динамике процесса. Следовательно, предобработка должна быть ориентирована не на максимальное «выравнивание» ряда, а на сохранение его динамической структуры при устранении грубых искажений [42], [52], [54], [67], [68], [69].

2.2.2. Удаление некорректных значений и выбросов

Пусть исходный дискретный временной ряд задаётся последовательностью

$$x_1, x_2, \dots, x_N. \quad (2.10)$$

На первом этапе выполняется выявление некорректных значений, выходящих за физически допустимые пределы измеряемого параметра. Если $[x_{min}, x_{max}]$ — диапазон допустимых значений [63], [64], [65], [66], [70], то множество допустимых наблюдений определяется условием

$$x_i \in [x_{min}, x_{max}], i = 1, \dots, N. \quad (2.11)$$

Наблюдения, не удовлетворяющие (2.11), рассматриваются как артефакты измерения и подлежат замене или исключению.

Для выявления единичных выбросов может быть использован критерий отклонения от локального центрального значения [63], [64], [65], [66]. Например, если m_i — локальная медиана на окне длины L , то наблюдение x_i может рассматриваться как выброс при выполнении условия

$$|x_i - m_i| > \gamma \sigma_L, \quad (2.12)$$

где σ_L — локальная оценка разброса на том же окне, γ — порог чувствительности.

В более устойчивой форме вместо стандартного отклонения может использоваться медианное абсолютное отклонение:

$$MAD = \text{median}(|x_i - \text{median}(x)|), \quad (2.13)$$

а критерий выброса может быть записан как

$$|x_i - \text{median}(x)| > \gamma \cdot MAD. \quad (2.14)$$

Использование медианного критерия предпочтительно для промышленных временных рядов, поскольку он менее чувствителен к единичным аномальным наблюдениям.

2.2.3. Обработка пропусков

В реальных архивах АСУ ТП временной ряд может содержать пропуски, вызванные ошибками передачи данных, отказами датчиков, нарушениями архивирования или регламентными остановками. Обозначим множество индексов пропущенных наблюдений через Ω_{miss} . Тогда для всех $i \in \Omega_{miss}$ требуется процедура восстановления значения $\check{x}_i$ [61], [62].

В простейшем случае для коротких пропусков может использоваться линейная интерполяция:

$$\hat{x}_i = x_{i_1} + \frac{i - i_1}{i_2 - i_1} * (x_{i_2} - x_{i_1}), \quad (2.15)$$

где i_1 и i_2 — индексы ближайших наблюдаемых значений слева и справа от пропуска.

Если длина пропуска превышает допустимый порог L_{max} , то соответствующий фрагмент не должен использоваться для реконструкции пространства состояний, так как его интерполяция способна искусственно исказить локальную динамику ряда. В этом случае целесообразно использовать маскирование участка или разбиение временного ряда на независимые сегменты [61], [62], [16].

Условие допустимости восстановления можно записать в виде

$$\ell_{miss} \leq L_{max}, \quad (2.16)$$

где l_{miss} — длина непрерывного пропуска.

Таким образом, для кратких пропусков применяется интерполяция, а для длинных — сегментация ряда с последующим исключением искажённого участка из реконструкции.

2.2.4. Подавление высокочастотной шумовой составляющей

Наличие шумовой составляющей приводит к искажению взаимной информации, увеличению числа ложных ближайших соседей и ухудшению устойчивости оценки динамических характеристик. Поэтому после обработки пропусков выполняется подавление шумов с сохранением основной структуры сигнала [67], [68], [69].

Пусть $\tilde{x}_i^{(0)}$ — сигнал после удаления выбросов и восстановления пропусков. Тогда сглаженный сигнал $\tilde{x}_i^{(1)}$ может быть получен при помощи скользящего среднего:

$$\tilde{x}_i^{(1)} = \frac{1}{2r + 1} \sum_{k=-r}^r \tilde{x}_{i+k}^{(0)}, \quad (2.17)$$

где $2r + 1$ — длина окна сглаживания.

Однако скользящее среднее может исказить локальные особенности сигнала и сглаживать переходные участки. По этой причине для промышленного ряда часто более уместно использовать медианный фильтр:

$$\tilde{x}_i^{(1)} = \text{median} \{ \tilde{x}_{i-r}^{(0)}, \dots, \tilde{x}_{i+r}^{(0)} \}. \quad (2.18)$$

В общем случае выбор фильтра определяется компромиссом между подавлением артефактов и сохранением динамически значимой структуры сигнала. Для целей реконструкции фазового пространства предпочтительно использовать минимально необходимое сглаживание, не разрушающее локальную форму временного ряда [42], [52], [54], [67], [68].

2.2.5. Нормализация измерительного сигнала

Поскольку дальнейшие этапы реконструкции и прогноза используют расстояния между векторами состояния, сигнал необходимо привести к масштабу, исключая влияние абсолютного диапазона измеряемой переменной на геометрию пространства состояний [25], [61], [62].

Одним из стандартных способов является z-нормализация:

$$\tilde{x}_i^{(2)} = \frac{\tilde{x}_i^{(1)} - \mu_x}{\sigma_x}, \quad (2.19)$$

где μ_x — среднее значение ряда, σ_x — стандартное отклонение.

Альтернативой является min-max нормализация:

$$\tilde{x}_i^{(2)} = \frac{\tilde{x}_i^{(1)} - x_{min}}{x_{max} - x_{min}}. \quad (2.20)$$

В задачах реконструкции фазового пространства предпочтительнее использовать z-нормализацию, поскольку она сохраняет относительную структуру отклонений сигнала и удобна при последующем сравнении различных временных рядов и различных объектов.

2.2.6. Сегментация ряда и выделение локально квазистационарных участков

Реальные промышленные временные ряды редко являются глобально стационарными. Вместо этого они обычно состоят из фрагментов с различной динамикой, соответствующих рабочим режимам, переходным процессам, пускам, остановам и внешним возмущениям. Поскольку реконструкция пространства состояний более корректна на участках с локально устойчивой динамикой, следующим этапом предобработки является сегментация временного ряда [2], [71], [72], [74], [75]. Пусть $\tilde{x}^{(2)}(t)$ разбивается на S сегментов:

$$\tilde{x}^{(2)}(t) = \bigcup_{s=1}^s \tilde{x}_s^{(2)}(t). \quad (2.21)$$

Каждый сегмент $\tilde{x}^{(2)}(t)$ рассматривается как локально квазистационарный, если его статистические характеристики изменяются в пределах допустимого интервала:

$$|\mu_s - \mu_{s+1}| < \delta_\mu, |\sigma_s - \sigma_{s+1}| < \delta_\sigma, \quad (2.22)$$

где μ_s, σ_s — локальные оценки среднего и стандартного отклонения на сегменте s , $\delta_\mu, \delta_\sigma$ — допустимые пороги изменения.

Условие (2.22) не означает строгой стационарности, а используется как критерий локальной однородности динамики. Сегменты, на которых наблюдаются резкие структурные изменения, могут анализироваться отдельно либо исключаться из процедуры реконструкции, если они не обеспечивают воспроизводимой динамической структуры [16], [42], [71], [74].

2.2.7. Итоговое преобразование сигнала

С учётом выполненных этапов итоговый очищенный и нормализованный временной ряд может быть представлен в виде

$$\tilde{x}(t) = S \circ N \circ F \circ I \circ D(x(t)), \quad (2.23)$$

где:

- D — оператор выявления и удаления некорректных значений;
- I — оператор обработки пропусков;
- F — оператор фильтрации шумовой составляющей;
- N — оператор нормализации;
- S — оператор сегментации ряда.

Выражение (2.23) задаёт общую композицию предобработки и формирует сигнал, пригодный для последующей реконструкции фазового пространства.

Таким образом, предварительная обработка измерительных временных рядов является необходимым этапом формирования реконструированного фазового представления. Она обеспечивает устранение грубых искажений, снижение влияния шумовой составляющей, корректную обработку пропусков, приведение сигнала к сопоставимому масштабу и выделение участков, пригодных для дальнейшей реконструкции пространства состояний. Полученный на данном этапе очищенный ряд $\tilde{x}(t)$ используется далее для выбора временной задержки τ и построения вектора задержек [42], [61], [63], [67], [69], [74].

2.3. Формирование вектора задержек и математическая форма реконструкции

После выполнения предварительной обработки измерительного временного ряда следующим этапом является формирование реконструированного фазового представления сигнала. С математической точки зрения данный этап состоит в переходе от одномерной последовательности наблюдений к множеству векторов задержек, интерпретируемых как приближённые состояния скрытой динамической системы. Именно этот переход обеспечивает замену признакового описания, основанного на отдельных наблюдениях, на описание, ориентированное на локальную динамическую конфигурацию процесса [6], [41], [42], [52], [54].

Пусть $\tilde{x}(t)$ — предварительно обработанный измерительный сигнал, полученный в результате преобразований, описанных в п. 2.2. Предполагается, что данный сигнал представляет собой скалярное наблюдение скрытой динамической системы. Тогда реконструкция фазового пространства осуществляется путём отображения

$$\tilde{x}(t) \rightarrow X(t), \quad (2.24)$$

где $X(t)$ — вектор состояния, формируемый на основе задержанных значений сигнала.

2.3.1. Вектор задержек как базовая форма реконструированного представления

В общем виде вектор задержек определяется выражением [6], [43], [44], [52], [57]:

$$X(t) = (\tilde{x}(t), \tilde{x}(t - \tau), \tilde{x}(t - 2\tau), \dots, \tilde{x}(t - (m - 1)\tau)), \quad (2.25)$$

где:

- τ — временная задержка;
- m — размерность вложения;
- $X(t) \in \mathbb{R}^m$.

Выражение (2.25) задаёт отображение скалярного временного ряда в m -мерное пространство. Каждая точка этого пространства соответствует состоянию процесса, описанному через набор значений сигнала, взятых с равными временными сдвигами. Последовательность таких векторов образует траекторию в реконструированном пространстве состояний [6], [42], [52], [54], [57].

В дискретной форме, если исходный ряд задан как

$$\tilde{x}^1, \tilde{x}^2, \dots, \tilde{x}_N, \quad (2.26)$$

то i -й вектор задержек записывается в виде

$$X_i = (\tilde{x}_i, \tilde{x}_{i+\tau}, \dots, \tilde{x}_{i+(m-1)\tau}), \quad (2.27)$$

где индекс i удовлетворяет условию

$$1 \leq i \leq N - (m - 1)\tau. \quad (2.28)$$

Число доступных векторов состояния в этом случае определяется как

$$N_X = N - (m - 1)\tau. \quad (2.29)$$

Формулы (2.27)–(2.29) задают дискретную форму реконструкции пространства состояний и показывают, что длина результирующей выборки уменьшается по мере роста τ и m . Это обстоятельство имеет практическое значение, поскольку при выборе параметров реконструкции необходимо учитывать не только содержательность представления, но и объём данных, остающийся доступным для последующего обучения и тестирования модели.

2.3.2. Матричная форма реконструированного пространства состояний

Для последующего использования в алгоритмах прогнозирования множество векторов задержек удобно представить в матричной форме [42], [44], [52], [54], [59]. Матрица реконструированного пространства состояний определяется как

$$X = \begin{bmatrix} \tilde{x}_1 & \tilde{x}_{1+\tau} & \tilde{x}_{1+2\tau} & \cdots & \tilde{x}_{1+(m-1)\tau} \\ \tilde{x}_2 & \tilde{x}_{2+\tau} & \tilde{x}_{2+2\tau} & \cdots & \tilde{x}_{2+(m-1)\tau} \\ \tilde{x}_3 & \tilde{x}_{3+\tau} & \tilde{x}_{3+2\tau} & \cdots & \tilde{x}_{3+(m-1)\tau} \\ \vdots & & \vdots & & \vdots \\ \tilde{x}_{N_X} & \tilde{x}_{N_X+\tau} & \tilde{x}_{N_X+2\tau} & \cdots & \tilde{x}_N \end{bmatrix}, \quad (2.30)$$

где $X \in \mathbb{R}^{N_X \times m}$.

Матрица X представляет собой основную форму хранения и дальнейшего использования реконструированного фазового представления в составе прогнозирующего модуля ИИС. Строки этой матрицы соответствуют последовательным состояниям объекта, а столбцы — координатам вектора задержек. В отличие от традиционной матрицы лаговых признаков, матрица (2.30) рассматривается не только как техническая форма подготовки данных, но и как приближённое описание эволюции состояния динамической системы.

2.3.3. Связь лагового и реконструированного представления

Формально лаговое описание и реконструкция через вектор задержек внешне близки, поскольку в обоих случаях используются предыдущие значения временного ряда. Однако между ними существует принципиальное различие в интерпретации.

Традиционный лаговый вектор может быть записан как

$$z_t = (\tilde{x}(t), \tilde{x}(t-1), \tilde{x}(t-2), \dots, \tilde{x}(t-k)), \quad (2.31)$$

где k — число лагов.

Вектор (2.31) строится как удобное наборное представление наблюдений и не несёт в явном виде предположения о восстановлении внутренней структуры процесса. В противоположность этому вектор (2.25) формируется с параметрами τ и m , которые подбираются таким образом, чтобы координаты отражали динамически значимые состояния системы. Следовательно, отличие реконструкции фазового пространства от обычного лагового описания состоит не столько в самом использовании прошлых значений, сколько в их систематической организации и динамической интерпретации [1], [6], [42], [52], [54].

Таблица 2.2 — Сравнение лагового и реконструированного представления временного ряда

Характеристика	Лаговое представление	Реконструированное представление
Базовая форма	$z_t = (x_t, x_{t-1}, \dots, x_{t-k})$	$X(t) = (x(t), x(t - \tau), \dots, x(t - (m - 1)\tau))$
Интерпретация	Набор предшествующих наблюдений	Приближённое состояние динамической системы
Параметры построения	Число лагов k	Временная задержка τ , размерность m
Смысл выбора параметров	Эмпирическое задание глубины памяти	Восстановление геометрии скрытой динамики
Роль в модели	Признаковое описание ряда	Пространство состояний объекта

2.3.4. Формирование обучающей выборки на основе реконструированного пространства

Для использования реконструированного фазового представления в задаче краткосрочного прогноза необходимо задать правило формирования пар «вход — выход» [1], [6], [42], [57]. Пусть h — горизонт прогноза. Тогда для каждого вектора состояния X_i целевое значение может быть определено как

$$y_i = \tilde{x}_{i+(m-1)\tau+h}. \quad (2.34)$$

Соответственно, обучающая выборка для прогнозной модели принимает вид

$$D = (X_i, y_i)_{(i=1)}^{(N_X-h)}. \quad (2.35)$$

Если требуется многомерный прогноз на нескольких временных шагах, то целевой вектор может быть задан как

$$y_i = (\tilde{x}_{i+(m-1)\tau+1}, \tilde{x}_{i+(m-1)\tau+2}, \dots, \tilde{x}_{i+(m-1)\tau+h}). \quad (2.36)$$

Формулы (2.34)–(2.36) показывают, что реконструированное пространство состояний непосредственно встраивается в задачу прогнозирования и образует входной слой прогностической модели.

2.3.5. Общая операторная форма реконструкции

Для дальнейшего изложения удобно ввести оператор реконструкции

$$\mathcal{R}_{\tau,m}: \tilde{x}(t) \rightarrow X(t), \quad (2.37)$$

и оператор формирования прогнозной выборки

$$G_h: X(t) \rightarrow (X_i, y_i). \quad (2.38)$$

Тогда общая схема формирования входных данных для модели прогноза может быть записана как композиция

$$\tilde{x}(t) \xrightarrow{R_{\tau,m}} X(t) \xrightarrow{G_h} D. \quad (2.39)$$

Выражение (2.39) удобно тем, что связывает этап предварительной обработки сигнала, этап реконструкции пространства состояний и этап подготовки обучающей выборки в единую формальную схему [6], [42], [57], [59].

2.3.6. Ограничения и требования к формированию вектора задержек

Формирование вектора задержек подчиняется ряду ограничений. Во-первых, длина исходного сигнала должна быть достаточной для построения множества состояний заданной размерности. Во-вторых, параметры τ и m не могут задаваться произвольно, так как от них зависит как геометрия

реконструированного пространства, так и объём доступной выборки. В-третьих, применение реконструкции к реальным промышленным данным требует учёта шумов, пропусков и режимной неоднородности, что было отражено в предыдущем разделе [42], [47], [48].

Содержательно это означает, что формулы (2.25)–(2.39) задают не завершённую методику, а её базовую математическую форму. Для практического применения необходимо разработать процедуры выбора временной задержки и размерности вложения, а также критерии оценки качества полученного представления. Именно эти вопросы рассматриваются в следующих разделах второй главы.

Таким образом, формирование вектора задержек представляет собой центральный этап реконструкции фазового пространства и обеспечивает переход от одномерного измерительного ряда к многомерному представлению, интерпретируемому как пространство состояний процесса. Введённые математические формы задают основу дальнейшего синтеза методики реконструкции и позволяют использовать восстановленное пространство состояний как входное представление модели краткосрочного прогноза.

Таблица 2.3 — Математические формы представления измерительного сигнала

Форма представления	Формула	Размерность	Назначение
Исходный ряд	$\widetilde{x}_1, \dots, \widetilde{x}_N$	N	Наблюдаемая последовательность измерений
Лаговый вектор	$z_t = (x_t, \dots, x_{t-k})$	$k + 1$	Традиционное признаковое описание
Вектор задержек	$X(t) = (x(t), x(t - \tau), \dots)$	m	Реконструированное состояние
Матрица состояний	$X \in \mathbb{R}^{N_X \times m}$	$N_X \times m$	Входное представление для модели

2.4. Выбор временной задержки τ

Одним из ключевых параметров реконструкции фазового пространства является временная задержка τ , определяющая интервал между соседними координатами вектора состояния. От выбора этого параметра зависит геометрическая структура реконструированного пространства, информативность его координат и пригодность полученного представления для последующего прогнозирования. Если τ выбрано недостаточно большим, то соседние компоненты вектора задержек оказываются почти линейно зависимыми, вследствие чего восстановленная траектория вырождается в область, близкую к диагонали пространства состояний. Если же τ оказывается чрезмерно большим, то координаты вектора начинают отражать слишком удалённые состояния системы, теряется локальная связность траектории и реконструированное представление перестаёт адекватно описывать динамику процесса [7], [42], [52], [55], [57].

Таким образом, выбор τ должен обеспечивать компромисс между двумя противонаправленными требованиями:

1. соседние координаты вектора состояния не должны быть избыточно коррелированными;
2. между ними должна сохраняться динамическая связность, позволяющая интерпретировать их как компоненты одного состояния системы.

2.4.1. Корреляционный и информационный подходы к выбору τ

Наиболее простым способом выбора задержки является использование автокорреляционной функции. Для дискретного временного ряда $\tilde{x}_1, \tilde{x}_2, \dots, \tilde{x}_N$ автокорреляция на лаге k может быть записана в виде

$$R(k) = \frac{\sum_{i=1}^{N-k} (\tilde{x}_i - \mu)(\tilde{x}_{i+k} - \mu)}{\sum_{i=1}^N (\tilde{x}_i - \mu)^2}, \quad (2.40)$$

где μ — среднее значение ряда.

Использование функции $R(k)$ позволяет оценить степень линейной зависимости между текущим значением сигнала и значением, сдвинутым на k шагов [7], [42], [58]. В ряде прикладных задач временная задержка выбирается как первое значение k , при котором автокорреляция уменьшается до некоторого порога, например $R(k) \approx 1/e$. Однако данный подход учитывает только линейную зависимость между наблюдениями и потому оказывается недостаточным для анализа сложных нелинейных технологических процессов.

С учётом того, что измерительный сигнал промышленного объекта может содержать нелинейные зависимости, более обоснованным является использование взаимной информации. Взаимная информация между $\tilde{x}(t)$ и $\tilde{x}(t + \tau)$ характеризует количество информации, которое одна случайная величина содержит о другой, и потому позволяет оценивать не только линейную, но и общую статистическую зависимость.

