Министерство образования и науки Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Уфимский государственный нефтяной технический университет»

На правах рукописи

Имильбаев Рамис Ринатович

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ЗНАЧЕНИЙ КОНТРОЛИРУЕМЫХ ПАРАМЕТРОВ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНОЙ СЕТИ ПО РЕЗУЛЬТАТАМ ОБРАБОТКИ ТЕЛЕМЕТРИЧЕСКОЙ ИНФОРМАЦИИ

Специальность: 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка информации (промышленность)

Диссертация
на соискание ученой степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Крымский Виктор Григорьевич

Уфа 2018

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 5
1. КОНТРОЛЬ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТОВ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНОЙ СЕТИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ИССЛЕДОВАНИЯ 16
1.1 Особенности сбора и обработки информации о состоянии объектов газораспределительных сетей 16
1.2 Анализ методов и моделей прогнозирования состояния объектов на базе временных рядов 28
1.3 Анализ методов и моделей прогнозирования с использованием интервальных временных рядов 42
1.4 Постановка задач исследования 46
ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 1 47
2. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С СЕЗОННОСТЬЮ 48
2.1 Анализ подходов к обработке интервальных данных 48
2.1.1 Использование правил интервальной арифметики 48
2.1.2 Анализ по отдельно рассматриваемым границам интервалов 50
2.1.3 Использование среднего значения интервала и отклонения от среднего 51
2.1.4 Применение векторного представления интервалов 52
2.2 Предварительная подготовка исходных данных 55
2.3 Разработка модели экспоненциального сглаживания, учитывающей сезонную компоненту 57
2.4 Определение начальных векторов модели 61
2.5 Поиск оптимальных коэффициентов сглаживания модели 62

2.6 Критерии оценки эффективности прогноза с помощью модели 63

2.7 Оценка эффективности предложенной модели 66

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 2 75

3. РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВЫХ И ГИБРИДНЫХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ..... 77

3.1 Подходы к прогнозированию на базе использования интервальных данных с помощью нелинейных моделей 77

3.2 Прогнозирование для интервальных данных с помощью модели MLP^I 80

3.3 Оценка эффективности модели MLP^I 83

3.4 Прогнозирование для интервальных данных с помощью 87

гибридной модели 87

3.5 Оценка эффективности применения гибридной модели 89

3.6 Модель прогнозирования для интервальных данных на основе сети LSTM 94

3.7 Оценка эффективности применения модели на базе сети LSTM 99

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 3 102

4 ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ И СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СЕТЕЙ 104

4.1 Особенности разработки СТК объектов ГС 104

4.1.1 Основные требования к разработке системы поддержки принятия решений для удаленного контроля объектов ГС 104

4.1.2 Функциональные возможности СТК 106

4.1.3 Архитектура системы телеметрического контроля 106

4.1.4 Принципы функционирования системы 108

4.2 Программная реализация 110

4.2.1 Особенности применения разработанного приложения для контроля состояния ГС 111

4.2.2 Выбор периодичности отправки данных телеметрии о состоянии ГС в процессе их обработки и прогнозирования 113

4.3 Сравнительный анализ эффективности применения разработанных моделей прогнозирования 117

4.3.1 Выбор размера базы прогноза применительно к контролируемым параметрам ГС 118

4.3.2 Методика исследования 120

4.3.3 Оценка результатов выполненного исследования 122

4.3.4 Сопоставление результатов для разных типов данных 129

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 4 133

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 135

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ 137

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ 139

ПРИЛОЖЕНИЕ А. СВИДЕТЕЛЬСТВО О ГОСУДАРСТВЕННОЙ РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ 150

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. АКТ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ ИМИЛЬБАЕВА Р.Р. В ПАО «ГАЗПРОМ ГАЗОРАСПРЕДЕЛЕНИЕ УФА» 151

ПРИЛОЖЕНИЕ В. АКТ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ ИМИЛЬБАЕВА Р.Р. В ООО «УФАСИСТЕМАГАЗ» 152

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность проблемы. Современный этап развития газовой отрасли России и, в том числе, газораспределительных сетей (ГС), представляющих собой сложные технические системы с большим числом компонентов (объектов сети), характеризуется активным использованием средств телеметрии и телемеханики для контроля параметров указанных объектов. Это, в свою очередь, позволяет существенно повысить безопасность процесса транспортировки газа до конечного потребителя и снизить затраты, связанные с техническим обслуживанием ГС. Данное направление деятельности, ориентированное на создание систем мониторинга объектов ГС и предупреждения связанных с ними потенциальных аварий и катастроф, предусмотрено статьей 33 Федерального Закона от 31.03.1999 г. № 69-ФЗ «О газоснабжении в Российской Федерации» (с изменениями на 01.07.2017 г.). На практике только при наличии всех своевременно полученных данных о состоянии ГС может быть обеспечена ее бесперебойная и безаварийная работа.

Вопросам контроля и диагностики ГС для принятия управленческих решений по поддержанию надежности их функционирования посвящены работы отечественных исследователей И.В. Влацкой, Г.А. Кузнецовой, Р.А. Кускильдина, Б.Р. Мастобаева, М.Я. Панова и др., а также зарубежных – Ф. Кардена, В. Раша, Э. Смита. Ряд фирм в России и за рубежом (НТО «Терси-КБ», компании «PROMTECH», «Турботрон», «Open Grid Europe GmbH» и др.) создает системы телеметрического контроля характеристик ГС на основе передовых технологий, в частности, GSM – мониторинга, и координирует их эксплуатацию.

Тем не менее, далеко не все задачи в рассматриваемой области можно считать полностью решенными. Сказанное, прежде всего, относится к совмещению функций контроля состояния объектов ГС с прогнозированием изменения этого состояния, что должно найти отражение во включении в состав СТК специализированных подсистем, формирующих прогноз.

Указанный прогноз необходим как для оперативного реагирования на неблагоприятные тенденции в изменении значений параметров того или иного объекта или сети в целом (угроза возникновения нештатной ситуации), так и для планирования ожидаемых режимов функционирования ГС в относительно долгосрочной перспективе. Формируемые прогнозы должны быть достоверными, что требует наличия обоснованных и эффективных алгоритмов, реализуемых отмеченными выше подсистемами.

Особенности наблюдения за параметрами ГС показывают, что собираемые при этом данные для последующего прогнозирования наиболее целесообразно представлять в виде временных рядов (ВР). Получение прогнозов с использованием ВР относится к достаточно изученной проблематике, освещенной в чрезвычайно большом числе публикаций. Тем не менее, применимость известных моделей ВР к специфическим данным о значениях параметров объектов ГС имеет ряд ограничений. Проблема здесь состоит в том, что при наличии хаотической компоненты ВР (что характерно для параметров ГС, испытывающих флуктуации по разным причинам – изменение количества пользователей, варьирование ими объемов потребления газа и т.д.) в традиционных подходах предлагается основываться на рассмотрении указанного ряда как реализации случайного процесса. Дальнейший анализ приводит к необходимости принятия множества не вполне обоснованных гипотез (об эргодичности, о видах законов распределения параметров в различные моменты времени, о стационарности и др.). Альтернативой может служить подход, предполагающий переход к оперированию исходными данными как интервальнозначными величинами с последующим построением модели в виде интервального временного ряда (ИВР). В такой ситуации информация о результатах контроля значений давления, температуры и иных параметров на входах и выходах объектов сети оказывается представленной последовательностями интервалов их изменения за фиксированные периоды времени (например, за каждый час наблюдений) с

«привязкой» к соответствующим временным отметкам. Неопределенность, вызванная наличием хаотической компоненты ВР, в отмеченной постановке отражается возможностью параметра принимать любые значения в пределах интервала. ИВР исследованы в гораздо меньшей степени, чем традиционные ВР, и рассматриваются, в основном, в публикациях Х. Арройо, Ф. де Карвальо, А. Майи. Следует указать, что на сегодняшний день отсутствуют методы и алгоритмы прогнозирования на базе ИВР с учетом важного в случае ГС фактора сезонности. Кроме того, нет прошедших апробацию подходов к гибридизации (комбинированию) таких моделей, выполненных в рамках различных теоретических построений (например, экспоненциального сглаживания и нейросетевых алгоритмов), не осуществлено сравнительное исследование эффективности применения тех или иных методов к обработке реальных данных.

В силу изложенных причин проблема разработки методов и алгоритмов прогнозирования значений контролируемых параметров ГС по результатам обработки телеметрической информации является актуальной.

Цель и задачи исследования. Целью диссертационной работы является разработка методов и реализующих их алгоритмов прогнозирования значений контролируемых параметров ГС по результатам обработки телеметрической информации.

Для достижения поставленной цели необходимо решение следующих задач:

1. Анализ процессов сбора и обработки телеметрической информации о состоянии газораспределительных сетей (ГС) как сложных технических систем с последующим формированием общего подхода к прогнозированию значений параметров этих сетей на базе указанной информации.
2. Построение моделей прогнозирования контролируемых параметров газораспределительных сетей с учетом неопределенности и

существующих закономерностей их изменения (наличия фактора сезонности).

3. Разработка методов и реализующих их алгоритмов прогнозирования значений контролируемых параметров газораспределительных сетей на основе предложенных моделей, которые ориентированы на использование интервальных временных рядов с сезонностью, применительно к различным исходным теоретическим концепциям (экспоненциальному сглаживанию, нейросетевым подходам, их гибридизации).
4. Разработка архитектуры платформы и соответствующего программного обеспечения системы телеметрического контроля параметров ГС, включающей подсистемы прогнозирования, в основе функционирования которых лежат предложенные методы и алгоритмы.
5. Сравнительное исследование эффективности применения предложенных методов и алгоритмов, а также моделей прогнозирования к обработке реальных данных, полученных с помощью телеметрического контроля газораспределительных сетей.

Объект и предмет исследования. Объектом исследования в диссертационной работе является процесс контроля параметров объектов газораспределительной сети. Предметом исследования являются модели, методы и алгоритмы прогнозирования изменения контролируемых параметров газораспределительной сети, исходная информация о которых представлена в виде интервальных временных рядов.

Методы исследования. При решении поставленных в диссертационной работе задач были использованы методы системного анализа, относящиеся к построению моделей влияния неопределенных факторов на оценки свойств системы, алгоритмы имитационного моделирования, вычислительные методы,

методы проектирования программного и информационного обеспечения, технологии объектно-ориентированного программирования.

Достоверность результатов обеспечивается корректным применением методологии системного анализа, методов и алгоритмов прогнозирования свойств и моделирования систем в условиях неопределенности. Справедливость выводов относительно достоверности, работоспособности и эффективности предложенных методов и моделей прогнозирования подтверждена результатами исследования их применения к обработке реальных данных.

Результаты диссертационной работы были использованы в процессе выполнения договоров о НИР между ФГБОУ ВО «Уфимский государственный университет экономики и сервиса» и ООО «УфаСистемаГаз» №01/021 от 22.01.2015 г. и №01/021 от 15.02.2016 г., а также договора о НИР между ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет» и ООО «УфаСистемаГаз» № 11810-17 от 01.09.2017 г., что позволило создать эффективные подсистемы прогнозирования в составе автоматизированных комплексов телеметрического контроля ГС, функционирующих в разных районах Республики Башкортостан. В настоящее время результаты диссертации внедрены в ПАО «Газпром газораспределение Уфа» и ООО «УфаСистемаГаз», где используются в процессе усовершенствования систем телеметрического контроля газораспределительных сетей с целью прогнозирования их состояния. Акты внедрения представлены в приложениях к диссертации.

Научная новизна. В диссертации получены следующие основные результаты, отличающиеся научной новизной:

1. Формализована постановка задачи обработки телеметрической информации о параметрах газораспределительных сетей, представленной в форме интервальных временных рядов по значениям указанных параметров.

2. Сформированы новые модели прогнозирования значений контролируемых параметров ГС как сложной технической системы, отличающиеся применением аппарата интервальных временных рядов для учета неопределенности этих значений и возможностью использования различных способов представления интервальнозначных данных в составе указанных рядов, включая их векторное представление.
3. Разработаны методы и реализующие их алгоритмы прогнозирования значений параметров газораспределительных сетей, отличающиеся тем, что указанное прогнозирование выполняется на основе анализа интервальных временных рядов с учетом фактора сезонности. Расширен класс указанных методов за счет модификации на случай таких моделей ряда теоретических концепций (экспоненциального сглаживания и нейросетевых подходов, в том числе – сетей долгой краткосрочной памяти). Предложены пути их комбинирования (гибридизации) для получения наиболее быстрых и точных прогнозов.
4. Разработаны архитектура соответствующей платформы и программная реализация алгоритмов для подсистемы прогнозирования, включенной в состав системы телеметрического контроля объектов газораспределительной сети, что позволяет своевременно зафиксировать опасные тенденции изменения значений контролируемых параметров.
5. Впервые выполнено сравнительное исследование эффективности применения предложенных моделей, методов и алгоритмов прогнозирования к обработке реальных данных, собранных в автоматическом режиме с помощью системы телеметрического контроля газораспределительной сети. Результаты исследования позволили реализовать системный подход к формированию прогноза на базе выбора предпочтительных вариантов его получения для

различных ситуаций и требований к его последующему использованию с целью поддержки управленческих решений.

Практическая значимость. Практическая ценность разработанных методов и реализующей их системы определяется тем, что они позволяют предоставить пользователю актуальную и достоверную информацию, необходимую для принятия обоснованных управленческих решений по осуществлению превентивных мер реагирования на угрозы возникновения аварийных ситуаций, от которых зависят безопасность и надежность эксплуатации объектов газораспределительных сетей. Указанную практическую ценность составляют:

- предложенные модели, методы и реализующие их алгоритмы прогнозирования изменений контролируемых параметров газораспределительной сети на базе интервальных временных рядов с учетом важного для рассматриваемых объектов фактора сезонности;
- разработанное программное обеспечение подсистем прогнозирования в составе систем контроля состояния ГС, позволяющее получать обоснованные прогнозы в условиях наличия неопределенности;
- результаты исследования применения различных предложенных подходов и алгоритмов к обработке реальных данных контроля газораспределительных сетей, дающие возможность на практике выбирать наиболее предпочтительный метод прогнозирования для той или иной конкретной ситуации.

Положения, выносимые на защиту:

1. Модели прогнозирования значений контролируемых параметров газораспределительных сетей (ГС) в условиях неопределенности.
2. Методы и реализующие их алгоритмы прогнозирования значений контролируемых параметров ГС на базе предложенных моделей,

ориентированных на использование интервальных временных рядов с учетом фактора сезонности.

3. Архитектура платформы и соответствующее программное обеспечение системы телеметрического контроля состояния газораспределительных сетей, включающей подсистемы прогнозирования, в основе функционирования которых лежат предложенные методы и алгоритмы.
4. Результаты сравнительного исследования эффективности применения предложенных моделей и методов к обработке реальных данных, полученных с помощью телеметрического контроля газораспределительных сетей.

Апробация работы. Материалы диссертационной работы докладывались и обсуждались на Всероссийской молодежной научно-технической конференции «Мавлютовские чтения» (Уфимский государственный авиационный технический университет, г. Уфа, 2012 г.), а также на XII, XIII, XIV Международных научно-практических конференциях «Экологическая безопасность регионов России и риск от техногенных аварий и катастроф» (Приволжский дом знаний, г. Пенза, 2012 - 2015 г.г.).

Основные публикации. По результатам диссертационной работы опубликовано 13 печатных работ, в том числе - 6 статей в журналах, входящих в перечень ВАК, 6 публикаций в сборниках материалов конференций международного и российского уровня и других изданиях, 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ. Полный список публикаций приведен в заключительной части автореферата и в списке литературы по диссертации.

Личный вклад соискателя. В большинстве работ, опубликованных в соавторстве, соискателю принадлежит основная роль в отношении решения поставленных задач, анализа результатов и формулирования выводов.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа включает введение, четыре главы, заключение, список литературы и приложение. Диссертация изложена на 152 страницах текста, включая 43 рисунка и 32 таблицы. Количество библиографических ссылок – 99.

Во введении обосновывается актуальность темы диссертационной работы. Дается характеристика предметной области исследования. Отмечаются научная новизна и практическая значимость полученных результатов. Излагаются цели и задачи работы, основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе рассматриваются особенности сбора данных с удаленных объектов газораспределительной сети и их последующей обработки. Обосновывается необходимость наличия подсистем прогнозирования в составе систем телеметрического контроля (СТК) ГС с целью поддержки принимаемых управленческих решений. Делается вывод о целесообразности построения модели прогнозирования на базе временных рядов, вследствие чего анализируются основные известные подходы к использованию таких моделей. Далее указывается, что специфика представления информации в процессе контроля ГС приводит к необходимости к использованию интервальных временных рядов, являющихся относительно малоизученной разновидностью ВР. На этой основе выявляются требования к разрабатываемым моделям и методам состояния ГС и формулируются задачи диссертационного исследования.

Во второй главе дается характеристика современных подходов к анализу интервальных данных. Рассмотрены особенности задач подготовки исходных интервальных данных перед процедурой прогнозирования. Разрабатывается новая модель прогнозирования с использованием ИВР с сезонной составляющей. Она представляет собой «интервальную» модификацию модели тройного экспоненциального сглаживания Хольта-Уинтерса, предназначенной для работы с обычными (неинтервальными) ВР. Предлагаются процедуры

формирования таких начальных условий для функционирования этой модели, при которых обеспечивается достаточно высокая точность формируемых прогнозов. Дается описание способа определения коэффициентов модели. В заключение приводятся результаты определения показателей точности построенных с помощью модели прогнозов в процессе компьютерного эксперимента.

В третьей главе исследуются подходы к построению нелинейных моделей прогнозирования. Отмечается, что в последнее время появились нейросетевые и построенные на их основе гибридные модели прогнозирования с использованием интервальных временных рядов. В частности, рассматривается нейросетевая модель, построенная на базе многослойного персептрона. Предлагаются новые нелинейные модели прогнозирования применительно к ИВР. В их числе - нейросетевая модель на базе сети долгой краткосрочной памяти и две гибридные модели, предусматривающие совместное функционирование нейросетевых алгоритмов и модели экспоненциального сглаживания (с учетом разных подходов к анализу интервальных данных). Для каждой из этих моделей выполняется экспериментальное исследование с целью оценки эффективности формируемых прогнозов на различных типах данных.

В четвертой главе решается задача разработки архитектуры системы телеметрического контроля, содержащей подсистемы прогнозирования состояния ГС на основе интервальных временных рядов. Описываются интерфейсная часть и особенности применения разработанного приложения для контроля состояния удаленных объектов газораспределительной сети. Рассматривается механизм работы фоновой системы прогнозирования. Приводятся результаты исследования эффективности всех рассматриваемых в рамках диссертационной работы моделей прогнозирования на базе интервальных временных рядов с сезонностью. В качестве исходных данных

используется выборка реальных показаний в процессе контроля параметров действующих объектов ГС.

В заключении представлены основные результаты диссертационной работы и сделан ряд выводов в отношении их теоретической и практической ценности.

1. КОНТРОЛЬ И ПРОГНОЗИРОВАНИЕ СОСТОЯНИЯ ОБЪЕКТОВ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНОЙ СЕТИ. ПОСТАНОВКА ЗАДАЧ ИССЛЕДОВАНИЯ

1.1 Особенности сбора и обработки информации о состоянии объектов газораспределительных сетей

Как известно, газовая отрасль является одной из стратегически важных отраслей экономики Российской Федерации. В бюджет страны перечисляется значительная часть выручки от экспорта газа; при этом, наряду с возрастанием объемов потребления газа внутри страны, существенное развитие получила газотранспортная система (ГТС) – имущественный и производственный комплекс, который состоит из технологически, организационно и экономически взаимосвязанных объектов, охватывающих различные стадии переработки и транспортировки газа от месторождений до потребителей. В свою очередь, под газораспределительной сетью (ГС) понимается совокупность объектов, состоящая из наружных газопроводов и технических устройств на них, предназначенная для безопасной и непрерывной транспортировки природного газа потребителям в необходимом количестве с соблюдением заданных рабочих параметров в течение требуемого периода времени. Обширная инфраструктура ГС делает ее неотъемлемой и крайне важной составной частью ГТС, которая является основой Единой системы газоснабжения России.

Наличие в ГТС постоянного давления — одно из главных условий безопасной и надежной работы этой системы и подключенных к ней объектов. Природный газ, подвергшийся ряду процедур на газоперерабатывающем предприятии с целью обеспечения требуемого качества горючего (дегидратация, очистка газа от примесей и т.д.), доставляется до того или иного населенного пункта по магистральному газопроводу – системе технических сооружений, которая способна транспортировать сотни тысяч кубометров газа на огромные расстояния. Газ транспортируется при давлении, достигающем

11.8 Мпа, до газораспределительной станции (ГРС). На ГРС газ подвергается очистке от механических примесей и одорируется. Давление газа на выходе из ГРС в зависимости от схемы его понижения принимает значения до 1.2 МПа, что необходимо для дальнейшей транспортировки. Далее углеводородная смесь попадает в систему газопроводов, образующую ГС. Ее основными объектами, как показано на рис.1.1, являются пункты редуцирования газа (ПРГ), снижающие давление до значений, которые зависят от категории потребителя. Так, например, для промышленных объектов требуется поддержание высоких и средних давлений (0.3-1.2 МПа), а бытовые нужды обеспечивают низким давлением, не превышающим 300 даПа (0.003 МПа)[1]. Число ПРГ, «охваченных» проведением телеметрического контроля, достаточно велико: 40-50 в пределах одного района и до 500 в составе сетей на территории субъекта РФ.

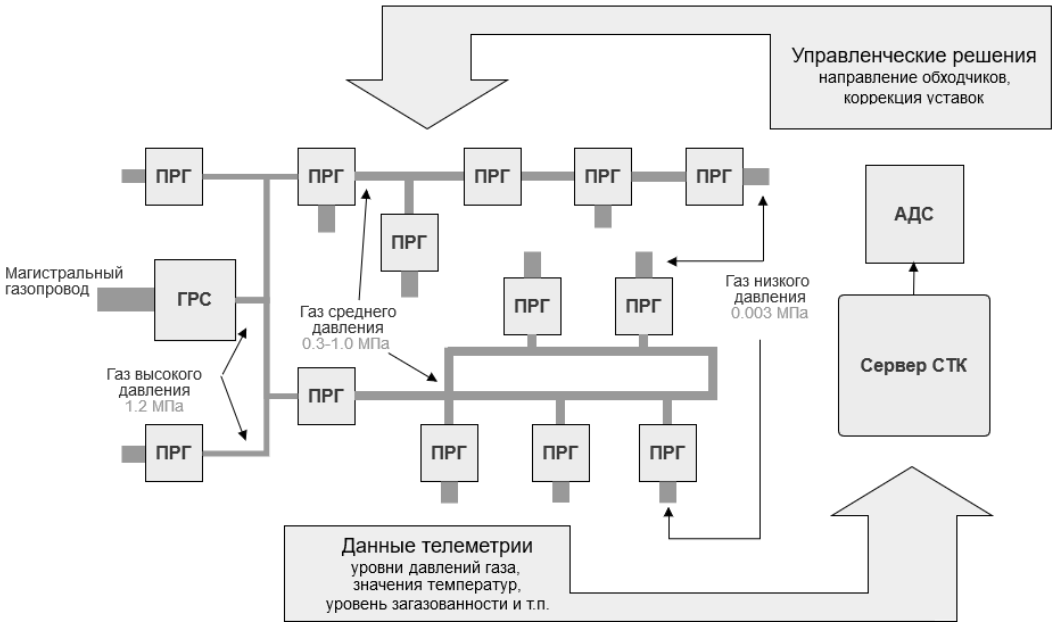

Рисунок 1.1 Схематическое представление процесса телеметрического контроля объектов ГС

Каждый ПРГ представляет собой комплекс технологического оборудования и устройств, предназначенный для выполнения следующих функций [2]:

- автоматического поддержания заданного выходного давления независимо от изменения расхода и входного давления газа (в заданном диапазоне их значений);
- автоматического прекращения подачи газа при повышении или понижении выходного давления сверх или ниже допустимых заданных значений;
- очистки газа от механических примесей;
- учета газа.

В соответствии с особенностями размещения оборудования различают несколько типов ПРГ. В их числе особое значение имеют блочные (ПГБ) и шкафные (ШРП) газорегуляторные пункты. Применительно к ПГБ оборудование монтируется в одном или нескольких помещениях контейнерного типа. В случае ШРП оборудование монтируется в компактном не отапливаемом и несгораемом металлическом шкафу. Выбор вида используемого ПРГ зависит от технического назначения.

Газ после поступления в ПРГ через входной газопровод подается на фильтр, где очищается от механических примесей. Далее газ поступает на регулятор давления, где давление снижается до требуемого значения и в дальнейшем поддерживается на постоянном, не зависящем от расхода уровне. Следует отметить, что расход газа в течение суток неравномерен. Такая «сезонность» применительно к значениям давлений обусловлена варьированием уровня потребления газа на протяжении суток, когда количество потребителей постепенно увеличивается с утра и спадает ближе к ночи.

ПРГ должны быть оснащены фильтром, предохранительным запорным клапаном (ПЗК), регулятором давления газа, предохранительным сбросным клапаном (ПСК), запорной арматурой, контрольными измерительными приборами (КИП) и узлом учета расхода газа (при необходимости), а также

обводным газопроводом (байпасом) с последовательно расположенными на нем двумя отключающими устройствами. ПРГ могут иметь несколько линий понижения давления в зависимости от исполнения.

Системы ПЗК и ПСК предназначены для предотвращения аварийных ситуаций. При повышении выходного давления газа после регулятора выше допустимого заданного значения, открывается ПСК и происходит сброс избыточного газа в атмосферу. Если аварийный сброс газа не оказал должного эффекта и давление газа продолжает расти, то срабатывает ПЗК, который перекрывает линию редуцирования. В результате доступ газа потребителю через эту линию понижения давления прекращается. При этом конструкция ПЗК должна исключать самопроизвольное открытие запорного органа без вмешательства обслуживающего персонала. ПСК, в том числе - встроенные в регуляторы давления, должны обеспечивать сброс газа при превышении максимального рабочего давления после регулятора не более чем на 15%; верхний предел срабатывания предохранительно-запорных клапанов (ПЗК) не должен превышать максимальное рабочее давление газа после регулятора более чем на 25% [1].