2.4.2. Взаимная информация как критерий выбора временной задержки

Пусть $X = \tilde{x}(t), Y = \tilde{x}(t + \tau)$. Тогда взаимная информация между X и Y определяется как

$$I(\tau) = I(X; Y) = \sum_x \sum_y p_{XY}(x, y) \log \frac{p_{XY}(x, y)}{p_X(x)p_Y(y)}, \quad (2.41)$$

где:

- $p_X(x)$ и $p_Y(y)$ — маргинальные распределения случайных величин X и Y ;
- $p_{XY}(x, y)$ — совместное распределение

Альтернативно взаимная информация может быть представлена через энтропию:

$$I(X; Y) = H(X) + H(Y) - H(X, Y), \quad (2.42)$$

где

$$H(X) = - \sum_x p_X(x) \log p_X(x), \quad (2.43)$$

$$H(Y) = - \sum_y p_Y(y) \log p_Y(y), \quad (2.44)$$

$$H(X, Y) = - \sum_x \sum_y p_{XY}(x, y) \log p_{XY}(x, y). \quad (2.45)$$

Из выражений (2.41)–(2.45) следует, что $I(\tau)$ принимает большие значения при сильной зависимости между текущим и задержанным значениями ряда и уменьшается по мере ослабления этой зависимости. При $\tau = 0$ взаимная информация максимальна, поскольку сигнал полностью определяет самого себя [7], [42], [57]. По мере увеличения τ величина $I(\tau)$ снижается.

Для целей реконструкции фазового пространства в настоящей работе временная задержка выбирается как первый локальный минимум взаимной информации, то есть

$$\tau^* = \arg \min_{\tau \in \mathcal{L}_1} I(\tau), \quad (2.46)$$

где $\mathcal{L}_1$ — множество лагов, соответствующих первому локальному минимуму $I(\tau)$.

Использование первого локального минимума, а не глобального минимума, обусловлено тем, что задача выбора τ состоит не в максимальном разрыве статистической связи между координатами, а в нахождении первого интервала, на котором избыточная зависимость между соседними компонентами ослабевает до приемлемого уровня при сохранении их

принадлежности к единой динамической структуре. Если выбирать слишком большую задержку, то координаты вектора состояния перестанут отражать локальную эволюцию процесса [7], [42], [58].

2.4.3. Практическая оценка взаимной информации

Для вычисления $I(\tau)$ по реальному временному ряду требуется оценить распределения $p_X(x)$, $p_Y(y)$ и $p_{XY}(x, y)$. На практике это осуществляется с использованием дискретизации диапазона значений сигнала на интервалы или с применением непараметрических оценок плотности [7], [42], [58]. Если диапазон значений ряда разбивается на B интервалов, то вероятности оцениваются как относительные частоты попадания наблюдений в соответствующие ячейки. Тогда оценка взаимной информации принимает вид

$$\hat{I}(\tau) = \sum_{u=1}^B \sum_{v=1}^B \hat{p}_{uv}(\tau) \log \frac{\hat{p}_{uv}(\tau)}{\hat{p}_u \hat{p}_v}, \quad (2.47)$$

где:

- $\hat{p}_{uv}(\tau)$ — оценка совместной вероятности попадания пары $(\tilde{x}(t), \tilde{x}(t + \tau))$ в ячейку (u, v) ;
- $\widehat{p_u}, \widehat{p_v}$ – маргинальные оценки вероятностей.

Выражение (2.47) позволяет построить зависимость $\hat{I}(\tau)$ на заданном диапазоне лагов $\tau = 1, 2, \dots, \tau_{max}$. График этой функции является одним из основных инструментов выбора временной задержки.

Содержательно первый локальный минимум функции $\hat{I}(\tau)$ соответствует тому значению задержки, при котором соседние координаты вектора состояния впервые перестают быть избыточно похожими друг на друга, но ещё сохраняют принадлежность к единой динамической конфигурации процесса.

Если $\tau < \tau^*$, то выполняется соотношение

$$\hat{I}(\tau) \approx \hat{I}(0), \quad (2.48)$$

и, следовательно, компоненты $\tilde{x}(t)$ и $\tilde{x}(t + \tau)$ несут почти одну и ту же информацию. В этом случае вектор состояния оказывается избыточным.

Если же $\tau \gg \tau^*$, то

$$\hat{I}(\tau) \rightarrow 0, \quad (2.49)$$

то соответствует чрезмерному ослаблению связи между координатами вектора. В такой ситуации компоненты начинают описывать уже слишком удалённые состояния процесса, и реконструированное пространство теряет локальную связность.

Следовательно, τ^* , определяемое по (2.46), должно рассматриваться как интервал, обеспечивающий наилучший компромисс между избыточной коррелированностью и избыточной разобщённостью координат.

2.4.4. Ограничения выбора τ на реальных промышленных данных

Для промышленных временных рядов оценка взаимной информации осложняется рядом факторов:

- наличием шумовой составляющей;
- ограниченной длиной наблюдения;
- переходными режимами;
- неоднородностью статистических свойств сигнала по времени.

В этих условиях график $I(\tau)$ может иметь несколько локальных колебаний, в том числе вызванных не внутренней динамикой процесса, а конечностью выборки и артефактами данных. Поэтому на практике выбор τ должен опираться не только на формальный поиск локального минимума, но и на анализ устойчивости полученного результата на различных фрагментах ряда.

Пусть временной ряд разбивается на S сегментов, и для каждого сегмента вычисляется собственная оценка $\hat{I}_S(\tau)$. Тогда устойчивость выбора временной задержки можно оценить по дисперсии найденных локальных минимумов:

$$D_\tau = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S (\tau_s^* - \bar{\tau}^*)^2, \quad (2.50)$$

где

$$\bar{\tau}^* = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \tau_s^*. \quad (2.51)$$

Малое значение D_τ указывает на устойчивость выбора τ , тогда как большое значение свидетельствует о том, что динамика сигнала существенно неоднородна и параметр задержки требует дополнительной интерпретации либо локального выбора по сегментам [2], [42], [52], [54], [58].

2.4.5. Связь временной задержки с шагом дискретизации

При анализе промышленных временных рядов важно учитывать, что параметр τ имеет не только индексный, но и физический смысл. Если шаг дискретизации исходного ряда равен Δt , то временная задержка в физических единицах определяется как

$$T_\tau = \tau \cdot \Delta t. \quad (2.52)$$

Это означает, что выбранная задержка должна быть сопоставима с характерным временем изменения процесса [1], [7], [42]. Например, при шаге дискретизации 2 минуты и $\tau = 4$ временная задержка составляет

$$T_\tau = 4 \cdot 2 = 8 \text{ мин.} \quad (2.53)$$

Переход к физической интерпретации параметра τ особенно важен в задачах анализа технологических процессов, поскольку позволяет связать

математически выбранный лаг с инерционностью объекта, временем запаздывания реакции и характерными интервалами изменения измеряемого параметра.

2.5. Выбор размерности вложения m

После определения временной задержки τ следующим ключевым этапом реконструкции фазового пространства является выбор размерности вложения m . Данный параметр определяет число координат вектора состояния и, следовательно, размерность пространства, в котором осуществляется восстановление динамики процесса. Если размерность вложения выбрана недостаточной, то траектории системы, различающиеся в скрытом пространстве состояний, могут проецироваться в одно и то же множество наблюдаемых точек. Это приводит к наложению траекторий, искажению локальной геометрии реконструированного пространства и потере информации о реальной структуре процесса. Если же размерность вложения выбрана чрезмерно большой, то возникает избыточность описания, снижается устойчивость оценки расстояний между состояниями и уменьшается число доступных векторов состояния [8], [42], [44], [52], [54].

Следовательно, задача выбора m состоит в нахождении минимальной размерности пространства, достаточной для того, чтобы устранить эффект ложного наложения траекторий и обеспечить адекватное представление динамического состояния объекта.

2.5.1. Геометрический смысл размерности вложения

Пусть после выбора временной задержки τ вектор состояния определяется выражением

$$X(t) = (\tilde{x}(t), \tilde{x}(t - \tau), \tilde{x}(t - 2\tau), \dots, \tilde{x}(t - (m - 1)\tau)). \quad (2.55)$$

Из (2.55) следует, что параметр m определяет число координат, используемых для описания состояния процесса. При $m = 2$ реконструкция осуществляется в двумерном пространстве, при $m = 3$ — в трёхмерном и т. д. По мере увеличения m вектор состояния учитывает всё более длинный фрагмент динамической истории сигнала, а геометрия восстановленного пространства становится более богатой. Однако увеличение размерности полезно лишь до тех пор, пока оно приводит к устранению наложения траекторий и выявлению ранее скрытых различий между состояниями [8], [42], [44], [56].

С практической точки зрения это означает, что размерность вложения должна быть достаточной для развёртывания скрытой структуры процесса, но не избыточной относительно доступного объёма данных и задач дальнейшего прогнозирования.

2.5.2. Метод ложных ближайших соседей

Наиболее распространённым и методически обоснованным способом выбора размерности вложения является метод ложных ближайших соседей (False Nearest Neighbors, FNN). Его основная идея состоит в следующем. Если траектория системы наблюдается в пространстве недостаточной размерности, то точки, близкие в этом пространстве, могут оказаться близкими только вследствие проекции. При переходе к пространству большей размерности такие точки «расходятся», что указывает на их ложную близость [8], [42], [52], [59].

Пусть $X_i^{(m)}$ — вектор состояния в пространстве размерности m , а $X_{j(i)}^{(m)}$ — его ближайший сосед. Евклидово расстояние между ними в m -мерном пространстве определяется как

$$R_i^{(m)} = ||X_i^{(m)} - X_{j(i)}^{(m)}||. \quad (2.56)$$

При переходе к пространству размерности $m + 1$ тот же вектор принимает вид

$$X_i^{(m+1)} = (X_i^{(m)}, \tilde{x}(t_i - m\tau)), \quad (2.57)$$

а расстояние между соседями становится равным

$$R_i^{(m+1)} = ||X_i^{(m+1)} - X_{j(i)}^{(m+1)}||. \quad (2.58)$$

Если при переходе от размерности m к размерности $m + 1$ расстояние между ближайшими соседями возрастает существенно, то близость этих точек в пространстве размерности m считается ложной.

Один из стандартных критериев ложности ближайшего соседа записывается в виде

$$\frac{|\tilde{x}(t_i - m\tau) - \tilde{x}(t_{j(i)} - m\tau)|}{R_i^{(m)}} > R_{\text{tol}}, \quad (2.59)$$

где R_{tol} — пороговое значение.

Дополнительно может использоваться критерий, учитывающий абсолютный масштаб расстояния в пространстве большей размерности:

$$\frac{R_i^{(m+1)}}{R_A} > A_{\text{tol}}, \quad (2.60)$$

где R_A — характеристический масштаб ряда, например стандартное отклонение или радиус облака точек, A_{tol} — второй порог.

Точка $X_{j(i)}^{(m)}$ считается ложным ближайшим соседом для $X_i^{(m)}$, если выполняется хотя бы одно из условий (2.59) или (2.60).

2.5.3. Доля ложных ближайших соседей и критерий выбора m

Пусть в пространстве размерности m имеется N_X векторов состояния. Тогда число ложных ближайших соседей обозначим через $N_{FNN}^{(m)}$, а их долю — через

$$P_{FNN}(m) = \frac{N_{FNN}^{(m)}}{N_X}. \quad (2.61)$$

Функция $P_{FNN}(m)$ обычно убывает при увеличении размерности вложения. При малых m доля ложных соседей высока, поскольку пространство ещё не позволяет различить траектории системы. По мере роста m ложные соседи устраняются, и функция $P_{FNN}(m)$ стремится к малым значениям [8], [42], [59].

В рамках настоящей работы размерность вложения выбирается как минимальное значение m , при котором доля ложных ближайших соседей становится ниже заданного порогового уровня:

$$m^* = \min\{m: P_{FNN}(m) \leq \varepsilon_{FNN}\}, \quad (2.62)$$

где ε_{FNN} — допустимый уровень ложных ближайших соседей.

Выражение (2.62) задаёт основной критерий выбора размерности вложения. Его смысл состоит в том, что дальнейшее увеличение m становится нецелесообразным после того, как большая часть искажений, вызванных проекцией траектории в пространство недостаточной размерности, уже устранена.

С практической точки зрения процедура выбора размерности вложения реализуется как последовательное увеличение m и вычисление функции $P_{FNN}(m)$. Алгоритм включает следующие шаги:

1. по предварительно обработанному сигналу $\tilde{x}(t)$ и выбранной задержке τ^* формируются векторы состояния $X^{(m)}$ для $m = 1, 2, \dots, m_{max}$;

2. для каждого $X^{(m)}$ находятся ближайшие соседи;
3. по условиям (2.59) и (2.60) определяется число ложных ближайших соседей;
4. вычисляется функция $P_{FNN}(m)$;
5. выбирается минимальное m^* , удовлетворяющее условию (2.62).

В операторной форме данную процедуру можно записать как

$$m^* = \mathcal{M}_{FNN}(\tilde{x}(t), \tau^*), \quad (2.63)$$

где $\mathcal{M}_{FNN}$ — оператор выбора размерности вложения по методу ложных ближайших соседей.

2.5.4. Интерпретация зависимости ложных ближайших соседей

Анализ функции $P_{FNN}(m)$ позволяет получить содержательное представление о сложности восстановленной динамики. Если при небольших значениях m доля ложных ближайших соседей остаётся высокой, это указывает на то, что процесс обладает более сложной внутренней структурой и требует пространства большей размерности для адекватного описания. Если же $P_{FNN}(m)$ быстро снижается и стабилизируется, это свидетельствует о том, что реконструкция достигает достаточного качества уже при сравнительно малом числе координат.

В типичном случае выбор m осуществляется по первому участку стабилизации функции $P_{FNN}(m)$, то есть по тому минимальному m , после которого дальнейшее увеличение размерности уже не приводит к существенному уменьшению доли ложных соседей. Формально это условие можно записать как

$$|P_{FNN}(m+1) - P_{FNN}(m)| < \delta_m, \quad (2.64)$$

где δ_m — малый порог изменения.

Условие (2.64) не заменяет критерий (2.62), а дополняет его, позволяя анализировать устойчивость результата.

Таким образом, выбор размерности вложения m представляет собой принципиально важный этап реконструкции фазового пространства. Метод ложных ближайших соседей позволяет определить минимальную размерность, достаточную для устранения искажений, вызванных проекцией скрытой динамики в пространство недостаточной размерности. Полученное значение m^* обеспечивает построение пространства состояний, способного более адекватно отражать структуру процесса и служить входным представлением для прогнозирующей модели. Вместе с тем результат выбора m должен быть дополнительно согласован с характеристиками сложности восстановленного пространства, что и составляет содержание следующего раздела.

2.6. Проверка применимости реконструкции по корреляционной размерности

Выбор временной задержки τ и размерности вложения m , выполненный в предыдущих разделах, определяет геометрию реконструированного пространства состояний. Однако сам по себе факт выбора этих параметров ещё не гарантирует, что полученное пространство адекватно отражает структуру скрытой динамики процесса. Для проверки согласованности реконструкции необходимо сопоставить выбранную размерность вложения с внутренней сложностью восстановленного множества состояний. Одним из наиболее распространённых инструментов такого анализа является корреляционная размерность [9], [42], [47], [48], [52].

Содержательно корреляционная размерность D_2 характеризует степень заполнения пространства точками траектории и позволяет оценить эффективную сложность восстановленной динамики. В отличие от

формальной размерности вложения m , задающей число координат вектора состояния, величина D_2 отражает не число введённых переменных, а реальную структурную размерность множества, в котором располагается траектория системы. В этом смысле m и D_2 являются различными, но взаимосвязанными характеристиками реконструкции: первая описывает форму представления, вторая — внутреннюю сложность восстановленного пространства.

2.6.1. Корреляционная сумма как основа оценки D_2

Пусть реконструированное пространство состояний задано множеством векторов

$$X_1, X_2, \dots, X_{N_X}, \quad X_i \in R^m. \quad (2.65)$$

Для оценки корреляционной размерности используется корреляционная сумма [9], [42], [47], определяемая как доля пар точек, находящихся на расстоянии меньше заданного радиуса ε :

$$C_m(\varepsilon) = \frac{2}{N_X(N_X - 1)} \sum_{i=1}^{N_X} \sum_{j=i+1}^{N_X} H(\varepsilon - \|X_i - X_j\|), \quad (2.66)$$

где:

- $\|X_i - X_j\|$ — расстояние между векторами состояния;
- $H \cdot$ — функция Хевисайда:

$$H(z) = \begin{cases} 1, & z \geq 0, \\ 0, & z < 0. \end{cases} \quad (2.67)$$

Величина $C_m(\varepsilon)$ характеризует вероятность того, что две случайно выбранные точки траектории окажутся ближе друг к другу, чем ε . При уменьшении ε корреляционная сумма убывает, а характер её убывания связан

с геометрической размерностью множества, образованного траекторией в пространстве состояний.

2.6.2. Определение корреляционной размерности

Если реконструированное множество обладает фрактальной, то в некотором диапазоне малых ε выполняется приближённое степенное соотношение

$$C_m(\varepsilon) \sim \varepsilon^{D_2}, \quad (2.68)$$

где D_2 — корреляционная размерность.

Логарифмируя выражение (2.68), получаем

$$\ln C_m(\varepsilon) \sim D_2 \ln \varepsilon. \quad (2.69)$$

Следовательно, корреляционная размерность может быть определена как наклон линейного участка зависимости $\ln C_m(\varepsilon)$ от $\ln \varepsilon$ [9], [42], [48]:

$$D_2 = \lim_{\varepsilon \rightarrow 0} \frac{\ln C_m(\varepsilon)}{\ln \varepsilon}. \quad (2.70)$$

На практике величина D_2 оценивается как коэффициент наклона аппроксимирующей прямой на участке масштабирования:

$$\hat{D}_2 = \frac{d \ln C_m(\varepsilon)}{d \ln \varepsilon}. \quad (2.71)$$

Формулы (2.66) – (2.71) задают стандартный аппарат оценки корреляционной размерности. Для реальных промышленных данных важно подчеркнуть, что $\hat{D}_2$ рассматривается в настоящей работе прежде всего как показатель согласованности реконструкции, а не как самоцель анализа.

2.6.3. Стабилизация оценки D_2 при увеличении размерности вложения

Ключевое значение имеет не только численное значение $\widehat{D}_2$, но и его поведение при увеличении m . Если размерность вложения выбрана недостаточной, то оценка корреляционной размерности будет искажена из-за наложения траекторий и неполного раскрытия геометрии пространства состояний. При увеличении m значение $\widehat{D}_2(m)$ должно стабилизироваться, если реконструкция становится достаточной.

Обозначим оценку корреляционной размерности, вычисленную в пространстве размерности m , через $\widehat{D}_2(m)$. Тогда условие стабилизации можно записать в виде

$$|\widehat{D}_2(m+1) - \widehat{D}_2(m)| < \delta_D, \quad (2.72)$$

где δ_D — малый допустимый порог изменения.

Если условие (2.72) начинает выполняться начиная с некоторого $m=m_s$, то это означает, что дальнейшее увеличение размерности вложения уже не приводит к существенному изменению внутренней геометрической характеристики восстановленного множества. Следовательно, реконструкция может считаться согласованной с точки зрения сложности восстановленной динамики [9], [42], [47], [48].

В этом смысле корреляционная размерность позволяет решить задачу верификации выбора m , выполненного ранее по методу ложных ближайших соседей. Если m^* найденное по FNN, согласуется с началом стабилизации $\widehat{D}_2(m)$, то выбор размерности вложения считается методически обоснованным.

2.6.4. Связь размерности вложения и корреляционной размерности

В литературе по нелинейной динамике и реконструкции фазового пространства широко используется эмпирическое условие достаточности размерности вложения, согласно которому

$$m > 2D_2. \quad (2.73)$$

Данное соотношение не является строгим критерием в вычислительном смысле, однако оно служит полезным ориентиром при оценке того, достаточно ли выбранная размерность вложения для раскрытия структуры динамической системы [9], [42], [44], [48]. В рамках настоящей работы соотношение (2.73) используется как дополнительный контрольный критерий согласованности реконструкции.

Если выбранное значение m^* удовлетворяет условию

$$m^* > 2\hat{D}_2, \quad (2.74)$$

то это свидетельствует о том, что размерность вложения в целом достаточно для представления восстановленной динамики без существенного наложения траекторий. Если же условие (2.74) не выполняется, то размерность вложения подлежит пересмотру либо требуется дополнительный анализ устойчивости оценки D_2 .

Для вычисления $\hat{D}_2$ по реальному ряду используется следующая последовательность действий:

1. по выбранным параметрам τ^* и m строится реконструированное пространство состояний X^m ;
2. для диапазона радиусов $\varepsilon_1, \varepsilon_2, \dots, \varepsilon_L$ вычисляется корреляционная сумма $C_m(\varepsilon)$;
3. строится график зависимости $\ln C_m(\varepsilon)$ от $\ln \varepsilon$;

4. выделяется участок масштабирования, на котором зависимость близка к линейной;
5. по наклону аппроксимирующей прямой оценивается $\hat{D}_2(m)$
6. процедура повторяется для нескольких значений m , после чего анализируется стабилизация оценки.

В операторной форме данную процедуру можно представить как

$$\hat{D}_2(m) = \mathcal{D}(X^{(m)}), \quad (2.75)$$

где $\mathcal{D}$ — оператор оценки корреляционной размерности по реконструированному пространству состояний.

С учётом изложенного контроль согласованности реконструкции по корреляционной размерности может быть записан как совокупность двух условий:

$$|\hat{D}_2(m+1) - \hat{D}_2(m)| < \delta_D; \quad (2.76)$$

$$m > 2\hat{D}_2. \quad (2.77)$$

Если условия (2.76) и (2.77) выполняются одновременно, то реконструкция считается согласованной по отношению к внутренней сложности восстановленной динамики. В операторной форме это можно представить как

$$C_D(X^{(m)}) = \begin{cases} 1, & \text{если реконструкция согласована,} \\ 0, & \text{если реконструкция требует пересмотра.} \end{cases} \quad (2.78)$$

Функция C_D интерпретируется как логический индикатор согласованности реконструкции по корреляционной размерности.

Таким образом, контроль реконструкции по корреляционной размерности позволяет проверить, насколько выбранная размерность вложения соответствует внутренней сложности восстановленного

пространства состояний. В сочетании с результатами выбора τ и m этот этап обеспечивает переход от формального построения пространства состояний к его методически обоснованному использованию в прогнозирующем модуле ИИС. Дальнейшее развитие методики требует анализа динамической структуры реконструированного пространства и формирования критерия применимости реконструкции к промышленным временным рядам, что рассматривается в следующем разделе.

2.7. Оценка динамической устойчивости по максимальному показателю Ляпунова

Выбор временной задержки τ , определение размерности вложения m и контроль согласованности реконструкции по корреляционной размерности позволяют построить и предварительно верифицировать реконструированное пространство состояний. Однако сам факт существования такого пространства ещё не означает, что оно является содержательно пригодным для решения задачи краткосрочного прогноза. Для практического применения методики необходимо дополнительно оценить, демонстрирует ли восстановленное множество состояний устойчивую динамическую структуру, достаточную для формирования информативного прогностического представления [42], [52], [54], [60].

В рамках настоящей работы под динамической структурой понимается совокупность геометрических и эволюционных свойств реконструированной траектории, свидетельствующих о том, что наблюдаемый временной ряд отражает не преимущественно случайную последовательность значений, а поведение системы с воспроизводимой внутренней организацией. С этой точки зрения задача данного раздела состоит в формировании критерия применимости реконструкции, позволяющего отличить случаи, когда реконструированное пространство может использоваться в составе прогнозирующего модуля ИИС, от случаев, когда его использование не даёт

содержательного выигрыша либо требует пересмотра параметров реконструкции.

2.7.1. Необходимость оценки динамической структуры

Промышленные временные ряды могут существенно различаться по своим свойствам. В одних случаях сигнал действительно отражает внутреннюю нелинейную динамику технологического объекта и допускает построение устойчивого пространства состояний. В других случаях наблюдаемая последовательность оказывается в значительной степени зашумлённой, фрагментарной, режимно-неоднородной или преимущественно стохастической. При таких условиях формальное построение вектора задержек возможно, однако само реконструированное пространство может не содержать устойчивой геометрической и динамической организации.

Следовательно, после выполнения этапов реконструкции требуется дополнительная проверка: соответствует ли полученное пространство состояниям системы в содержательном смысле и способно ли оно выступать как основа для прогноза. Эта проверка должна опираться не на субъективную визуальную оценку, а на систему количественных признаков, характеризующих воспроизводимость динамики, устойчивость локальной структуры и ограниченность расхожимости траекторий.

2.7.2. Максимальный показатель Ляпунова как характеристика локальной динамики

Одной из наиболее информативных характеристик динамической структуры является максимальный показатель Ляпунова $\lambda_{\max}$. Данный показатель характеризует среднюю скорость расхождения близких траекторий в реконструированном пространстве состояний и тем самым отражает степень чувствительности системы к начальным условиям.

Пусть расстояние между двумя близкими траекториями в момент времени $t = 0$ равно δ_0 . Тогда в общем случае эволюция расстояния может быть аппроксимирована соотношением

$$\delta(t) \approx \delta_0 e^{\{\lambda_{max} t\}}, \quad (2.79)$$

где λ_{max} — максимальный показатель Ляпунова.

Логарифмируя выражение (2.79), получаем

$$\ln \delta(t) \approx \ln \delta_0 + \lambda_{max} t. \quad (2.80)$$

Следовательно, на участке, где поведение траекторий может считаться экспоненциальным, λ_{max} оценивается как коэффициент наклона линейной аппроксимации зависимости $\ln \delta(t)$ от t :

$$\hat{\lambda}_{max} = \frac{d \ln \delta(t)}{dt}. \quad (2.81)$$

Содержательная интерпретация λ_{max} заключается в следующем [49], [50], [51], [53], [54]:

- если $\lambda_{max} > 0$, то в системе наблюдается чувствительность к начальным условиям;
- если $\lambda_{max} \approx 0$, то динамика может быть близка к квазипериодической или нейтрально устойчивой;
- если $\lambda_{max} < 0$, то локальная динамика имеет тенденцию к сжатию.

Применительно к задачам краткосрочного прогнозирования наиболее важным является не жёсткая классификация процесса, а то обстоятельство, что малые положительные или близкие к нулю значения λ_{max} указывают на существование ограниченного горизонта локальной предсказуемости, тогда как отсутствие устойчивой оценки или хаотическое поведение кривой $\ln \delta(t)$ свидетельствует о слабой воспроизводимости динамической структуры.

2.7.3. Оценка локальной расходимости траекторий

Для практической оценки λ_{max} в реконструированном пространстве состояний используется анализ эволюции расстояний между близкими векторами. Пусть X_i и $X_{j(i)}$ — пара ближайших состояний в пространстве реконструкции. Тогда начальное расстояние между ними определяется как

$$\delta_i(0) = ||X_i - X_{j(i)}||. \quad (2.82)$$

После k шагов эволюции расстояние между соответствующими траекториями равно

$$\delta_i(k) = ||X_{i+k} - X_{j(i)+k}||. \quad (2.83)$$

Средняя логарифмическая расходимость по множеству начальных пар может быть записана как $L(k)$

$$(L(k)) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \ln \delta_i(k), \quad (2.84)$$

где M — число рассматриваемых пар соседних траекторий.

Если на некотором интервале по k функция $L(k)$ аппроксимируется линейной зависимостью, то оценка максимального показателя Ляпунова принимает вид

$$\hat{\lambda}_{max} = \frac{1}{\Delta t} \cdot \frac{dL(k)}{dk}, \quad (2.85)$$

где Δt — шаг дискретизации ряда.

Формулы (2.82)–(2.85) задают практическую схему оценки локальной расходимости траекторий и позволяют использовать $\hat{\lambda}_{max}$ как один из признаков наличия осмысленной динамической структуры [49], [50], [51].

2.7.4. Устойчивость реконструированной структуры на локальных сегментах

Поскольку реальные промышленные ряды редко являются глобально стационарными, оценка динамической структуры должна выполняться не только для ряда в целом, но и на локальных сегментах. Пусть временной ряд разделён на S сегментов, для каждого из которых построено собственное реконструированное пространство и вычислены оценки λ_{max} , D_2 , а также доля ложных ближайших соседей P_{FNN}^S).

Для оценки устойчивости структуры можно использовать дисперсию параметров по сегментам [42], [50], [51], [60]. Например, для показателя Ляпунова:

$$D_{\{\lambda\}} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \left(\hat{\lambda}_{max}^{(s)} - \bar{\lambda}_{max} \right)^2, \quad (2.86)$$

где λ_{max}

$$\bar{\lambda}_{max} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \hat{\lambda}_{max}^{(s)}. \quad (2.87)$$

Аналогично для корреляционной размерности:

$$D_{D_2} = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \left(\hat{D}_2^{(s)} - \bar{D}_2 \right)^2, \quad (2.88)$$

где

$$\bar{D}_2 = \frac{1}{S} \sum_{s=1}^S \hat{D}_2^{(s)}. \quad (2.89)$$

Малые значения D_λ и D_{D_2} указывают на воспроизводимость динамической структуры на различных фрагментах сигнала. Напротив, большие значения свидетельствуют о сильной неоднородности ряда и о том,

что реконструкция либо применима только локально, либо требует дополнительного уточнения параметров.

2.7.5. Интегральный критерий применимости реконструкции

С учётом результатов предыдущих разделов критерий применимости реконструкции должен объединять несколько условий:

1. временная задержка τ выбрана по первому локальному минимуму взаимной информации;
2. размерность вложения m обеспечивает снижение доли ложных ближайших соседей до допустимого уровня;
3. оценка корреляционной размерности стабилизируется при увеличении m ;
4. выполняется условие достаточности размерности вложения по отношению к $\hat{D}_2$;
5. реконструированное пространство демонстрирует устойчивую динамическую структуру, оцениваемую по $\hat{\lambda}_{max}$ и воспроизводимости локальных характеристик на сегментах.

Система частных критериев может быть записана в виде

$$P_{FNN}(m^*) \leq \varepsilon_{FNN}; \quad (2.91)$$

$$|\hat{D}_{2(m+1)} - \hat{D}_{2(m)}| < \delta_D; \quad (2.92)$$

$$m^* > 2\hat{D}_2; \quad (2.93)$$

$$|\hat{\lambda}_{max}| < \lambda_{crit} \text{ или } 0 < \hat{\lambda}_{max} \leq \lambda_{pred}; \quad (2.94)$$

$$D_\lambda < \delta_\lambda, D_{D2} < \delta_{D2}, \quad (2.95)$$

где:

- ε_{FNN} — допустимый уровень ложных ближайших соседей;
- $\delta_D, \delta_\lambda, \delta_{D2}$ — пороги устойчивости;
- $\Lambda_{crit}, \lambda_{pred}$ — границы интерпретации динамической предсказуемости.

В выражении (2.94) заложен важный смысл: для целей краткосрочного прогноза неблагоприятным является не само наличие положительного λ_{max} , а его избыточно большое значение, указывающее на слишком быстрое расхождение близких траекторий. Напротив, малые положительные или близкие к нулю значения допускают существование локального горизонта предсказуемости.

2.7.6. Логика принятия решения о применимости реконструкции

На основании выражений (2.90) – (2.95) общая логика принятия решения может быть представлена следующим образом [1], [2], [6], [42]:

- если все критерии удовлетворены, реконструированное пространство признаётся пригодным для использования в составе прогнозирующего модуля ИИС;
- если часть критериев не выполнена, но наблюдается локальная динамическая структура, реконструкция может использоваться после уточнения параметров или на отдельных сегментах;
- если реконструированное пространство не демонстрирует воспроизводимой структуры, а оценки оказываются нестабильными, применение реконструкции признаётся нецелесообразным, и для данного сигнала предпочтительно использовать исходное представление ряда.

В операторной форме это можно записать как

$$\mathcal{R}_{use} = \begin{cases} X(t), & A_{rec} = 1, \\ \tilde{x}(t), & A_{rec} = 0. \end{cases} \quad (2.96)$$

Выражение (2.96) подчёркивает, что реконструкция в настоящей работе рассматривается не как обязательная, а как проверяемая процедура подготовки входного представления.

Общая процедура анализа динамической структуры и принятия решения о применимости реконструкции может быть представлена в виде следующей последовательности (рисунки 3, 4):

1. построение реконструированного пространства состояний по выбранным τ^* и m^* ;
2. вычисление $D_2, P_{FNN}, \hat{\lambda}_{max}$;
3. повторение оценки на локальных сегментах;
4. вычисление показателей устойчивости D_λ и D_{D_2} ;
5. проверка системы критериев (2.91)–(2.95);
6. принятие решения о применимости реконструкции.

Эта процедура может быть записана как оператор

$$A_{rec} = Q(X(t), \hat{D}_2, \hat{\lambda}_{max}, P_{FNN}, D_\lambda, D_{D_2}), \quad (2.97)$$

где Q — оператор принятия решения о применимости реконструированного пространства.

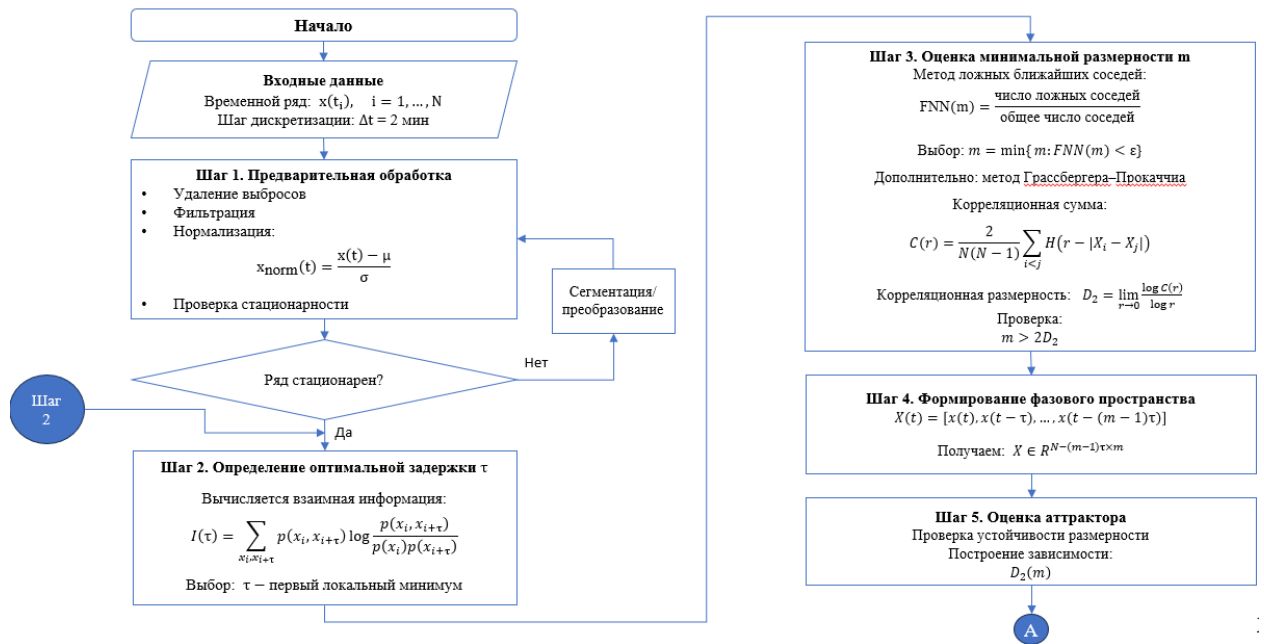


Рисунок 3 — Иллюстрация алгоритма реконструкции фазового пространства

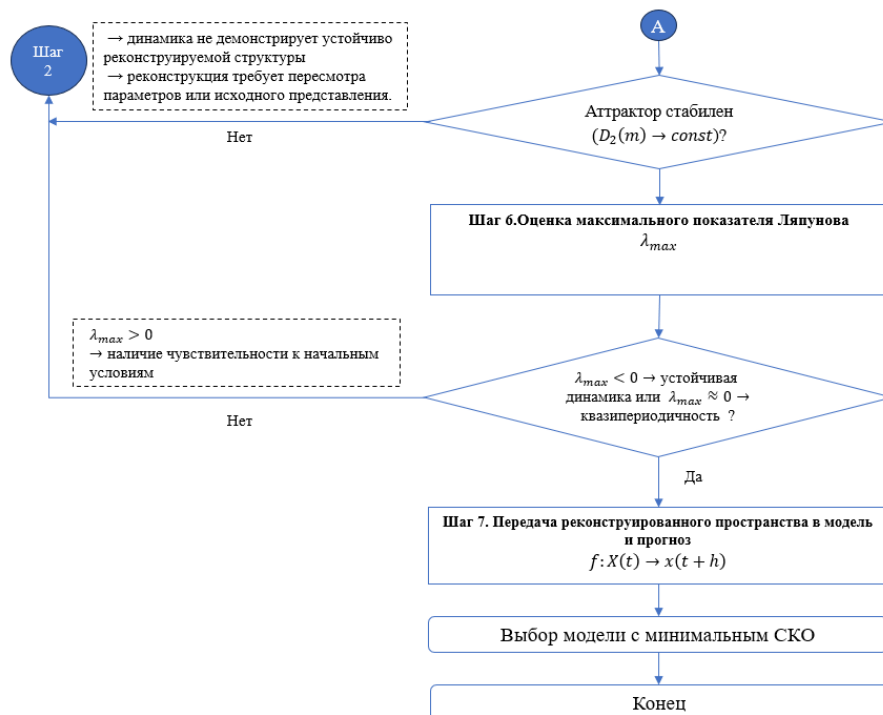


Рисунок 4 — Иллюстрация алгоритма реконструкции фазового пространства

Для задач информационно-измерительных систем это особенно важно, поскольку прогнозирующий модуль должен быть не только теоретически обоснован, но и практически применим в условиях промышленного контура, где сигналы могут существенно различаться по качеству, режимной структуре

и динамическим свойствам. Критерий применимости обеспечивает формальную связь между теорией реконструкции динамических систем и требованиями к устойчивому функционированию аналитического модуля в составе ИИС [1], [2], [6], [42].

Таким образом, оценка динамической структуры и введение критерия применимости завершают формирование методики реконструкции фазового пространства измерительных сигналов. На этом этапе определяется, может ли реконструированное пространство использоваться как входное представление прогностической модели. Полученный результат позволяет перейти к следующему этапу — построению структуры прогнозирующего модуля ИИС, использующего реконструированное пространство состояний для формирования краткосрочного прогноза.

2.8. Использование реконструированного пространства состояний в прогнозирующем модуле ИИС

Разработанная в предыдущих разделах методика построения прогнозирующего модуля ИИС предусматривает использование реконструкции фазового пространства измерительных сигналов как способа формирования входных данных прогнозной модели. Методика должна быть не только математически обоснована, но и встроена в функциональную структуру информационно-измерительной системы промышленного объекта.

В рамках настоящей работы прогнозирующий модуль ИИС рассматривается как отображение

$$\mathcal{M}_{\text{ИИС}}: x(t) \rightarrow \hat{y}(t + h), \quad (2.98)$$

где $x(t)$ — измерительный сигнал или совокупность сигналов, поступающих из ИИС, $y(t + h)$ — прогнозируемое значение параметра или оценка состояния объекта на горизонте h .

Содержательно модуль реализует последовательность этапов, которые могут быть представлены в виде композиции операторов

$$x(t) \xrightarrow{P} \tilde{x}(t) \xrightarrow{\mathcal{R}} X(t) \xrightarrow{\mathcal{F}} \hat{y}(t + h) \xrightarrow{\mathcal{V}} y(t + h), \quad (2.99)$$

где:

- P — оператор предварительной обработки измерительного сигнала;
- $\mathcal{R}$ — оператор реконструкции пространства состояний;
- $\mathcal{F}$ — оператор прогностической модели;
- $\mathcal{V}$ — оператор валидации, интерпретации и передачи результата в контур ИИС;
- $y(t + h)$ — выходной прогнозный объект, поступающий в подсистему визуализации, анализа или сигнализации.