Неисправности регуляторов, вызывающие повышение или понижение рабочего давления, неполадки в работе предохранительных клапанов, а также утечки газа должны устраняться в аварийном порядке. Включение в работу регулятора давления в случае прекращения подачи газа должно производиться после выявления причины срабатывания ПЗК и принятия мер по устранению неисправности.

Для контроля давления газа на входе и выходе ПРГ устанавливаются манометры. Кроме того, с помощью специального термометра, как правило, на ПРГ, «питающих» промышленные объекты, контролируется температура входного газа. Необходимо также контролировать, чтобы температура воздуха в технологическом помещении не опускалась ниже +5ºС (с целью исключения

обмерзания регулятора давления газа [2]). Одной из наиболее распространенных неисправностей, относящихся к ПРГ, является утечка газа, возникающая вследствие наличия большого количества резьбовых соединений в оборудовании. Обнаружение утечек осуществляется с использованием газосигнализаторов.

Для обеспечения безаварийной работы ГС требуется постоянное наблюдение за основными параметрами ПРГ: показаниями давлений газа на входе и выходе каждой из линий понижении давления, состояниями ПЗК и ПСК. Кроме этого, необходимо располагать информацией о состоянии систем контроля доступа в помещение ПРГ для предотвращения несанкционированных действий посторонних лиц. И, наконец, следует учитывать, что ПРГ принадлежат к классу пожаровзрывоопасных объектов. Сказанное объясняет важность получения актуальной, полной и достоверной информации о состоянии ПРГ. На основе ее анализа можно снизить аварийность за счет реализации своевременных превентивных мер со стороны организаций, эксплуатирующих газораспределительные сети.

В настоящее время обязанности по контролю состояния ГС на определенном участке возложены на аварийно-диспетчерскую службу (АДС). В целях непосредственного наблюдения за объектами ГС (в частности, ПРГ) применяются периодические обходы соответствующих участков. Периодичность обхода устанавливается исходя из особенностей эксплуатации ПРГ (как правило, не менее двух раз в неделю в зимний период и не менее одного раза - в летний период времени) [2].

Между тем, все чаще ставится вопрос об использовании для указанных целей автоматизированных средств мониторинга состояния удаленных объектов. При оборудовании ПРГ системой телеметрии количество обходов сокращается до чисел, рекомендованных производителем системы: один-два раза в месяц. На данный момент, как правило, системами телеметрии

оборудуют ПРГ, находящиеся в географически отдаленных населенных пунктах или имеющие важное стратегическое значение.

Системы телеметрии контроля (СТК) стали чрезвычайно важными компонентами комплексов автоматизации эксплуатации ГС. СТК позволяют осуществлять непрерывный контроль технологических параметров сети. На базе информации, полученной с помощью СТК и представленной в АДС, диспетчер может принять решения о наличии опасных тенденций в изменении параметров для предупреждения аварийных ситуаций.

Контролируемые в процессе мониторинга параметры ПРГ можно условно разделить на два класса [3, 5]:

- параметры, зависимость которых от времени представляет собой непрерывную функцию (примеры: давления, температуры) – параметры 1-го класса;
- параметры, значения которых соответствуют двузначной логике ‘true’ или ‘false’ (пример: сигнал датчика положения двери – «открыто» или «закрыто») – параметры 2-го класса.

На практике для каждого сигнала, соответствующего какому-либо параметру 1-го класса, устанавливаются границы допустимого интервала значений (уставки) [4].

Информация о параметрах, характеризующих работу ПРГ, непрерывно собирается контроллером телеметрии и отправляется на удаленный сервер СТК периодически (через определенные промежутки времени) или спорадически (по факту недопустимого изменения одного из контролируемых параметров - например, при выходе значения какого-либо параметра 1-го класса за границу, заданную уставкой) [4]. Собранные с удаленных объектов показания сохраняются в базе данных. В результате анализа обработанных данных непосредственно перед их сохранением формируются «алерты» –

информационные сообщения, которые незамедлительно отображаются на автоматизированном рабочем месте (АРМ) диспетчера. Эти вспомогательные сообщения предназначены для того, чтобы обратить внимание диспетчера на возможное возникновение нештатной ситуации на объекте в связи с выходом контролируемого параметра за допустимые пределы. Кроме того, аналогичным образом формируются сообщения о «возврате» объекта в нормальное рабочее состояние, если контролируемые показания опять оказались в допустимой области.

Последовательность значений контролируемых параметров, собранных СТК в течение некоторого времени, можно представить с помощью временного ряда (ВР) [5], где каждой метке времени соответствует то или иное значение параметра. Следует отметить, что временной ряд, полученный исходя из данных о параметрах 1-го класса (давлений газа на входе и выходе ПРГ), характеризуется суточной сезонностью – наличием повторяющихся с фиксированным периодом времени изменений контролируемых величин.

Цель мониторинга ГС с помощью СТК – получение информации, достаточной для принятия обоснованных управленческих решений по обеспечению надежности и безопасности процесса газораспределения. При этом важно учитывать экономическую целесообразность получения этой информации, так как обслуживание ГС должно удовлетворять критериям минимума материальных и капитальных вложений, а также минимума эксплуатационных расходов. Так, на сегодняшний день для сбора данных с территориально распределенных объектов повсеместно используются сети стандарта GSM. Стоимость передачи сообщения в GSM сетях сравнительно не велика. Тем не менее, частота отправки пакетов собранных данных по каналу связи на пульт диспетчера должна выбираться исходя из практической целесообразности [6, 7, 8] (и экономической эффективности – в том числе). Важно, чтобы эта частота позволяла своевременно распознавать возникающие

угрозы аварийных ситуаций различной степени тяжести. Вместе с тем, должны приниматься во внимание и соображения минимизации беспроводного трафика. Чрезмерно частая отправка пакетов данных на сервер влечет увеличение потребляемого мобильного трафика, что отражается на эксплуатационных расходах. В рассматриваемой в рамках данной работы СТК с целью минимизации траффика отправка пакетов данных измерений по каналу мобильной связи осуществляется каждые 30 минут при отсутствии спорадических изменений. При этом, если нет изменений контролируемых параметров в течение долгого периода времени (в частности, давление газа не выходит за пределы уставок, двери не открываются и т.д.), то возникает проблема выбора периодичности отправки данных на центральный сервер с тем, чтобы диспетчер, контролирующий состояние ПРГ, мог всегда видеть максимально актуальную информацию. При выборе большого значения периода появляется опасность пропустить важные показания.

Из вышесказанного следует, что диспетчер, как правило, получает сигналы об аварийных ситуациях постфактум (когда тот или иной параметр уже вышел за допустимые пределы). Между тем, на практике необходимо действовать в режиме предупреждения таких ситуаций. Следует отметить, что это замечание относится к ситуациям в связи с изменениями параметров 1-го класса, так как изменения параметров 2-го класса (например, данные телесигнализации о состоянии дверей) предсказать заранее практически невозможно.

Наибольшей действенности и своевременности реакций АДС на возникающие угрозы выхода контролируемых параметров ГС за установленные пределы можно добиться, если располагать прогнозами поведения этих параметров исходя из накопленной истории. Автоматизированное формирование трендов позволяет диспетчеру заранее принять решение о необходимости превентивных мер реагирования. Наличие прогнозирования

должно создать условия для задания относительно широкого интервала между уставками (верхней и нижней границами допустимой области) по отношению к значениям контролируемых параметров. Это в результате освободит внимание диспетчера от лишних информационных сообщений. К тому же достоверный прогноз поможет диспетчеру понять, каким резервом времени до возникновения аварийной ситуации на объекте он располагает, и принять соответствующее управленческое решение, которое на практике, как правило, предусматривают направление обходчиков на проблемный участок сети. Тем самым появляется возможность максимально эффективного использования персонала для обхода объектов с наиболее нестабильным состоянием. В процессе прогнозирования важно учитывать влияние сезонности (рис. 1.2) на получаемые показания при анализе ВР ввиду того, что сезонное (циклическое) изменение параметров можно ошибочно принять за отклонения значений уровня; это в конечном итоге приведет к неверным выводам относительно динамики общего состояния объекта [10]. Прогнозирование состояния параметров газораспределительных сетей.

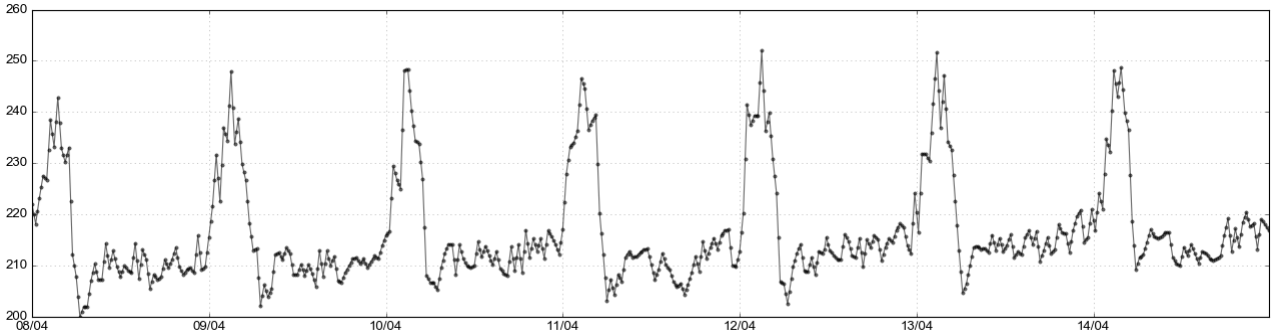

Рисунок 1.2 Сезонность на примере графика изменения низкого давления на выходе ПРГ

Как было отмечено ранее, информация об истории изменений состоянии ГС может быть представлена в виде последовательности значений контролируемых параметров каждого удаленного объекта в моменты времени t_1, t_2, …, t_j,…, что делает целесообразным применение моделей на базе временных рядов (ВР). В указанном ВР каждой временной метке соответствует

то или иное значение параметра, которое называется измерением, отсчётом или уровнем на этот момент времени. ВР, представленный значениями параметра Y для совокупности последовательно пронумерованных дискретных отметок времени, можно обозначить $Y(i)$, $i = 1,2,\ldots,n$. С учетом специфики поведения параметров объектов ГС следует принимать во внимание следующие основные компоненты ВР, влияющие на его уровень: тренд, сезонность и хаотическую составляющую.

Временные ряды классифицируются по следующим признакам:

- по расстоянию между датами и интервалами времени выделяют равноотстоящие (когда даты регистрации или окончания периодов следуют друг за другом с равными интервалами) и неравноотстоящие (когда принцип равных интервалов не соблюдается);
- по наличию пропущенных значений: полные и неполные временные ряды [11];
- в зависимости от наличия основной тенденции изменения параметра Y выделяют стационарные ряды, в которых среднее значение и дисперсия постоянны, и нестационарные, содержащие основную тенденцию развития [12]. Под стационарностью, как правило, понимают свойство ВР не менять статистических характеристик с течением времени.

В данной работе особое внимание будет уделено так называемым «интервальным» временным рядам (ИВР) [13, 14]. Необходимость построения моделей на базе таких ВР является следствием неопределенности [15, 16] (наличия хаотической составляющей) в располагаемых исходных данных, когда значения контролируемых параметров известны лишь с точностью до границ интервалов их изменения. В частности, такие интервалы возникают, если учитывается погрешность измерения величин используемыми датчиками, либо когда в распоряжении аналитика имеются только минимальные и максимальные значения параметра (давления или температуры газа) за

определенные промежутки времени. В отмеченных ситуациях каждой временной отметке ставится в соответствие интервальное число, задаваемое нижней и верхней границей интервала.

Отметим, что интервальные величины в настоящее время принято относить к области так называемого «анализа символьных данных» (symbolic data analysis, или SDA) [13, 14]. В рамках указанного анализа рассматриваются свойства операций над символьными переменными, которые представлены множествами значений (в частности, интервалами или гистограммами). Наличие инструментов для работы с интервальными данными позволяет не только учесть неопределенность или изменчивость значений тех или иных параметров, но и получать решения, справедливые для всего множества этих значений.

Наличие интервальной неопределенности приводит к тому, что исходная информация о величине параметра Y может быть выражена соотношениями:

$$Y(i) \in [\overline{I}_i, \underline{I}_i], \tag{1.1}$$

где $\underline{I}_i, \overline{I}_i$ – нижняя и верхняя границы интервала значений этого параметра на шаге i.

Можно ввести в рассмотрение векторы:

$$\mathbf{I}_i = \left\| \overline{I}_i, \underline{I}_i \right\|^T, \; i = 1,2,...,n, \tag{1.2}$$

где верхний индекс T характеризует операцию транспонирования.

Таким образом, последовательность векторов $\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, ..., \mathbf{I}_n$ задает ИВР [17]. Применение ИВР при прогнозировании позволяет более адекватно обеспечивать поддержку управленческих решений.

Кроме того, как «обычные» ВР, так и ИВР, с помощью которых возможно представление данных о состоянии ГС, имеют ряд особенностей. В наиболее общей постановке задачи здесь первоначально приходится иметь дело с неполными (или неравноотстоящими) временными рядами, когда собранные

данные соответствуют неравноотстоящим моментам времени. Прежде чем приступать к прогнозированию, необходимо решить задачу приведения ВР к представлению в полном виде, где значения располагаются через равностоящие промежутки времени.

В общем виде, задача прогнозирования заключается в том, чтобы по набору накопленных данных предсказать изменения значений параметра в будущем. По определению прогнозирование - специальное научное исследование конкретных перспектив дальнейшего развития какого-либо процесса с максимально доступной точностью [18]. В свою очередь, точность прогноза зависит от объёмов исходных данных, свойств системы, объекта, подвергающихся прогнозированию, и выбранных методик прогнозирования.

В зависимости от времени упреждения прогнозы подразделяются на краткосрочные, среднесрочные и долгосрочные. Краткосрочные (оперативные) прогнозы, как правило, выполняются на 1-3 шага вперед, среднесрочные - на период в несколько шагов, а долгосрочные - на период, равный или больший длины интервала для собранных исходных данных.

Если время t измеряется с условным шагом 1 дискретности, то прогнозирование «на один шаг вперед» следует рассматривать как реализацию соотношения:

$$Y(t+1) = f\big(Y(1), Y(2), \ldots, Y(t-1), Y(t)\big), \tag{1.3}$$

где $Y(t + 1)$ – значение параметра в будущий момент времени; $Y(1), \ldots, Y(t)$ – «прошлые» значения этого параметра в моменты времени 1, 2, t-1, t; $f(\cdot)$ – некоторая функция указанных величин. Таким образом, результат прогнозирования зависит от выбранной функции $f(\cdot)$, которая представляет собой модель прогнозирования.

1.2 Анализ методов и моделей прогнозирования состояния объектов на базе временных рядов

Выбор модели прогнозирования, как правило, зависит от характеристик исходных данных. Если исходные данные отсутствуют либо являются нерелевантными, используются интуитивные (качественные) методы прогнозирования, которые базируются на имеющемся опыте, знаниях и интуиции эксперта. Данный подход широко используется для прогноза экономических, политических и социологических факторов, где наблюдаемый процесс трудно поддается математическому описанию.

Формализованные методы, согласно [19], используются тогда, когда прогнозируемый процесс удовлетворяет двум критериям:

1) наличие числовой информации о прошлых событиях;
2) справедливо разумное предположение о том, что некоторые периоды прошедших событий имеют тенденцию повториться в будущем.

Существует большое разнообразие формализованных методов, зачастую разработанных для узкоспециализированных областей. Каждый метод имеет свои свойства (в частности, точность) и цену, которую приходится платить, когда делается выбор в пользу того или иного метода.

В данной работе рассматриваются методы прогнозирования, которые ориентированы на представление исходной информации с помощью временных рядов. Построение временных рядов включает учет двух компонентов:

- периода времени, за который или по состоянию на который приводятся числовые значения;
- числовых значений того или иного показателя, называемых уровнями ряда.

В дальнейшем здесь будут рассматриваться именно формализованные методы прогнозирования, так как применительно к анализу состояния ГС оба вышеотмеченных критерия выполняются. Эти методы можно разделить на две группы: модели конкретной предметной области и универсальные модели временных рядов [20].

Для построения математических моделей предметной области применяют законы этой конкретной предметной области. В свою очередь, модели временных рядов для прогнозирования будущего состояния используют зависимости параметров «внутри» самого процесса. Таким образом, благодаря универсальности одни и те же модели временных рядов можно использовать в различных предметных областях.

При анализе временных рядов принято оперировать четырьмя их компонентами [21], которые могут быть выделены из исследуемых данных:

- тренд (T) - тенденция временного ряда увеличиваться, уменьшаться или оставаться на прежнем уровне на протяжении продолжительного промежутка времени, за счет чего описывается влияние долговременных факторов;
- цикличность (C) - закономерное периодическое отклонение от основной тенденции (тренда), описывает плавные среднесрочные изменения временного ряда, вызванные обстоятельствами, которые повторяются в цикле;
- сезонность (S) - вид цикличности, обусловленный временем;
- хаотическая составляющая (e) - непредсказуемые изменения, которые не являются регулярными, а также не повторяются по определенному закону; остаются после того, как из временного ряда полностью удаляются вышеприведенные «закономерные» компоненты.

В конечном итоге временной ряд $Y(t)$ в зависимости от влияния вышеописанных четырех компонентов на результирующую величину может быть представлен двумя различными типами моделей: аддитивной $Y(t)=T(t)+S(t)+C(t)+e(t)$ или мультипликативной $Y(t)=T(t)\times S(t)\times C(t)\times e(t)$.

Анализ временных рядов выполняется с целью подбора статистических или структурных моделей и дальнейшего выполнения на их основе процедуры прогнозирования. Для определения последовательности необходимых действий с целью получения модели прогнозирования на базе конкретного ВР можно использовать подход, описанный в работе [22]: для определения подходящего метода необходимо выбрать общий класс моделей, к которому в конечном итоге будет отнесен исследуемый ВР. Тем не менее, на практике выбор осложняется тем, что отсутствует общепринятая классификация методов и моделей прогнозирования. Как правило, в большинстве работ отечественных и зарубежных авторов вопрос классификации не поднимается: авторы ограничиваются простым перечислением возможных методов и моделей прогнозирования [23]. Между тем, некоторые работы, в частности [20,23 -26], предусматривают наличие схожей базовой классификации.

Модели и методы ВР можно разделить на две большие подгруппы [27]: линейные и нелинейные модели. В нелинейных моделях, как следует из названия подгруппы, зависимость прогнозных значений от прошлых наблюдений имеет нелинейных характер и задается в виде структуры и правил перехода по ней. К данной подгруппе моделей относятся:

- нейросетевые модели;
- модели на базе опорных векторов (SVM);
- модели на базе цепей Маркова;
- модели на базе деревьев (в частности, классификационно-регрессионных);
- модели на базе генетических алгоритмов.

В линейных моделях зависимость будущих значений исследуемого показателя от прошлых значений обычно представляется в форме математического выражения, причем последнее формируется на базе применения статистических методов. Эту подгруппу моделей прогнозирования условно можно разделить на несколько совокупностей:

- простейшие модели прогнозирования (метод наименьших квадратов, метод скользящего среднего, а также так называемый «наивный подход»);
- регрессионные модели прогнозирования (линейная, множественная и нелинейная регрессии);
- авторегрессионные модели прогнозирования (AR, ARMA, ARIMA, ARIMAX, GARCH, SARIMA);
- модели экспоненциального сглаживания [28] (модель Брауна с адаптацией к приростам, модель Хольта, модель Хольта-Уинтерса),
- и другие.

Для каждого конкретного случая следует использовать свою наиболее подходящую прогнозную модель. В то же время, в работе [29] предложен алгоритм выбора линейной модели прогнозирования в зависимости от характеристик ВР (рис. 1.3):

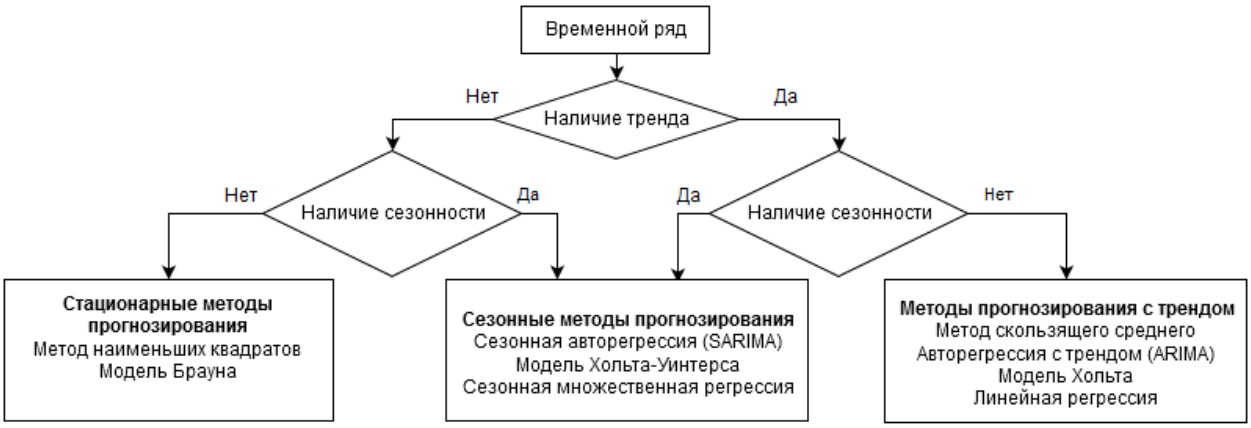

Рисунок 1.3 Алгоритм выбора линейной модели прогнозирования

Простейшие модели прогнозирования. Простейшие модели прогнозирования (например, метод наименьших квадратов или наивный метод) достаточно редко используются сами по себе. Как правило, они реализуются в качестве вспомогательных процедур при применении в других моделях и включаются в их состав [30]. Например, они могут использоваться для сглаживания временных рядов, как в случае метода скользящего среднего, который усредняет последние n значений ВР. Тем не менее, данный класс моделей может быть применен для прогнозирования на один шаг вперед неравномерных ВР, где такие свойства как сезонность и тренд явно не определяются. Следует отметить простоту в подготовке и быстроту в реализации прогнозов на базе простейших моделей. В свою очередь, к недостаткам данных моделей можно отнести вероятную низкую точность прогноза [31].

Регрессионные модели прогнозирования. Как известно, при использовании регрессионных моделей зависимость результирующей величины Y от рассматриваемой переменной (фактора) x описывается уравнением вида (1.4):

$$Y(t) = f(x, \boldsymbol{\beta}) + \varepsilon, \tag{1.4}$$

где $\boldsymbol{\beta}$- вектор параметров, а ε - случайная ошибка модели.

На практике чаще всего используется линейная регрессия, для которой функция $f(x, \boldsymbol{\beta})$ имеет вид:

$$f(x, \boldsymbol{\beta}) = \beta_0 + \beta_1 x, \tag{1.5}$$

где коэффициенты β_0 и β_1 определяют положение прямой в соответствующих координатах.

При наличии нескольких принимаемых во внимание факторов может применяться множественная регрессия, которая в линейном случае задается соотношением:

$$Y(t) = \beta_0 + \beta_1 t_1 + \beta_2 t_2 + \cdots + \beta_k t_k + \varepsilon, \tag{1.6}$$

где β_i - параметры (коэффициенты) регрессии, а t_i - регрессоры (факторы модели), k - количество указанных факторов.

К основным преимуществам регрессионных моделей можно отнести их простоту, гибкость и интерпретируемость [32]. При обоснованном применении регрессионных моделей можно рассчитывать на получение результата быстрее, чем при использовании других рассматриваемых в рамках данной работы моделей. Между тем, многие процессы, исследуемые на практике, не соответствуют предположениям линейности, что делает нецелесообразным применение линейных регрессионных моделей. В свою очередь, построение нелинейных регрессионных моделей (в особенности, для множественной регрессии) зачастую ресурсоемко и трудновыполнимо ввиду необходимости подбора большого количества коэффициентов и учета множества факторов.

Авторегрессионные модели прогнозирования. Авторегрессионные модели основаны на предположении о том, что величина Y_i параметра Y, по отношению к которому сформирован ВР, в i- й момент времени зависит от значений этого же параметра в предыдущие моменты времени [33]. Как правило, эта зависимость учитывается с помощью линейных соотношений.

Авторегрессинные модели (обозначаются как *AR(p)*, где p – порядок модели) обычно задаются равенством ниже (1.7):

$$Y_i = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{p} \alpha_i \cdot Y_{i-j} + \varepsilon_i. \tag{1.7}$$

Здесь $\alpha_0, \alpha_i,\ i = 1,2,..., p$ - постоянные коэффициенты, Y_{i-j} - значение показателя в предыдущий (*i-j*) –й момент времени, ε_i - ошибка модели (белый шум).

Другая разновидность модели авторегрессии - модель скользящего среднего (MA) порядка *q* [19]:

$$Y_i = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{p} \alpha_i \cdot Y_{i-j} + \varepsilon_i. \tag{1.8}$$

где $q \le (i-1)$.

Более гибкая обобщенная модель, объединяющая в себе преимущества обеих вышеприведенных моделей, получила обозначение ARMA(*p*,*q*) [22]:

$$Y_i = \alpha_0 + \sum_{i=1}^{p} \varphi_j \cdot Y_{i-j} - \theta_1 \varepsilon_{i-1} - \cdots - \theta_q \varepsilon_{i-q}, \tag{1.9}$$

где $\varphi_j,\ j = 1,2,..., p; \theta_1, \theta_2,..., \theta_q -$ коэффициенты, которые необходимо определить по характеристикам временного ряда.

Если в модели ARMA использовать в качестве входных данных разности значений ВР *d*-го порядка, то в итоге получится модель авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего, или модель Бокса-Дженкинса [22], обозначаемая ARIMA(*p*,*d*,*q*). Данная модель фактически образуется путем приведения нестационарного процесса к стационарному за счет получения так называемых «интегрированных» значений временного ряда (взятия разностей) и применения модели ARMA(*p*,*q*).