Выражение (2.99) задаёт общую функциональную структуру прогнозирующего модуля и показывает, что реконструкция фазового пространства занимает в ней центральное промежуточное положение: она преобразует измерительный сигнал в прогностическое представление состояния, пригодное для использования в модели прогноза.

Ниже (рисунок 5) представлена обобщённая архитектура сервисов информационно-измерительной системы, реализованной в виде комплекса промышленной безопасности. Красной стрелкой указан реализованный модуль предиктивной аналитики.

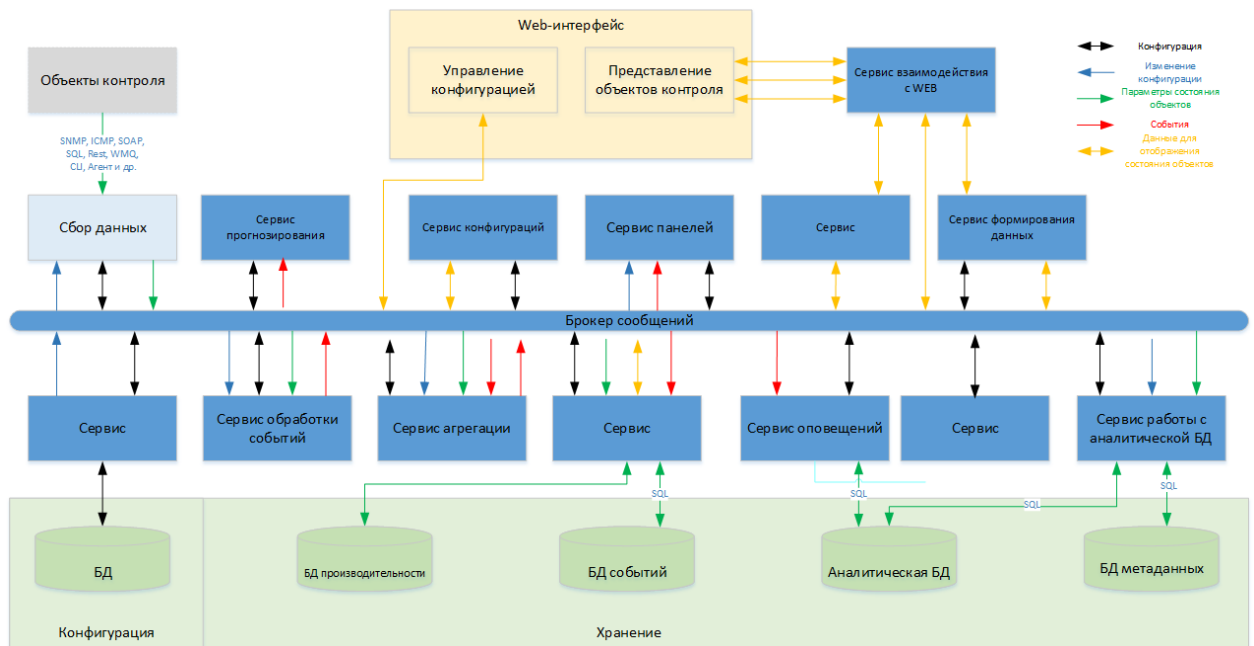


Рисунок 5 — Обобщённая архитектура сервисов информационно-измерительной системы

Основным языком для реализации программного модуля является язык Python.

Программный комплекс включает четыре основных функциональных модуля — UI, Manager, Math Lib и Database — и инфраструктурные средства взаимодействия: REST API, интеграционный слой и внешний брокер сообщений ИИС.

- 1) Модуль UI — пользовательский React-интерфейс для формирования сценария эксперимента, настройки параметров, запуска расчётов и просмотра прогнозов, статусов и метрик.
- 2) Модуль Math Lib — алгоритмическое ядро на Python, содержащее предварительную обработку данных, реконструкцию фазового пространства, подбор параметров, модели ARIMA, LSTM и TimesFM и расчёт метрик качества.
- 3) Модуль Database — хранилища PostgreSQL и ClickHouse для временных рядов, параметров экспериментов, версий моделей, метрик и результатов прогнозирования.

4) Модуль Manager — управляющий компонент, оркестрирующий сценарий расчёта, статусы задач, версии экспериментов, запуск по расписанию и переобучение при деградации метрик качества.

REST API обеспечивает передачу заданий, параметров, статусов расчётов и доступ к результатам между UI, Manager и вычислительными компонентами.

Интеграционный слой и внешний брокер сообщений ИИС обеспечивают приём данных из АСУ ТП, передачу прогнозов и диагностических признаков в сервисы ИИС, а также обратную связь по фактическим значениям, ошибкам событий, статусам доставки и деградации качества.

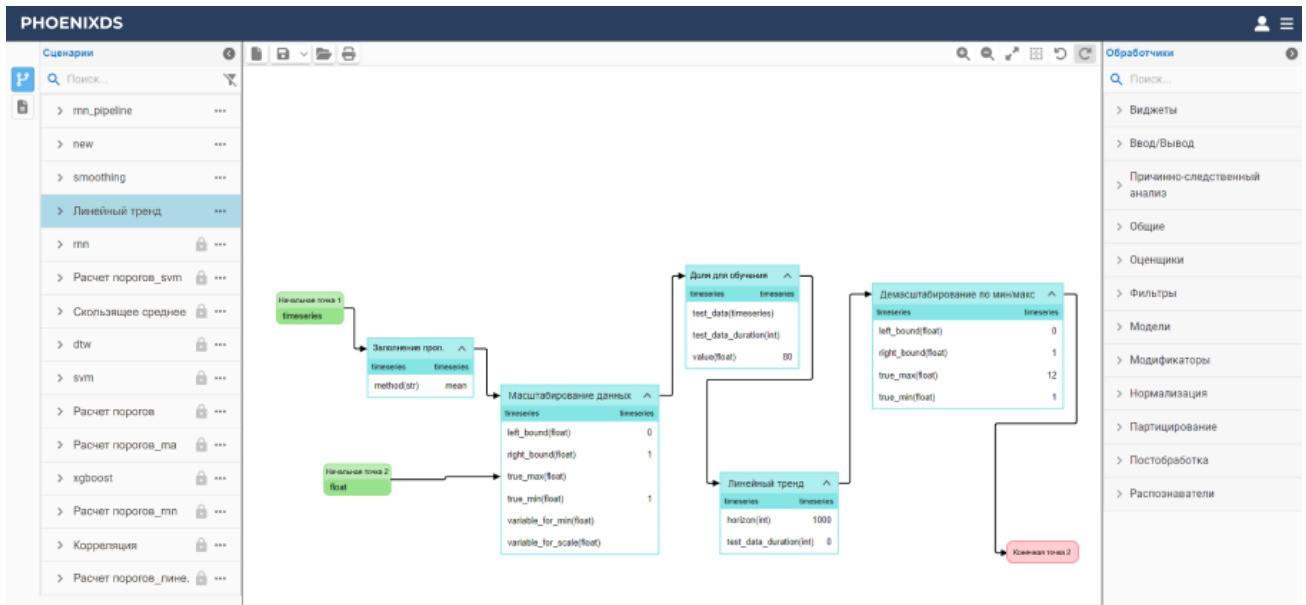


Рисунок 6 —Интерфейс настройки гиперпараметров модели

2.8.1. Формальная модель прогнозирующего модуля

Формально работа прогнозирующего модуля может быть описана через совокупность функций преобразования. Пусть на вход модуля поступает временной ряд длины N

$$x = (x_1, x_2, \dots, x_N). \quad (2.100)$$

После этапа предварительной обработки получаем

$$\tilde{x} = P(x), \quad (2.101)$$

где $\tilde{x}$ — очищенный и нормализованный временной ряд.

Далее строится реконструированная матрица состояний

$$X = R_{\tau,m}(\tilde{x}) \in \mathbb{R}^{N_X \times m}. \quad (2.102)$$

На основе матрицы X формируется выборка для прогноза

$$D = \{(X_i, y_i)\}_{i=1}^{N_X-h}, \quad (2.103)$$

где y_i — целевое значение и вектор значений на горизонте h .

Прогностическая модель F_θ , параметризованная набором параметров θ , реализует отображение

$$\hat{y}_i = F_\theta(X_i), \quad (2.104)$$

а задача обучения модели может быть записана как

$$\theta^* = \arg \min_{\theta} \left(\frac{1}{N_X - h} \right) \sum_{i=1}^{N_X-h} \mathcal{L}(y_i, \hat{y}_i), \quad (2.105)$$

где $\mathcal{L}$ — функция потерь.

После обучения прогнозирующая модель в режиме функционирования выдаёт результат

$$\hat{y}(t + h) = \mathcal{F}_{\theta^*}(X(t)). \quad (2.106)$$

Таким образом, выражения (2.100) - (2.106) задают полную формальную схему преобразования измерительного сигнала в прогноз внутри структуры модели.

2.8.2. Структурные требования к модулю в промышленной реализации

Поскольку прогнозирующий модуль предназначен для использования в составе промышленной ИИС, к нему предъявляются дополнительные требования [2], [18], [19], [79]:

- модуль должен работать с потоковыми и архивными измерительными данными;
- должен обеспечиваться воспроизводимый процесс преобразования сигнала в пространство состояний;
- структура модуля должна допускать замену прогностической модели без изменения общей логики реконструкции;
- должны поддерживаться протоколирование и контроль качества прогноза;
- выход модуля должен быть совместим с подсистемами визуализации и сигнализации.

Эти требования можно объединить в вектор структурных ограничений

$$r = (r_1, r_2, \dots, r_K), \quad (2.107)$$

где каждая компонента r_k соответствует одному из эксплуатационных требований к модулю. С инженерной точки зрения выполнение этих требований делает предложенную структуру не только теоретически обоснованной, но и применимой в составе действующей ИИС.

2.8.3. Выбор рабочей модели прогнозирования

Выбор рабочей модели выполняется отдельно для технологического параметра и заданного горизонта прогноза. До начала подбора устанавливаются допустимое среднеквадратическое отклонение прогноза (СКО), ограничения по времени расчёта и вычислительным ресурсам, а также максимальное число повторных попыток N . В настоящей работе рассматриваются ARIMA, LSTM и TimesFM. Алгоритм выбора модели представлен на рисунке 7.

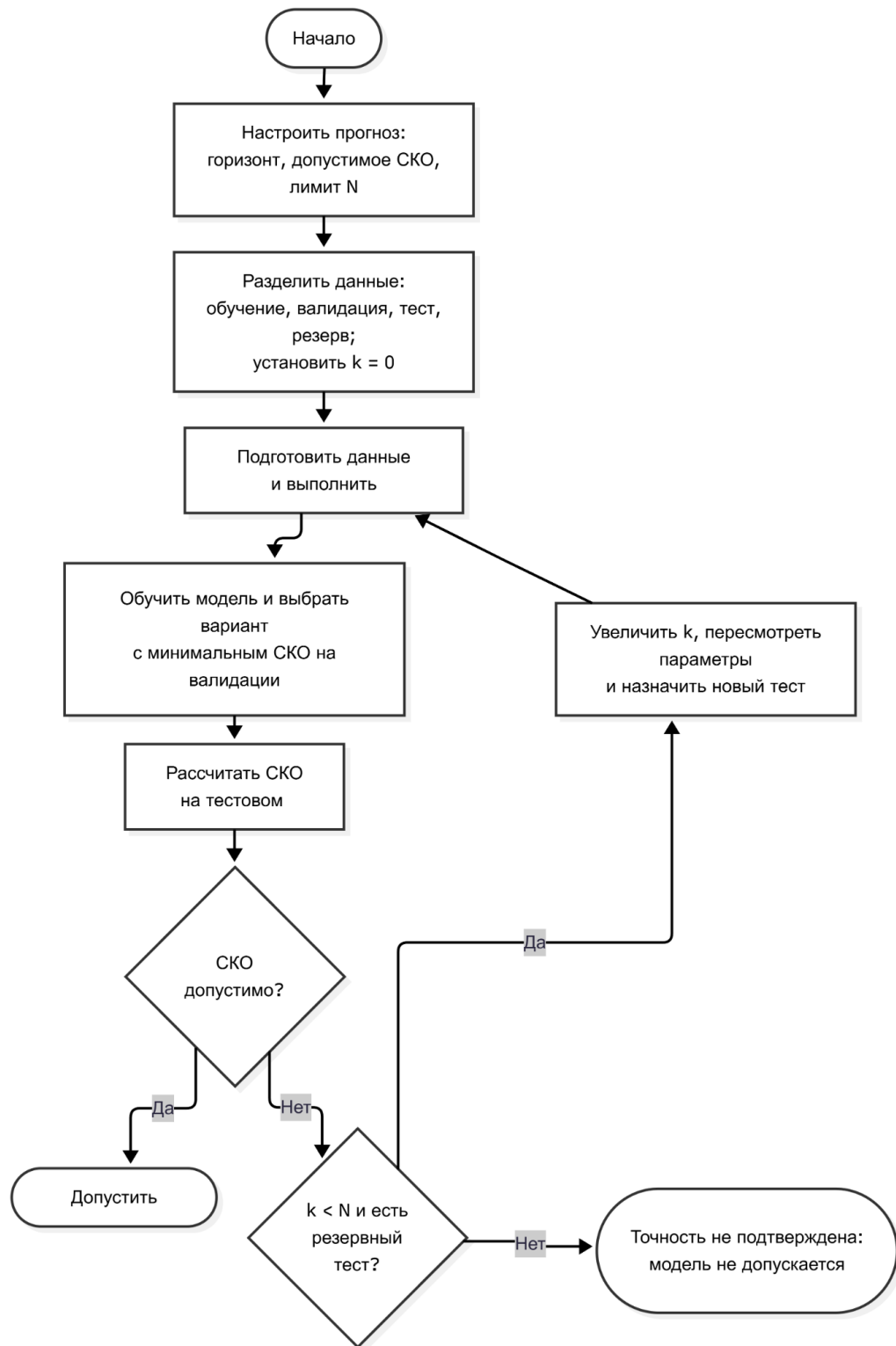


Рисунок 7 — Алгоритм выбора рабочей модели прогнозирования

Для обучения и проверки используется архив измерений, в котором фактические значения параметра уже известны. Интервалы располагаются последовательно во времени: обучение, валидация, тестирование и резервные тестовые периоды. Валидационный интервал служит для сравнения моделей и

подбора их параметров. Тестовый интервал предназначен для проверки уже выбранного варианта и принятия решения о допустимости его применения. Такое разделение позволяет проверить результат выбора на участке, который не влиял на этот выбор.

Границы валидационного и тестовых периодов фиксируются до начала подбора. Их продолжительность выбирается с учётом заданного горизонта прогноза и длительности характерных режимов технологического процесса: каждый период должен позволять выполнить несколько прогнозов на полный горизонт и оценить работу модели в рассматриваемых режимах. Если архив этого не позволяет, требуется накопить дополнительные измерения. Границы проверочных периодов не сдвигаются ради получения меньшей ошибки.

Продолжительность обучения выбирается из заранее заданного конечного набора. В работе рассматриваются окна длительностью 2 недели, 1, 3, 6, 9 и 12 месяцев; для конкретного архива используются только те окна, которые полностью помещаются до начала валидации. Для сравнения модели обучаются на участках исторических данных разной длительности, которые заканчиваются в один и тот же момент. Затем все варианты проверяются на общем валидационном участке при одинаковом горизонте прогноза. Выбирается вариант с наименьшим СКО, а вместе с ним — модель, длительность её обучения и настройки.

Параметры подготовки данных и реконструкции определяются по обучающему участку, а варианты настроек сравниваются по валидационному СКО. При формировании каждого прогноза используются только предшествующие измерения. После выбора конфигурации её СКО рассчитывается на тестовом периоде и сравнивается с заранее установленным допустимым уровнем. Минимальная ошибка среди рассмотренных моделей сама по себе не означает достаточной точности. Модель допускается к

применению только при выполнении установленного требования на тестовом периоде.

Если требование не выполнено, допускается повторный подбор параметров подготовки данных, реконструкции и обучения в заранее заданных пределах. При этом снова сравниваются допустимые длительности обучения и модели по валидационному СКО. Обучающий и валидационный периоды сохраняются, а для следующей проверки назначается очередной, более поздний резервный тестовый период. Его результаты до этой проверки не используются при подборе. Ранее проверенный тестовый участок не используется повторно для независимого подтверждения точности.

Счётчик k показывает число выполненных повторных попыток и первоначально равен нулю. Каждый возврат к подготовке данных увеличивает k на единицу. Повтор разрешён только при $k < N$ и наличии неиспользованного резервного тестового периода. Например, $N = 5$ означает первоначальную попытку и не более пяти повторных попыток. Для каждого прохода также задаётся конечное число проверяемых настроек, поэтому процедура не может продолжаться неограниченно.

Если допустимое СКО не достигнуто после исчерпания лимита, точность считается неподтверждённой и модель не допускается к применению при заданных требованиях в рамках рассмотренных вариантов. Если раньше закончились резервные периоды, процедура также завершается без допуска; для продолжения необходимы дополнительные данные. Этот результат не означает принципиальную невозможность прогнозирования, а фиксирует отсутствие подходящего варианта в выполненной проверке.

В эксплуатации новые измерения используются для построения прогнозов и последующего контроля их ошибки. При устойчивом ухудшении качества запускается отдельная процедура выбора на обновлённом архиве с заранее заданными периодами и тем же ограничением числа повторов.

2.9. Выводы по второй главе

Во второй главе разработана методика построения прогнозирующего модуля информационно-измерительной системы промышленного объекта, в которой входное представление прогнозной модели формируется путём реконструкции пространства состояний по измерительному временному ряду.

Показано, что переход от наблюдаемого временного ряда к реконструированному пространству состояний должен рассматриваться как самостоятельный этап формирования прогностического представления состояния технологического объекта. В отличие от традиционного лагового описания, реконструированное фазовое представление ориентировано не только на использование предыдущих наблюдений сигнала, но и на приближённое восстановление внутренней динамической структуры процесса. На этой основе введена общая математическая форма реконструкции вектора состояния и матричного представления пространства состояний, пригодного для дальнейшего использования в модели прогноза.

Установлено, что корректность реконструкции в существенной степени зависит от качества исходного измерительного сигнала. В связи с этим сформулирована и описана процедура предварительной обработки временных рядов, включающая контроль допустимых значений, обработку пропусков, подавление шумовой составляющей, нормализацию и сегментацию сигнала. Показано, что предварительная обработка является необходимым условием получения пространства состояний, сохраняющего динамически значимую структуру сигнала и пригодного для последующего анализа.

Разработан подход к выбору временной задержки τ , основанный на использовании взаимной информации между текущими и задержанными значениями ряда. Показано, что выбор первого локального минимума взаимной информации обеспечивает компромисс между избыточной коррелированностью координат вектора состояния и потерей их

динамической связности. Тем самым сформулирован обоснованный критерий выбора интервала между компонентами реконструированного представления [6], [7], [8], [9], [42].

Разработан подход к выбору размерности вложения m на основе метода ложных ближайших соседей. Показано, что минимальная размерность, при которой доля ложных соседей уменьшается до допустимого уровня, может рассматриваться как предварительно достаточная для восстановления геометрической структуры пространства состояний. Установлено, что данный этап обеспечивает устранение наложения траекторий, возникающего при реконструкции в пространстве недостаточной размерности.

Введён этап контроля согласованности реконструкции по корреляционной размерности D_2 . Показано, что стабилизация оценки D_2 при увеличении размерности вложения и выполнение условия достаточности $m > 2D_2$ позволяют оценить, соответствует ли выбранная размерность внутренней сложности восстановленной динамики. Тем самым корреляционная размерность использована не как самостоятельный описательный показатель, а как инструмент методического контроля корректности реконструкции [61], [63], [67], [74].

Разработан подход к оценке динамической структуры реконструированного пространства и сформулирован критерий применимости реконструкции к промышленным временным рядам. Показано, что реконструированное пространство может рассматриваться как пригодное для использования в составе прогнозирующего модуля ИИС только в том случае, если оно демонстрирует устойчивую динамическую структуру, воспроизводимую на локальных сегментах, и допускает ограниченный горизонт предсказуемости. Для этого введена совокупность частных критериев, учитывающих результаты выбора τ , m , оценки D_2 , доли ложных ближайших соседей, максимального показателя Ляпунова и устойчивости

характеристик реконструкции по сегментам [42], [50], [52], [54], [60]. На этой основе реконструкция определена как проверяемая, а не безусловная процедура формирования входного представления сигнала.

Предложена структура прогнозирующего модуля ИИС, в которой реконструированное пространство состояний используется как входное представление модели краткосрочного прогноза. Показано, что данный модуль объединяет блоки приёма измерительной информации, предварительной обработки сигнала, реконструкции фазового пространства, контроля применимости реконструкции, прогностической модели, оценки качества прогноза и передачи результата в контур визуализации и предупреждения. Установлено, что такая структура обеспечивает методически согласованную интеграцию разработанного подхода в состав информационно-измерительной системы промышленного объекта.

Таким образом, во второй главе получен основной методический результат диссертационного исследования: разработана методика построения прогнозирующего модуля ИИС, включающая предварительную обработку измерительного ряда, автоматизированный выбор параметров реконструкции, проверку её применимости по D_2 и $\lambda_{\max}$, формирование реконструированной матрицы состояний, использование этой матрицы в прогнозной модели и выбор рабочей модели по минимальному СКО при обеспечении требуемого горизонта. Полученные результаты создают основу для экспериментальной проверки методики на реальных промышленных данных, что составляет содержание следующей главы.

ГЛАВА 3. ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНАЯ ПРОВЕРКА МЕТОДИКИ И ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГНОЗИРУЮЩЕГО МОДУЛЯ ИИС

3.1. Экспериментальная база и схема верификации методики

Экспериментальная проверка разработанной методики выполнена на реальных промышленных данных из архивов АСУ ТП двух действующих производств. Проверялась гипотеза о том, что реконструированное пространство состояний позволяет повысить точность и допустимый горизонт краткосрочного прогноза по сравнению с представлением, построенным непосредственно по исходному временному ряду.

Во всех экспериментах сравнивались одинаковые прогнозирующие модели и одинаковые временные сегменты. Изменялся только способ формирования входа модели. Это позволяло отделить эффект реконструкции фазового пространства от влияния объёма данных и условий тестирования.

3.1.1. Описание промышленных объектов исследования

Первый объект — установка получения и компримирования смеси $\text{CO} + \text{H}_2$ в производстве бутиловых спиртов и 2-этилгексанола. Прогнозируемый параметр — температура печи нагрева синтез-газа. Её динамика зависит от состава и расхода газовой смеси, давления, характеристик горения, теплообмена и режима работы оборудования. Поэтому температурный ряд имеет выраженную инерционность и нелинейный характер.

Второй объект — ректификационная установка производства стирола. Прогнозируемый параметр — расход стирола-ректификата. На него влияют температурный режим колонны, тепловые и массовые потоки, характеристики сырья и управляющие воздействия. В ряду присутствуют как квазистационарные участки, так и переходные режимы.

Таким образом, методика проверялась на двух процессах различной физической природы: инерционном тепловом процессе и многорежимном процессе ректификации. Это позволяет оценить воспроизводимость результата, а не только качество на одном сигнале.

3.1.2. Характеристика архивов измерительных данных

Для каждого объекта использован непрерывный архив длительностью 12 месяцев с шагом дискретизации 2 минуты. Объём выборки составляет приблизительно $2,6 \cdot 10^5$ наблюдений на объект и $5,2 \cdot 10^5$ наблюдений суммарно.

Перед обучением выполнялись процедуры предварительной обработки, описанные во второй главе: проверка корректности значений, обработка пропусков, подавление высокочастотных артефактов и нормализация. Параметры очистки и масштабирования определялись только по обучающей части, после чего без повторной настройки применялись к валидационному и тестовому сегментам. Такой порядок исключал использование будущих значений при подготовке данных.

3.1.3. Варианты входного представления и сравниваемые модели

Для каждой модели рассматривались два варианта входа. В базовом варианте использовались значения исходного временного ряда и сформированные по ним стандартные временные признаки. Во втором варианте на вход подавался реконструированный вектор состояния, построенный по временной задержке τ и размерности вложения m .

Базовую и реконструированную схемы формирования прогноза можно записать в следующем виде:

$$\hat{y}(t + h) = \mathcal{F}(z(t)), \quad (3.1)$$

$$\hat{y}(t + h) = \mathcal{F}(X(t)), \quad (3.2)$$

где $z(t)$ — базовое входное представление, $X(t)$ — реконструированный вектор состояния, F — прогнозирующая модель, h — горизонт прогноза.

В сравнении использованы ARIMA, LSTM и TimesFM. ARIMA выступала как линейная статистическая базовая модель. При работе с реконструированным пространством применялась её многомерная модификация: координаты вектора задержек использовались совместно. LSTM и TimesFM использовались как модели, способные учитывать нелинейные и более дальние временные зависимости.

3.1.4. Организация вычислительных экспериментов при различных обучающих окнах

Данные разделялись хронологически, без случайного перемешивания: 70 % наблюдений использовались для обучения, 15 % — для валидации и 15 % — для итогового тестирования. Тестовый сегмент не участвовал в выборе параметров реконструкции и гиперпараметров моделей.

Настройка выполнялась по схеме walk-forward validation. На каждом шаге модель обучалась на предшествующем временном интервале и проверялась на следующем. Затем обучающее окно смещалось или расширялось вперёд по времени. Так сохранялась реальная последовательность наблюдений и исключалось попадание будущих значений в обучающую выборку.

Для каждого горизонта использовались шесть вариантов продолжительности обучающего окна: 2 недели, 1 месяц, 3 месяца, 6 месяцев, 9 месяцев и 12 месяцев. Серия из 50 экспериментов означала повторное обучение моделей на различных хронологических временных окнах и при различных сочетаниях гиперпараметров. Подбор параметров проводился только на обучающих и валидационных интервалах. Итоговые значения СКО

рассчитывались по результатам всей серии, что позволяло оценивать устойчивость метода, а не единичный удачный запуск.

3.1.5. Горизонты прогноза и метрика качества

Качество проверялось для горизонтов 30, 60 и 100 минут. При шаге дискретизации 2 минуты это соответствует 15, 30 и 50 отсчётам вперёд.

Основной метрикой являлось среднеквадратическое отклонение ошибки прогноза (СКО, RMSE), выраженное в исходных единицах параметра:

$$\text{СКО} = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}, \quad (3.3)$$

где y_i — фактическое значение, $\hat{y}_i$ — прогноз, N — число наблюдений на оцениваемом сегменте. Дополнительно фиксировался предельный горизонт — наибольший из рассматриваемых интервалов упреждения, на котором модель сохраняла принятое для объекта качество и устойчивость прогнозной траектории.

Для температуры печи использовалась следующая интерпретация СКО: не более 2 °С — хорошее качество, 2–5 °С — удовлетворительное, 5–10 °С — высокая ошибка, 10–20 °С — значительная, более 20 °С — критическая. Для расхода стирола-ректификата требуемому качеству соответствовало СКО не более 0,15 т/ч. Допустимым считался наибольший горизонт, на котором модель удовлетворяла принятому для объекта порогу качества и сохраняла устойчивую прогнозную траекторию.

3.2. Результаты прогнозирования температуры печи нагрева синтез-газа

3.2.1. Характеристика объекта и прогнозируемого параметра

Температура печи нагрева синтез-газа определяет устойчивость теплового режима и связана с промышленной безопасностью установки.

Наблюдаемый ряд формируется под совместным влиянием расхода и состава газовой смеси, теплового баланса, состояния оборудования и управляющих воздействий. Поэтому задача является показательной для проверки реконструкции скрытого состояния по одному измерительному сигналу.

3.2.2. Параметры реконструкции фазового пространства

Для первого объекта по методике второй главы получены следующие параметры реконструкции [7], [8], [9], [50], [52], [54]:

$$\tau = 4, \quad D_2 = 2,4, \quad m = 6, \quad \lambda_{max} = 0,0018. \quad (3.4)$$

Задержка $\tau = 4$ отсчёта при шаге 2 минуты соответствует интервалу 8 минут. При размерности вложения $m = 6$ вектор состояния имеет вид:

$$X^{(1)}(t) = (\tilde{x}^{(1)}(t), \tilde{x}^{(1)}(t - \tau), \tilde{x}^{(1)}(t - 2\tau), \dots, \tilde{x}^{(1)}(t - 5\tau)). \quad (3.5)$$

Полученные значения корреляционной размерности $D_2 = 2,4$ и максимального показателя Ляпунова $\lambda_{max} = 0,0018$ указывают на сложную, но локально воспроизводимую динамику. В дальнейшем этот вывод использовался как обоснование применимости реконструированного входа.

3.2.3. Постановка вычислительного эксперимента

ARIMA, LSTM и TimesFM обучались в двух вариантах: на базовом представлении исходного ряда и на реконструированном векторе (3.5). Для многомерной модификации ARIMA координаты реконструированного вектора использовались совместно. Для каждого варианта проводилось 50 повторных обучений с различными временными окнами и гиперпараметрами. Разбиение данных, порядок предобработки и горизонты прогноза оставались одинаковыми.

3.2.4. Результаты прогнозирования для объекта 1

Итоговые результаты представлены в таблице 3.1. В таблице приведены усреднённое СКО и предельный горизонт прогноза для каждой модели.

Таблица 3.1 — Результаты прогнозирования температуры печи нагрева синтез-газа

Модель	Вход	СКО, °C	Предельный горизонт прогноза
ARIMA	Исходные признаки	35,4	30 мин
	Реконструкция	34,8	30 мин
LSTM	Исходные признаки	17,1	30 мин
	Реконструкция	2,0	100 мин
TimesFM	Исходные признаки	16,1	100 мин
	Реконструкция	1,7	100 мин

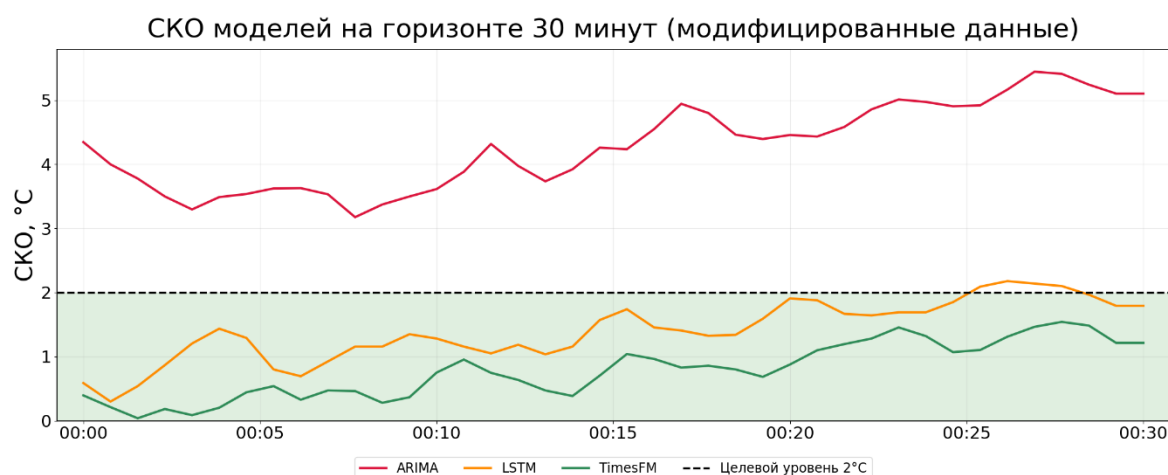


Рисунок 8 — Усреднённое СКО для горизонта 100 минут (объект 1)

На рисунке 8 показано усреднённое СКО для горизонта 100 минут по результатам 50 экспериментов. Примеры прогнозной траектории LSTM до и после реконструкции приведены на рисунках 9 и 10.



Рисунок 9 — Прогноз LSTM без реконструкции для объекта 1



Рисунок 10 — Прогноз LSTM с реконструкцией для объекта 1

Для сопоставления результатов использовалось относительное снижение СКО:

$$\Delta \text{СКО} = \left(\frac{(\text{СКО}_{\text{исх}} - \text{СКО}_{\text{рек}})}{\text{СКО}_{\text{исх}}} \right) \cdot 100\%. \quad (3.6)$$

Для ARIMA СКО снизилось с 35,4 до 34,8 °C, то есть на 1,7 %. Для LSTM снижение составило 88,3 %: ошибка уменьшилась с 17,1 до 2,0 °C, или в 8,6 раза. Для TimesFM СКО уменьшилось с 16,1 до 1,7 °C — на 89,4 %, или в 9,5 раза. Отдельные формулы расчёта для каждой строки не приводятся, поскольку они вычисляются одинаково по формуле (3.6).

3.2.5. Интерпретация результатов

Для ARIMA реконструкция практически не изменила результат: СКО осталось высоким, а предельный горизонт сохранился на уровне 30 минут. Это показывает, что линейная модель ограниченно использует нелинейную структуру реконструированного пространства.

Для LSTM реконструкция одновременно снизила СКО до 2,0 °С и увеличила предельный горизонт с 30 до 100 минут. Для TimesFM предельный горизонт уже до реконструкции составлял 100 минут, поэтому эффект состоит не в его увеличении, а в существенном повышении точности на этом горизонте.

Следовательно, на первом объекте реконструированное пространство состояний наиболее эффективно в сочетании с моделями, способными учитывать нелинейные зависимости. Для линейной ARIMA положительный эффект выражен слабо.

3.3. Результаты прогнозирования расхода стирола-ректификата

3.3.1. Характеристика объекта и прогнозируемого параметра

Расход стирола-ректификата зависит от тепло- и массообменных процессов, температурного режима колонны, свойств сырья, нагрузок и работы контуров регулирования. Ряд содержит переходные и квазистационарные участки, поэтому его краткосрочный прогноз требует учёта режимной неоднородности.

3.3.2. Параметры реконструкции фазового пространства

Для второго объекта получены следующие параметры реконструкции [7], [8], [9], [50], [52], [54]:

$$\tau = 4, \quad D_2 = 2,8, \quad m = 7, \quad \lambda_{max} = 0,006. \quad (3.7)$$

Задержка $\tau = 4$ отсчёта также соответствует 8 минутам. При размерности вложения $m = 7$ реконструированный вектор имеет вид:

$$X^{(2)}(t) = (\tilde{x}^{(2)}(t), \tilde{x}^{(2)}(t - \tau), \tilde{x}^{(2)}(t - 2\tau), \tilde{x}^{(2)}(t - 3\tau), \tilde{x}^{(2)}(t - 4\tau), \tilde{x}^{(2)}(t - 5\tau), \tilde{x}^{(2)}(t - 6\tau)). \quad (3.8)$$

Значения $D_2 = 2,8$ и $\lambda_{max} = 0,006$ указывают на более сложную динамику по сравнению с первым объектом, но сохраняющую локальную предсказуемость, достаточную для краткосрочного прогноза.

3.3.3. Постановка вычислительного эксперимента

Схема эксперимента совпадала со схемой для первого объекта. Для ARIMA, LSTM и TimesFM сравнивались базовый и реконструированный входы. Для каждого варианта выполнялось 50 повторных обучений на разных хронологических окнах и при разных гиперпараметрах. Оценка проводилась для горизонтов 30, 60 и 100 минут.

3.3.4. Результаты прогнозирования для объекта 2

Результаты представлены в таблице 3.2. Пример усреднённого СКО для горизонта 100 минут показан на рисунке 11, а прогнозы LSTM до и после реконструкции — на рисунках 12 и 13.

Таблица 3.2 — Результаты прогнозирования расхода стирола-ректификата

Модель	Вход	СКО, т/ч	Предельный горизонт прогноза
ARIMA	Исходные признаки	0,30	30 мин
	Реконструкция	0,23	30 мин
LSTM	Исходные признаки	0,50	30 мин
	Реконструкция	0,14	100 мин
TimesFM	Исходные признаки	0,25	30 мин
	Реконструкция	0,11	100 мин

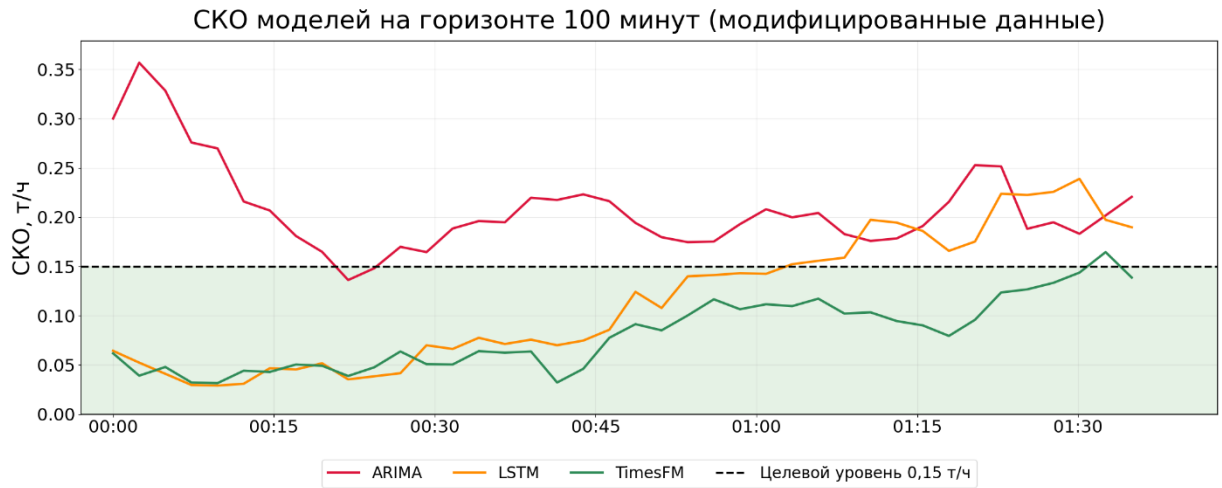


Рисунок 11 — Усреднённое СКО для горизонта 100 минут (объект 2)



Рисунок 12 — Прогнозирование при помощи LSTM без реконструкции
(объект 2)



Рисунок 13 — Прогнозирование при помощи LSTM с реконструкцией (объект 2)

После реконструкции СКО для LSTM и TimesFM составило соответственно 0,14 и 0,11 т/ч. Прогнозные траектории сохраняют близость к фактическим значениям. ARIMA также улучшила результат, но осталась менее точной и не обеспечила увеличения предельного горизонта.

По формуле (3.6) снижение СКО составило 23,3 % для ARIMA, 72,0 % для LSTM и 56,0 % для TimesFM. Это соответствует уменьшению ошибки примерно в 1,3; 3,6 и 2,3 раза соответственно.

3.3.5. Интерпретация результатов

На втором объекте реконструкция снизила СКО для всех трёх моделей. Для ARIMA улучшение оказалось умеренным и не сопровождалось увеличением горизонта: он сохранился на уровне 30 минут.

Для LSTM СКО уменьшилось с 0,50 до 0,14 т/ч, а предельный горизонт увеличился с 30 до 100 минут. Для TimesFM СКО уменьшилось с 0,25 до 0,11 т/ч, а горизонт также увеличился до 100 минут. Наименьшая итоговая ошибка получена для TimesFM с реконструированным входом.

Результат подтверждает, что восстановленная динамическая предыстория сигнала полезна прежде всего для моделей, способных использовать нелинейную структуру пространства состояний.

3.4. Программная реализация и интеграция методики в промышленную ИИС

Разработанная методика реализована в виде прогнозирующего модуля платформы PhoenixDS. Модуль поддерживает два сценария: проведение вычислительных экспериментов с обучением моделей и формирование прогноза на новых данных. Он выполняет полный цикл от загрузки временного ряда до передачи прогноза и оценки качества в пользовательский контур промышленного мониторинга.

3.4.1. Компоненты и технологии программного модуля

Программный модуль состоит из пользовательского интерфейса, диспетчера задач Manager, библиотеки вычислительных алгоритмов Math Lib, хранилищ данных и интеграционного слоя. Назначение компонентов приведено в таблице 3.3.