К достоинствам авторегрессионных моделей относятся простота, прозрачность, четкое математико-статистическое обоснование. Этот вид моделей получил широкое распространение при решении задач прогнозирования ВР в различных предметных областях [29]. Следствием распространенности стало появление множества методик подбора авторегрессионных моделей, наиболее подходящих для каждого конкретного

случая. К недостаткам следует отнести необходимость решения отдельной трудоемкой задачи определения коэффициентов регрессии. Кроме того, данный вид моделей требует наличия большого числа измерений за предыдущие периоды [34]. В свою очередь, низкая адаптивность данного класса моделей затрудняет их использование для прогнозирования нелинейных процессов [35].

Модели экспоненциального сглаживания. Модели экспоненциального сглаживания построены на идее о формировании прогноза путем вычисления средневзвешенного значения результатов предыдущих наблюдений с экспоненциальным уменьшением веса предыдущих наблюдений по мере поступления новых данных. Таким образом, последние показания будут иметь большее влияние на прогноз, нежели ранее полученные [36]. Данный тип моделей представляет собой фильтр, на вход которого постепенно поступают показания, а на выходе формируется прогнозное значение на основе экспоненциальной средней. Модели данного класса способны создавать быстрые достоверные прогнозы для широкого класса ВР. Наряду с авторегрессионными модели экспоненциального сглаживания являются наиболее часто используемыми для прогнозирования тенденций изменения ВР [37].

В зависимости от характеристик исследуемого процесса (наличие тренда, сезонной составляющей и т.п.) применяется одна из разновидностей экспоненциальной модели, наиболее подходящая для данного конкретного случая.

Простое экспоненциальное сглаживание (модель Брауна) применимо для краткосрочных прогнозов временного ряда и осуществляется по рекуррентной формуле:

$$Y_i = \alpha x_i + (1-\alpha)Y_{i-1} = \alpha \sum_{n=0}^{i-1} (1-\alpha)^n x_{i-n} + (1-\alpha)^i Y_0, \qquad (1.10)$$

где параметр $\alpha \in (0,1)$, и чем он меньше, тем в большей степени фильтруются колебания исходного временного ряда; Y_0 – начальное значение (арифметическая средняя всех имеющихся данных или какой-то их части).

Недостатком данной модели является то, что она не учитывает тренд (то есть долгосрочную тенденцию динамики показателя) и сезонные изменения. С целью устранения недостатка, связанного с отсутствием учета линейного тренда, была разработана модель Хольта [37]. Она включает в себя уравнение прогноза и два «сглаживающих» уравнения (одно - для уровня и одно - для тренда):

$$\begin{aligned} &Y_{i+h} = a_i + hb_i, \\ &a_i = \alpha_1 Y_i + (1-\alpha_1)(a_{i-1} - b_{i-1}), \\ &b_i = \alpha_2 (a_i - a_{i-1}) + (1-\alpha_2) b_{i-1}. \end{aligned} \tag{1.11}$$

Здесь h - интервал времени для прогнозирования; a_i – прогноз, «очищенный» от тренда (уровень); b_i – параметр линейного тренда; $\alpha_1, \alpha_2 \in (0,1)$ – коэффициенты, определяющие чувствительность модели.

Развитием изложенного подхода стала модель с мультипликативным экспоненциальным трендом и учетом сезонности, получившая название модели Хольта-Уинтерса. Она включает в себя уравнение прогноза и три уравнения, относящихся к сглаживанию: одно a_i - для уровня, одно - для тренда b_i и одно - для сезонной составляющей, которая обозначена s_i, со «сглаживающими» параметрами α, β и γ (1.12):

$$\begin{aligned} &Y_{i+h} = a_i + hb_i + s_{i-m+h_m^+}, \\ &a_i = \alpha\ (Y_i - s_{i-m}) + (1-\alpha)(a_{i-1} + b_{i-1}), \\ &b_i = \beta^*(a_i - a_{i-1}) + (1-\beta) b_{i-1}, \\ &s_i = \gamma(Y_i - a_{i-1} - b_{i-1}) + (1-\gamma) s_{i-m}, \end{aligned} \tag{1.12}$$

где $h_m^+ = [(h-1) \bmod m] + 1$; m – период сезонности. Параметры α, β и γ предлагается находить экспериментальным путем.

К достоинствам моделей экспоненциального сглаживания следует отнести их пригодность для долгосрочного прогнозирования [45], а также простоту их анализа и модифицирования. Недостатком данного класса моделей, согласно [38], является их ограниченная гибкость.

Несмотря на то, что в распоряжении исследователей и практиков находится большое количество методов прогнозирования ВР, на сегодняшний день нет универсального подхода, позволяющего однозначно определить наилучший метод применительно к объектам конкретной предметной области. Нередко приходится осуществлять экспериментальную сравнительную оценку эффективности разных алгоритмов на базе располагаемого массива исходных данных.

Так, модели авторегрессии и скользящего среднего хорошо подходят для прогнозирования тех временных рядов, значения итоговой переменной в которых разбросаны в окрестности ее математического ожидания. В то же время, экспоненциальные модели прогнозирования (например, модель Брауна и др.) предоставляют лучшие возможности для быстрого обновления прогноза на основе вновь поступивших данных, так как основной вклад в результат дает лишь небольшая часть самых последних значений временного ряда. Быстродействие экспоненциальных моделей позволяет применять их для оперативного прогнозирования ВР даже при наличии больших объемов исходных данных.

Длительное время считалось, что авторегрессионные модели (например, ARIMA) дают самые точные результаты прогнозирования временных рядов. Тем не менее, ряд исследований [39, 40] показал, что на практике авторегрессионные модели не имеют явных преимуществ перед моделями

экспоненциального сглаживания. Кроме того, следует отметить, что при поступлении новых данных параметры модели авторегрессии необходимо переоценивать. В самом деле, этот класс моделей основывается на предположении, что прогнозируемый временной ряд соответствует закономерности изменения в соответствии с какой-либо функцией, параметры которой и следует определить. Таким образом, рассматриваемый процесс при этом считается стабильным, а новые данные, не соответствующие заданным параметрам, не учитываются. В свою очередь, в моделях экспоненциального сглаживания основное внимание уделяется описанию «внешней» динамики изменения процесса, а не вскрытию внутренних функциональных зависимостей. В то же время, модели ARIMA, обладая отмеченными недостатками, остаются, тем не менее, достаточно точным и удобным инструментом прогнозирования.

Нелинейные методы и модели прогнозирования. Для класса нелинейных моделей характерно представление прошлых значений в виде некоторой структуры и набора правил перемещения внутри нее. В последнее время, в связи со стремительным увеличением вычислительных мощностей и развитием программно-технических комплексов, появилось большое количество новых методов и моделей [54], которые могут быть применены для прогнозирования временных рядов.

Широкое распространение получили модели на базе искусственных нейронных сетей [46] (artificial neural network - ANN), под которыми понимается совокупность нейронных элементов и связей между ними. Прогнозирование ВР является задачей экстраполяции; тем не менее, нейронные сети решают задачи интерполяции – аппроксимируют функцию многих переменных по определенному набору правил путем перевода ВР в многомерное пространство.

Кроме того, модели на базе нейронных сетей могут быть применены не только в задачах прогнозирования, но и в задачах классификации ВР, выявления скрытых нелинейных зависимостей и т.п.

Многослойный персептрон. Среди существующего множества моделей ANN наибольшую популярность получили модели на базе «многослойных» персептронов (MLP – multilayer perceptron). В частности, MLP, состоящие из трех слоев (входного, скрытого и выходного), часто используются для моделирования и прогнозирования ВР [54].

В MLP отношения между выходом y_t и входами $x_{t-1}, x_{t-2}, \ldots, x_{t-p}$ можно представить с помощью соотношения:

$$y_t = \alpha_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j \cdot g\left(\beta_{0j} + \sum_{i=1}^{p} \beta_{ij} y_{t-i} \right) \tag{1.13}$$

где α_0 представляет собой вес отношений между входными нейронами и выходом, β_{0j} характеризуют веса отношений между входными и скрытыми нейронами, а α_j и β_{ij} – веса, ассоциируемые с каждым узлом сети; p – количество входных нейронов (глубина истории ВР); q – количество скрытых нейронов; g – нелинейная функция активации, используемая для перехода скрытого слоя.

Функция активации должна быть нелинейной [55], всюду дифференцируемой и применимой для процедур обучения сети. Широкую популярность получила форма сигмоидальной функции активации, удовлетворяющей всем вышеприведенным требованиям. Примером сигмоидальной функции может служить логистическая функция, задаваемая следующим выражением:

$$g(u) = \frac{1}{1 + \exp(u)}. \tag{1.14}$$

Для того, чтобы MLP модель корректно функционировала, прежде всего необходимо провести процедуру подбора оптимальных весов («обучение сети»). Среди большого количества представленных алгоритмов обучения [47, 48] наибольшее распространение получил алгоритм «обратного распространения ошибки» (back propagation) [49], с помощью которого весовые коэффициенты рассчитываются путем минимизации среднеквадратичной ошибки с использованием метода градиентного спуска.

В число основных достоинств моделей прогнозирования ВР на базе нейросетевых алгоритмов ходят гибкость, масштабируемость и возможность выявления нелинейных компонентов ВР [50]. Тем не менее, модель, обученная на одном наборе данных, часто дает неудовлетворительные результаты на других наборах данных, а это в свою очередь означает, что при изменении структуры ВР сеть необходимо заново переобучить. Кроме того, ANN представляет собой «черный ящик», скрывая внутренние механизмы работы, тем самым делая недоступными промежуточные результаты вычислений. Отметим также, что немаловажными недостатками данного класса моделей являются ресурсоемкость и отсутствие объективных правил выбора параметров инициализации модели [51].

Модели на базе рекуррентных нейронных сетей. Одним из ограничений моделей на базе MLP является тот факт, что с математической точки зрения MLP ведет себя как обычная функция, хотя и довольно сложная, что в конечном итоге накладывает ограничения: входные и выходные массивы должны иметь фиксированный, заранее определенный размер.

Данное ограничение отсутствует в рекуррентных нейронных сетях [52] (РНС, recurrent neural network – RNN). Нейроны в таком случае не только имеют доступ к входящим данным, но и располагают возможностью получать информацию о предыдущем состоянии сети от других нейронов. Таким образом, обратные связи формируют своеобразную память, и с ее помощью открываются возможности для анализа данных, в котором имеет значение

порядок последовательности этих данных, например, как в ВР. Модель RNN можно представить в виде множества копий одной базовой модели – цепочки, которая последовательно передает информацию между элементами цепи.

В последнее время модели на базе RNN активно применяются для успешного решения всевозможных типов задач в различных областях. Отметим, что значительная часть достижений была связана с особым типом модели RNN, называемой моделью LSTM (long short-term memory, долговременно-кратковременная память), которая существенно расширяет возможности базовой модели [53]. Модель LSTM была специально разработана с целью долговременного хранения промежуточной информации о входных данных. LSTM представляет собой аналогичную RNN цепочку, при этом базовый повторяющийся элемент имеет другую структуру: вместо одного используются четыре слоя, взаимодействующие особым образом. Она решает проблему отсутствия долгосрочной памяти в простых RNN, когда наиболее удаленные от момента прогноза данные оказывают наименьшее влияние.

В традиционном виде модель LSTM [53, 56] можно представить в виде:

$$\begin{aligned}
&\mathbf{f}_t = \boldsymbol{\sigma}_g(\mathbf{W}_f\mathbf{x}_t + \mathbf{U}_f\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_f),\\
&\mathbf{i}_t = \boldsymbol{\sigma}_g(\mathbf{W}_i\mathbf{x}_t + \mathbf{U}_i\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_i),\\
&\mathbf{o}_t = \boldsymbol{\sigma}_g(\mathbf{W}_o\mathbf{x}_t + \mathbf{U}_o\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_o),\\
&\mathbf{c}_t = \mathbf{f}_t \circ \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t \circ \boldsymbol{\sigma}_c(\mathbf{W}_c\mathbf{x}_t + \mathbf{U}_c\mathbf{h}_{t-1} + \mathbf{b}_c),\\
&\mathbf{h}_t = \mathbf{o}_t \circ \boldsymbol{\sigma}_h(\mathbf{c}_t),
\end{aligned} \tag{1.15}$$

где $\mathbf{x}_t$ - входной вектор; $\mathbf{h}_t$ - выходной вектор; $\mathbf{c}_t$ -вектор состояния; $\mathbf{W}, \mathbf{U}$ и $\mathbf{b}$ - матрицы и вектор параметров; $\mathbf{f}_t, \mathbf{i}_t, \mathbf{o}_t$ - векторы вентилей (забывания, входных и выходных данных); $\boldsymbol{\sigma}_c, \boldsymbol{\sigma}_h, \boldsymbol{\sigma}_c$ - функции активации; символ «$\circ$» - произведение Адамара.

Модели на базе LSTM-сети могут быть применены, например, для формирования оперативных прогнозов по мере поступления новых данных,

используя преимущество в виде долгосрочной памяти [56]. Таким образом, появляется возможность построить универсальную адаптируемую модель с большим потенциалом для дальнейшего масштабирования.

Гибридные модели прогнозирования. Все вышеприведенные модели характеризуются своими преимуществами, но, тем не менее, большинство из них имеют и существенные ограничения. Так, использование статистических моделей для данных с нелинейной структурой, как правило, приводит к большим ошибкам в прогнозах [54]. Использование структурных моделей, например, MLP, требует наличия высокопроизводительных рабочих станций. Кроме того, структурные модели сильно зависимы от точности определения их начальных параметров [55].

Разрешить данные ограничения призван хорошо себя зарекомендовавший подход [59, 60, 61]: создание гибридной модели. Основная идея гибридной модели связана с тем, что исходные данные для прогноза часто состоят из линейной и нелинейной составляющих.

1.3 Анализ методов и моделей прогнозирования с использованием интервальных временных рядов

Перечисленные выше подходы и модели на сегодняшний день наиболее полно разработаны и исследованы применительно к прогнозированию на базе «обычных» (неинтервальных) временных рядов. Между тем, для контроля состояния таких объектов, как газораспределительные сети, наиболее востребованы интервальные временные ряды [41], отражающие особенности представления исходной информации о поведении контролируемых параметров (рис. 1.4).

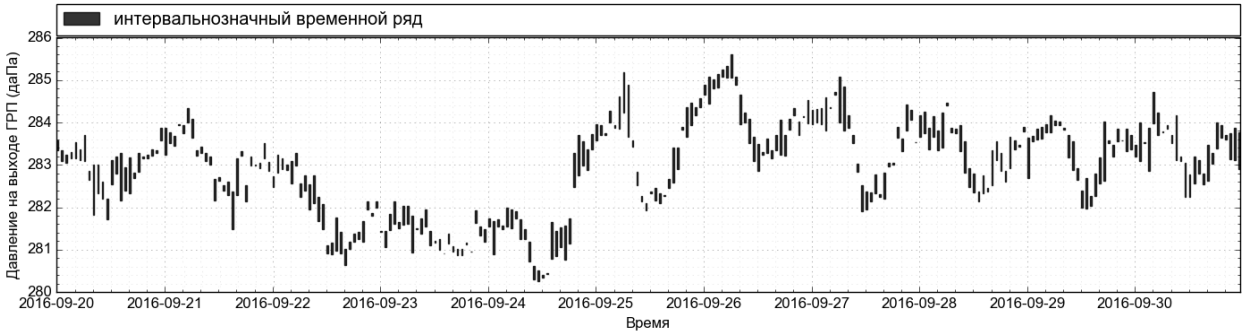

Рисунок 1.4 Пример интервального временного ряда с сезонностью (максимальные и минимальные значения давления газа на выходе ПРГ за час)

В указанном отношении особое значение приобретают те методы [62], которые допускают специализированные «интервальные» модификации. Примером такой модификация является версия Holt^{I} классической модели Хольта, описанная в публикациях [37].

Приведем здесь соотношения, используемые в Holt^{I}:

$$\begin{aligned} \tilde{\mathbf{I}}_{r+1} &= \mathbf{L}_r^I + \mathbf{T}_r^I, \\ \mathbf{L}_r^I &= \mathbf{A}\mathbf{I}_r + (\mathbf{E}-\mathbf{A})(\mathbf{L}_{r-1}^I + \mathbf{T}_{r-1}^I), \\ \mathbf{T}_r^I &= \mathbf{B}(\mathbf{L}_r^I - \mathbf{L}_{r-1}^I) + (\mathbf{E}-\mathbf{B})\mathbf{T}_{r-1}^I, \end{aligned} \tag{1.16}$$

где $\mathbf{I}_r^I = [\underline{I}_r^I, \overline{I}_r^I]^T$ - вектор, содержащий в качестве компонент нижнюю $\underline{I}_r^I$ и верхнюю $\overline{I}_r^I$ границы интервала значений контролируемого параметра Y на шаге r, $\tilde{\mathbf{I}}_{r+1}^I = [\tilde{\underline{I}}_{r+1}^I, \tilde{\overline{I}}_{r+1}^I]^T$ - аналогичный вектор, который содержит нижнюю $\tilde{\underline{I}}_r^I$ и верхнюю $\tilde{\overline{I}}_r^I$ границы интервала, полученного по результатам прогноза для $(r+1)$-го шага, $\mathbf{L}_r^I = [\underline{L}_r, \overline{L}_r]^T$ - вектор интервальнозначного сглаженного уровня ИВР ($\underline{L}_r$ и $\overline{L}_r$ - нижняя и верхняя границы интервала уровня соответственно), $\mathbf{T}_r^I = [\underline{T}_r, \overline{T}_r]^T$ - вектор, содержащий в качестве компонент значения нижней $\underline{T}_r$ и верхней $\overline{T}_r$ границ интервала сглаженного тренда к концу промежутка времени между (r-1)-м и r-м отсчетами; **E** - единичная матрица размера (2x2);

$\mathbf{A}=[\alpha_{ij}]$, $\mathbf{B}=[\beta_{ij}]$- двумерные матрицы коэффициентов сглаживания $\alpha_{ij}, \beta_{ij},$, удовлетворяющих условиям:

$$0 \le \alpha_{ij}, \beta_{ij} \le 1,\ i, j = 1,2. \tag{1.17}$$

В качестве начальных векторов для расчетов с помощью соотношения (1.16) используются:

$$\mathbf{L}_2^I = \mathbf{I}_2,\ \mathbf{T}_2^I = \mathbf{I}_2 - \mathbf{I}_1. \tag{1.18}$$

Предпочтительные значения коэффициентов сглаживания можно найти в результате минимизации квадратичной меры ошибки (1.19):

$$\begin{aligned} Q(\mathbf{A},\mathbf{B}) &= \sum_{r=3}^{k} (\mathbf{I}_r - \tilde{\mathbf{I}}_r)^T (\mathbf{I}_r - \tilde{\mathbf{I}}_r) = \\ &= \sum_{r=3}^{k} \begin{bmatrix} \overline{I}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} \\ \underline{I}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix}^T \begin{bmatrix} \overline{I}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} \\ \underline{I}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix} = \\ &= \sum_{r=3}^{k} \left(\overline{I}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1}\right)^2 + \sum_{r=3}^{k} \left(\underline{I}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1}\right)^2 . \end{aligned} \tag{1.19}$$

Таким образом, необходимо определить:

$$\min_{\alpha_{ij},\beta_{ij}} Q(\mathbf{A},\mathbf{B}). \tag{1.20}$$

Недостатком соответствующего алгоритма является тот факт, что указанная модель подходит только для данных без явно выраженной сезонной составляющей. Указанное обстоятельство становится весьма существенным ограничением по отношению к применимости Holt^{I} в задачах получения прогнозов состояния ГС, где для параметров характерна суточная сезонность.

Кроме изложенного подхода, для прогнозирования ИВР могут быть применены интервальные модификации ряда других моделей. Например, автор модели Holt^{I} в работе [42] предлагает использовать интервальные версии алгоритмов на базе модели ARIMA и искусственных нейронных сетей (ANN). В работах [60, 63, 64] предлагаются новые гибридные модели прогнозирования,

которые базируются на различных комбинациях известных моделей для прогнозирования ИВР, таких как $Holt^I$, MLP^I, iMLP, MSVR и т.д.

Тем не менее, создание интервальных модификаций авторегрессионных моделей сталкивается с необходимостью оперирования большим числом свободных параметров, определение которых (чаще всего, в процессе оптимизации) ресурсоемко и приводит к неоднозначным результатам. В свою очередь, недостатком интервальных моделей на базе нейронных сетей является недоступность промежуточных вычислений, выполняющихся в «черном ящике», и, как следствие, сложность интерпретации результатов моделирования. Кроме того, здесь приходится решать сложную задачу выбора алгоритма обучения.

В целом, с практической точки зрения интервальные подходы к прогнозированию на базе алгоритмов экспоненциального сглаживания оказываются наиболее применимыми ввиду относительной простоты осуществляемого с их помощью анализа, понятного смысла выполняемой модификации, а также приемлемого уровня быстродействия. С другой стороны, анализ существующих методов и моделей прогнозирования ВР и ИВР не позволяет назвать лучший по точности метод построения прогнозов во всех реальных ситуациях. Как правило, каждая модель показывает наилучшую эффективность на определенных данных, для которых она разрабатывалась. На практике статистические модели имеют сильные ограничения по применению и недостоверно прогнозируют хаотичные ВР. В свою очередь, модели на базе нейронной сети нередко оказываются ресурсоемкими и имеют недостаточную интерпретируемость параметров. Таким образом, решение об использовании той или иной модели в каждом конкретном случае необходимо принимать в зависимости от характеристик исходных данных и требований по долгосрочности прогнозов.

1.4 Постановка задач исследования

По результатам проведенного анализа установлено, что для прогнозирования состояния объектов ГС целесообразно применение моделей на базе интервальных временных рядов. В то же время, ощущается острый недостаток методов и алгоритмов получения прогнозов с использованием ИВР, прошедших практическую апробацию и подтвердивших свою эффективность. В особенности это касается ИВР с явно выраженной сезонной компонентой. Таким образом, представляется актуальным решение следующих задач:

1. Формирование моделей прогнозирования состояния объектов ГС с учетом неопределенности и существующих особенностей изменения их параметров (фактора сезонности).
2. Разработка методов и реализующих их алгоритмов прогнозирования состояния ГС на основе сформированных моделей, ориентированных на использование интервальных временных рядов с сезонностью, применительно к различным исходным теоретическим концепциям (экспоненциальному сглаживанию, нейросетевым подходам, их гибридизации).
3. Разработка архитектуры платформы и соответствующего программного обеспечения системы телеметрического контроля состояния ГС, включающей подсистемы прогнозирования, в основе функционирования которых лежат предложенные методы и алгоритмы.
4. Сравнительное исследование эффективности применения предложенных моделей и методов к обработке реальных данных, полученных с помощью телеметрического контроля ГС.

Решению перечисленных задач посвящены главы 2 – 4 представленной диссертационной работы.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 1

1. Выполнен анализ процесса сбора и последующей обработки данных, которые получены в результате телеметрического контроля удаленных объектов газораспределительных сетей (ГС), представляющих собой сложные технические системы. Выявлены основные этапы, проблемы и особенности контроля состояния ГС. Обосновано, что для поддержки принимаемых управленческих решений целесообразно введение в состав СТК ГС подсистем прогнозирования их состояния на основе истории изменения значений контролируемых параметров.

2. Выполнен подробный сравнительный анализ различных подходов к прогнозированию временных рядов, включая интервальные временные ряды (ИВР), указаны их достоинства и недостатки. Приведены общая классификация и алгоритм выбора оптимальной модели прогнозирования в зависимости от типа исходных данных. Обоснована целесообразность применения моделей на базе ИВР для прогнозирования поведения контролируемых параметров ГС ввиду наличия существенной хаотической составляющей, отражающей неопределенность. По итогам рассмотрения существующего состояния теории ИВР как относительно «молодого» направления в представлении данных для решения задач прогноза отмечено, что существующие в этой области алгоритмы не ориентированы на учет фактора сезонности, который очень важен в случае прогнозировании состояния газораспределительных сетей.

3. На основе проведенного анализа, а также изучения условий функционирования объектов газораспределительной сети формулируются требования к разрабатываемым моделям и методам прогнозирования состояния ГС и излагаются задачи диссертационного исследования. Они связаны с разработкой и исследованием эффективности моделей, методов и алгоритмов прогнозирования состояния объектов ГС с учетом неопределенности и существующих особенностей сбора и обработки информации об их параметрах.

2. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ С СЕЗОННОСТЬЮ

2.1 Анализ подходов к обработке интервальных данных

Большинство традиционных методов анализа данных (включая статистические методы) ориентировано на операции над величинами, представленными «точечными» значениями. Между тем, подходы из области анализа символьных данных (SDA) рассматривают переменные, которым могут соответствовать интервалы или иные множества значений в области вещественных чисел. В настоящей работе особое внимание уделяется проблеме обработки интервальных данных.

На сегодняшний день существует ряд подходов к анализу интервальных данных [42, 65, 67], среди которых можно выделить четыре наиболее часто используемых. Остановимся на них более подробно.

2.1.1 Использование правил интервальной арифметики

В рамках этого подхода предлагается использование методов интервального анализа [66, 67] для оперирования множествами, представляющими собой интервалы. Такое представление данных характеризует неопределенности, погрешности, неоднозначности и т.п. Вычисления базируются на правилах интервальной арифметики [68], которые соответствуют следующему принципу. Предположим, что $\mathbf{A} = [A_L, A_U]$ и $\mathbf{B} = [B_L, B_U]$ – два интервала, для которых A_L, B_L - нижние границы, а A_U, B_U – верхние границы соответственно. Пусть символ «*» задает арифметический оператор $* \in \{+, -, \times, /\}$. Тогда результатом операции $\mathbf{A}*\mathbf{B}$ будет интервал наименьшей длины, который содержит значение $a*b$, справедливое для $\forall a \in \mathbf{A}$ и $\forall b \in \mathbf{B}$. Согласно приведенному определению, арифметические операции над интервалами будут иметь вид:

$$\begin{aligned}
&\mathbf{A}+\mathbf{B}=[A_L+B_L, A_U+B_U],\\
&\mathbf{A}-\mathbf{B}=[A_L-B_U, A_U-B_L],\\
&\mathbf{A}\times\mathbf{B}=\begin{matrix}[\min\{A_L\times B_L, A_L\times B_U, A_U\times B_L, A_U\times B_U\},\\ \max\{A_L\times B_L, A_L\times B_U, A_U\times B_L, A_U\times B_U\}],\end{matrix}\\
&\mathbf{A}/\mathbf{B}=\mathbf{A}\times(1/\mathbf{B}),
\end{aligned} \tag{2.1}$$

где операция $1/\mathbf{B}=[1/B_U, 1/B_L]$.

Как следует из соотношений (2.1), результаты вычислений, полученные с помощью интервальной арифметики для интервалов нулевой длины (когда нижняя граница совпадает с верхней для каждого интервала), полностью соответствуют результатам арифметических операций над «точечными» данными.

В некоторых работах операции над интервальными величинами по правилам интервальной арифметики используются при решении задач прогнозирования с помощью модифицированных моделей экспоненциального сглаживания [69]. Тем не менее, применение на практике такого подхода имеет существенные ограничения, в особенности, при построении долгосрочных прогнозов, ввиду увеличения длин интервалов по мере выполнения таких арифметических операций [70]. Указанное расширение интервалов во многих случаях связано с тем, что для стандартных правил вычитания и деления (2.1) имеет место

$$\mathbf{A}-\mathbf{A}=[A_L-A_U, A_U-A_L]\neq[0,0], \quad \mathbf{A}/\mathbf{A}\neq[1,1]. \tag{2.2}$$

По этой причине предложено несколько альтернативных вариантов введения правил интервальной арифметики, наиболее известной из которых является арифметика Маркова [71]. Она предусматривает нестандартные операции вычитания и деления:

$$\mathbf{A} \overset{M}{-} \mathbf{B} = [\min\{A_L - B_L, A_U - B_U\}, \max\{A_L - B_L, A_U - B_U\}],$$

$$\mathbf{A} \overset{M}{/} \mathbf{B} = \begin{cases} [\min\{A_L / B_L, A_U / B_U\}, \max\{A_L / B_L, A_U / B_U\}], & \mathbf{A}, \mathbf{B} > 0, \\ [\min\{A_L / B_U, A_U / B_L\}, \max\{A_L / B_U, A_U / B_L\}], & \mathbf{A}, \mathbf{B} < 0, \\ (1/B_L) \times \mathbf{A}, \quad 0 \in \mathbf{A}, \quad \mathbf{B} > 0, \\ (1/B_U) \times \mathbf{A}, \quad 0 \in \mathbf{A}, \quad \mathbf{B} < 0. \end{cases} \tag{2.3}$$

Нетрудно убедиться, что в данном случае

$$\mathbf{A} \overset{M}{-} \mathbf{A} = [0, 0], \quad \mathbf{A} \overset{M}{/} \mathbf{A} = [1, 1]. \tag{2.4}$$

Тем не менее, в этой арифметике есть определенные противоречия (например, тот факт, что из $\mathbf{A} \overset{M}{-} \mathbf{C} = \mathbf{B} \overset{M}{-} \mathbf{C}$ не следует $\mathbf{A} = \mathbf{B}$ [67]), которые также могут обуславливать некоторые практические сложности.

2.1.2 Анализ по отдельно рассматриваемым границам интервалов

Подход предполагает рассмотрение ИВР $\mathbf{I}_r = [\bar{I}_r, \underline{I}_r]$, где $r = 1, 2, \ldots, n$, $\bar{I}_r, \underline{I}_r$ – нижняя и верхняя границы интервала значений параметра *Y* на шаге *r*, как совокупности двух независимых ВР, составленных соответственно из значений верхней и нижней границы интервала [42]:

$$\begin{aligned} \bar{I}_r &= \bar{Y}(r), \\ \underline{I}_r &= \underline{Y}(r). \end{aligned} \tag{2.5}$$

Все дальнейшие вычисления осуществляются по отношению к каждому из указанных рядов раздельно с помощью классических моделей прогнозирования, предназначенных для «точечных» данных. Конечным результатом является ИВР, сформированный в виде комбинации значений отдельных прогнозов:

$$\begin{aligned} \tilde{\bar{I}}_{r+1} &= f(\bar{I}_r, \bar{I}_{r-1}, \ldots, \bar{I}_{r-m}), \\ \tilde{\underline{I}}_{r+1} &= \phi(\underline{I}_r, \underline{I}_{r-1}, \ldots, \underline{I}_{r-m}), \\ \tilde{\mathbf{I}}_{r+1} &= [\tilde{\bar{I}}_{r+1}, \tilde{\underline{I}}_{r+1}]. \end{aligned} \tag{2.6}$$

Несмотря на простоту реализации данного подхода с практической точки зрения, важно отметить его существенный недостаток, связанный с отсутствием учета возможных ситуаций, когда прогнозируемое значение верхней границы интервала оказывается меньше значения нижней границы, что в конечном итоге приводит к формированию некорректного ИВР.

2.1.3 Использование среднего значения интервала и отклонения от среднего

Аналогично предыдущему подходу, предлагается рассматривать ИВР с точки зрения двух независимых множеств [42], которые в данном случае формируются несколько иным способом. Интервалы $\mathbf{I}_i$ представляются в виде средних значений I_i^c и расстояний от середин интервалов («радиусов») I_i^r :

$$I_i^c = \frac{\overline{Y}(i) + \underline{Y}(i)}{2}, \; I_i^r = \frac{\overline{Y}(i) - \underline{Y}(i)}{2}, \tag{2.7}$$

где $i = 1,2,...,n$.

На базе полученных ВР I_i^c, I_i^r с помощью классических моделей для «точечных» данных формируются прогнозы $\hat{I}_i^c$ и $\hat{I}_i^r$. С использованием результатов этих прогнозов строится ИВР $\hat{\mathbf{I}}_i = [\hat{I}_i^L, \hat{I}_i^U], \; i = 1,2,...,n,$ в котором верхняя $\hat{I}_i^U$ и нижняя $\hat{I}_i^L$ границы прогнозируемых интервалов определяются с помощью соотношений:

$$\hat{I}_i^U = \hat{I}_i^c + \hat{I}_i^r, \; \hat{I}_i^L = \hat{I}_i^c - \hat{I}_i^r. \tag{2.8}$$

Особенностью данного подхода является то, что ВР I_i^c, содержащий информацию о средних значениях интервалов, характеризует собой линейную компоненту процесса, в то время как I_i^r, определяющий расстояние от середины интервала, характеризует нелинейную компоненту. Таким образом, подход целесообразно применять в гибридных моделях прогнозирования,

ориентированных на учет как линейной, так и нелинейной компонент исследуемого процесса.

2.1.4 Применение векторного представления интервалов

В ряде работ, рассматривающих модели прогнозирования на базе экспоненциального сглаживания применительно к ИВР [42, 62, 63, 64], используется подход, согласно которому предлагается представлять входящие в указанный ряд интервалы $[\bar{I}_r, \underline{I}_r]$, $r = 1,2,...,n$, значений параметра Y в виде векторов

$$\mathbf{I}_r = \left\| \bar{I}_r, \underline{I}_r \right\|^T, \; r = 1,2,...,n. \tag{2.9}$$

Все дальнейшие операции выполняются над матрицами и векторами по соответствующим математическим правилам, принятым в линейной алгебре. К достоинствам подхода можно отнести относительную простоту его реализации на практике. Однако авторы подхода не приводят каких-либо обоснований такого представления интервалов; в связи с этим данный прием во многом выглядит эвристическим.

Покажем, в каких ситуациях векторное представление интервалов является обоснованным.

Предположим, что $\mathbf{A} = [A_L, A_U]$ и $\mathbf{B} = [B_L, B_U]$ – два интервала, представленных в виде векторов

$$\mathbf{I}(\mathbf{A}) = \left\| \begin{matrix} A_U \\ A_L \end{matrix} \right\|, \; \mathbf{I}(\mathbf{B}) = \left\| \begin{matrix} B_U \\ B_L \end{matrix} \right\|. \tag{2.10}$$

Тогда сумма указанных векторов

$$\mathbf{I}(\mathbf{C}) = \mathbf{I}(\mathbf{A}) + \mathbf{I}(\mathbf{B}) = \left\| \begin{matrix} A_U + B_U \\ A_L + B_L \end{matrix} \right\|, \tag{2.11}$$

и ей соответствует интервал $\mathbf{C} = [A_U + B_U, A_L + B_L]$.

Таким образом, результат операции сложения при векторном представлении интервалов полностью совпадает с результатом, вычисленным по правилам стандартной интервальной арифметики (2.1).

Рассмотрим теперь интервалы **D** = **[**αA_L, βA_U] и **F** = **[γ**B_L, δB_U], где α, β, **γ,** δ – действительные коэффициенты. Их сумма **G**, найденная по правилам стандартной интервальной арифметики, равна **G** = **[**αA_L +**γ**B_L, βA_U+δB_U].

Выполним аналогичные операции по правилам линейной алгебры

$$\mathbf{I}(\mathbf{G}) = \mathbf{I}(\mathbf{D}) + \mathbf{I}(\mathbf{F}) = \begin{Vmatrix} \beta & 0 \\ 0 & \alpha \end{Vmatrix} \begin{Vmatrix} A_U \\ A_L \end{Vmatrix} + \begin{Vmatrix} \delta & 0 \\ 0 & \gamma \end{Vmatrix} \begin{Vmatrix} B_U \\ B_L \end{Vmatrix} = \begin{Vmatrix} \beta A_U + \delta B_U \\ \alpha A_L + \gamma B_L \end{Vmatrix}. \tag{2.12}$$

Соотношение (2.12) показывает, что при суммировании векторов, которые отображают интервалы, после предварительного умножения на них диагональных матриц из действительных коэффициентов также наблюдается эквивалентность результата по отношению к стандартной интервальной арифметике.

Проанализируем далее, каким образом аппарат векторного представления интервалов работает в рамках реализации прогнозирования с помощью экспоненциального сглаживания. Для наглядности используем простейшую модификацию этого метода – без учета тренда [72]:

$$\hat{\mathbf{I}}_{t+1} = \mathbf{I}_t + (\mathbf{E} - \mathbf{A}^*)\hat{\mathbf{I}}_t. \tag{2.13}$$

Здесь $\mathbf{I}_t$-вектор, отображающий интервальный элемент ИВР в текущий момент времени *t*, $\hat{\mathbf{I}}_t, \hat{\mathbf{I}}_{t+1}$- векторы, соответствующие прогнозируемым интервалам в моменты времени *t* и (*t*+1), **E** - двумерная единичная матрица, $\mathbf{A}^*$ - матрица весовых коэффициентов

$$\mathbf{A}^* = \begin{Vmatrix} a_{11} & a_{21} \\ a_{21} & a_{22} \end{Vmatrix}, \tag{2.14}$$

причем $0 \le a_{ij} \le 1,\ i, j = 1,2.$

Если недиагональные элементы этой матрицы равны нулю, то операция (2.13), как показано выше, дает результат, совпадающий с итогом применения правил стандартной интервальной арифметики.

В случае ненулевых недиагональных элементов указанной матрицы получаем [72]:

$$\hat{\mathbf{I}}_{t+1} = \left\| \begin{matrix} a_{11}Y_t^U + (1-a_{11})\hat{Y}_t^U + a_{12}e_t^L \\ a_{22}Y_t^L + (1-a_{22})\hat{Y}_t^L + a_{21}e_t^U \end{matrix} \right\|, \tag{2.15}$$

где $Y_t^U, \hat{Y}_t^U$ - верхние границы интервалов, отображаемых векторами $\mathbf{I}_t, \hat{\mathbf{I}}_t$; $Y_t^L, \hat{Y}_t^L$ - нижние границы этих интервалов; $e_t^L = Y_t^L - \hat{Y}_t^L$ - ошибка прогноза для нижней границы интервала; $e_t^U = Y_t^U - \hat{Y}_t^U$ - аналогичная ошибка для его верхней границы.

Выражение (2.15) показывает, что на каждом шаге рассматриваемого алгоритма прогнозирования «базовыми» являются такие значения компонент вектора прогноза, которые соответствуют результатам, совпадающим с итогами применения правил стандартной интервальной арифметики. Отклонения от этих результатов обуславливаются слагаемыми $a_{12}e_t^L$ и $a_{21}e_t^U$ соответственно. В то же время, алгоритм прогнозирования строится таким образом, что ошибки e_t^L, e_t^U минимизируются по абсолютной величине. Такой эффект достигается за счет постоянного подбора весовых коэффициентов исходя из условия

$$\begin{aligned} S_2(A^*) &= \sum_{t=2}^{n} (\mathbf{I}_t - \hat{\mathbf{I}}_t)^T (\mathbf{I}_t - \hat{\mathbf{I}}_t) = \\ &= \sum_{t=2}^{n} (Y_t^U - \hat{Y}_t^U)^2 + \sum_{t=2}^{n} (Y_t^L - \hat{Y}_t^L)^2 \to \min. \end{aligned} \tag{2.16}$$

Фактически, за счет отмеченных дополнительных слагаемых в формулах для компонент вектора прогноза в схему алгоритма вводятся специфические элементы обучения в виде перекрестных обратных связей по отклонениям. Определение весовых коэффициентов на основе условия (2.16) позволяет «подрегулировать» прогнозируемые границы интервала по отношению к результатам, задаваемым правилами стандартной интервальной арифметики, приближая их к реальным значениям.

Остановимся также на такой операции, как вычисление разности векторов, отображающих интервалы. Если опять в качестве исходных данных взять интервалы **A** = [A_L, A_U] и **B** = [B_L, B_U], то

$$\mathbf{I}(\mathbf{A}) - \mathbf{I}(\mathbf{B}) = \begin{Vmatrix} A_U - B_U \\ A_L - B_L \end{Vmatrix}, \tag{2.17}$$

что не соответствует правилам стандартной интервальной арифметики.

Более того, такого рода действия над интервалами могут привести к нарушению соотношения между верхними и нижними границами (т.е. к ситуации, когда нижняя граница интервала окажется больше верхней). В то же время, если после каждой операции вычитания находить минимальную и максимальную из двух компонент результирующего вектора и при необходимости менять их местами, то такого рода результаты будут полностью соответствовать интервальной арифметике Маркова (2.3).

По итогам выполненного анализа можно заключить, что применение векторного представления интервалов вполне правомерно в алгоритмах, в которых отсутствуют операции умножения и / или деления интервальных данных. При этом указанное представление обладает рядом удобств, связанных с заменой более сложных преобразований, относящихся к интервальному анализу, на более привычные действия из области классической линейной алгебры.

2.2 Предварительная подготовка исходных данных

Временные ряды, с помощью которых возможно представление информации о состоянии ГС, ввиду особенностей сбора данных обычно имеют некоторые особенности. В наиболее общей постановке задачи здесь следует говорить о неполных (или неравноотстоящих) временных рядах, когда собранные данные соответствуют неравноотстоящим моментам времени. Задача прогнозирования – по набору накопленных данных предсказать изменения соответствующих значений параметра в будущем – в этом случае существенно усложняется. Кроме того, вероятны ситуации, когда «пропущены» показания за какой-либо промежуток времени.

Прежде чем приступать к прогнозированию, необходимо решить задачу приведения ВР к представлению в виде полного временного ряда. На рис. 2.1

представлен пример подобного приведения, когда отсутствующие данные восполняются с помощью математических преобразований. В таких ситуациях целесообразно использование метода линейной интерполяции для получения отсутствующих значений параметра в «пропущенные» моменты времени и формирования нового ВР с заданными фиксированными промежутками между временными отметками:

$$\varphi(r) = y(t) + (x(r) - x(t))\frac{y(t+1) - y(t)}{x(t+1) - x(t)}, \tag{2.18}$$

где φ – функция представления временного ряда в полном виде; x – функция преобразования временной метки t в числовое значение; y – функция представления известных значений временного ряда; r – шаг интерполяции, такой что $t < r < t+1, \quad r = 1,...,N$.

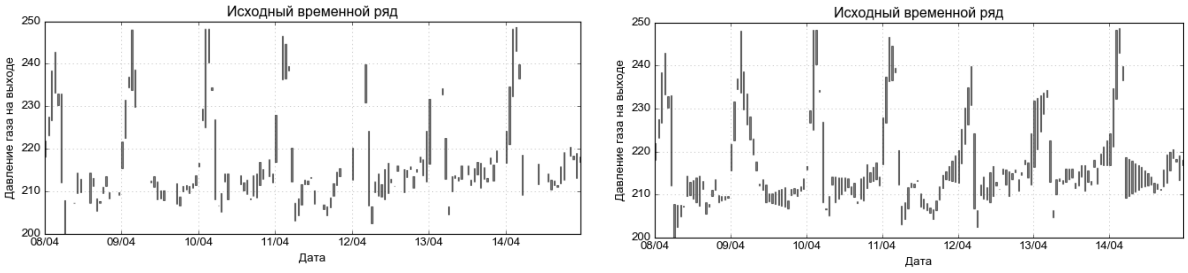

Рисунок 2.1 Приведение ВР к представлению в виде полного временного ряда

Преобразование ИВР к полном виду производится аналогично тому, как это делается для обычных (неинтервальных) временных рядов. При этом соотношение (2.18) применяется раздельно для верхних и нижних границ интервалов. Следует отметить, что эта процедура, тем не менее, может привести к снижению точности и релевантности прогноза, так как дополнительные вычисленные на основе интерполяции значения ВР способны изменить общую тенденцию варьирования параметра, как правило, в сторону сглаживания соответствующих зависимостей (рис. 2.2). Таким образом, необходимо определить шаг интерполяции, при котором достигается максимальная точность при минимальных временных затратах. При этом

целесообразно учитывать нелинейность роста времени подбора сглаживающих коэффициентов с увеличением частоты исходных данных.

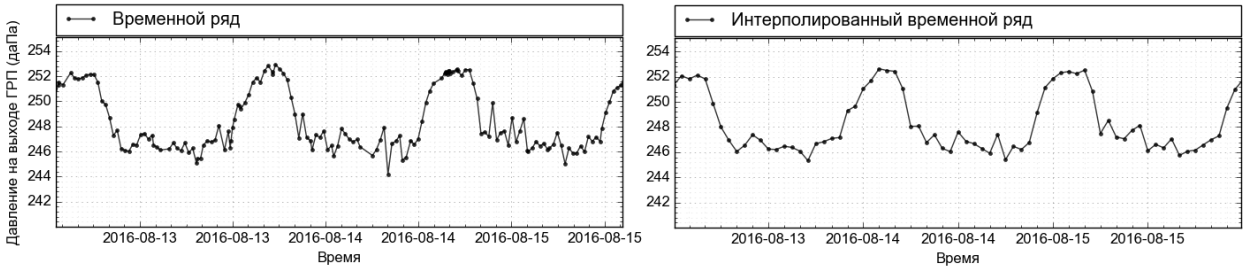

Рисунок 2.2 Преобразование ВР к равностоящему виду

2.3 Разработка модели экспоненциального сглаживания, учитывающей сезонную компоненту

Проблемы использования существующих методов прогнозирования на основе ИВР, изложенные в главе 1, обосновывают стремление предложить специальную модель прогнозирования, учитывающую сезонную составляющую, в которой могли бы рациональным образом сочетаться положения как модели классического тройного экспоненциального сглаживания [37], так и уже описанной ранее интервальной версии $\mathrm{Holt}^{\mathrm{I}}$ (1.16) модели Хольта [17, 42].

В качестве примера того факта, что сама по себе модель $\mathrm{Holt}^{\mathrm{I}}$ не дает удовлетворительных по точности результатов прогнозирования в случае явно выраженной сезонной компоненты ряда, можно привести ситуацию на рис. 2.3. Таким образом, актуальность проблемы разработки модели, учитывающей фактор сезонности и сохраняющей все преимущества модели $\mathrm{Holt}^{\mathrm{I}}$ с точки зрения простоты реализации и скорости выполнения, оправдана.

Рисунок 2.3 Пример прогноза с помощью модели $Holt^{I}$ на данных с сезонной компонентой

В свою очередь, модель $Holt^{I}$ может быть успешно применена для прогнозирования данных с более простой однородной структурой, без циклической составляющей. В качестве иллюстрации на рис. 2.4 представлен

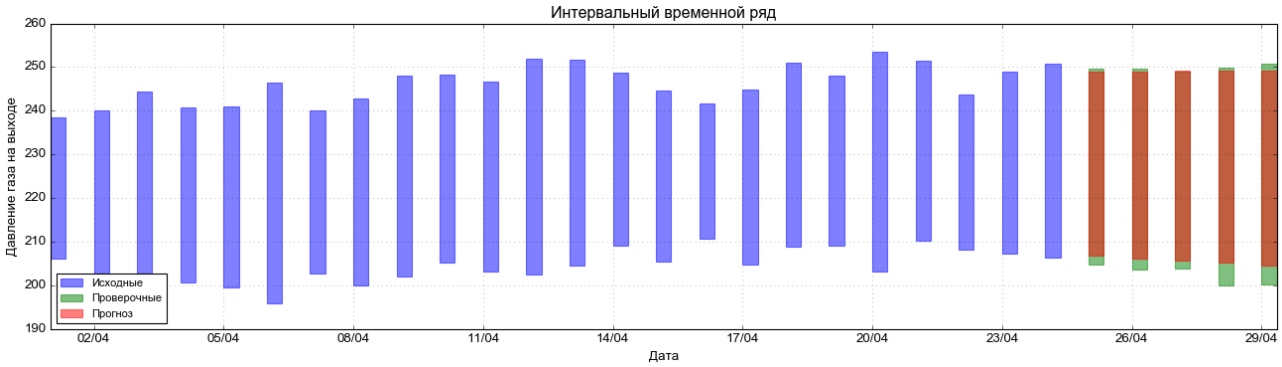

Рисунок 2.4 Пример прогноза с помощью модели $Holt^{I}$ на данных без сезонной компоненты

прогноз с использованием этой модели для интервальных данных, содержащих дневные минимумы и максимумы показаний давления газа за сутки.

При разработке нового метода ставится задача сохранить основные преимущества классических моделей прогнозирования, которые стали весьма популярными ввиду своей простоты и хорошей общей производительности [45], тем самым обеспечив применимость модели в системах телеметрического контроля. Данный подход позволяет создать гибкий и масштабируемый метод прогнозирования с прозрачной реализацией отдельных этапов работы компонентов модели.

В первую очередь, необходимо отметить, что сезонная компонента – это дополнительное отклонение от общего уровня и тренда, которое повторяется через строго определенные периоды отсчетов ВР. В зависимости от влияния сезонности на результаты прогнозирования различают две формы представления сезонной составляющей. Аддитивная форма предпочтительна в ситуациях, когда сезонность вызывает постоянные по величине периодические отклонения (колебания) значений параметра на протяжении всего временного ряда. При мультипликативной форме величина отклонений зависит от текущего уровня ВР (например, измеряется в процентах от этого уровня). Анализ данных, собранных в процессе эксплуатации ГС, приводит к выводу, что для наиболее значимых контролируемых параметров этих сетей (давлений газа на входах и выходах ГРП) выполняются условия, характеризующие именно аддитивную форму сезонности.

По указанной причине дальнейшее изложение предполагает, что разработка модели выполняется для аддитивной формы учета сезонной составляющей. За основу берутся соотношения (1.16) для модели $\mathrm{Holt}^{\mathrm{I}}$, в которые по аналогии с моделью тройного экспоненциального сглаживания для «точечных» (неинтервальных) данных вводятся элементы, позволяющие учесть сезонную составляющую. В итоге можно говорить о формировании интервальной версии модели Хольта-Уинтерса ($\mathrm{HoltWinters}^{\mathrm{I}}$), характеризуемой равенствами

$$\begin{aligned}
&\tilde{\mathbf{I}}_{r+1} = \mathbf{L}_r^I + \mathbf{T}_r^I + \mathbf{S}_{r-q}^I, \\
&\mathbf{L}_r^I = \mathbf{A}(\mathbf{I}_r - \mathbf{S}_{r-q}^I) + (\mathbf{E} - \mathbf{A})(\mathbf{L}_{r-1}^I + \mathbf{T}_{r-1}^I), \\
&\mathbf{T}_r^I = \mathbf{B}(\mathbf{L}_r^I - \mathbf{L}_{r-1}^I) + (\mathbf{E} - \mathbf{B})\mathbf{T}_{r-1}^I, \\
&\mathbf{S}_r^I = \mathbf{G}(\mathbf{I}_r - \mathbf{L}_{r-1}^I - \mathbf{T}_{r-1}^I) + (\mathbf{E} - \mathbf{G})\mathbf{S}_{r-q}^I.
\end{aligned} \tag{2.19}$$

Сопоставление (2.19) с моделью $\mathrm{Holt}^{\mathrm{I}}$ (1.16) показывает, что в уравнение расчета прогнозируемого вектора уровня введено слагаемое $\mathbf{S}_{r-q}^I = [\underline{S}_{r-q}, \overline{S}_{r-q}]^T$, представляющее собой вектор сезонной составляющей за предыдущий сезон

(периодичность сезонности задается величиной лага q); $\underline{S}_{r-q}, \overline{S}_{r-q}$ - нижняя и верхняя граница интервала значений указанной сезонной составляющей. Расчет вектора тренда остается таким же, как и в модели Holt^{I}. В свою очередь, добавляется новое уравнение для расчета вектора сезонной составляющей, которое учитывает сглаженную разность между вектором интервальнозначной оценки контролируемого параметра на текущем шаге и аналогичным вектором для предыдущего периода. В этом уравнении используется дополнительная матрица $\mathbf{G} = [\gamma_{ij}]$ коэффициентов сглаживания γ_{ij}, которые также удовлетворяют условиям:

$$0 \le \gamma_{ij} \le 1,\ i, j = 1,2. \tag{2.20}$$

Ниже приводится развернутая запись уравнений модели:

$$\begin{aligned}
\mathbf{L}_r^I &= \begin{bmatrix} \alpha_{11} & \alpha_{12} \\ \alpha_{21} & \alpha_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{I}_r - \overline{S}_{r-q} \\ \underline{I}_r - \underline{S}_{r-q} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1-\alpha_{11} & -\alpha_{12} \\ -\alpha_{21} & 1-\alpha_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} \\ \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix} = \\
&= \begin{bmatrix} \alpha_{11}(\overline{I}_r - \overline{S}_{r-q} - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1}) + \alpha_{12}(\underline{I}_r - \underline{S}_{r-q} - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1}) + \overline{L}_{r-1} + \overline{T}_{r-1} \\ \alpha_{21}(\overline{I}_r - \overline{S}_{r-q} - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1}) + \alpha_{22}(\underline{I}_r - \underline{S}_{r-q} - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1}) + \underline{L}_{r-1} + \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix}, \\
\mathbf{T}_r^I &= \begin{bmatrix} \beta_{11} & \beta_{12} \\ \beta_{21} & \beta_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{L}_r - \overline{L}_{r-1} \\ \underline{L}_r - \underline{L}_{r-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1-\beta_{11} & -\beta_{12} \\ -\beta_{21} & 1-\beta_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{T}_{r-1} \\ \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix} = \\
&= \begin{bmatrix} \beta_{11}(\overline{L}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1}) + \beta_{12}(\underline{L}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1}) + \overline{T}_{r-1} \\ \beta_{21}(\overline{L}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1}) + \beta_{22}(\underline{L}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1}) + \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix}, \\
\mathbf{S}_r^I &= \begin{bmatrix} \gamma_{11} & \gamma_{12} \\ \gamma_{21} & \gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{I}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} \\ \underline{I}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} 1-\gamma_{11} & -\gamma_{12} \\ -\gamma_{21} & 1-\gamma_{22} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \overline{S}_{r-q} \\ \underline{S}_{r-q} \end{bmatrix} = \\
&= \begin{bmatrix} \gamma_{11}(\overline{I}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} - \overline{S}_{r-q}) + \gamma_{12}(\underline{I}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} - \underline{S}_{r-q}) + \overline{S}_{r-q} \\ \gamma_{21}(\overline{I}_r - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} - \overline{S}_{r-q}) + \gamma_{22}(\underline{I}_r - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} - \underline{S}_{r-q}) + \underline{S}_{r-q} \end{bmatrix}.
\end{aligned} \tag{2.21}$$

С целью повышения качества вышеприведенной модели, прежде всего, необходимо решить ряд сопутствующих задач, которые существенно влияют на точность и скорость получения прогнозов.