Таблица 3.3 — Компоненты реализованного прогнозирующего модуля

Компонент	Функция	Вход и выход	Реализация
UI	Настройка эксперимента, запуск, просмотр статуса, графиков и метрик	Вход: параметры пользователя. Выход: REST-запросы и визуализация результатов	React
Manager	Проверка параметров, создание задачи, управление этапами расчёта, статусами и версиями	Вход: запрос UI или событие с данными. Выход: задача для Math Lib и статус выполнения	Python, REST API
Math Lib	Предобработка, реконструкция, обучение и применение моделей, подбор параметров, расчёт метрик	Вход: временной ряд и конфигурация. Выход: модель, прогноз и метрики	PyTorch, Statsmodels, Scikit-learn, Pandas, NumPy, Optuna
PostgreSQL	Хранение настроек, статусов, метаданных и версий моделей	Вход: служебные записи. Выход: конфигурация и состояние эксперимента	PostgreSQL
ClickHouse	Хранение и выборка больших объёмов временных рядов и результатов	Вход: измерения и прогнозы. Выход: временные срезы для расчёта и анализа	ClickHouse
Интеграционный слой	Приём потоковых измерений и передача результатов в промышленный контур	Вход: сообщения с измерениями. Выход: прогноз, оценка качества и предупреждение	Kafka, внутренняя шина PhoenixDS

Пользовательский интерфейс реализован на React. Он передаёт параметры эксперимента в Manager через REST API и получает идентификатор задачи.

Manager проверяет конфигурацию, фиксирует состояние задачи и последовательно запускает необходимые операции Math Lib. Библиотека Math Lib реализована на Python и содержит процедуры предобработки, реконструкции фазового пространства, обучения ARIMA, LSTM и TimesFM, подбора параметров с помощью Optuna и расчёта метрик.

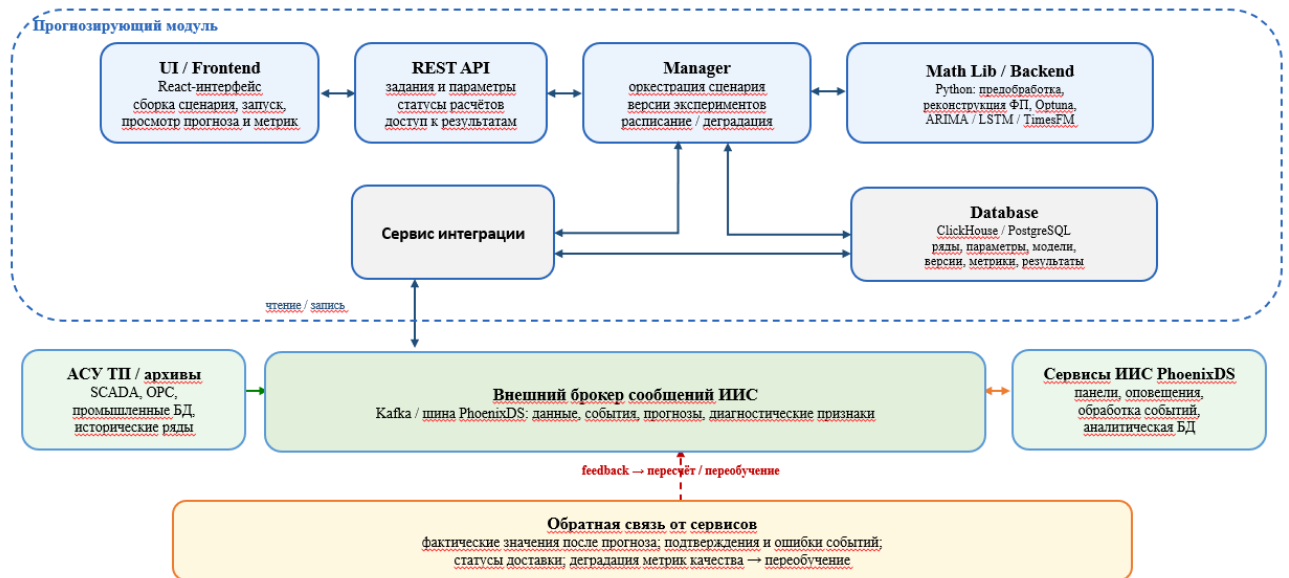


Рисунок 14 — Архитектура реализованного прогнозирующего модуля

3.4.2. Получение, хранение и движение данных

Временные ряды поступают из архивов АСУ ТП или через потоковый интерфейс. Kafka используется для обмена сообщениями с промышленными источниками и внутренними сервисами PhoenixDS. Для пакетного эксперимента Manager формирует запрос на временной интервал, после чего Math Lib получает соответствующий срез данных.

ClickHouse используется для хранения и выборки больших объёмов измерений, прогнозов и расчётных результатов. PostgreSQL хранит служебную информацию: конфигурацию эксперимента, идентификатор и статус задачи, параметры предобработки и реконструкции, гиперпараметры, метрики и сведения о версии модели. Разделение хранилищ позволяет не

смешивать объёмные временные ряды с транзакционными данными управления экспериментами.

После завершения расчёта результат сохраняется в хранилище и связывается с идентификатором эксперимента. По этому идентификатору интерфейс получает статус, графики прогноза, значения метрик и сведения о применённой конфигурации.

3.4.3. Выполнение эксперимента и рабочего прогноза

При запуске вычислительного эксперимента пользователь задаёт источник и интервал данных, целевой измерительный канал, горизонт прогноза, способ предварительной обработки, вариант входного представления, тип модели и диапазоны подбираемых гиперпараметров. Конфигурация передаётся из пользовательского интерфейса в Manager через REST API. До начала вычислений Manager проверяет наличие обязательных параметров, корректность границ временного интервала и допустимость выбранного сочетания модели и входного представления. После проверки создаётся запись эксперимента с уникальным идентификатором, исходной конфигурацией, временем запуска и начальным статусом. Этот идентификатор используется при последующем обращении к данным, журналу выполнения, метрикам и сохранённой версии модели.

Для каждого эксперимента сохраняются использованный временной интервал, параметры обработки, τ и m , гиперпараметры модели, рассчитанные метрики и полученный прогноз. Такая версионность позволяет воспроизвести расчёт, сравнить конфигурации и использовать выбранную модель в рабочем режиме.

В рабочем режиме новые измерения проходят через сохранённую цепочку предобработки и формирования входа. Затем выбранная версия модели вычисляет прогноз. Если данных недостаточно для формирования

входного окна или один из этапов завершается ошибкой, задача получает соответствующий статус, а неполный результат не передаётся в контур мониторинга.

Для работы с нестационарными процессами реализовано переобучение по расписанию или при деградации метрик на новых данных. Новая модель сохраняется как отдельная версия; предыдущая версия остаётся доступной для сравнения и возврата.

Выполнение эксперимента организовано как последовательность отдельных этапов. Для задачи фиксируются состояния «создана», «загрузка данных», «предварительная обработка», «формирование выборок», «подбор параметров», «обучение», «оценка» и «завершена». При возникновении исключения сохраняются этап, на котором оно произошло, диагностическое сообщение и итоговый статус ошибки. Такое разбиение позволяет отличить ошибку доступа к источнику от недостаточного объёма выборки, некорректной конфигурации реконструкции или сбоя при обучении модели. Повторный запуск выполняется как новый эксперимент, поэтому исходный расчёт и его журнал не перезаписываются.

На этапе загрузки Manager формирует запрос к ClickHouse по идентификатору технологического параметра и границам временного интервала. Полученные записи упорядочиваются по метке времени; одновременно контролируются шаг дискретизации, дублирующиеся метки, пропуски и разрывы между соседними измерениями. Если исходные данные поступают через Kafka, для эксперимента используется уже накопленный в хранилище временной диапазон. Благодаря этому пакетное обучение не зависит от скорости текущего потока и может быть повторено на том же наборе наблюдений. В рабочем режиме сообщения из Kafka, напротив, используются для пополнения входного буфера и запуска прогноза после поступления требуемого количества новых отсчётов.

Предварительная обработка выполняется в той же последовательности, которая была использована при экспериментальной проверке методики: проверка временной шкалы, обработка пропусков, подавление выбросов, приведение к единому шагу и масштабирование. Параметры преобразований вычисляются только по обучающей части ряда. Для валидационного и тестового сегментов, а затем и для рабочего прогноза применяются уже сохранённые параметры. В частности, не пересчитываются границы масштабирования и статистики заполнения пропусков по будущим значениям. Это исключает утечку информации и обеспечивает совпадение подготовки данных при обучении и эксплуатации модели.

После предварительной обработки ряд делится на обучающий, валидационный и тестовый сегменты в хронологическом порядке. Перемешивание наблюдений не используется. Внутри обучающего и валидационного интервалов формируются последовательные окна *walk-forward validation*: модель обучается на предшествующем участке и проверяется на непосредственно следующем фрагменте. Для каждого окна сохраняются его временные границы и полученное значение СКО. Итоговая оценка конфигурации формируется по совокупности последовательных проверок, а тестовый сегмент используется только после завершения подбора параметров.

При выборе реконструированного представления *Math Lib* определяет временную задержку τ и размерность вложения m либо принимает значения, явно заданные пользователем. Для каждого момента времени формируется вектор из текущего значения и значений, смещённых на кратные τ интервалы. До построения выборки проверяется, что длины сегмента достаточно для максимального смещения $(m - 1)\tau$, входного окна модели и заданного горизонта прогноза. Начальные наблюдения, для которых полный вектор состояния ещё не может быть сформирован, не включаются в обучение. В

результате каждой целевой метке времени соответствует только информация, доступная к моменту построения прогноза.

Подбор гиперпараметров выполняется в рамках серии вычислительных экспериментов. В проведённом исследовании использовались шесть вариантов обучающего окна — 2 недели, 1, 3, 6, 9 и 12 месяцев, — а 50 запусков соответствовали повторному обучению на различных хронологических временных окнах и при различных сочетаниях гиперпараметров. Manager формирует отдельную конфигурацию каждого запуска, а Optuna выбирает очередное сочетание параметров из заданного пространства поиска. Целевая функция рассчитывается по результатам walk-forward validation. Рабочей сохраняется конфигурация с минимальным СКО среди конфигураций, обеспечивающих требуемый горизонт прогноза; после этого она независимо проверяется на тестовом сегменте. Такой порядок отделяет подбор параметров от окончательной оценки качества.

Вместе с результатом эксперимента сохраняется набор сведений, необходимый для воспроизведения расчёта: идентификатор источника и измерительного канала, границы временного интервала, шаг дискретизации, правила обработки пропусков и выбросов, параметры масштабирования, τ и m , длина входной последовательности, горизонт прогноза, гиперпараметры модели и значения метрик по временным окнам. Сохраняются также сериализованная модель и параметры обратного преобразования прогноза в исходные единицы измерения. Связь этих артефактов с единым идентификатором эксперимента позволяет повторить расчёт и проверить, какая именно конфигурация использовалась при получении результата.

Перевод модели в рабочий режим выполняется только после завершения тестового расчёта и выбора конкретной версии. Для неё фиксируется признак активной модели, однако ранее сохранённые версии не удаляются. При формировании прогноза Manager загружает активную версию модели,

соответствующую ей конфигурацию предобработки и требуемое число последних измерений. Таким образом, модель и подготовка входа рассматриваются как один версионизируемый объект: применение новых коэффициентов масштабирования или других значений τ и m без создания новой версии не допускается.

В рабочем режиме входной буфер содержит последовательность последних корректных измерений. После поступления нового отсчёта проверяются его метка времени, полнота окна и соответствие ожидаемому шагу дискретизации. Затем данные проходят сохранённую цепочку предварительной обработки, из них формируется обычное или реконструированное представление, и модель рассчитывает значения на заданных горизонтах. Прогнозу присваиваются время формирования, время, к которому относится предсказанное значение, идентификатор технологического параметра и версия модели. Это устраняет неоднозначность между моментом расчёта и прогнозируемым моментом процесса.

Если входного окна недостаточно, обнаружен продолжительный разрыв измерений или один из этапов завершился ошибкой, прогноз помечается как недоступный и не передаётся как достоверное значение в контур мониторинга. В журнале сохраняются причина отказа и используемая версия конфигурации. После восстановления потока расчёт автоматически возобновляется, когда в буфере накоплено необходимое количество последовательных наблюдений. Такой механизм предотвращает формирование внешне корректного числового результата на неполных или несогласованных данных.

Для нестационарных технологических процессов предусмотрено переобучение по расписанию либо после выявления устойчивого ухудшения качества на новых наблюдениях. Новые фактические значения сопоставляются с ранее сохранёнными прогнозами по меткам времени, после чего рассчитывается СКО на контрольном интервале. Если ухудшение

сохраняется на нескольких последовательных окнах, создаётся новая задача обучения. Полученная модель регистрируется как отдельная версия и сравнивается с действующей на общем контрольном участке. Переключение выполняется на уровне версии, поэтому при неудовлетворительном результате можно вернуть предыдущую модель без повторного обучения.

3.4.4. Реализация моделей прогноза

ARIMA, LSTM и TimesFM подключены к общей программной цепочке через единый интерфейс модели. На вход интерфейса передаются подготовленная выборка, описание целевого канала, длина контекста, горизонт прогноза и параметры обучения. На выходе возвращаются временные метки, прогнозные значения, рассчитанные метрики и сериализованные артефакты модели. Благодаря этому загрузка данных, реконструкция фазового пространства, регистрация эксперимента и передача результата не зависят от выбранного алгоритма. Специфические операции сосредоточены внутри соответствующей реализации модели.

На рисунке 15 показан реализованный конвейер LSTM. Он включает выделение обучающей части, заполнение пропусков, масштабирование, формирование последовательностей, обучение сети и обратное преобразование результата. Блок реконструкции фазового пространства формирует входные данные до передачи последовательностей в модель.

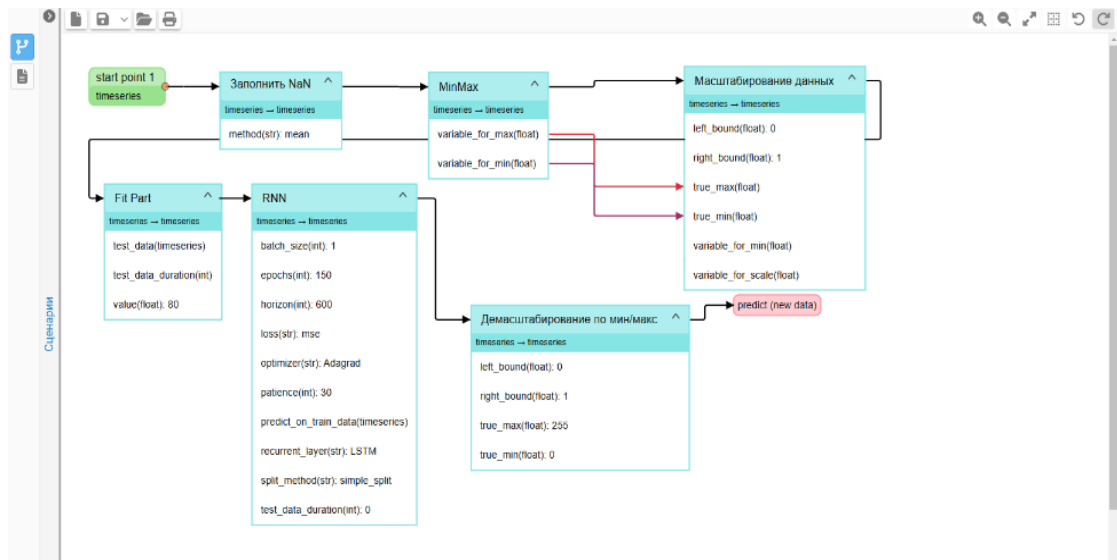


Рисунок 15 — Реализованный вычислительный конвейер LSTM

Перед обращением к модели Math Lib преобразует подготовленные данные во внутреннее табличное представление. Каждая строка содержит метку времени, целевое значение и сформированные признаки. Для исходного варианта признаками служат значения наблюдаемого ряда и рассчитанные по предшествующему окну характеристики. Для реконструированного варианта используются координаты вектора состояния. Имена признаков и порядок столбцов фиксируются в конфигурации версии модели. При рабочем прогнозе выполняется проверка состава входа, что предотвращает применение модели к данным с отсутствующим или переставленным каналом.

Для ARIMA реализована многомерная модификация, позволяющая использовать несколько координат реконструированного пространства. Компоненты вектора состояния рассматриваются как совместно изменяющиеся временные последовательности, а прогноз целевой координаты строится с учётом их предшествующей динамики. До обучения задаются диапазоны порядков авторегрессии и разностей; конкретная конфигурация выбирается по результатам последовательной валидации. Если преобразование к стационарному виду предусмотрено выбранной

конфигурацией, его параметры сохраняются вместе с моделью и повторно применяются в рабочем режиме.

Многошаговый прогноз ARIMA формируется для требуемого количества отсчётов, соответствующего горизонтам 30, 60 и 100 минут. При шаге дискретизации 2 минуты это 15, 30 и 50 прогнозных шагов. Выход модели приводится к общей структуре результата, после чего выполняется обратное масштабирование и выбираются значения для контролируемых горизонтов. Для линейной модели особенно важна проверка непрерывности временной шкалы: пропуск отсчёта изменяет смысл лагов, поэтому разрыв сначала обрабатывается на этапе подготовки данных и только затем последовательность передаётся модели.

Для LSTM выборка преобразуется в трёхмерный тензор вида «объект — временной шаг — признак». Один объект соответствует входному окну, заканчивающемуся в момент t ; по его данным сеть прогнозирует значение целевого параметра на выбранном горизонте. При реконструированном представлении размерность признакового измерения определяется числом координат вектора состояния m и дополнительными признаками, если они включены в конфигурацию. Формирование тензора выполняется скользящим окном без перемешивания временного порядка внутри последовательности.

Обучение LSTM запускается для каждой конфигурации гиперпараметров отдельно. В конфигурации фиксируются длина входного окна, число рекуррентных слоёв, размер скрытого состояния, коэффициент обучения, размер пакета и число эпох. Качество после каждой эпохи контролируется на валидационном временном сегменте; сохраняются параметры состояния с лучшим значением целевой метрики. Это не позволяет последним эпохам обучения автоматически заменить более качественную промежуточную версию. После завершения обучения лучшая конфигурация один раз оценивается на тестовом сегменте.

При формировании прогноза LSTM входное окно строится тем же кодом, что и при подготовке обучающих примеров. Далее тензор передаётся в сеть без обновления весов, полученный нормализованный выход преобразуется в исходную размерность технологического параметра и связывается с прогнозируемой меткой времени. Для пакетной оценки операция выполняется сразу для набора окон; в рабочем режиме обрабатывается последнее полное окно. Разделение режимов не меняет математический смысл входа и результата.

TimesFM используется через отдельный адаптер, который приводит контекст временного ряда к формату модели и преобразует её выход в общую структуру прогнозирующего модуля. Адаптер получает длину доступного контекста и число прогнозных шагов. Для реконструированного варианта координаты состояния формируются до вызова модели, поэтому процедура восстановления пространства не скрыта внутри TimesFM и может быть воспроизведена независимо. Версия используемой модели и параметры её запуска фиксируются в конфигурации эксперимента.

Особенность TimesFM состоит в использовании предварительно обученной модели временных рядов. Поэтому для неё отдельно фиксируется режим применения: прогноз с исходными весами либо настройка в рамках доступного программного интерфейса. Независимо от режима модель не получает тестовый сегмент на этапе выбора конфигурации. Сравнение с ARIMA и LSTM проводится на одинаковых временных границах, горизонтах и после одинаковой предварительной обработки, что обеспечивает сопоставимость значений СКО.

Optuna взаимодействует с реализациями моделей через функцию вычисления качества одной конфигурации. Она создаёт модель с предложенными параметрами, последовательно обучает и оценивает её на временных окнах, а затем возвращает агрегированное значение СКО. Для

неработоспособных сочетаний, например при недостаточной длине окна или невозможности обучения на конкретном сегменте, запуск завершается с диагностическим статусом и не выбирается как лучший. Параметры всех завершённых запусков остаются связанными с экспериментом, а не только с итоговой моделью.

После обучения выполняется унифицированная проверка результата. Контролируются длина прогнозной последовательности, наличие всех требуемых меток времени, отсутствие неопределённых числовых значений и возможность обратного преобразования в исходные единицы. Затем рассчитывается СКО отдельно для заданных горизонтов и для используемых временных окон. Только результат, прошедший эти проверки, сохраняется как завершённый и может быть выбран для рабочего применения.