2.4 Определение начальных векторов модели

В результате экспериментального исследования было определено, что выбор начальных характеристик модели существенно влияет на итоговую точность прогноза, кроме того необходимо учитывать влияние фактора сезонности. Особую актуальность приобретает задача выбора начальных векторов уровня $\mathbf{L}_0^I = [\underline{L}_0, \overline{L}_0]^T$, тренда $\mathbf{T}_0^I = [\underline{T}_0, \overline{T}_0]^T$, а также совокупности начальных векторов сезонных факторов $\mathbf{S}_{i-q}^I = [\underline{S}_{i-q}, \overline{S}_{i-q}]^T$, где $i = 1,2,...,q$. Отметим, что векторы $\mathbf{S}_{i-q}^I$ при $i < q$ соответствуют условным отрицательным индексам.

В известной литературе такая задача еще не решена в полной мере. Рекомендации по заданию начальных векторов для модели Holt^{I} [17] здесь не применимы в связи с тем, что в указанном подходе не принимается во внимание влияние сезонной составляющей. В частности, в процедурах прогнозирования на базе модели Holt^{I} предлагается использовать вектор исходных данных $\mathbf{I}_1$ в качестве начального вектора уровня, а разность векторов $\mathbf{I}_2 - \mathbf{I}_1$ для начального вектора тренда, что задает весьма грубую оценку без учета влияния сезонных колебаний. Это в конечном итоге приводит к непредсказуемым отклонениям линии тренда либо к существенному увеличению ширины интервалов полученных прогнозов. Кроме того, указанные недостатки существенно влияют на прогноз при наличии небольшой выборки исходных данных, так как модель не «успевает» сгладить ошибки в начальной оценке указанных данных. В то же время, увеличение размера выборки исходных данных приводит к существенному увеличению времени подбора оптимизационных коэффициентов.

В отличие от сказанного в рамках настоящей работы предлагается формировать начальные вектора, которые учитывают влияние изменения исходных данных за сезон. При этом в качестве начального вектора уровня

целесообразно использовать средний уровень за первый сезон исходных данных, учитываемый ИВР:

$$\mathbf{L}_0^I = \frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q}\mathbf{I}_j, \tag{2.22}$$

где q – период сезонности; $\mathbf{I}_j$ – векторы в составе исходного временного ряда.

Вследствие того, что исходные данные, как правило, представлены за несколько сезонов, для задания начального вектора тренда имеет смысл экстраполировать стартовую тенденцию, которая учитывает средние отклонения уровня за сезон:

$$\mathbf{T}_0^I = \frac{1}{q}\sum_{j=1}^{q}(\mathbf{I}_{j+q} - \mathbf{I}_j). \tag{2.23}$$

В такой ситуации требуется, чтобы исходный временной ряд содержал числовую информацию как минимум за два сезона.

Для задания совокупности начальных векторов сезонной составляющей целесообразно применение поэлементной разности векторов исходных значений контролируемого параметра за первый сезон и сформированного ранее начального вектора уровня:

$$\mathbf{S}_j^I = \mathbf{I}_r - \mathbf{L}_0^I, \quad j = 1,2...,q. \tag{2.24}$$

2.5 Поиск оптимальных коэффициентов сглаживания модели

Конечная точность прогноза разработанной модели зависит от коэффициентов сглаживания, входящих в матрицы **A**, **B** и **G**. Для того, чтобы подобрать оптимальные коэффициенты, прежде всего, необходимо определить количественную характеристику, с помощью которой можно будет оценить точность прогноза. В соответствии с рекомендациями, предложенными в работе [17], для оценки точности прогноза предлагается использовать величину квадратичной меры ошибки прогноза, которая для модели (2.19) имеет следующий вид:

$$R(\mathbf{A},\mathbf{B},\mathbf{G}) = \sum_{r=3}^{n} (\mathbf{I}_r - \tilde{\mathbf{I}}_r)^T (\mathbf{I}_r - \tilde{\mathbf{I}}_r) =$$

$$= \sum_{r=3}^{n} \begin{bmatrix} \overline{I}_r - \overline{S}_{r-q-1} - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} \\ \underline{I}_r - \underline{S}_{r-q-1} - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix}^T \times \begin{bmatrix} \overline{I}_r - \overline{S}_{r-q-1} - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1} \\ \underline{I}_r - \underline{S}_{r-q-1} - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1} \end{bmatrix} = \tag{2.25}$$

$$= \sum_{r=3}^{n} (\overline{I}_r - \overline{S}_{r-q-1} - \overline{L}_{r-1} - \overline{T}_{r-1})^2 + \sum_{r=3}^{n} (\underline{I}_r - \underline{S}_{r-q-1} - \underline{L}_{r-1} - \underline{T}_{r-1})^2.$$

Здесь $\mathbf{I}_r$ - фактические интервальнозначные величины в составе временного ряда; $\tilde{\mathbf{I}}_r$ - значения, полученные в результате использования модели прогноза; верхний индекс T характеризует операцию транспонирования.

Элементы матриц **A, B** и **G**, содержащих коэффициенты сглаживания, могут быть определены исходя из условия минимума квадратичной меры ошибки прогноза (2.25). Кроме того, в процессе поиска минимума R(**A,B,G**) следует учитывать ограничения (1.17), (1.20).

Сформулированную задачу нелинейной оптимизации в соответствии с рекомендациями [10] предлагается решать с помощью специальной версии алгоритма Бройдена-Флетчера-Гольдфарба-Шанно для ограниченного объема компьютерной памяти [44] применительно к учету ограничений типа неравенств на значения переменных (L-BFGS-B). Обобщенная блок-схема алгоритма, поддерживающего процесс прогнозирования на базе ИВР – модели, представлена на рис. 2.5.

2.6 Критерии оценки эффективности прогноза с помощью модели

Методы оценки точности прогнозов разрабатываемых моделей являются важной частью сравнительного анализа полученных результатов. Кроме нахождения корня квадратичной меры ошибки прогноза RMSE (что отмечалось в разделе 1), в работах [63, 64] предлагается ряд статистических способов оценки эффективности прогнозов, адаптированных для работы с данными, которые представлены в виде ИВР. Коротко остановимся на них.

Рисунок 2.5. Блок-схема алгоритма прогнозирования с помощью модели HoltWinters^{I}

MSE^{I} (mean square error) - среднеквадратичная мера ошибки, используется для выявления больших неточностей в работе модели, что достигается за счет возведения в квадрат разности реальных и прогнозных значений:

$$MSE^I = \frac{1}{2m}\sum_{j=1}^{m}[(\bar{I}_j - \tilde{\bar{I}}_j)^2 + (\underline{I}_j - \tilde{\underline{I}}_j)^2], \qquad (2.26)$$

где m – количество сравниваемых значений.

Модель, которая в результате имеет наименьшее значение среднеквадратичной ошибки, будет делать меньшее число грубых ошибок в прогнозах.

ARV^I (interval average relative variance) - средняя относительная дисперсия интервалов [63], позволяет оценить результаты прогнозирования модели применительно к предположению, что значения в будущем будут соответствовать медиане значений ряда на предыдущих шагах:

$$ARV^I = \frac{\sum_{j=1}^{m}(\mathbf{I}_j - \hat{\mathbf{I}}_j)^{\mathbf{T}}(\mathbf{I}_j - \hat{\mathbf{I}}_j)}{\sum_{j=1}^{m}(\mathbf{I}_j - \bar{\mathbf{I}})^{\mathbf{T}}(\mathbf{I}_j - \bar{\mathbf{I}})} = \frac{\sum_{j=1}^{m}(X_j^U - \hat{X}_j^U)^2 + \sum_{j=1}^{m}(X_j^L - \hat{X}_j^L)^2}{\sum_{j=1}^{m}(X_j^U - \bar{X}^U)^2 + \sum_{j=1}^{m}(X_j^L - \bar{X}^L)^2}, \qquad (2.27)$$

где m – количество сравниваемых значений; $\bar{\mathbf{I}} = [\bar{X}^L, \bar{X}^U]$– медиана (среднее значение) временного ряда, а $\bar{X}^U$ и $\bar{X}^L$ верхняя и нижняя границы интервала соответственно.

Чем меньше значение ARV^I, тем точнее прогноз модели относительно прогноза, основанного на предположении, что в дальнейшем значения будут равны медиане значений ВР. Таким образом, близкие к нулю значения ARV^I свидетельствуют об очень хороших результатах прогнозирования, в то время как близкие к единице результаты говорят о средних (по качеству) показателях.

U^I (interval U of Theil statistics) – интервальная модификация индекса Тейла, позволяет оценить результаты прогноза модели относительно наивной оценки, когда предполагается, что прогнозное значение следующего шага равно значению на предыдущем этапе: $\hat{\mathbf{I}}_{i+1} = \mathbf{I}_i$:

$$U^I = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m}(\mathbf{I}_j - \tilde{\mathbf{I}}_j)^{\mathbf{T}}(\mathbf{I}_j - \tilde{\mathbf{I}}_j)}{\sum_{j=1}^{m}(\mathbf{I}_{j+1} - \mathbf{I})^{\mathbf{T}}(\mathbf{I}_{j+1} - \mathbf{I})}} = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^{m}(\bar{I}_j - \tilde{\bar{I}}_j)^2 + \sum_{j=1}^{m}(\underline{I}_j - \tilde{\underline{I}}_j)^2}{\sum_{j=1}^{m}(\bar{I}_{j+1} - \bar{I}_j)^2 + \sum_{j=1}^{m}(\underline{I}_{j+1} - \underline{I}_j)^2}}, \quad (2.28)$$

где m – количество сравниваемых значений.

При равных единице значениях U^I считается, что результат работы модели не превосходит результаты прогноза наивной модели. Соответственно, при $U^I > 1$ прогноз модели хуже прогноза наивной модели, а при значении меньше единицы – лучше его. При значениях U^I близких к нулю результаты прогноза оцениваются как превосходные [69].

MAPE^I (interval mean absolute percentage error) – интервальная версия средней абсолютной ошибки в процентах. Позволяет оценить ошибку прогноза в процентах относительно реальных значений. Интервальная версия *MAPE* вычисляется с помощью раздельного подсчета ошибки для верхних и нижних границ интервала с дальнейшим усреднением конечного значения:

$$MAPE^U = \frac{100}{m}\sum_{j=1}^{m}\left|\frac{\bar{I}_j - \tilde{\bar{I}}_j}{\bar{I}_j}\right|, \quad (2.29)$$

$$MAPE^L = \frac{100}{m}\sum_{j=1}^{m}\left|\frac{\underline{I}_j - \tilde{\underline{I}}_j}{\underline{I}_j}\right|, \quad (2.30)$$

$$MAPE^I = \frac{MAPE^U + MAPE^L}{2}, \quad (2.31)$$

где m – количество сравниваемых значений; $MAPE^U$ и $MAPE^L$ – значения средней относительной ошибки для верхних и нижних границ интервалов соответственно.

2.7 Оценка эффективности предложенной модели

С целью оценки точности прогнозов, выполненных с помощью предложенной модели HoltWinters^I, было проведено численное экспериментальное исследование. В нем оценивались результаты

прогнозирования на основе исходной информации, которая включала данные о максимальных и минимальных значениях выходного низкого давления газа 5-ти ПРГ за каждый час наблюдений в течение недели с 8 по 15 апреля 2017 года, полученной в процессе их телеметрического контроля. Указанные объекты расположены на различных участках ГС в городе Белебей (Республика Башкортостан), подведомственных ПАО «Газпром газораспределение Уфа».

Целью оценки являлось выявление достоинств и недостатков модели с точки зрения точности результатов на различных типах данных.

Данные, полученные с объектов мониторинга, в зависимости от структуры можно условно разделить на три категории:

- детерминированные данные с явно выраженной сезонностью;
- стохастические данные с малой амплитудой изменения значений;
- данные с разнородной сложной структурой.

В рамках исследования были рассмотрены пятнадцать различных выборок, среди которых пять - детерминированных, пять - стохастических и пять - с разнородной структурой.

Выборки для исследования формировались из минимальных и максимальных значений показаний выходного давления газа в течение часа за период в семь дней. Данные за первые шесть дней использовались в качестве обучающей выборки с целью подбора коэффициентов оптимизации модели. Между тем, увеличение глубины выборки обратно пропорционально времени подбора коэффициентов. В связи с этим экспериментально было определено, что данных за одну неделю достаточно для получения приемлемых с практической точки зрения результатов. Результаты прогноза модели, в свою очередь, сравнивались с контрольными данными за последний день, извлеченными из выборки.

С практической точки зрения наибольший интерес представляют оперативный прогноз на 1-3 часа и стратегический прогноз на один день (24 часа). Однако, для того, чтобы сформировать прогноз больше чем на один шаг вперед, на вход модели (1.13) необходимо подавать исходные данные $\mathbf{I}_r$, что не представляется возможным ввиду ограниченности исходного временного ряда. В этом случае целесообразно использовать результаты прогноза модели на предыдущем шаге в качестве имитированных значений исходных данных. Таким образом, прогноз с помощью модели на несколько шагов вперед соответствует выражению

$$\tilde{\mathbf{I}}_{r+m} = f(\mathbf{I}_1, \mathbf{I}_2, ..., \tilde{\mathbf{I}}_{r+m-2}, \tilde{\mathbf{I}}_{r+m-1}), \qquad (2.32)$$

где r - длина выборки исходных данных, m - количество шагов для прогноза.

Результаты долгосрочного (стратегического) и краткосрочного (оперативного) прогноза представлены в таблицах 2.1 и 2.2 применительно к модели HoltWinters^{I} для детерминированных данных с явно выраженной сезонной компонентой. Они демонстрируют приемлемые значения по всем показателям. Так, показатель ***MAPE*** показывает, что ошибка результатов прогноза модели составляет в среднем 1,2%. Показатели $\boldsymbol{ARV^I}$ и $\boldsymbol{U^I}$ меньше единицы, что свидетельствует о качестве прогнозов выше среднего. Следует отметить, что согласно значениям показателя наличия грубых ошибок в прогнозах ***MSE*** краткосрочные прогнозы в среднем чаще дают неточные прогнозы.

Таблица 2.1. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для детерминированных данных

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №1	8,113	0,899	0,184	0,744
Набор данных №2	6,391	0,861	0,078	0,462
Набор данных №3	34,484	2,196	0,059	0,528
Набор данных №4	12,947	1,306	0,139	0,524
Набор данных №5	3,683	0,706	0,161	0,957
	13,124	1,194	0,124	0,643

С одной стороны, этот факт может быть связан с малым количеством оцениваемых шагов, с другой стороны - говорит о том, что при долгосрочном прогнозе на базе детерминированных данных погрешности не имеют тенденции накапливаться и приводить к значительным результирующим ошибкам.

Таблица 2.2. Краткосрочный прогноз на 3 часа вперед для детерминированных данных

	MSE	***MAPE***	***ARV^I***	***U^I***
Набор данных №1	7,290	0,777	0,135	0,964
Набор данных №2	5,819	0,695	0,020	0,181
Набор данных №3	15,461	1,299	0,009	0,522
Набор данных №4	41,130	2,182	0,199	0,701
Набор данных №5	3,514	0,717	0,047	1,610
	14,643	1,134	0,082	0,796

В качестве иллюстрации сформулированных выводов рассмотрим графики прогнозов, представленные на рис. 2.6 и 2.7. Как видно из рисунков, результаты прогноза достаточно точно «повторяют» характер варьирования проверочных данных.

В отличие от прогнозов, выполненных для детерминированных данных, результаты прогнозов для стохастических данных имеют показатели точности в случае краткосрочных прогнозов – на среднем уровне (таблица 2.3), а в случае долгосрочных прогнозов - ниже среднего (таблица 2.4).

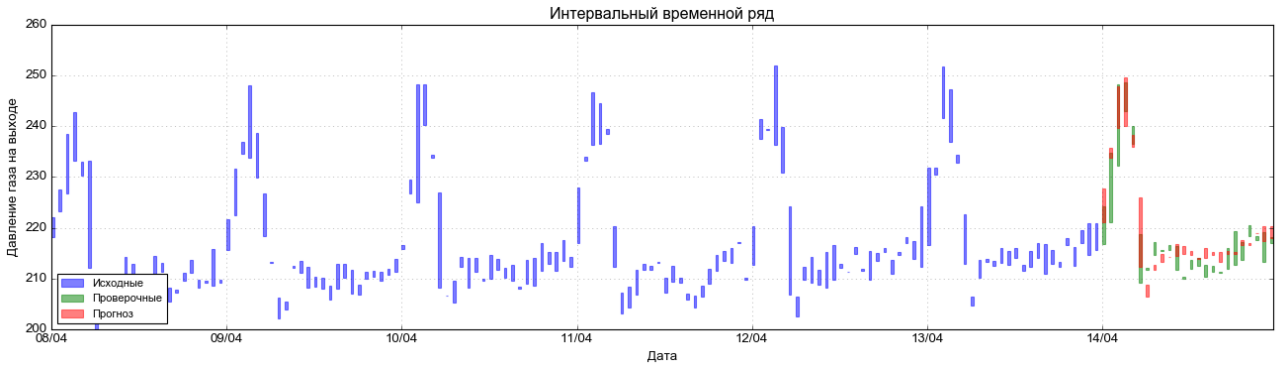

Рисунок 2.6. Пример прогноза для детерминированных данных (набор 1)

Рисунок 2.7. Пример прогноза для детерминированных данных (набор 2)

Согласно показателю относительной ошибки ***MAPE***, модель в среднем дает ошибку величиной 1.5%. В свою очередь, показатели $\boldsymbol{ARV^I}$, превышающие единицу для долгосрочных прогнозов, свидетельствует о том, что для данного набора данных более целесообразно выполнение прогноза на основе вычисления медианы. С другой стороны, показатели $\boldsymbol{U^I}$ меньшие единицы указывают на то, что в целом модель приводит к приемлемым результатам на 100% наборов данных, как для долгосрочных, так и краткосрочных прогнозов.

Таблица 2.3. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для стохастических данных

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №6	34,601	2,123	1,138	0,787
Набор данных №7	53,006	2,527	1,448	0,984
Набор данных №8	41,878	1,805	2,205	0,942
Набор данных №9	5,073	0,595	0,719	0,773
Набор данных №10	9,056	0,764	0,914	0,933
	28,723	1,563	1,285	0,884

Таблица 2.4. Краткосрочный прогноз на 3 часа вперед для стохастических данных

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №6	43,316	2,366	0,953	0,684
Набор данных №7	7,407	1,006	0,196	0,340
Набор данных №8	34,651	1,941	1,826	0,568
Набор данных №9	3,093	0,450	0,719	0,912
Набор данных №10	7,212	0,693	1,143	0,147
	19,136	1,291	0,967	0,530

График изменения результатов прогноза для стохастических данных с малой амплитудой варьирования значений, представленный на рис. 2.8, в целом

позволяет сделать вывод о том, что с помощью модели можно получить адекватный прогноз поведения значений параметра в будущем.

К категории данных с неоднородной структурой относятся все выборки, где отсутствует структура, присутствующая в других категориях: с трендом роста или понижения значений, резкими перепадами значений и т.п.

Рисунок 2.8. Пример прогноза для стохастических данных

Анализ результатов прогнозов с помощью предложенной модели для указанной категории данных (таблицы 2.5 и 2.6, а также рисунки 2.9 и 2.10) приводит к выводу, что по всем показателям, кроме $\boldsymbol{U^I}$, алгоритм строит прогнозы качеством выше среднего. Так, показатель относительной ошибки ***MAPE*** имеет среднее значение 0,6%. Подобный результат, прежде всего, связан со структурой данных, которая, как правило, представлена большим диапазоном значений. По той же самой причине показатель $\boldsymbol{ARV^I}$ намного меньше единицы, что может быть подтверждением хорошей точности прогнозов именно для таких наборов данных. Показатели $\boldsymbol{U^I}$ близкие к единице позволяют сделать вывод, что для построения более точных краткосрочных прогнозов возможно применение наивного подхода. С другой стороны, если рассматривать долгосрочный прогноз, то особенности расчета показателя $\boldsymbol{U^I}$ (2.28) позволяют заметить, что наивный прогноз на каждом следующем шаге оперирует реальными значениями из прошлого в отличие от модели, которая, как это показано на рис. 2.9, при неверной начальной оценке направления тренда начинает накапливать ошибку прогноза. Таким образом, с помощью

указанного рисунка проиллюстрирован эффект от неверной начальной оценки общего изменения значений показаний, что приводит к накоплению ошибки и конечным средним по уровню результатам качества прогнозов с точки зрения показателей $\boldsymbol{ARV^I}$ и $\boldsymbol{U^I}$.

Таблица 2.5. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для данных с неоднородной структурой

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №1	4,919	0,662	0,251	1,189
Набор данных №2	8,113	0,899	0,184	0,744
Набор данных №3	3,991	0,531	0,178	0,942
Набор данных №4	7,666	0,875	0,572	0,856
Набор данных №5	4,124	0,561	0,167	1,221
	5,763	0,706	0,270	0,990

Таблица 2.6. Краткосрочный прогноз на 24 часа вперед для данных с неоднородной структурой

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №1	4,838	0,739	0,213	1,695
Набор данных №2	7,290	0,777	0,135	0,964
Набор данных №3	10,546	1,018	0,388	1,904
Набор данных №4	3,655	0,525	0,139	0,982
Набор данных №5	1,182	0,337	0,059	0,677
	5,502	0,679	0,187	1,244

Рисунок 2.9. Пример прогноза для данных с неоднородной структурой с накоплением ошибки

Оценка точности совокупности всех результатов по показателям $\boldsymbol{U^I}$ и $\boldsymbol{ARV^I}$ свидетельствует о том, что предложенная модель в 85% случаев имеет хорошие показатели точности, как для долгосрочных, так и краткосрочных прогнозов. Средний показатель ***MAPE*** приблизительно равен 1%, что, в свою

очередь, подтверждает вышеприведенные оценки качества точности прогнозов модели.

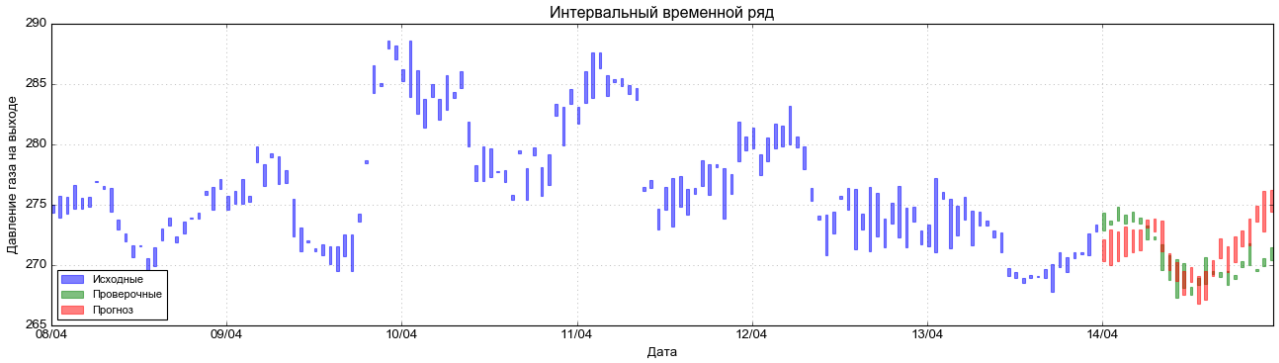

Рисунок 2.10. Пример прогноза для данных с неоднородной структурой

Тем не менее, модель HoltWinters[I], как и большинство современных моделей, не в состоянии предвидеть резкие перепады значений при построении долгосрочных прогнозов. Как показано в примере на рис. 2.11, модель ничего не знает о предстоящем резком падении показаний значения давления. В то же время, если посмотреть на пример рис. 2.12, то можно увидеть, что модель адаптируется к изменившимся условиям при построении краткосрочных прогнозов.

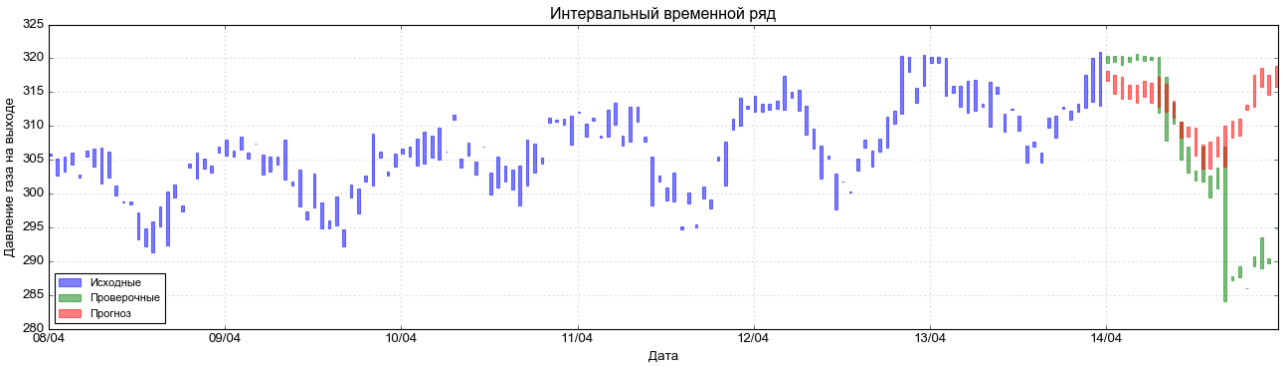

Рисунок 2.11. Пример пропуска резких изменений при долгосрочном прогнозе

Рисунок 2.12. Пример адаптации модели к влиянию резкого перепада значений при краткосрочном прогнозе

Кроме построения прогнозов для величин выходных низких давлений газа, модель HoltWinters[I] может быть успешно применена для предсказания поведения других значимых контролируемых параметров ПРГ. Как показано на рис. 2.13 и 2.14, модель способна формировать прогнозы приемлемой точности также для значений входного давления и температуры газа.

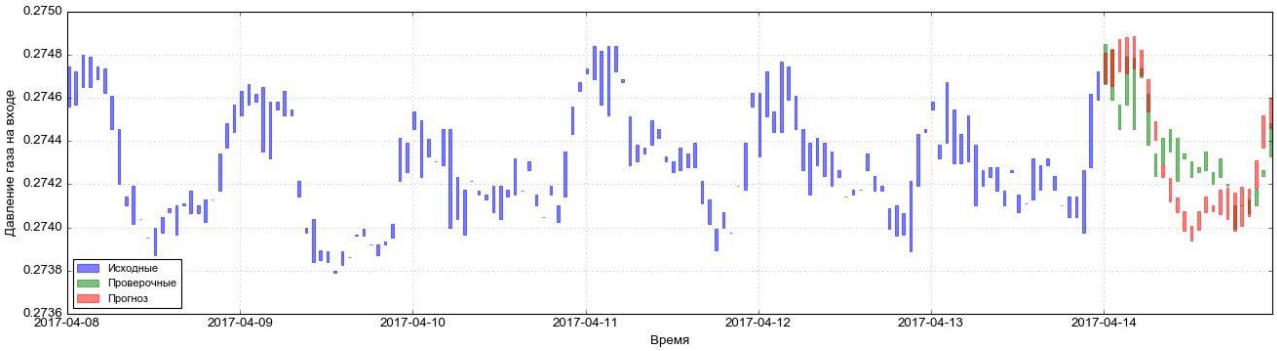

Рисунок 2.13. Пример прогноза значений давления на входе ПРГ

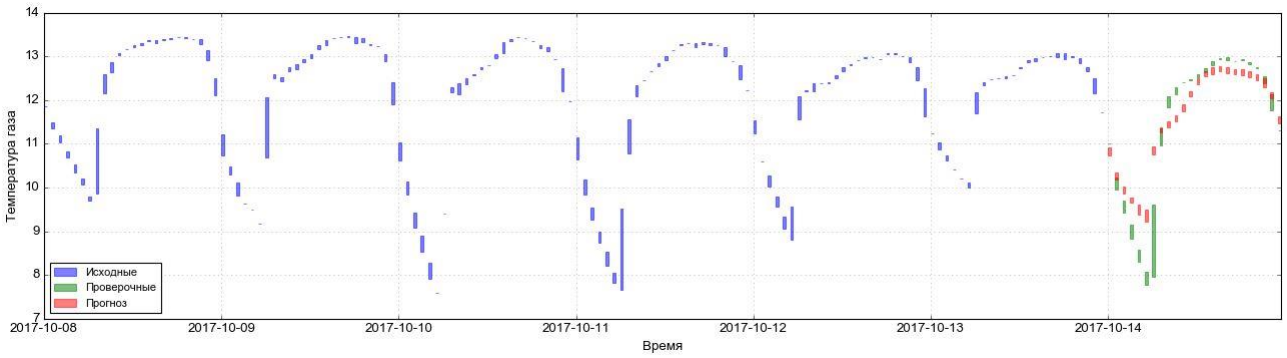

Рисунок 2.14. Пример прогноза значений температуры газа

При этом необходимо отметить, что для данных параметров также характерно влияние суточной сезонности.

Фактически, модель HoltWinters^{I} успешно осуществляет прогнозирование значений всех основных параметров, информация о которых поступает с удаленных объектов ГС, тем самым позволяя предвидеть ее состояние в целом в будущие моменты времени.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 2

1. Проведен анализ современных подходов к анализу интервальных данных. Рассмотрены особенности задач по обработке и предварительной подготовке данных для формирования исходных интервальных временных рядов перед выполнением прогнозирования.

2. Разработана новая модель прогнозирования с использованием ИВР, которая учитывает сезонную составляющую и представляет собой «интервальную» модификацию модели тройного экспоненциального сглаживания Хольта-Уинтерса. Предложены процедуры предварительной подготовки исходных данных и подбора оптимальных коэффициентов модели, при которых обеспечивается достаточно высокая точность формируемых прогнозов.

3. Выбраны и обоснованы критерии оценки эффективности получаемых прогнозов для интервальных данных, которые позволяют принять во внимание разносторонние характеристики и свойства исследуемых моделей.

4. Выполнено исследование эффективности применения разработанной модели прогнозирования к обработке различных типах реальных данных, собранных в процессе телеметрического контроля удаленных объектов ГС. Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что в разработанной модели сохранены основные достоинства классических моделей прогнозирования на основе экспоненциального сглаживания (она обладает

относительной простотой и обуславливает прозрачную реализацию отдельных этапов вычислительной процедуры, а также хорошую общую производительность расчетных программ). Прогнозы, получаемые с помощью предложенного алгоритма для параметров (давлений, температур газа) объектов ГС, показывают высокую точность в условиях наличия фактора сезонности, что важно для последующего принятия обоснованных управленческих решений.

3. РАЗРАБОТКА НЕЙРОСЕТЕВЫХ И ГИБРИДНЫХ МОДЕЛЕЙ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ДЛЯ ИНТЕРВАЛЬНЫХ ВРЕМЕННЫХ РЯДОВ

3.1 Подходы к прогнозированию на базе использования интервальных данных с помощью нелинейных моделей

В настоящее время в связи с ростом ресурсов IT-инфраструктуры, а также появлением новых прикладных инструментов, упрощающих разработку программного обеспечения [71, 76], наблюдается стремительный рост применения нейросетевых технологий для решения широкого спектра практических задач.

Сфера применения нейросетевых алгоритмов разнообразна: компьютерное зрение, распознавание образов [74], анализ данных и прогнозирование будущего [56, 60] и др. В настоящей диссертации основное внимание уделяется вопросам использования нейросетевых технологий для прогнозирования применительно к данным, представленным в виде ИВР.

На протяжении долгого времени прогнозирование было прерогативой классических линейных моделей [36], которые имеют очевидные достоинства: интерпретируемость, прозрачность промежуточных этапов выполнения и относительную простоту реализации на практике. Тем не менее, линейные модели демонстрируют низкую эффективность прогнозов в случае нелинейных процессов [26].

Модели искусственных нейронных сетей (ANN) имеют несколько преимуществ по отношению к традиционным моделям в задачах прогнозирования будущего состояния системы на основе собранных результатов наблюдений. Прежде всего, в отличие от классических подходов модели ANN ориентированы не на специфическую форму зависимости между величинами, а на оперирование располагаемыми данными, что позволяет строить универсальные адаптируемые решения для прогнозирования как

линейных, так и нелинейных процессов. В частности, этот вид моделей целесообразно применять в ситуациях, когда данные имеют сложную структуру или когда имеются только данные и отсутствует возможность определить внутренние законы изменения состояния.

Доказано, что нейросеть может аппроксимировать любую непрерывную функцию с необходимой точностью [75]. Модель ANN, как правило, формирует решение задачи прогнозирования наиболее ожидаемого значения показателя состояния системы $Y(t)$ в момент времени t на основе наблюдений за состояниями процесса Y на предыдущих шагах $Y(t\text{-}1)$, $Y(t\text{-}2)$, ..., $Y(t\text{-}N)$. Таким образом, нейросеть играет роль универсального аппроксиматора нелинейной функции от нескольких переменных. В классическом виде нейросеть можно представить с помощью соотношения (1.13).

В то же время, несмотря на все отмеченные достоинства нейросетевых моделей прогнозирования, они, тем не менее, не лишены недостатков. Подобная модель представляет собой так называемый «черный ящик», что осложняет интерпретацию результатов промежуточных вычислений и внутренних механизмов реализации. Отсутствие четких правил подбора оптимальных параметров модели приводит к тому, что они, как правило, подбираются экспериментально. Кроме того, в связи с большой ресурсоемкостью применение моделей ANN на практике иногда является излишним в ситуациях, когда достаточно использования традиционной модели. Немаловажным условием для построения качественных прогнозов с помощью нейросетевых моделей является наличие большого количества данных для обучения и подбора оптимальных весовых коэффициентов [77].

В работах [60, 63, 64] рассматриваются нейросетевые модели для прогнозирования ИВР. Существует большое количество различных реализаций ANN, однако наибольшее распространение получила модель на основе многослойного персептрона MLP^{I} [60]. Эта модель дает удовлетворительные

результаты прогнозирования, однако современный этап развития нейросетевых технологий позволяет реализовывать модели с более сложной структурой. К ним относятся модели на базе рекуррентных нейронных сетей, в частности, модели, основанные на долгосрочной краткосрочной памяти LSTM [53], которые показывают высокую эффективность в случае «точечных» данных [56]. Отметим, что пока отсутствуют работы, которые реализуют и оценивают эффективность применения модели на базе LSTM для прогнозирования ИВР.

В целом, на сегодняшний день сложилась ситуация, при которой имеет место определенное «разделение» преимущественных областей применения разных подходов к прогнозированию на базе ИВР. Предложенные ранее модели на базе методов экспоненциального сглаживания дают хорошие результаты, если превалирует линейная составляющая процесса [26], тогда как модели с использованием нейросетей более выигрышны по отношению к нелинейной составляющей.

Возникает стремление получить сочетание преимуществ обоих подходов, что возможно при создании гибридной (комбинированной) модели [60, 61], в которую модели из названных ранее классов входят в качестве взаимодействующих «подсистем». Однако, имеющиеся варианты гибридных моделей пока не рассчитаны на применение для процессов, имеющих выраженный сезонный компонент. В данной работе предлагается восполнить этот пробел. С указанной целью за основу принимается общая структура гибридной модели, описанная в работе [60], но со следующей модификацией. При условии сохранения «подсистемы» MLP^{I} для учета нелинейной составляющей процесса производится замена второй «подсистемы» на базе модели $Holt^{I}$ (которая, как показано в главе 2 диссертации, неэффективна для задач с сезонностью) на «подсистему» с использованием $HoltWinters^{I}$.

Таким образом, в рамках главы 3 диссертации предлагается реализовать алгоритмы прогнозирования для данных, представленных в виде ИВР, и

исследовать эффективность формируемых прогнозов применительно к использованию:

1) нелинейной модели на базе MLP^I;
2) гибридной модели на основе «векторного» подхода к анализу интервальных данных, содержащей «подсистемы» на базе моделей MLP^I и $HoltWinters^I$;
3) гибридной модели на основе «точечного» подхода к анализу интервальных данных, содержащей «подсистемы» на базе классической нейросетевой модели, в основе которой лежит использование многослойного персептрона, и модели тройного экспоненциального сглаживания Хольта-Уинтерса;
4) модели на основе сети LSTM.

3.2 Прогнозирование для интервальных данных с помощью модели MLP^I

Как было отмечено ранее, существует множество подходов к анализу данных, представленных в виде ИВР, с помощью нейросетевых моделей. В ряде работ рассматриваются однослойный [78] и трехслойный персептрон [79], в которых входные и выходные вектора, веса, нейроны смещения и функции активации вычисляются согласно правилам интервальной арифметики. В свою очередь, в работе [80] авторы рассматривают модель многослойного персептрона iMLP**,** реализующего правила интервальной арифметики, в котором в отличие от ранее предложенных подходов применяются «точечные» веса и нейроны смещения. Тем не менее, на сегодняшний день наибольшее распространение получила предложенная в работе [54] модель MLP^I, которая разработана в рамках концепции SDA, без использования интервальной арифметики.

Модель MLP^{I} [54], предназначенная для прогнозирования применительно к ИВР, основывается на традиционном многослойном персептроне (1.13). При этом для обработки и прогнозирования в случае ИВР длиной p используется входной слой с количеством входных нейронов, равным $2p$, слой с q скрытыми нейронами и слой с двумя выходными нейронами, предназначенными для оперирования значениями верхней $\hat{I}_t^U$ и нижней $\hat{I}_t^L$ границы прогнозируемого интервала соответственно:

$$\{\mathbf{I}_{i-1}, \mathbf{I}_{i-2}, \ldots, \mathbf{I}_{i-p}\} = \{\left\| I_{t-1}^U, I_{t-1}^L \right\|^T, \left\| I_{t-2}^U, I_{t-2}^L \right\|^T, \ldots, \left\| I_{t-p}^U, I_{t-p}^L \right\|^T\}. \quad (3.1)$$

На рис. 3.1 представлена структура модели MLP^{I}. Здесь слой входных нейронов используется по принципу: по одному нейрону для нижней и верхней границы интервала.

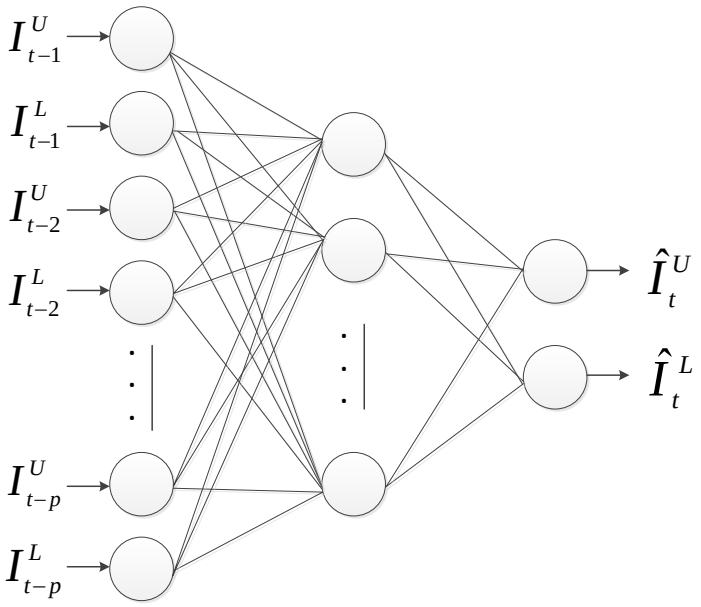

Рисунок 3.1 Структура модели MLP^{I}, предназначенной для прогнозирования на базе ИВР

Допустим, что веса α_j и β_{ij}, ассоциируемые с каждым узлом сети и q нейронами скрытого слоя, задаются с помощью двумерных векторов:

$$\alpha_j = \begin{bmatrix} \alpha_j^U \\ \alpha_j^L \end{bmatrix}, \tag{3.2}$$

$$\beta_{ij} = \begin{bmatrix} \beta_{ij}^U \\ \beta_{ij}^L \end{bmatrix}. \tag{3.3}$$

Тогда общее представление модели MLP^{I} для прогнозирования верхней $\bar{I}_r^I$ и нижней $\underline{I}_r^I$ границы интервала по значениям границ интервалов на предыдущих p шагах (или сформированных с их использованием векторов $\mathbf{I}_{r-1}, \mathbf{I}_{r-2}, \ldots, \mathbf{I}_{r-p}$) будет иметь вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{I}_r &= \begin{bmatrix} \bar{I}_r^I \\ \underline{I}_r^I \end{bmatrix} \\ &= a_0 + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j \bullet \begin{bmatrix} g\left(\beta_{0j}^U + \sum_{i=1}^{p} \left(\beta_{ij}\right)^T \mathbf{I}_{t-i} \right) \\ g\left(\beta_{0j}^L + \sum_{i=1}^{p} \left(\beta_{ij}\right)^T \mathbf{I}_{t-i} \right) \end{bmatrix} = \\ &= \begin{bmatrix} \alpha_0^U + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j^U \cdot g\left(\beta_{0j}^U + \sum_{i=1}^{p} \left(\beta_{ij}^U \bar{I}_{r-i}^I + \beta_{ij}^L \underline{I}_{r-i}^I \right) \right) \\ \alpha_0^L + \sum_{j=1}^{q} \alpha_j^L \cdot g\left(\beta_{0j}^L + \sum_{i=1}^{p} \left(\beta_{ij}^U \bar{I}_{r-i}^I + \beta_{ij}^L \underline{I}_{r-i}^I \right) \right) \end{bmatrix}, \end{aligned} \tag{3.4}$$

где α_0^U и α_0^L определяют веса отношений между входными нейронами и выходами, β_{0j}^U и β_{0j}^L характеризуют веса отношений между входными и скрытыми нейронами, а α_j^U, α_j^L, β_{ij}^U и β_{ij}^L - веса, ассоциируемые с каждым узлом сети; p - количество входных нейронов (глубина истории ИВР); q - количество скрытых нейронов; g - нелинейная функция активации, используемая для перехода скрытого слоя; операция «$\bullet$» характеризует покомпонентное произведение Адамара.

Для обучения модели MLP^{I} в соответствии с рекомендациями, содержащимися в работе [64], применяется алгоритм «обратного

распространения ошибки». Весовые коэффициенты рассчитываются путем минимизации среднеквадратичной ошибки с использованием метода градиентного спуска [81].

3.3 Оценка эффективности модели MLP^I

С целью оценки точности прогнозов, выполненных с помощью модели MLP^I, было проведено численное экспериментальное исследование на основе тех же наборов данных, которые использовались в разделе 2.7 для оценки эффективности модели $HoltWinters^I$ и были получены в процессе телеметрического контроля параметров ПРГ. Исследование проводилось по аналогичному плану: данные прогнозировались на 3 и 24 часа вперед, тем самым формируя краткосрочные (оперативные) и долгосрочные (стратегические) прогнозы.

Экспериментально были подобраны оптимальные параметры модели: количество нейронов входного слоя $p = 48$, количество нейронов скрытого слоя $q = 72$. Из значений подобранных параметров видно, что прогноз делается на основе данных за последние сутки, а все предшествующие данные используются для обучения модели. Для каждой выборки обучение модели проводилось на данных, собранных в течение первых шести дней, за счет поэтапного смещения данных на один час для каждой итерации обучающего цикла. Алгоритм обучения представлен на рис. 3.2, где i – значение текущей итерации; n – количество интервалов, влияющих на прогнозное значение; m – суммарное количество итераций, возможное для данных за шесть дней.

Результаты долгосрочного (стратегического) прогноза представлены в таблице 3.1 применительно к модели MLP^I для детерминированных данных с явно выраженной сезонной компонентой и демонстрируют хорошие значения прогнозов по всем показателям, за исключением показателя $\boldsymbol{U^I}$. Так, согласно значениям показателя ***MAPE*** ошибка результатов прогноза модели составляет в среднем 1,4%.

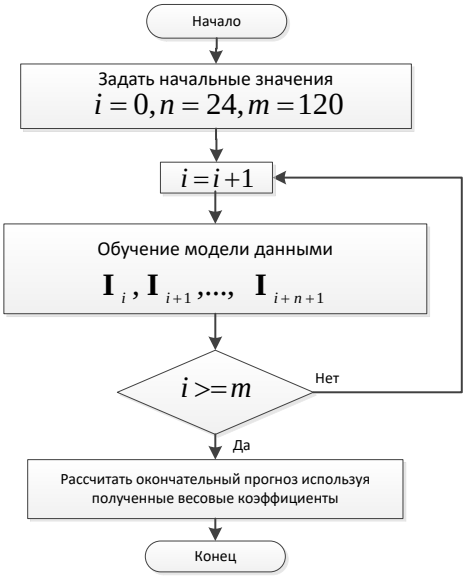

Рисунок 3.2. Схема алгоритма обучения модели MLP^I

Показатель $\boldsymbol{ARV^I}$ меньше единицы для всех наборов данных, что свидетельствует о качестве прогнозов выше среднего. В то же время, следует обратить внимание на то, что показатель $\boldsymbol{U^I}$ для нескольких наборов данных больше единицы.

Таблица 3.1. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для детерминированных данных

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №1	28,588	1,759	0,650	1,423
Набор данных №2	6,998	0,840	0,085	0,473
Набор данных №3	42,952	2,350	0,073	0,592
Набор данных №4	15,249	1,231	0,164	0,583
Набор данных №5	6,163	0,940	0,269	1,259
Средние значения	19,990	1,424	0,248	0,866

Как видно из примера рассмотрения детерминированных данных, представленного на рис.3.3., результаты прогноза достаточно точно «повторяют» характер варьирования проверочных данных.

Рисунок 3.3. Пример прогноза для детерминированных данных (набор 4)

В отличие от прогнозов, выполненных для детерминированных наборов данных, результаты прогнозов для стохастических данных имеют показатели точности ниже среднего как для краткосрочных (таблица 3.2), так и долгосрочных прогнозов. Показатели $\boldsymbol{ARV^I}$ и $\boldsymbol{U^I}$, превышающие единицу практически для всех наборов данных, свидетельствуют о том, что для данного класса данных более целесообразно применение простых моделей прогнозирования. Согласно показателю относительной ошибки ***MAPE***, модель в среднем дает ошибку величиной 1.9%. Показатель грубых ошибок *MSE* в среднем в два раза выше, чем средний показатель для детерминированных наборов данных.

Таблица 3.2. Краткосрочный прогноз на 24 часа вперед для стохастических данных

	MSE	*MAPE*	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №6	88,281	3,861	1,942	0,827
Набор данных №7	128,436	4,052	3,400	1,308
Набор данных №8	22,177	1,221	1,168	0,334
Набор данных №9	4,349	0,573	1,011	1,062
Набор данных №10	7,642	0,634	1,211	1,545
Средние значения	50,177	2,068	1,746	1,015

Модель для данных с неоднородной структурой также демонстрирует показатели ниже среднего уровня как для краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов (таблица 3.3).

Таблица 3.3. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для данных с неоднородной структурой

	MSE	*MAPE*	ARV^I	U^I
Набор данных №11	8,270	0,887	0,422	1,570
Набор данных №12	15,267	1,192	1,567	2,195
Набор данных №13	4,080	0,584	0,182	0,977
Набор данных №14	42,956	2,102	3,205	2,044
Набор данных №15	16,117	1,222	0,655	2,430
Средние значения	17,338	1,197	1,206	1,843

При этом для некоторых наборов данных показатель ARV^I ниже единицы, для других намного больше, что свидетельствует неоднозначности ситуации и необходимости оценки качества прогноза для этого набора данных по другим показателям. Так, согласно показателю U^I >1 практически для всех наборов данных, как для краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов, можно сделать вывод о целесообразности применения наивного метода прогнозирования. В то же время средний показатель наличия грубых ошибок *MSE* и средний показатель относительного отклонения *MAPE*, равный 1%, позволяют сделать вывод, что в целом модель строит качественный прогноз, верно определяя тенденции изменения тренда (рис. 3.4).

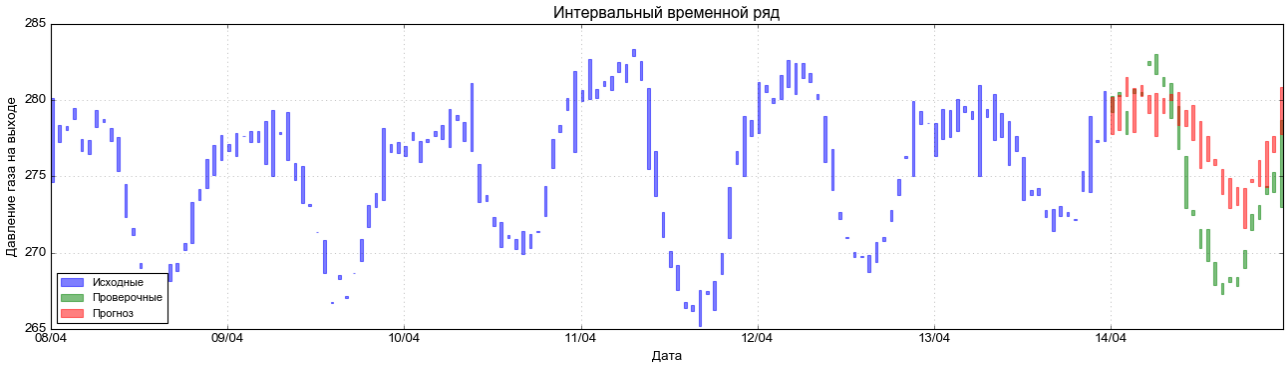

Рисунок 3.4. Пример прогноза для данных с неоднородной структурой (набор 15)

Оценка качества прогнозов для всех результатов по перечисленным показателям позволяет сделать вывод, что модель $\mathbf{MLP^I}$ в целом может быть применена для прогноза детерминированных данных, долгосрочных прогнозов

для данных с неоднородной структурой. Между тем, для прогнозирования в случае стохастических данных целесообразнее применение наивных моделей.

3.4 Прогнозирование для интервальных данных с помощью гибридной модели

Как уже отмечалось, модели из обычных классов (некомбинированные) обычно показывают эффективность при построении прогнозов применительно к случаям, когда превалирует либо линейная, либо нелинейная составляющая процесса [82, 83]. Тем не менее, ни один из этих видов моделей не может быть наиболее приемлемым выбором в обеих ситуациях [21]. Проблема усугубляется тем, что априорное определение характера процесса и, соответственно, заблаговременный обоснованный выбор разновидности модели зачастую невозможны. В таком случае в качестве хорошей альтернативы выступает гибридная модель прогнозирования, сочетающая в себе преимущества включенных в нее в виде «подсистем» моделей различных классов [60, 84].