Артефакт модели хранится совместно с описанием её программного окружения и схемой входных данных. Для LSTM это параметры архитектуры и веса сети, для ARIMA — оценённые коэффициенты и порядок модели, для TimesFM — идентификатор версии и параметры адаптера. Отдельно сохраняются параметры предобработки и реконструкции. При загрузке Manager проверяет соответствие типа артефакта выбранному адаптеру и версии конфигурации, после чего Math Lib выполняет пробное формирование входа. Такая проверка уменьшает риск применения корректного файла модели с несовместимой схемой данных.

3.4.5. Выходные данные и интеграция с контуром мониторинга

Результат работы модуля представляет собой структурированную запись прогноза. Она содержит идентификатор технологического параметра, время выполнения расчёта, прогнозируемую метку времени, горизонт в минутах и отсчётах, прогнозное значение в исходных единицах измерения, идентификатор и версию модели. Для экспериментального режима дополнительно сохраняются фактическое значение, если оно уже доступно, и

рассчитанное отклонение. Такой состав позволяет использовать один результат как для построения графика, так и для последующего расчёта качества.

Через внутреннюю шину PhoenixDS результат передаётся в панели мониторинга и сервисы оповещения. Оператор видит прогноз вместе с текущим значением параметра и может заранее оценить развитие отклонения. Пример пользовательского интерфейса платформы приведён на рисунке 16.

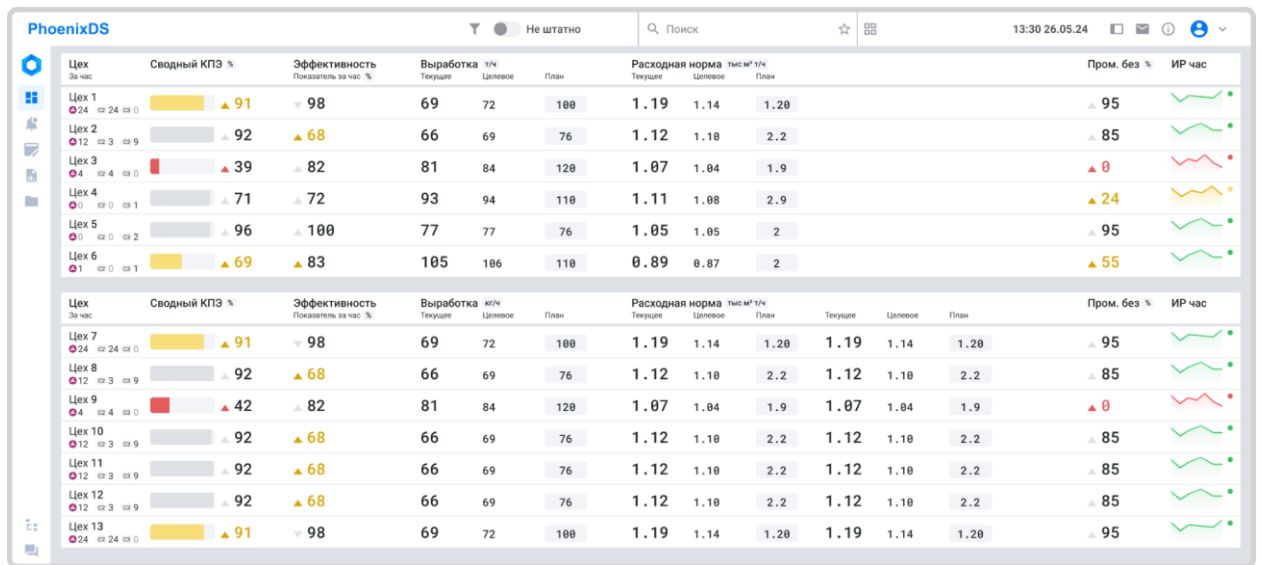


Рисунок 16 — Прогнозирование эффективности и промышленной безопасности цехов

Прогнозная последовательность сохраняется в ClickHouse вместе с временными метками и служебными идентификаторами. В PostgreSQL фиксируются связь результата с задачей, моделью и конфигурацией, итоговый статус и значения агрегированных метрик. Объёмные последовательности измерений и прогнозов при этом не копируются в транзакционные таблицы. При запросе из интерфейса Manager объединяет сведения о задаче из PostgreSQL с временными данными из ClickHouse и возвращает согласованный набор для отображения.

В рабочем режиме результат передаётся во внутреннюю шину PhoenixDS как сообщение установленной структуры. В сообщении

указываются источник, измерительный канал, момент расчёта, прогнозируемый момент, значение, единица измерения, горизонт и версия модели. Идентификатор расчёта позволяет связать сообщение с журналом задачи и не интерпретировать повторную доставку как новый независимый прогноз. Если задача завершилась ошибкой или вход был признан неполным, числовой прогноз не публикуется; вместо него в служебном контуре сохраняется статус недоступности.

Индикатор предупреждения рассчитывается после обратного преобразования результата в физические единицы. Прогноз сравнивается с границами, заданными технологическим регламентом для конкретного параметра. В конфигурации задаются направление контроля, порог и горизонт, на котором требуется предупреждение. Например, для параметра с верхней допустимой границей индикатор активируется, если прогноз на одном из контролируемых горизонтов достигает этой границы. Сам прогноз при этом сохраняется независимо от состояния индикатора, поэтому оператор может оценить траекторию изменения, а не только факт срабатывания.

Для предотвращения ложной интерпретации каждому предупреждению передаются сведения о состоянии входных данных. Контур мониторинга получает только результаты, сформированные на полном входном окне и прошедшие техническую проверку. Информация о недостатке данных, разрыве потока или ошибке модели отображается как отдельное состояние сервиса, а не как нормальное прогнозное значение.

На панели PhoenixDS прогноз отображается совместно с фактическим рядом. Для каждой точки различаются время наблюдения и время прогноза; дополнительно выводятся горизонт и используемая версия модели. В рабочем режиме основной акцент делается на ближайшей прогнозной траектории и предупреждениях, а служебные параметры доступны для анализа специалистом.

После наступления прогнозируемого момента фактическое измерение связывается с ранее сохранённым прогнозом. На этой основе рассчитывается текущая ошибка модели на скользящем контрольном интервале. Значения ошибки записываются как отдельный временной ряд и используются для анализа стабильности качества. Единичное отклонение не приводит к автоматической смене модели; основанием для переобучения служит устойчивое превышение допустимого уровня на последовательности наблюдений либо регламентный запуск по расписанию.

При регистрации новой версии сначала выполняется сравнение с действующей моделью на одинаковом контрольном временном диапазоне. В журнале сохраняются метрики обеих версий и решение о выборе рабочей модели. После переключения новые прогнозы получают идентификатор новой версии, а ранее рассчитанные значения сохраняют связь с прежней. Благодаря этому изменение качества можно анализировать с учётом фактически использовавшейся в каждый момент модели. При необходимости Manager возвращает признак активности предыдущей версии, не изменяя уже накопленную историю.

Интеграционный слой отделяет расчёт прогноза от конкретного способа его использования. Одно и то же сообщение может быть получено панелью мониторинга, сервисом уведомлений или последующей аналитической процедурой. Добавление нового получателя не требует изменения реализации ARIMA, LSTM или TimesFM: модели формируют унифицированный результат, а маршрутизация выполняется средствами платформы. Аналогично замена модели не изменяет формат данных, который получает операторский интерфейс.

Для сопровождения модуля ведётся журнал ключевых операций: создание задачи, начало и окончание этапов, выбранная версия модели, число обработанных наблюдений, время расчёта и причина ошибки. Эти сведения

используются для диагностики задержек и воспроизведения проблемного запуска. Журнал не заменяет сохранённые экспериментальные данные, но позволяет быстро определить, относится ли отклонение к источнику измерений, подготовке входа, работе модели или передаче результата.

Отдельно контролируется время выполнения прогноза. Для каждой задачи фиксируются момент поступления последнего входного отсчёта, начало вычисления, завершение работы модели и момент публикации результата. По этим меткам определяется полная задержка от получения измерения до появления прогноза в пользовательском контуре. Контроль выполняется раздельно для загрузки данных, предварительной обработки, формирования реконструированного представления, инференса и передачи сообщения. Такое разделение позволяет установить, связано ли увеличение задержки с источником данных, вычислением модели или интеграционным слоем. Если результат сформирован позже допустимого для выбранного горизонта времени, он сохраняется для диагностики, но не используется как актуальное предупреждение. Например, прогноз на 30 минут должен поступить оператору существенно раньше прогнозируемого момента; иначе его практическая ценность для предупредительного управления снижается. Допустимая задержка задаётся в конфигурации эксплуатационного сценария и не влияет на результаты офлайн-эксперимента.

Согласованность публикации обеспечивается разделением вычисления и передачи результата. Сначала прогноз и его метаданные сохраняются в хранилище, после чего задача получает статус готовности к публикации. Затем интеграционный слой формирует сообщение и фиксирует успешную передачу. Если получатель временно недоступен, сохранённый результат не пересчитывается другой версией модели: повторно передаётся то же значение с тем же идентификатором расчёта. Это позволяет избежать ситуации, когда в журнале эксперимента и на панели мониторинга оказываются разные прогнозы для одной временной метки. После подтверждённой публикации в

записи задачи сохраняется соответствующий статус, а время передачи может использоваться при анализе эксплуатационной задержки.

Таким образом, интеграция охватывает не только публикацию одного прогнозного числа. В промышленный контур передаются прогноз, сведения о горизонте и версии модели, состояние качества входных данных и вычисленный индикатор предупреждения. Сохранение прогноза до получения фактического значения обеспечивает последующую оценку ошибки, а версионность и отдельные статусы позволяют безопасно переобучать и заменять модели без потери истории расчётов.

3.5. Выводы по третьей главе

Методика проверена на годовых архивах двух промышленных объектов с шагом дискретизации 2 минуты и объёмом около 260 тыс. отсчётов на объект. Использовались шесть вариантов обучающего окна продолжительностью от 2 недель до 12 месяцев. Для каждого варианта выполнены серии из 50 повторных обучений на разных хронологических временных окнах и при разных гиперпараметрах. Хронологическое разбиение 70 % / 15 % / 15 % и walk-forward validation исключали использование будущих данных при настройке.

Для температуры печи реконструкция снизила СКО LSTM с 17,1 до 2,0 °C и увеличила предельный горизонт с 30 до 100 минут. Для TimesFM СКО снизилось с 16,1 до 1,7 °C при сохранении горизонта 100 минут. Для ARIMA изменение оказалось незначительным: с 35,4 до 34,8 °C, горизонт остался равным 30 минутам.

Для расхода стирола-ректификата СКО LSTM снизилось с 0,50 до 0,14 т/ч, а TimesFM — с 0,25 до 0,11 т/ч; для обеих моделей предельный горизонт увеличился до 100 минут. Для ARIMA СКО уменьшилось с 0,30 до 0,23 т/ч, но горизонт сохранился на уровне 30 минут.

Полученные результаты показывают, что влияние реконструированного представления зависит от класса прогнозирующей модели. Для LSTM и TimesFM снижение СКО на двух объектах составило 56,0–89,4 %, а допустимый горизонт в трёх из четырёх сочетаний модели и объекта увеличился с 30 до 100 минут. Для ARIMA снижение СКО составило 1,7–23,3 % без увеличения горизонта. Следовательно, реконструкция фазового пространства наиболее эффективна в сочетании с моделями, способными использовать нелинейную структуру восстановленного пространства состояний.

Разработанная методика реализована в прогнозирующем модуле PhoenixDS. Модуль обеспечивает настройку и версионирование экспериментов, обработку архивных и потоковых данных, реконструкцию фазового пространства, обучение и применение моделей, расчёт метрик, переобучение и передачу результатов в панели мониторинга и сервисы предупреждений.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе решена актуальная научно-техническая задача, заключающаяся в разработке методики построения прогнозирующего модуля информационно-измерительной системы промышленного объекта на основе реконструкции фазового пространства измерительных сигналов. Актуальность поставленной задачи определяется тем, что традиционные информационно-измерительные системы, применяемые на промышленных и особенно опасных производственных объектах, в большинстве случаев ориентированы на сбор, хранение, визуализацию и ретроспективный анализ данных, но не обеспечивают достаточного уровня прогнозной оценки состояния технологического процесса. В условиях нелинейной динамики, режимной неоднородности и скрытой многомерной структуры технологических процессов это ограничивает возможности раннего

предупреждения неблагоприятных режимов и снижает эффективность аналитических функций ИИС.

В ходе исследования показано, что измерительная информация, поступающая от технологических объектов, представлена временными рядами параметров, которые, несмотря на непосредственную измеримость, не являются прямым описанием состояния процесса. Наблюдаемый сигнал отражает лишь проекцию скрытой динамической системы и формируется под воздействием внутренних и внешних факторов, включая инерционность, запаздывания, межканальные взаимосвязи и переходные режимы. Установлено, что традиционное прогнозирование, основанное на лаговых, оконных и статистических признаках, позволяет учитывать только наблюдаемую последовательность значений, но не восстанавливает внутреннюю геометрию состояния объекта. Это обстоятельство ограничивает точность и горизонт прогноза, особенно при использовании сложных технологических сигналов.

На основе выполненного анализа обоснована целесообразность перехода от традиционного признакового представления временного ряда к реконструированному фазовому представлению измерительного сигнала. Показано, что реконструкция фазового пространства позволяет перейти от описания наблюдаемой последовательности измерений к приближённому описанию состояния динамической системы, а следовательно, формирует более содержательное входное представление для модели краткосрочного прогноза. В работе реконструкция рассматривается не как абстрактный инструмент нелинейной динамики, а как элемент алгоритмического и программного обеспечения прогнозирующего модуля информационно-измерительной системы.

Основным методическим результатом работы является разработка методики построения прогнозирующего модуля ИИС, в которой входные

данные модели формируются путём реконструкции пространства состояний по одномерному измерительному сигналу вместо заданного набора лаговых и статистических признаков. В рамках этой методики:

- введена математическая форма реконструированного пространства состояний на основе вектора задержек;
- разработана процедура предварительной обработки промышленных временных рядов, включающая очистку данных, обработку пропусков, подавление артефактов, нормализацию и сегментацию;
- предложен способ выбора временной задержки на основе первого локального минимума взаимной информации;
- разработан способ выбора размерности вложения на основе метода ложных ближайших соседей;
- введён этап контроля согласованности реконструкции по корреляционной размерности;
- предложен подход к оценке динамической структуры восстановленного пространства на основе максимального показателя Ляпунова;
- сформулирован критерий применимости реконструкции к реальным промышленным временным рядам.

Важным результатом работы является то, что реконструкция фазового пространства в диссертации рассматривается как проверяемая процедура. Показано, что применение данного подхода не должно носить безусловный характер и требует предварительной оценки пригодности измерительного сигнала к восстановлению устойчивой динамической структуры. Это позволило перейти от формального использования аппарата нелинейной динамики к методически обоснованному способу формирования прогностического представления состояния технологического объекта.

Разработанная методика объединяет приём и предварительную обработку измерительных данных, автоматизированный выбор τ и m , формирование реконструированной матрицы состояний, проверку по корреляционной размерности D_2 и максимальному показателю Ляпунова $\lambda_{\max}$, обучение и выбор прогнозной модели по СКО при обеспечении требуемого горизонта, а также передачу результата в сервисы ИИС. Такая структура допускает использование разных классов прогнозных моделей без изменения логики подготовки входных данных.

Экспериментальная проверка методики выполнена на двух реальных промышленных объектах по архивам АСУ ТП длительностью 12 месяцев с шагом дискретизации 2 минуты и объёмом около 260 тыс. отсчётов на объект. Использовались шесть вариантов обучающего окна — 2 недели, 1, 3, 6, 9 и 12 месяцев — и серии из 50 повторных экспериментов. Первый объект связан с прогнозированием температуры печи нагрева синтезного газа на установке получения и компримирования смеси $\text{CO} + \text{H}_2$; для него получены параметры $\tau = 4$, $D_2 = 2,4$, $m = 6$, $\lambda_{\max} = 0,0018$. Второй объект связан с прогнозированием расхода ректификата стирола на ректификационной установке производства стирола; для него получены $\tau = 4$, $D_2 = 2,8$, $m = 7$, $\lambda_{\max} = 0,006$. Верификация выполнена по хронологической схеме с разбиением 70 % / 15 % / 15 % и применением walk-forward validation. Сравнение выполнено для ARIMA, LSTM и TimesFM при двух вариантах входного представления: стандартные признаки и реконструированная матрица состояний.

Результаты экспериментальной проверки показали, что эффект реконструкции зависит от класса прогнозирующей модели. Для ARIMA снижение СКО составило 1,7 % на первом объекте и 23,3 % на втором объекте, однако допустимый горизонт в обоих случаях сохранился на уровне 30 минут. Это подтверждает, что линейная статистическая модель ограниченно использует информацию, содержащуюся в реконструированной матрице состояний.

Для LSTM и TimesFM реконструкция обеспечила снижение СКО на 56,0–89,4 %. На первом объекте СКО LSTM снижено с 17,1 до 2,0 °C — на 88,3 % или примерно в 8,6 раза, а горизонт увеличен с 30 до 100 минут; для TimesFM СКО снижено с 16,1 до 1,7 °C — на 89,4 % или примерно в 9,5 раза, при сохранении исходного горизонта 100 минут. На втором объекте СКО LSTM снижено с 0,50 до 0,14 т/ч, TimesFM — с 0,25 до 0,11 т/ч; для обеих моделей горизонт увеличен с 30 до 100 минут.

Установлено, что влияние реконструированного представления зависит от класса прогнозирующей модели: оно наиболее эффективно для моделей, способных учитывать нелинейную динамику процесса, и не является универсальным способом улучшения любой модели.

Практическая значимость работы подтверждена программной реализацией разработанной методики и её интеграцией в платформу промышленного мониторинга PhoenixDS и внедрена в учебный процесс МАИ. Реализованный прогнозирующий модуль обеспечивает загрузку и предварительную обработку измерительных временных рядов, формирование реконструированного пространства состояний, запуск прогнозных моделей, оценку ошибки и горизонта прогноза, а также передачу результатов в контур мониторинга и сигнализации. Результаты работы внедрены в программную платформу PhoenixDS и используются на предприятиях СГОК и ЕвроХим, что подтверждено актами внедрения.

Таким образом, в диссертационной работе:

- Показано, что замена стандартных лаговых и статистических признаков реконструированной матрицей состояний при неизменной прогнозной модели повышает точность: снижение СКО составило 56,0–89,4 % для LSTM и TimesFM и 1,7–23,3 % для ARIMA; для LSTM и TimesFM в трёх из четырёх рассмотренных сочетаний модели и объекта допустимый горизонт увеличился с 30 до 100 минут.

- Разработан и апробирован алгоритм автоматизированного выбора τ по взаимной информации и m методом ложных ближайших соседей с последующей проверкой по D_2 и $\lambda_{\max}$. Проверка выполнена на двух годовых промышленных рядах с шагом 2 минуты и объёмом около 260 тыс. отсчётов каждый.
- Установлено, что применение реконструированного фазового представления обеспечивает более существенное повышение точности и допустимого горизонта краткосрочного прогнозирования при использовании моделей, способных учитывать нелинейную динамику промышленного процесса, чем при использовании линейной статистической модели ARIMA. Для LSTM и TimesFM снижение СКО прогноза температуры печи нагрева синтезного газа и расхода ректификата стирола составило от 56,0 до 89,4 %, а допустимый горизонт в трёх из четырёх сочетаний модели и объекта увеличился с 30 до 100 минут, для ARIMA снижение СКО составило от 1,7 до 23,3 % без увеличения горизонта.
- Полученные результаты подтверждают достижение цели исследования: более раннее выявление развития отклонений технологического режима для повышения промышленной безопасности.