В представленной работе предлагается формировать гибридную модель для прогнозирования на базе интервальных данных с сезонностью таким образом, чтобы для оперирования линейным компонентом ИВР применялась модель $\mathrm{HoltWinters}^{\mathrm{I}}$, в то время как нелинейным компонентом – модель $\mathrm{MLP}^{\mathrm{I}}$. Такая комбинация моделей потенциально может улучшить прогноз, получаемый с помощью отдельно взятых нейросетевой модели и модели экспоненциального сглаживания.

Кроме того, предлагается использовать два различных подхода к формализации представления интервальных данных, отмеченные ранее в разделе 2, а именно: «векторный» – представление интервалов в виде двумерных векторов (2.9), а также «точечный» – определение средних значений интервалов и отклонений от среднего (2.8) с дальнейшим применением традиционных моделей прогнозирования, предназначенных для «точечных»

данных. Процедура построения прогнозов с помощью обоих подходов идентична, за исключением некоторых особенностей.

Согласно работам [61-63, 84], если разбить временной ряд $\mathbf{I}_r$ на линейную $\mathbf{L}_r$ и нелинейную $\mathbf{N}_r$ составляющие, то его можно представить в виде:

$$\mathbf{I}_r = \mathbf{L}_r + \mathbf{N}_r. \tag{3.5}$$

Как показано на рис. 3.5, процедура построения прогноза с использованием гибридной модели состоит из трех шагов.

Рисунок 3.5 Блок-схема алгоритма построения прогноза с помощью гибридной модели

На первом шаге строится прогноз с помощью статистической модели, рассчитанной на линейную составляющую, и определяется остаточная

нелинейная составляющая путем вычета полученного прогноза $\hat{\mathbf{L}}_r$ из реальных данных $\mathbf{I}_r$:

$$\mathbf{e}_r = \mathbf{I}_r - \hat{\mathbf{L}}_r \tag{3.6}$$

На втором шаге выполняется построение прогноза с помощью структурной модели с использованием значений остаточной составляющей, найденных ранее:

$$\tilde{\mathbf{e}}_r = f(\mathbf{e}_{r-1}, \mathbf{e}_{r-2}, \ldots, \mathbf{e}_{r-p}), \tag{3.7}$$

где f – нелинейная функция, определяемая структурной моделью (в данном случае - MLP).

На третьем шаге производится суммирование полученных прогнозов на базе двух компонент:

$$\tilde{\mathbf{I}}_r = \tilde{\mathbf{L}}_r + \tilde{\mathbf{e}}_r \tag{3.8}$$

3.5 Оценка эффективности применения гибридной модели

С целью оценки точности прогнозов и сравнения эффектов от применения двух подходов к формализованному представлению интервальных данных при построении гибридных моделей прогнозирования был выполнен соответствующий численный эксперимент. Его схема была аналогична тому, как ранее исследовалась эффективность моделей $\mathrm{MLP}^{\mathrm{I}}$ и $\mathrm{HoltWinters}^{\mathrm{I}}$. Исследованы возможности использования гибридных алгоритмов для обработки реальной телеметрической информации о параметрах объектов ГС применительно к различным способам задания интервальных данных (в частности, наряду с векторным представлением интервалов рассмотрены случаи их задания центральными точками и отклонениями от этих точек)

Результаты краткосрочного (оперативного) и долгосрочного (стратегического) прогнозов для детерминированных данных с выраженной сезонностью представлены в таблица 3.4 и 3.5 соответственно. Согласно

значениям всех показателей, гибридная модель при применении обоих подходов к формализации интервальных данных демонстрирует приемлемую точность в случаях как краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов. Значение показателя ***MAPE*** результатов прогноза при обоих подходах составляет в среднем 1,25%. Показатели $\boldsymbol{ARV^I}$ и $\boldsymbol{U^I}$ меньше единицы практически для всех наборов данных, что свидетельствует о точности прогнозов выше среднего. В то же время, средние показатели $\boldsymbol{ARV^I}$ для краткосрочных прогнозов близки к нулевым значениям, что свидетельствует об очень хорошей точности.

Таблица 3.4. Краткосрочный прогноз на 3 часа вперед для детерминированных данных

	MSE		*MAPE*		ARV^I		U^I	
Подход	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**
Набор данных №1	7,224	8,231	0,908	0,912	0,134	0,152	0,905	1,126
Набор данных №2	3,482	13,661	0,627	1,044	0,012	0,040	0,144	0,163
Набор данных №3	28,185	31,034	1,720	1,710	0,016	0,018	0,691	0,647
Набор данных №4	40,297	36,931	2,537	2,109	0,202	0,179	0,893	0,688
Набор данных №5	1,552	3,491	0,483	0,753	0,021	0,047	1,086	1,724
Средние	**16,148**	**18,670**	**1,255**	**1,306**	**0,077**	**0,087**	**0,744**	**0,870**

Таблица 3.5. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для детерминированных данных

	MSE		*MAPE*		ARV^I		U^I	
Подход	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**
Набор данных №1	23,600	7,415	1,502	0,852	0,536	0,168	1,294	1,126
Набор данных №2	6,401	8,463	0,828	0,950	0,078	0,103	0,471	0,502
Набор данных №3	44,785	35,504	2,506	2,122	0,076	0,060	0,599	0,526
Набор данных №4	14,540	12,283	1,262	1,266	0,156	0,132	0,565	0,517
Набор данных №5	3,344	3,883	0,649	0,725	0,146	0,169	0,924	0,990
Средние значения	**18,534**	**13,510**	**1,349**	**1,183**	**0,198**	**0,126**	**0,771**	**0,732**

Между тем, по всем показателям, характеризующим точность, краткосрочный прогноз, полученный с помощью гибридной модели, в которой применялся «векторный» подход к представлению данных, имеет

преимущество по отношению к прогнозу на базе модели, в которой данные были представлены с помощью «точечного» подхода.

Наряду с этим показатели точности долгосрочных прогнозов приводят к противоположному выводу: в такой ситуации лучшую точность обуславливает «точечный» подход по отношению к «векторному».

В отличие от прогнозов, выполненных для детерминированных наборов данных, результаты прогнозов для стохастических наборов данных имеют показатели точности ниже среднего для «векторного» подхода как для краткосрочных (таблица 3.6), так и долгосрочных прогнозов. В то же время, результаты, полученные с помощью гибридной модели, в которой применялся «точечный» подход к представлению данных, демонстрируют показатели выше среднего. Согласно показателю относительной ошибки ***MAPE***, модель в среднем дает ошибку величиной 1.4% при применении «векторного» подхода и 1.1% при использовании «точечного» подхода. Таким образом, полученные результаты свидетельствуют о том, что применение гибридной модели для прогнозирования в случае стохастических наборов данных целесообразно исключительно в модификации, ориентированной на «точечный» подход к формализованному представлению интервальных данных.

Как видно из примера рассмотрения прогноза для стохастических данных (рис. 3.6), при «векторном» подходе к представлению интервалов (левая половина рисунка) возникают более широкие интервалы оцениваемых значений, нежели в модели с «точечным» подходом (правая половина), что в конечном итоге и определяет более низкие показатели точности для «векторного» подхода.

Применение обоих подходов для анализа данных с неоднородной структурой при формировании прогнозов с помощью гибридной модели демонстрирует показатели выше среднего уровня, как для краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов (таблица 3.7), за исключением показателя U^I.

Таблица 3.6. Краткосрочный прогноз на 3 часа вперед для стохастических данных

	MSE		*MAPE*		ARV^I		U^I	
	Вектор.	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**
Набор данных №6	62,560	42,320	3,058	2,295	1,376	0,931	0,821	0,676
Набор данных №7	61,378	11,239	2,589	1,081	1,624	0,297	0,960	0,423
Набор данных №8	53,985	39,040	1,912	2,033	2,844	2,057	1,178	0,587
Набор данных №9	4,825	3,653	0,589	0,451	1,121	0,849	1,112	0,994
Набор данных №10	14,436	5,157	0,928	0,641	2,288	0,817	2,122	1,260
Средние значения	**39,437**	**20,282**	**1,815**	**1,300**	**1,851**	**0,990**	**1,239**	**0,788**

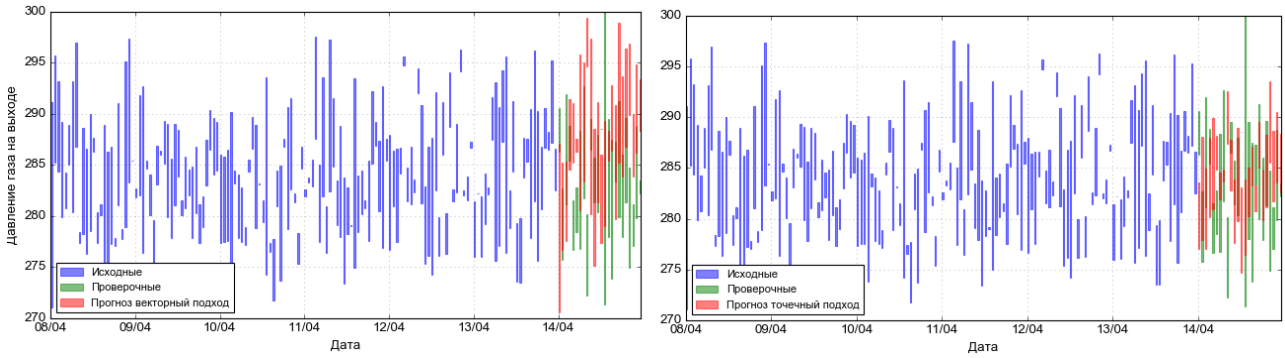

Рисунок 3.6 Пример построения прогноза для стохастических данных с помощью гибридной модели

Таблица 3.7. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для данных с комбинированной структурой

	MSE		*MAPE*		ARV^I		U^I	
	Вектор.	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**	**Вектор.**	**Точеч.**
Набор данных №11	7,048	4,660	0,823	0,644	0,360	0,238	1,376	1,160
Набор данных №12	19,385	9,111	1,324	0,899	1,990	0,935	2,504	1,716
Набор данных №13	13,607	3,241	1,099	0,543	0,609	0,145	1,777	0,863
Набор данных №14	12,505	28,689	1,061	1,717	0,933	2,140	1,098	1,248
Набор данных №15	5,485	4,411	0,634	0,592	0,223	0,179	1,415	1,270
Средние значения	**11,606**	**10,022**	**0,988**	**0,879**	**0,823**	**0,727**	**1,634**	**1,251**

Как было отмечено ранее, в силу особенностей расчета показателя $\boldsymbol{U^I}$ (2.28) наивный прогноз на каждом следующем шаге оперирует реальными значениями из прошлого в отличие от модели, которая при неверной начальной

оценке тренда начинает накапливать ошибку прогноза. По указанной причине величина показателя $\boldsymbol{U^I}$ больше единицы для данных с неоднородной структурой не позволяет сделать однозначных выводов о качестве результатов прогноза с помощью гибридной модели. В то же время, ввиду того, что средние значения показателя $\boldsymbol{ARV^I}$ меньше единицы, гибридная модель формирует прогнозы с точностью выше среднего для обоих подходов независимо от глубины прогноза. При этом средний показатель ***MAPE*** (0.9%) свидетельствует о точном определении направления изменения тренда для всех наборов данных.

Сравнение показателей точности прогнозов, выполненных на базе гибридной модели, при использовании различных подходов к формализации интервальных данных позволяет сделать вывод, что в целом «точечный» подход имеет очевидные преимущества по отношению к «векторному» подходу по всем показателям как при формировании долгосрочных, так и краткосрочных прогнозов. Пример, демонстрирующий различия формируемых прогнозов с помощью такой модели применительно к двум рассматриваемым подходам, приведен на рис. 3.7. Результаты прогноза, выполненного с использованием гибридной модели для случая «точечного» подхода к представлению данных (правая половина рисунка), достаточно точно «повторяют» характер варьирования проверочных данных.

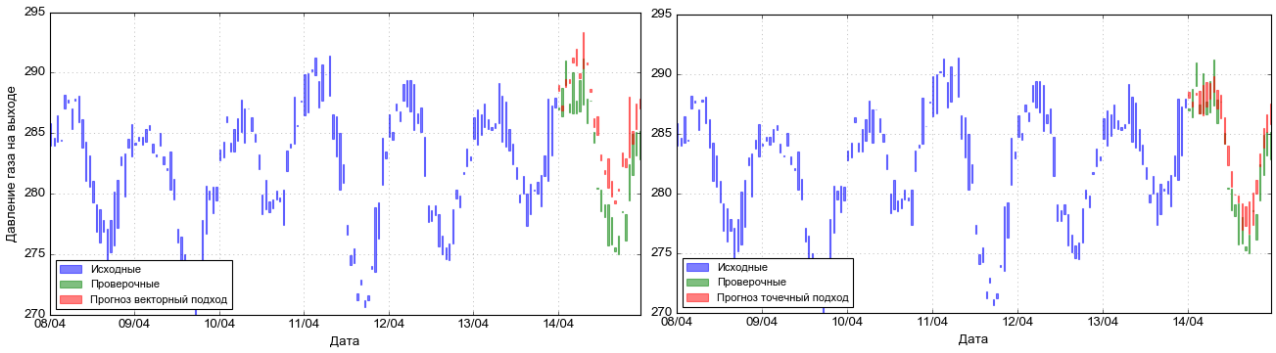

Рисунок 3.7 Пример прогноза для данных с комбинированной структурой с помощью гибридной модели

В свою очередь, применение «векторного» подхода (левая половина рисунка) позволяет определить верное направление изменения тренда, при этом модель допускает ошибки при оценке общего уровня.

По итогам выполненных экспериментальных исследований можно заключить:

а) предложенная гибридная модель, учитывающая фактор сезонности, может достаточно эффективно применяться для прогнозирования при наличии любого из рассмотренных видов интервальных данных;

б) «точечный» подход к представлению интервальных данных, как правило, имеет преимущества перед «векторным» подходом с точки зрения результатов использования в рамках гибридной модели и значений показателей точности прогноза, за исключением ситуаций с формированием краткосрочных прогнозов на базе детерминированных данных;

в) применение гибридной модели, в которой реализован «векторный» подход к представлению интервальных данных, нецелесообразно в случае данных стохастического типа ввиду низких показателей точности прогноза по сравнению с наивными моделями прогнозирования.

3.6 Модель прогнозирования для интервальных данных на основе сети LSTM

Для решения задач прогнозирования применительно к ВР в последнее время широкое распространение получили комплексные модели на базе рекуррентных нейронных сетей (РНС), в том числе, модели, основанные на долгой краткосрочной памяти - LSTM. Такие модели показали высокую эффективность в случае ВР, состоящих из «точечных» данных [56]. В то же время, опыт применения LSTM - моделей для прогнозирования в случае интервальных данных, в частности, при наличии сезонной составляющей пока

отсутствует. Ниже рассматривается возможность восполнить указанный пробел.

В отличие от нейронных сетей прямого распространения, таких как многослойный персептрон, которые ограничены определенной структурой, РНС могут оперировать данными произвольной длины. Рекуррентная структура подобных моделей, представленная на рис. 3.8, реализует механизм краткосрочной памяти и подразумевает наличие частичных обратных связей за счет сигналов от нейронов выходных и скрытых слоев к нейронам входного слоя. В этом случае становится важным порядок поступления данных на входной слой модели, от чего зависит воспроизведение характеристик ВР.

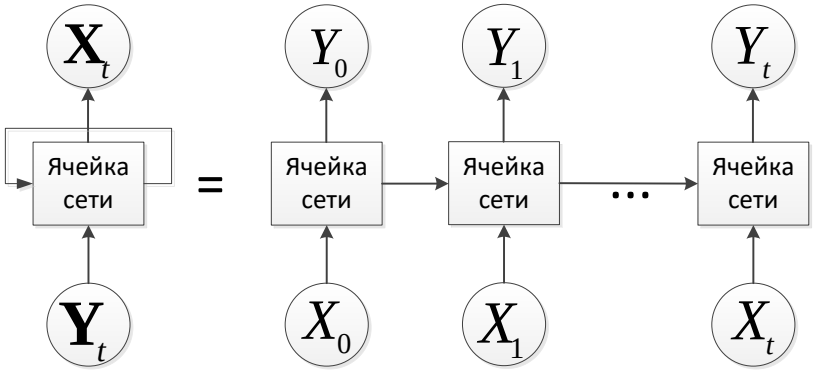

Рисунок 3.8 Обобщенная схема структуры РНС

В одной из первых работ по построению РНС [85] была высказана идея, согласно которой в классическую нейросетевую модель добавлялся еще один «контекстный» слой, и в него на каждой итерации копировалось состояние внутреннего слоя нейронов. Такое решение позволяет сравнительно легко воспроизводить не только ВР, но и другие последовательности произвольной длины.

В то же время, возможности моделей на базе РНС ограничиваются наличием проблемы исчезающего градиента, когда информация со временем теряется [86]. Попыткой решения данной проблемы стали модели на основе сети LSTM, специально разработанные [53] для того, чтобы избежать

долговременных зависимостей, в которых используются различные комбинации внутренних фильтров и блоков памяти. Как правило, у каждой ячейки такой сети есть три дополнительных фильтра:

- входной фильтр – определяет долю информации, поступающей с предыдущего шага;
- выходной фильтр – определяет количество информации, которое поступит на вход следующего слоя;
- фильтра забывания – определяет информацию, которую на текущем шаге необходимо игнорировать.

Необходимо отметить, что данный вид моделей достаточно ресурсоемок, что связано с хранением каждым фильтром своего веса относительно предыдущего нейрона. В работе [56] говорится, что применение моделей на базе сети LSTM для прогнозирования применительно к ВР зачастую может быть излишним. В то же время, данный класс моделей позволяет строить более универсальное и масштабируемое решение за счет возможности обработки данных произвольной длины, при этом не теряя контекста со временем.

В традиционном варианте модель LSTM можно представить в виде [53, 56]:

$$\begin{aligned}
&\mathbf{f}_t = \sigma_g(\mathbf{W}_f \mathbf{X}_t + \mathbf{U}_f \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{b}_f),\\
&\mathbf{i}_t = \sigma_g(\mathbf{W}_i \mathbf{X}_t + \mathbf{U}_i \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{b}_i),\\
&\mathbf{o}_t = \sigma_g(\mathbf{W}_o \mathbf{X}_t + \mathbf{U}_o \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{b}_o),\\
&\mathbf{c}_t = \mathbf{f}_t \circ \mathbf{c}_{t-1} + \mathbf{i}_t \circ \sigma_c(\mathbf{W}_c \mathbf{X}_t + \mathbf{U}_c \mathbf{Y}_{t-1} + \mathbf{b}_c),\\
&\mathbf{Y}_t = \mathbf{o}_t \circ \sigma_h(\mathbf{c}_t),
\end{aligned} \tag{3.9}$$

где $\mathbf{X}_t$ – входной вектор; $\mathbf{Y}_t$ – выходной вектор; $\mathbf{c}_t$ – вектор состояния; $\mathbf{W}, \mathbf{U}$ и $\mathbf{b}$ – матрицы и вектор параметров; $\mathbf{f}_t, \mathbf{i}_t, \mathbf{o}_t$ – векторы вентилей (забывания,

входных и выходных данных); $\sigma_c, \sigma_h, \sigma_c$ – функции активации; символ «∘» – произведение Адамара.

Схема одной ячейки модели на основе сети LSTM представлена на рис. 3.9, где *tanh* – функция активации (гиперболический тангенс).

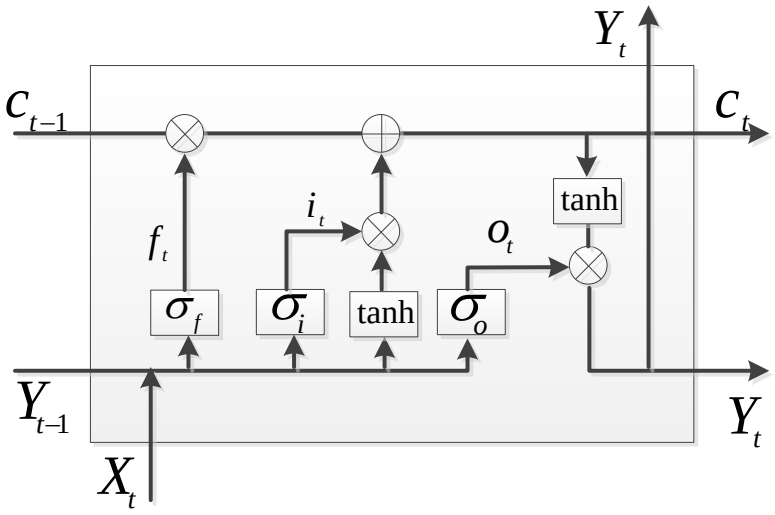

Рисунок 3.9 Внутренняя структура одной ячейки сети LSTM

На первом этапе данные проходят через фильтр забывания, где часть из них отбрасывается. На следующем шаге с помощью входного фильтра определяется, какие данные необходимо сохранить в состоянии ячейки. Результат, полученный на предыдущих этапах, записывается в состояние ячейки и проходит через выходной фильтр, в конечном счете формируя итоговое значение на выходе ячейки.

В настоящей работе предлагается построение модели на базе сети LSTM с целью прогнозирования для ИВР по аналогии с моделью MLP^I с помощью так называемого «оконного» метода. При этом на вход модели, структура которой представлена на рис 3.10, подается вектор, состоящий из чередующихся значений верхних и нижних границ интервала в последовательные моменты времени в течение определенного периода.

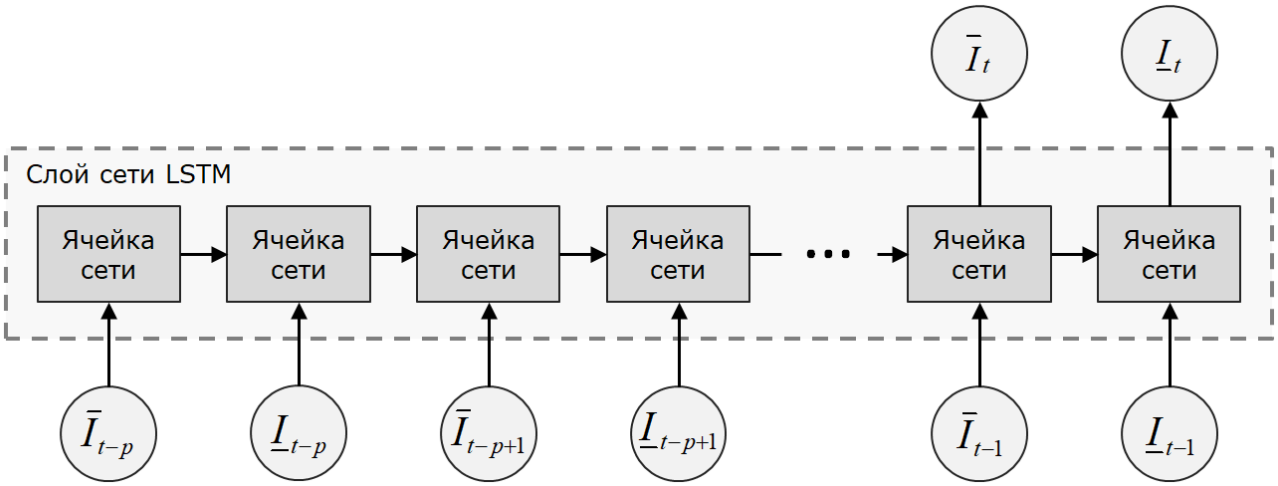

Рисунок 3.10 Структура модели на основе сети LSTM для прогнозирования интервальных данных

В процессе моделирования было установлено, что оптимальной является структура модели с количеством ячеек сети LSTM, равным длине входного вектора. На вход модели, как и в случае с моделью MLP^I, подаются данные ИВР с шириной окна, равной периоду времени в одни сутки. Для обработки и прогнозирования применительно к длине $2p$ входного вектора используется входной слой с количеством нейронов, равным $2p$, слой с $q = 2p$ скрытыми ячейками сети LSTM и слой с двумя выходными нейронами, предназначенными для оперирования значениями $\bar{I}_t$ и $\underline{I}_t$ соответственно:

$$\mathbf{X}_t = \left\| \bar{I}_{t-1}, \underline{I}_{t-1}, \bar{I}_{t-2}, \underline{I}_{t-2}, ..., \bar{I}_{t-p}, \underline{I}_{t-p} \right\|^T, \tag{3.10}$$

После прохождения данных через ячейки сети LSTM формируется выходной вектор $\mathbf{Y}_t$. Он содержит информацию о верхней $\bar{I}_t$ и нижней $\underline{I}_t$ границах прогнозируемого интервала.

Для обучения модели применяется метод обратного распространения с разворачиванием сети во времени BPTT (backpropagation through time), являющейся одной из модификаций метода градиентного спуска [57, 58].

3.7 Оценка эффективности применения модели на базе сети LSTM

Для оценки эффективности построения прогнозов с помощью модели на базе сети LSTM был выполнен соответствующий численный эксперимент. Его схема была аналогична тому, как ранее исследовалась эффективность моделей MLP^I, $HoltWinters^I$ и гибридных моделей.

Результаты краткосрочного (оперативного) прогноза, полученного с помощью исследуемой модели для детерминированных данных с выраженной сезонностью, представлены в таблице 3.8. Согласно значениям всех показателей, модель на основе сети LSTM имеет приемлемую точность в случаях как краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов. Значение показателя ***MAPE*** результатов прогноза составляет в среднем 1.4%. Показатель $\boldsymbol{U^I}$ меньше единицы, при этом показатель $\boldsymbol{ARV^I}$ практически равен нулю, что свидетельствует об очень высокой точности прогнозов.

Таблица 3.8. Краткосрочный прогноз на 3 часа вперед для детерминированных данных

	MSE	***MAPE***	$\boldsymbol{ARV^I}$	$\boldsymbol{U^I}$
Набор данных №1	5,162	0,678	0,095	0,586
Набор данных №2	10,200	0,981	0,035	0,184
Набор данных №3	47,700	2,243	0,027	0,989
Набор данных №4	48,386	2,498	0,234	0,780
Набор данных №5	2,468	0,620	0,033	1,293
Средние значения	**22,783**	**1,404**	**0,085**	**0,766**

Графическое представление полученных результатов приведено на рис. 3.11, на котором видно, что прогноз на базе этой модели достаточно точно повторяет реальные показания объекта.