Полученные результаты представляют вклад в развитие математического, алгоритмического и программного обеспечения информационно-измерительных систем и подтверждают возможность построения интеллектуальных функций краткосрочного прогнозирования состояния технологических объектов на основе реконструкции фазового пространства измерительных сигналов.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

АСУ ТП	—	автоматизированная система управления технологическим процессом
ИИС	—	информационно-измерительная система
ML	—	машинное обучение
DL	—	глубокое обучение
ARIMA	—	авторегрессионная интегрированная модель скользящего среднего
LSTM	—	нейронная сеть с долговременной и кратковременной памятью
TimesFM	—	foundation-модель для прогнозирования временных рядов
FNN	—	метод ложных ближайших соседей
MAE	—	средняя абсолютная ошибка
RMSE	—	корень из среднеквадратичной ошибки
MAPE	—	средняя абсолютная процентная ошибка
ПО	—	программное обеспечение

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Hyndman R. J., Athanasopoulos G. Forecasting: Principles and Practice. 3rd ed. Melbourne: OTexts, 2021. 442 p.
2. Fatima S. S. W., Rahimi A. A Review of Time-Series Forecasting Algorithms for Industrial Manufacturing Systems // *Machines*. 2024. Vol. 12, No. 6. Art. 380.
3. Hochreiter S., Schmidhuber J. Long Short-Term Memory // *Neural Computation*. 1997. Vol. 9, No. 8. P. 1735–1780.
4. Vaswani A., Shazeer N., Parmar N., Uszkoreit J., Jones L., Gomez A. N., Kaiser Ł., Polosukhin I. Attention Is All You Need // *Advances in Neural Information Processing Systems*. 2017. Vol. 30.
5. Das A., Kong W., Sen R., Zhou Y. A decoder-only foundation model for time-series forecasting // *Proceedings of the 41st International Conference on Machine Learning*. PMLR, 2024. Vol. 235. P. 10148–10167.
6. Takens F. Detecting strange attractors in turbulence // *Dynamical Systems and Turbulence*, Warwick 1980. *Lecture Notes in Mathematics*. Berlin: Springer, 1981. Vol. 898. P. 366–381.
7. Fraser A. M., Swinney H. L. Independent coordinates for strange attractors from mutual information // *Physical Review A*. 1986. Vol. 33, No. 2. P. 1134–1140.
8. Kennel M. B., Brown R., Abarbanel H. D. I. Determining embedding dimension for phase-space reconstruction using a geometrical construction // *Physical Review A*. 1992. Vol. 45, No. 6. P. 3403–3411.
9. Grassberger P., Procaccia I. Measuring the strangeness of strange attractors // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1983. Vol. 9, No. 1–2. P. 189–208.
10. Box G. E. P., Jenkins G. M., Reinsel G. C., Ljung G. M. *Time Series Analysis: Forecasting and Control*. 5th ed. Hoboken: John Wiley & Sons, 2015. 712 p.
11. Hamilton J. D. *Time Series Analysis*. Princeton: Princeton University Press, 1994. 799 p.
12. Google Research. A decoder-only foundation model for time-series forecasting. 2024.

- 13.Oliveira M., Bifet A. Time Series Forecasting in the Presence of Concept Drift: A PSO-based Approach // Proceedings of the 29th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence (ICTAI). 2017. P. 1038–1045.
- 14.Gao Z., Jin N., Donner R. V. et al. Phase Space Reconstruction by Time-Delay Embedding in Time-Series Analysis // Applied Sciences. 2020. Vol. 10, No. 4. Art. 1430.
- 15.Brockwell P. J., Davis R. A. Introduction to Time Series and Forecasting. 3rd ed. New York: Springer, 2016. 424 p.
- 16.Shumway R. H., Stoffer D. S. Time Series Analysis and Its Applications. 4th ed. Cham: Springer, 2017. 562 p.
- 17.Chatfield C. The Analysis of Time Series: An Introduction. 6th ed. Boca Raton: Chapman and Hall/CRC, 2003. 352 p.
- 18.Tashman L. J. Out-of-sample tests of forecasting accuracy: an analysis and review // International Journal of Forecasting. 2000. Vol. 16, No. 4. P. 437–450.
- 19.Bergmeir C., Hyndman R. J., Koo B. A note on the validity of cross-validation for evaluating autoregressive time series prediction // Computational Statistics & Data Analysis. 2018. Vol. 120. P. 70–83.
- 20.Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. The M4 Competition: Results, findings, conclusion and way forward // International Journal of Forecasting. 2018. Vol. 34, No. 4. P. 802–808.
- 21.Makridakis S., Spiliotis E., Assimakopoulos V. The M5 accuracy competition: Results, findings, and conclusions // International Journal of Forecasting. 2022. Vol. 38, No. 4. P. 1346–1364.
- 22.Montero-Manso P., Hyndman R. J. Principles and algorithms for forecasting groups of time series: Locality and globality // International Journal of Forecasting. 2021. Vol. 37, No. 4. P. 1632–1653.
- 23.Fildes R., Ma S., Kolassa S. Retail forecasting: Research and practice // International Journal of Forecasting. 2019. Vol. 35, No. 1. P. 1–9.

24. Petropoulos F., Makridakis S., Nikolopoulos K., Assimakopoulos V. Forecasting: theory and practice // Foresight. 2014. No. 33. P. 4–10.
25. Goodfellow I., Bengio Y., Courville A. Deep Learning. Cambridge: MIT Press, 2016. 800 p.
26. Lim B., Arik S. Ö., Loeff N., Pfister T. Temporal Fusion Transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting // International Journal of Forecasting. 2021. Vol. 37, No. 4. P. 1748–1764.
27. Oreshkin B. N., Carпов D., Chapados N., Bengio Y. N-BEATS: Neural basis expansion analysis for interpretable time series forecasting // International Conference on Learning Representations. 2020.
28. Salinas D., Flunkert V., Gasthaus J., Januschowski T. DeepAR: Probabilistic forecasting with autoregressive recurrent networks // International Journal of Forecasting. 2020. Vol. 36, No. 3. P. 1181–1191.
29. Zhou H., Zhang S., Peng J., Zhang S., Li J., Xiong H., Zhang W. Informer: Beyond efficient transformer for long sequence time-series forecasting // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2021. Vol. 35, No. 12. P. 11106–11115.
30. Wu H., Xu J., Wang J., Long M. Autoformer: Decomposition transformers with auto-correlation for long-term series forecasting // Advances in Neural Information Processing Systems. 2021. Vol. 34. P. 22419–22430.
31. Nie Y., Nguyen N. H., Sinthong P., Kalagnanam J. A Time Series is Worth 64 Words: Long-term forecasting with transformers // International Conference on Learning Representations. 2023.
32. Zeng A., Chen M., Zhang L., Xu Q. Are Transformers Effective for Time Series Forecasting? // Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence. 2023. Vol. 37, No. 9. P. 11121–11128.
33. Nie Y. et al. PatchTST: A Time Series is Worth 64 Words // International Conference on Learning Representations. 2023.

34. Rasul K., Seward C., Schuster I., Vollgraf R. Multivariate probabilistic time series forecasting via conditioned normalizing flows // International Conference on Learning Representations. 2021.
35. Benidis K., Rangapuram S. S., Flunkert V. et al. Neural forecasting: Introduction and literature overview // arXiv preprint arXiv:2004.10240. 2020.
36. Hewamalage H., Bergmeir C., Bandara K. Recurrent neural networks for time series forecasting: current status and future directions // International Journal of Forecasting. 2021. Vol. 37, No. 1. P. 388–427.
37. Fawaz H. I., Forestier G., Weber J., Idoumghar L., Muller P.-A. Deep learning for time series classification: a review // Data Mining and Knowledge Discovery. 2019. Vol. 33. P. 917–963.
38. Wen Q., Zhou T., Zhang C. et al. Transformers in Time Series: A Survey // arXiv preprint arXiv:2202.07125. 2023.
39. Bandara K., Bergmeir C., Smyl S. Forecasting across time series databases using recurrent neural networks on groups of similar series // Expert Systems with Applications. 2020. Vol. 140. Art. 112896.
40. Rangapuram S. S., Seeger M. W., Gasthaus J. et al. Deep state space models for time series forecasting // Advances in Neural Information Processing Systems. 2018. Vol. 31.
41. Abarbanel H. D. I. Analysis of Observed Chaotic Data. New York: Springer, 1996. 272 p.
42. Kantz H., Schreiber T. Nonlinear Time Series Analysis. 2nd ed. Cambridge: Cambridge University Press, 2004. 388 p.
43. Packard N. H., Crutchfield J. P., Farmer J. D., Shaw R. S. Geometry from a time series // Physical Review Letters. 1980. Vol. 45, No. 9. P. 712–716.
44. Sauer T., Yorke J. A., Casdagli M. Embedology // Journal of Statistical Physics. 1991. Vol. 65, No. 3–4. P. 579–616.
45. Casdagli M. Nonlinear prediction of chaotic time series // Physica D: Nonlinear Phenomena. 1989. Vol. 35, No. 3. P. 335–356.

46. Sugihara G., May R. M. Nonlinear forecasting as a way of distinguishing chaos from measurement error in time series // *Nature*. 1990. Vol. 344. P. 734–741.
47. Theiler J. Spurious dimension from correlation algorithms applied to limited time-series data // *Physical Review A*. 1988. Vol. 38, No. 12. P. 6280–6284.
48. Theiler J. Statistical precision of dimension estimators // *Physical Review A*. 1990. Vol. 41, No. 6. P. 3038–3051.
49. Wolf A., Swift J. B., Swinney H. L., Vastano J. A. Determining Lyapunov exponents from a time series // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1985. Vol. 16, No. 3. P. 285–317.
50. Rosenstein M. T., Collins J. J., De Luca C. J. A practical method for calculating largest Lyapunov exponents from small data sets // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1993. Vol. 65, No. 1–2. P. 117–134.
51. Kantz H. A robust method to estimate the maximal Lyapunov exponent of a time series // *Physics Letters A*. 1994. Vol. 185, No. 1. P. 77–87.
52. Безручко Б. П., Смирнов Д. А. Математическое моделирование и хаотические временные ряды. Саратов: ГосУНЦ «Колледж», 2005. 320 с.
53. Анищенко В. С. Сложные колебания в простых системах. Механизмы возникновения, структура и свойства динамического хаоса в радиофизических системах. М.: Наука, 1990. 312 с.
54. Анищенко В. С., Вадивасова Т. Е., Астахов В. В. Нелинейная динамика хаотических и стохастических систем. Фундаментальные основы и избранные проблемы. Саратов: Изд-во Саратовского ун-та, 1999. 368 с.
55. Анищенко В. С., Вадивасова Т. Е. Лекции по нелинейной динамике. Саратов, 2011. 304 с.
56. Анищенко В. С. Аттракторы динамических систем // *Известия вузов. Прикладная нелинейная динамика*. 1997. Т. 5, № 1. С. 109–127.
57. Deyle E. R., Sugihara G. Generalized theorems for nonlinear state space reconstruction // *PLoS One*. 2011. Vol. 6, No. 3. Art. e18295.

58. Garland J., James R. G., Bradley E. Leveraging information storage to select forecast-optimal parameters for delay-coordinate reconstructions // *Physical Review E*. 2016. Vol. 93. Art. 022221.
59. Kugiumtzis D. State space reconstruction parameters in the analysis of chaotic time series—the role of the time window length // *Physica D: Nonlinear Phenomena*. 1996. Vol. 95, No. 1. P. 13–28.
60. Bradley E., Kantz H. Nonlinear time-series analysis revisited // *Chaos*. 2015. Vol. 25, No. 9. Art. 097610.
61. Little R. J. A., Rubin D. B. *Statistical Analysis with Missing Data*. 2nd ed. Hoboken: Wiley, 2002. 381 p.
62. van Buuren S. *Flexible Imputation of Missing Data*. 2nd ed. Boca Raton: CRC Press, 2018. 444 p.
63. Hodge V. J., Austin J. A survey of outlier detection methodologies // *Artificial Intelligence Review*. 2004. Vol. 22. P. 85–126.
64. Chandola V., Banerjee A., Kumar V. Anomaly detection: A survey // *ACM Computing Surveys*. 2009. Vol. 41, No. 3. Art. 15.
65. Hampel F. R. The influence curve and its role in robust estimation // *Journal of the American Statistical Association*. 1974. Vol. 69, No. 346. P. 383–393.
66. Rousseeuw P. J., Croux C. Alternatives to the median absolute deviation // *Journal of the American Statistical Association*. 1993. Vol. 88, No. 424. P. 1273–1283.
67. Donoho D. L., Johnstone I. M. Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage // *Biometrika*. 1994. Vol. 81, No. 3. P. 425–455.
68. Percival D. B., Walden A. T. *Wavelet Methods for Time Series Analysis*. Cambridge: Cambridge University Press, 2000. 594 p.
69. Savitzky A., Golay M. J. E. Smoothing and differentiation of data by simplified least squares procedures // *Analytical Chemistry*. 1964. Vol. 36, No. 8. P. 1627–1639.

70. Tukey J. W. *Exploratory Data Analysis*. Reading, MA: Addison-Wesley, 1977. 688 p.
71. Gama J., Žliobaitė I., Bifet A., Pechenizkiy M., Bouchachia A. A survey on concept drift adaptation // *ACM Computing Surveys*. 2014. Vol. 46, No. 4. Art. 44.
72. Webb G. I., Hyde R., Cao H., Nguyen H. L., Petitjean F. Characterizing concept drift // *Data Mining and Knowledge Discovery*. 2016. Vol. 30. P. 964–994.
73. Lu J., Liu A., Dong F., Gu F., Gama J., Zhang G. Learning under concept drift: A review // *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. 2019. Vol. 31, No. 12. P. 2346–2363.
74. Aminikhanghahi S., Cook D. J. A survey of methods for time series change point detection // *Knowledge and Information Systems*. 2017. Vol. 51. P. 339–367.
75. Truong C., Oudre L., Vayatis N. Selective review of offline change point detection methods // *Signal Processing*. 2020. Vol. 167. Art. 107299.
76. Si X.-S., Wang W., Hu C.-H., Zhou D.-H. Remaining useful life estimation – A review on the statistical data driven approaches // *European Journal of Operational Research*. 2011. Vol. 213, No. 1. P. 1–14.
77. Jardine A. K. S., Lin D., Banjevic D. A review on machinery diagnostics and prognostics implementing condition-based maintenance // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2006. Vol. 20, No. 7. P. 1483–1510.
78. Lei Y., Yang B., Jiang X., Jia F., Li N., Nandi A. K. Applications of machine learning to machine fault diagnosis: A review and roadmap // *Mechanical Systems and Signal Processing*. 2020. Vol. 138. Art. 106587.
79. Carvalho T. P., Soares F. A. A. M. N., Vita R., Francisco R. P., Basto J. P., Alcalá S. G. A systematic literature review of machine learning methods applied to predictive maintenance // *Computers & Industrial Engineering*. 2019. Vol. 137. Art. 106024.
80. Januschowski T., Gasthaus J., Wang Y. et al. Criteria for evaluating probabilistic forecasts // *International Journal of Forecasting*. 2020.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Дополнительные интерфейсы модуля

В приложении приведены дополнительные материалы, иллюстрирующие программную реализацию разработанной методики в составе промышленной платформы мониторинга PhoenixDS. Представленные интерфейсы демонстрируют средства визуализации результатов вычислительного эксперимента, контроля состояния моделей и сопровождения процесса эксплуатации прогнозирующего модуля.

Материалы приложения не являются самостоятельной частью методики, однако подтверждают возможность её практической реализации в виде программного компонента, встроенного в контур промышленной информационно-измерительной системы. В частности, приведены примеры отображения метрик качества прогнозирования, мониторинга статуса вычислительных конвейеров, отслеживания версий экспериментов и представления служебной информации о моделях.

Модуль UI основан на Plotly Dash — фреймворке для создания интерактивных веб-приложений на Python. Модуль предоставляет интерактивные графики для анализа временных рядов с возможностью масштабирования, фильтрации, построения гистограмм и распределений анализируемых данных и др.

Через вкладку управления экспериментами можно отслеживать метрики (рис. 14), статусы экспериментов («Запущен», «Завершен», «Ошибка» и описание ошибки) (рис. 15), а также версии (рис. 16) и метаданные модели (рис. 17). Данные интерфейсы позволяют эффективно управлять

процессом машинного обучения и оперативно реагировать на изменения в данных и состоянии моделей машинного обучения.

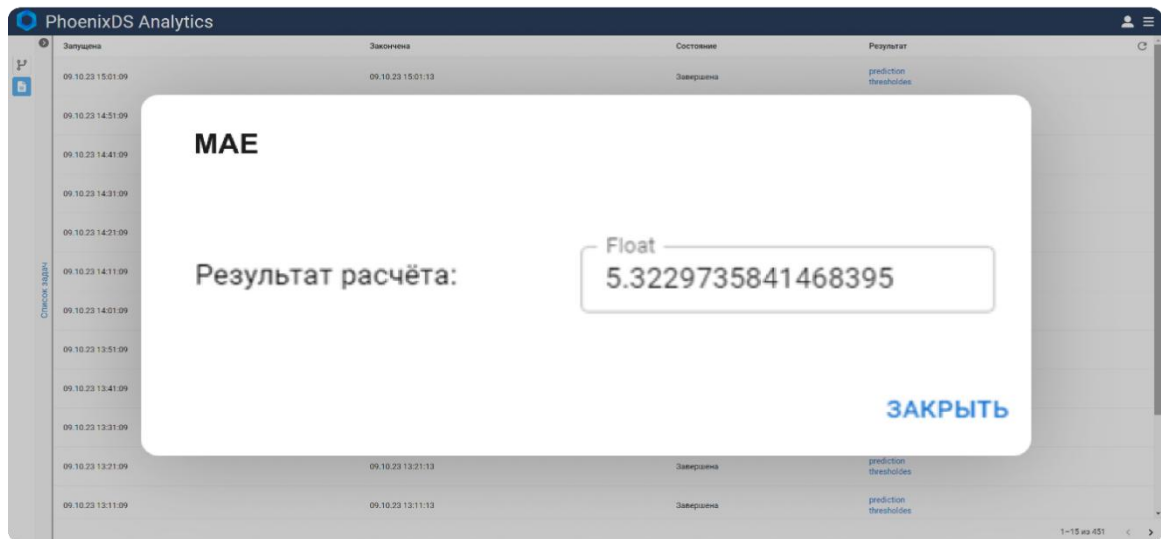


Рисунок А.1 — Пример отображения метрик качества прогнозирования в программной системе

The screenshot shows the PhoenixDS Analytics interface with a table of tasks. The table has four columns: 'Запущена' (Started), 'Закончена' (Finished), 'Состояние' (Status), and 'Результат' (Result). The table contains 15 rows of data, all with status 'Завершена' (Completed) and result 'prediction thresholds'.

Запущена	Закончена	Состояние	Результат
09.10.23 15:01:09	09.10.23 15:01:13	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 14:51:09	09.10.23 14:51:12	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 14:41:09	09.10.23 14:41:13	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 14:31:09	09.10.23 14:31:12	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 14:21:09	09.10.23 14:21:12	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 14:11:09	09.10.23 14:11:12	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 14:01:09	09.10.23 14:01:12	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 13:51:09	09.10.23 13:51:13	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 13:41:09	09.10.23 13:41:12	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 13:31:09	09.10.23 13:31:13	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 13:21:09	09.10.23 13:21:13	Завершена	prediction thresholds
09.10.23 13:11:09	09.10.23 13:11:13	Завершена	prediction thresholds

Рисунок А.2 — Интерфейс отслеживания статуса запущенных вычислительных конвейеров

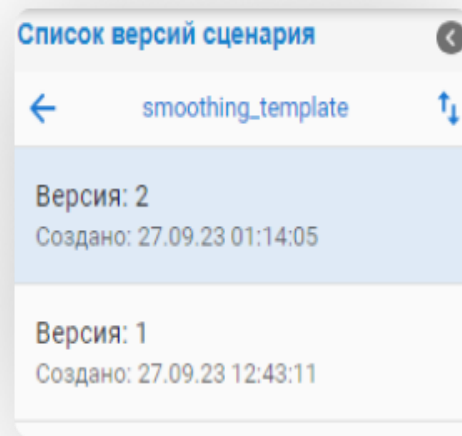


Рисунок А.3 — Интерфейс контроля версии вычислительного эксперимента