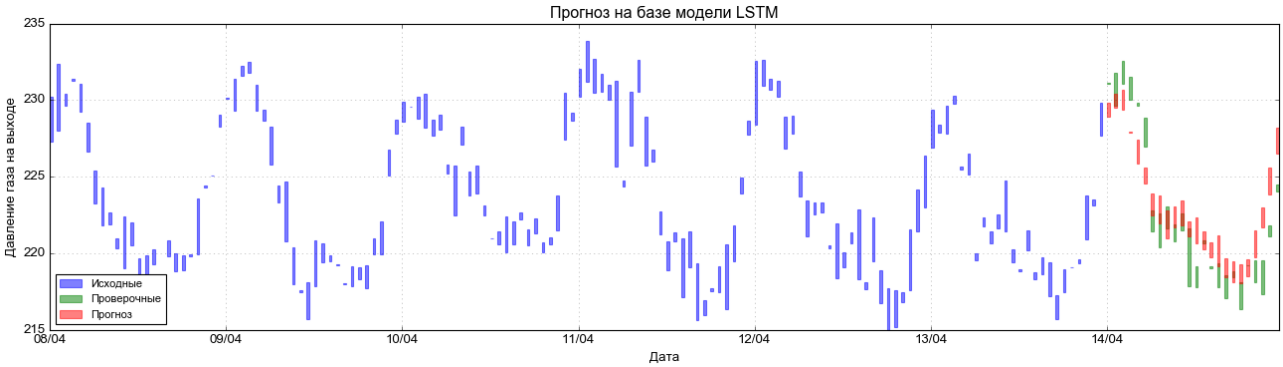

Рисунок 3.11 Пример прогноза для детерминированных данных с помощь модели на основе сети LSTM

Результаты долгосрочного прогноза для стохастических данных представлены в таблице 3.9. В отличие от результатов прогноза для детерминированных данных модель на основе сетей LSTM показывает точность ниже среднего уровня согласно показателю ARV^I. Показатель *MAPE* в среднем равен 1,8%. В то же время, согласно показателю U^I, который в среднем меньше единицы, но при этом практически равен единице как для долгосрочных так и краткосрочных прогнозов, можно сделать вывод о целесообразности применения наивных моделей прогнозирования для данного вида данных.

Таблица 3.9. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для стохастических данных

	MSE	***MAPE***	ARV^I	U^I
Набор данных №6	51,505	2,448	1,694	0,945
Набор данных №7	66,516	2,876	1,817	1,065
Набор данных №8	28,718	1,481	1,512	0,785
Набор данных №9	6,093	0,682	0,864	0,841
Набор данных №10	11,065	0,923	1,116	1,033
Средние значения	**32,779**	**1,682**	**1,401**	**0,934**

С другой стороны, визуализация построенных с помощью модели прогнозов, представленная на рис. 3.12, позволяет заключить, что в целом модель на базе LSTM формирует прогнозы приемлемой точности, не

накапливая ошибки с увеличением глубины прогноза и обеспечивая попадание в пределы интервалов реальных показаний.

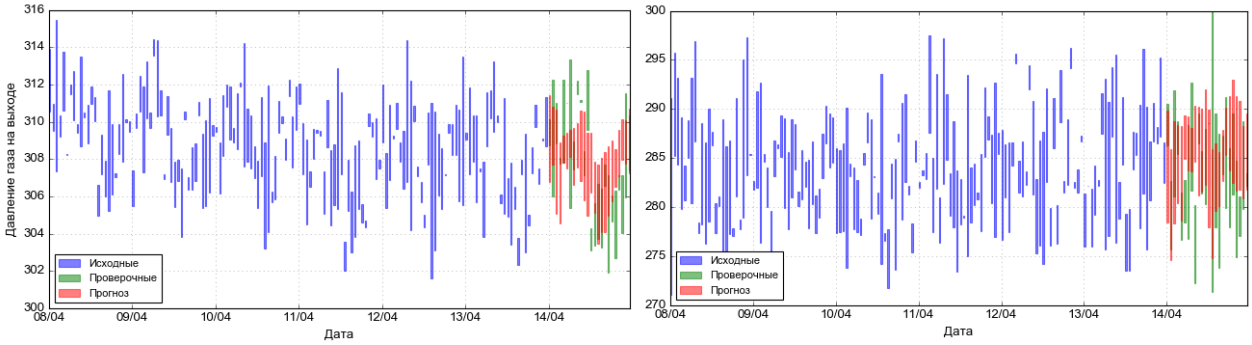

Рисунок 3.12 Примеры прогноза стохастических данных с помощь модели на основе сети LSTM

Качество прогнозов, полученных с помощью модели на основе сети LSTM для данных с неоднородной структурой, с одной стороны, согласно показателям ARV^I и U^I хуже, чем при применении наивных моделей (таблица 3.11), с другой стороны, тот же средний показатель ARV^I для краткосрочных прогнозов существенно меньше единицы, что говорит о превосходной точности.

Таблица 3.10. Краткосрочный прогноз на 3 часа вперед для данных с неоднородной структурой

	MSE	***MAPE***	ARV^I	U^I
Набор данных №11	4,238	0,722	0,186	3,875
Набор данных №12	3,919	0,646	0,260	1,286
Набор данных №13	1,007	0,308	0,037	0,438
Набор данных №14	4,992	0,653	0,191	1,363
Набор данных №15	1,387	0,346	0,069	0,910
Средние значения	**3,109**	**0,535**	**0,149**	**1,574**

Кроме того, для некоторых наборов данных при формировании долгосрочных прогнозов показатель $\boldsymbol{ARV^I}$ ниже единицы, для других намного больше, что

свидетельствует неоднозначности ситуации и необходимости оценки качества прогноза для этого набора данных по другим показателям.

Таблица 3.11. Долгосрочный прогноз на 24 часа вперед для данных с неоднородной структурой

	MSE	***MAPE***	ARV^I	U^I
Набор данных №1	25,133	1,499	1,285	2,778
Набор данных №2	17,576	1,281	1,804	2,376
Набор данных №3	8,251	0,861	0,369	1,385
Набор данных №4	37,287	1,925	2,782	1,907
Набор данных №5	5,862	0,751	0,238	1,464
Средние значения	**18,822**	**1,263**	**1,296**	**1,982**

Так, значения среднего показателя относительного отклонения *MAPE*, равного 1.25% для долгосрочных прогнозов и 0.5% для краткосрочных прогнозов, позволяют сделать вывод, что модель строит прогнозы приемлемой точности для располагаемого типа данных.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 3

1. Проведен анализ существующих подходов к построению нелинейных моделей прогнозирования на базе ИВР с сезонной составляющей; в результате установлено, что наиболее часто применяемыми моделями оказывается нейросетевые и построенные на их основе гибридные модели прогнозирования.

2. Проанализирована нейросетевая модель прогнозирования для ИВР, построенная на базе классического многослойного персептрона. Предложены новые нелинейные модели прогнозирования: нейросетевая модель на основе долгосрочной краткосрочной памяти и две гибридные модели, предусматривающие совместное функционирование нейросетевых алгоритмов и моделей экспоненциального сглаживания (с учетом разных подходов к анализу интервальных данных).

3. Для каждой из рассмотренных моделей выполнено численное экспериментальное исследование с целью оценки эффективности формируемых прогнозов на различных типах реальных данных. Полученные результаты свидетельствуют об удовлетворительной точности формируемых прогнозов для всех типов моделей. При этом выявлено, что точность прогнозов во многом зависит от структуры исходных данных и глубины прогноза.

4 ПРОГРАММНАЯ РЕАЛИЗАЦИЯ И СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРИМЕНЕНИЯ ПРЕДЛОЖЕННЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ СОСТОЯНИЯ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СЕТЕЙ

В данном разделе рассматриваются основные принципы построения системы поддержки принятия решений, которая базируется на предложенных в работе подходах к прогнозированию состояния ГС. Дается обобщенное описание структурно-функциональной схемы работы системы удаленного контроля состояния ГС с дальнейшим детальным рассмотрением каждого этапа ее функционирования. В завершение раздела приводятся результаты сравнительного численного экспериментального исследования рассмотренных моделей прогнозирования применительно к ИВР с сезонной составляющей.

4.1 Особенности разработки СТК объектов ГС

4.1.1 Основные требования к разработке системы поддержки принятия решений для удаленного контроля объектов ГС

Для обеспечения безаварийной работы ГС и реализации предложенных моделей, подходов и алгоритмов прогнозирования на основе данных, представленных в виде ИВР, была разработана система телеметрического контроля (СТК) удаленных объектов газораспределительной сети [87].

Основные требования, предъявляемые к СТК:

- оперативное реагирование на возникающие нештатные ситуации на удаленных объектах контроля;
- возможность прогнозирования состояния контролируемых объектов, что необходимо для принятия обоснованных управленческих решений;
- уровень надежности, соответствующий установленным требованиям к системам, которые применяются в газовой отрасли.

СТК разрабатывалась с целью формирования согласованной поддержки принятия решений, способной обеспечивать:

1) сбор, обработку и сохранение данных о контролируемых параметрах удаленных объектов;
2) контроль границ («уставок») значений параметров, формирование и журналирование необходимых информационных сообщений («алертов») при выходе контролируемых параметров за установленные границы;
3) оперативное автоматическое обновление информации в режиме реального времени на АРМ диспетчера по мере поступления новых данных и возникновении событий;
4) прогнозирование состояния контролируемых удаленных объектов;
5) формирование и анализ требуемых отчетов на основе накопленных данных.

Система должна обладать высокой производительностью и возможностью распределения приложения по мере необходимости.

В предложенном варианте функционирование СТК достигается за счет взаимодействия компонентов структуры, представленной на рис. 4.1.

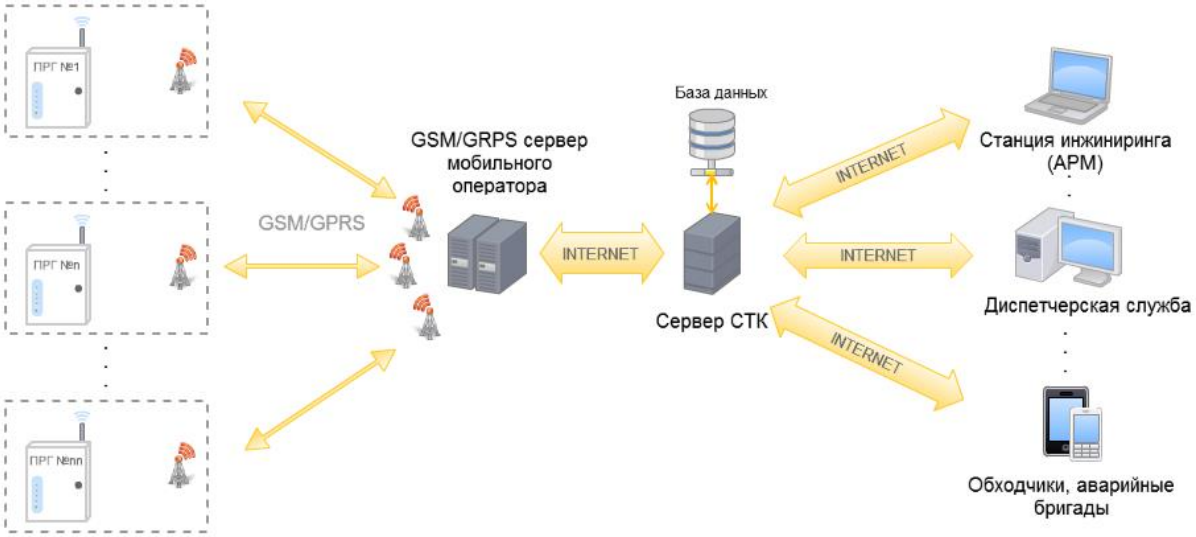

Рисунок 4.1 Общая структура СТК объектов ГС

4.1.2 Функциональные возможности СТК

Для решения поставленных задач применительно к разработанной системе реализован ряд функциональных возможностей. Они фактически соответствуют достижению целей, перечисленных в подразделе 4.1.1. В качестве дополнительных особенностей следует отметить:

1) визуализацию текущего состояния контролируемых параметров в виде мнемосхем;
2) формирование сводных отчетов по накопленным данным за определенный период времени;
3) прогнозирование состояния удаленного объекта в будущем на основе накопленных данных по требованию пользователя и в фоновом режиме по мере поступления новых данных;
4) информирование пользователей о возможных нештатных ситуациях, на основе прогнозов полученной в фоновом режиме;
5) поддержку различных прав доступа пользователей к информации и функциональным возможностям СТК.

4.1.3 Архитектура системы телеметрического контроля

Для построения СТК, включая применение технологий прогнозирования состояния контролируемых объектов, была разработана платформа на основе так называемой «микросервисной» архитектуры.

Микросервисная архитектура [88] – это подход к созданию систем, при котором вместо единого монолитного приложения применяются несколько небольших приложений, каждое из которых отвечает за свою определенную задачу. Как правило, микросервисы находятся в едином информационном пространстве, где их взаимодействие происходит по определенному единому протоколу через общую шину данных. При таком подходе каждое отдельное приложение может быть реализовано на различных языках программирования, а единственным требованием является реализация заданного интерфейса для

взаимодействия с остальными микросервисами. Основными преимуществами микросервисной архитектуры являются:

- повышение гибкости разработки за счет уменьшения «контекста» решаемых задач, что позволяет обновлять приложение по частям;
- готовность к распределению приложения по нескольким серверам при необходимости повышения производительности или отказоустойчивости системы;
- повышение доступности: даже если один из микросервисов выходит из строя, то это не ведет к отказу остальных частей системы;
- модульность и инкапсуляция внутренних механизмов микросервисов.

В свою очередь, к основным недостаткам данного подхода можно отнести сложность реализации по сравнению с монолитной архитектурой.

Предлагаемая архитектура, представленная на рис. 4.2, направлена на модульное построение разнообразных компонентов системы.

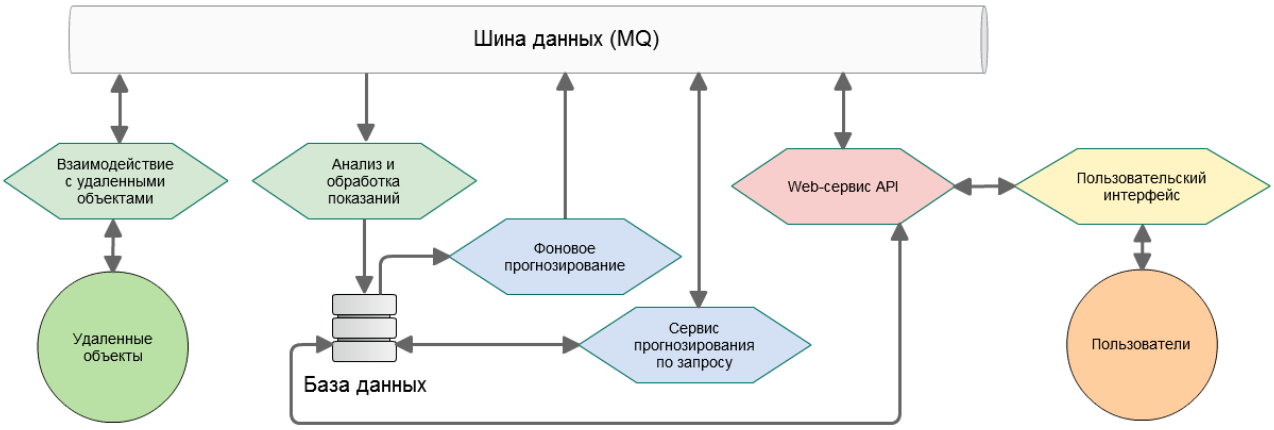

Рисунок 4.2 Микросервисная архитектура СТК

В архитектуре СТК каждый микросервис реализован как отдельный модуль со своим интерфейсом взаимодействия. Модули связаны с помощью платформы, реализующей обмен сообщениями между компонентами программной системы на основе стандарта AMQP(Advanced Message Queuing Protocol). В целом предложенное программное обеспечение СТК представляет собой набор отдельных приложений:

- микросервис взаимодействия с удаленными объектами;
- микросервис обработки и сохранения данных;
- микросервис прогнозирования по запросу;
- микросервис фонового прогнозирования;
- веб-сервис обработчик пользовательских команд управления;
- интерфейсы взаимодействия пользователей.

Разработанная система совмещает в себе функциональность и масштабируемость, благодаря чему она может быть легко модифицирована для новой предметной области, где присутствуют сбор и обработка данных измерений.

4.1.4 Принципы функционирования системы

Рассмотрим более подробно процесс работы, основные принципы функционирования и взаимодействия с пользователем разработанной СТК.

ПЛК, установленный на удаленном ПРГ, непрерывно контролирует показания датчиков и сигнализаторов: давления, загазованности, температуры, положения ПЗК, положения дверей и т.п. ПЛК взаимодействует с сервером через доступные на текущем объекте каналы связи: GSM/GPRS канал мобильного оператора, спутниковую или радио - связь. В штатном режиме данные, как правило, отправляются на сервер через каждые 30 минут. В случае выхода любого из контролируемых параметров за допустимые пределы заданных уставок происходит внеочередная (спорадическая) отправка данных измерений. Кроме того, ПЛК отправляет данные при запросе со стороны сервера.

Микросервис, отвечающий за взаимодействие с удаленными контролируемыми объектами, подтверждает получение и отправляет собранные показания по шине данных к следующему микросервису. Также данный микросервис прослушивает шину данных на предмет наличия новых

команд управления, которые отправляются на удаленный объект сразу же по мере поступления, если ПЛК находится на связи, либо сохраняются в памяти и передается по мере того, как объект снова подключится к серверу.

Микросервис обработки и сохранения данных, в свою очередь, анализирует и сохраняет поступившие показания в базе данных и в случае необходимости генерирует «алерты», информирующие конечного пользователя об изменениях на удаленном объекте.

Пользователь осуществляет взаимодействие с сервером через веб-сервис с помощью веб-интерфейса или через мобильное приложение. Веб-сервис реализует REST (Representational State Transfer) интерфейс [89], что позволяет передавать состояние ресурсов сервера по протоколу HTTP разнообразным клиентским приложениям, написанным на различных языках программирования. В настоящей работе в качестве АРМ диспетчера рассматривается веб-интерфейс веб-браузера персонального компьютера.

Веб-сервис передает информацию пользователю об изменениях на удаленных объектах по мере поступления новых показаний. Кроме того, он анализирует и перенаправляет команды управления и запросы пользователя, тем самым выступая в качестве связующего звена между остальными частями системы.

Микросервис прогнозирования анализирует шину данных на предмет наличия новых запросов на формирование прогнозов и по мере готовности отправляет полученные результаты веб-сервису.

Наконец, микросервис фонового прогнозирования анализирует поступающие и сохраненные данные показаний заданных объектов по определённому настроенному расписанию. Он формирует, анализирует долгосрочные прогнозы, генерирует необходимые информационные сообщения и отправляет соответствующие данные веб-сервису. Таким образом, пользователю становится доступна информация о возможных нештатных

ситуациях в будущем на контролируемых удаленных объектах не только по требованию, но и в режиме реального времени.

4.2 Программная реализация

В качестве основного инструмента разработки микросервисов СТК был выбран язык программирования Python [90], который:

- работает под управлением большинства современных операционных систем;
- широко применяется для создания серверных приложений и имеет в открытом доступе большой набор готовых библиотек и инструментов для создания всех необходимых программных компонентов без лицензионных ограничений;
- имеет поддержку множества библиотек для научных вычислений- таких как: Numpy, Scipy [91], Pandas [92], Matplotlib [93];
- позволяет применять современные средства, в частности, пакет численного вычисления Theano [76] посредством библиотеки Keras [94], существенно упрощающей процесс конфигурации и обучения нейросетей;
- имеет удобные высокоуровневые библиотеки и инструменты для создания сетевых, в том числе и веб, приложений.
- предоставляет удобные вспомогательные средства для разработки и тестирования приложений.

В качестве сервера базы данных был выбран MySQL [95], также работающий под управлением широкого набора операционных систем, имеющий высокую производительность и надежность.

Для решения задачи обмена данными между различными узлами СТК была выбрана платформа RabbitMQ [96], реализующая стандарт AMQP [97]. К достоинствам этого компонента можно отнести высокую скорость, надежность и гарантированность доставки сообщений. Кроме того, RabbitMQ поддерживает

возможность горизонтального масштабирования, что позволяет в случае необходимости сделать распределенную систему приложений.

4.2.1 Особенности применения разработанного приложения для контроля состояния ГС

Основными пользователями предложенной СТК является диспетчеры АДС, инженеры по телеметрии и руководители. Для каждой роли пользователей характерны определенные исполняемые функции (табл. 4.1). Подробное описание функций для каждой из ролей приведено в соответствующих руководствах пользователей СТК.

Таблица 4.1. Роли и функции пользователей

Роль	**Функции**
Диспетчер	• Круглосуточный контроль параметров и состояния удаленных объектов • Квитирование (подтверждение) событий изменения состояния контролируемых параметров
Инженер	• Общий контроль состояния параметров удаленных объектов • Настройка уставок (граничных значений) параметров и объектов
Руководитель	• Общий контроль действий других пользователей • Анализ текущего и будущего состояния контролируемых параметров удаленных объектов

Из этой таблицы видно, что основная задача по контролю состояния удаленных объектов находится в сфере ответственности пользователей с ролью «Диспетчер». В их обязанности входит не только непрерывный мониторинг, но и принятие оперативных решений по предотвращению нештатных ситуаций. Тем не менее, с практической точки зрения наличие функций прогнозирования актуально для всех указанных ролей пользователей. Если для роли «Диспетчер» наиболее полезными оказываются краткосрочные прогнозы, то для ролей, осуществляющих общий контроль, - долгосрочные (стратегические) прогнозы.

Основные элементы пользовательского интерфейса СТК одинаковы для всех пользовательских ролей. Отличия проявляются исключительно в наборе доступных функций. Так, для роли «Диспетчер» характерны всплывающие формы с неквитированными событиями, а для роли «Инженер» доступны формы настройки и управления параметрами удаленных объектов.

Главное окно интерфейса СТК (рис. 4.3) содержит основную информацию о текущем состоянии контролируемых объектов. В левой части окна располагается список контролируемых объектов, а в правой – журнал событий. Данные автоматически обновляются по мере поступления новых показаний и при изменении состояния контролируемых параметров. Для обращения внимания пользователя применяется цветовое кодирование:

- зеленый цвет - штатное состояние;
- красный цвет – нештатное состояние;
- оранжевый цвет - предаварийное состояние, на которое следует обратить внимание.

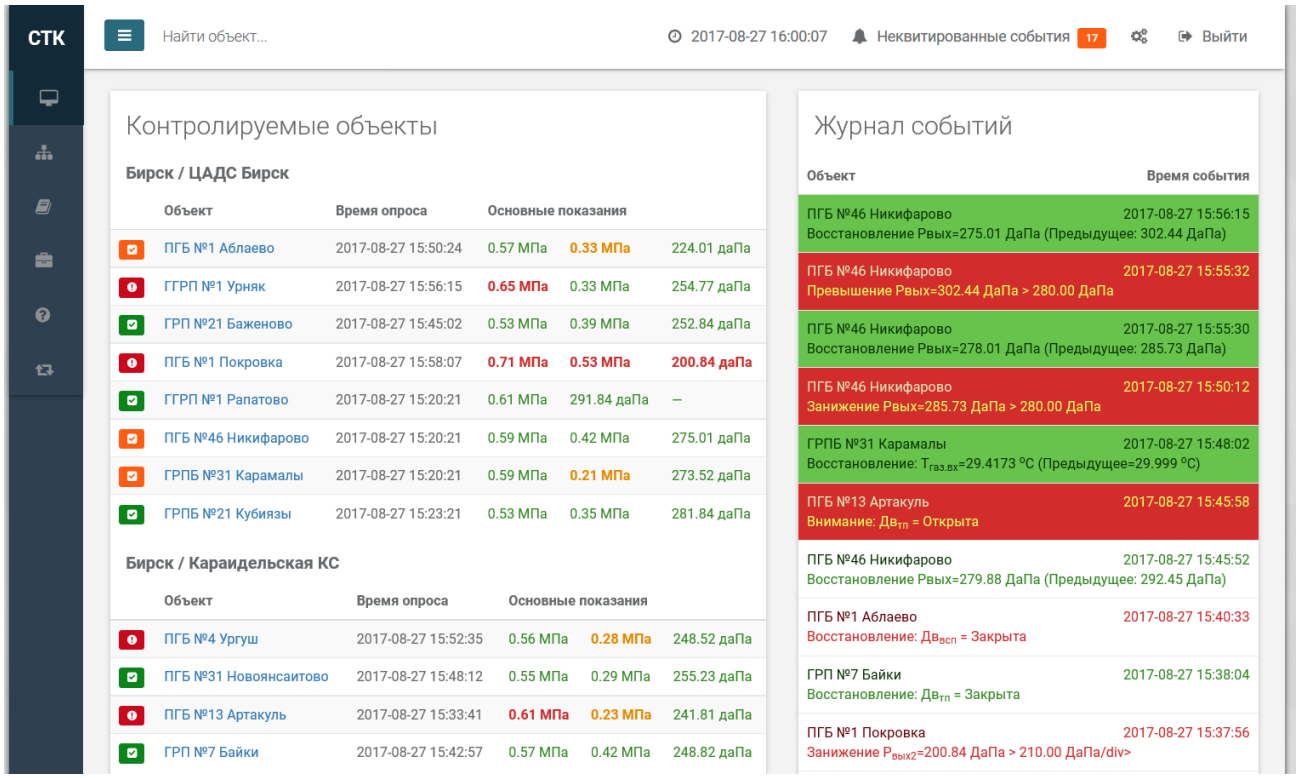

Рисунок 4.3 Главное окно интерфейса СТК

В случае необходимости пользователи могут активировать окно мониторинга (рис. 4.4) определенного объекта, на котором отображается вся информация о текущем состоянии объекта и его контролируемых параметрах.

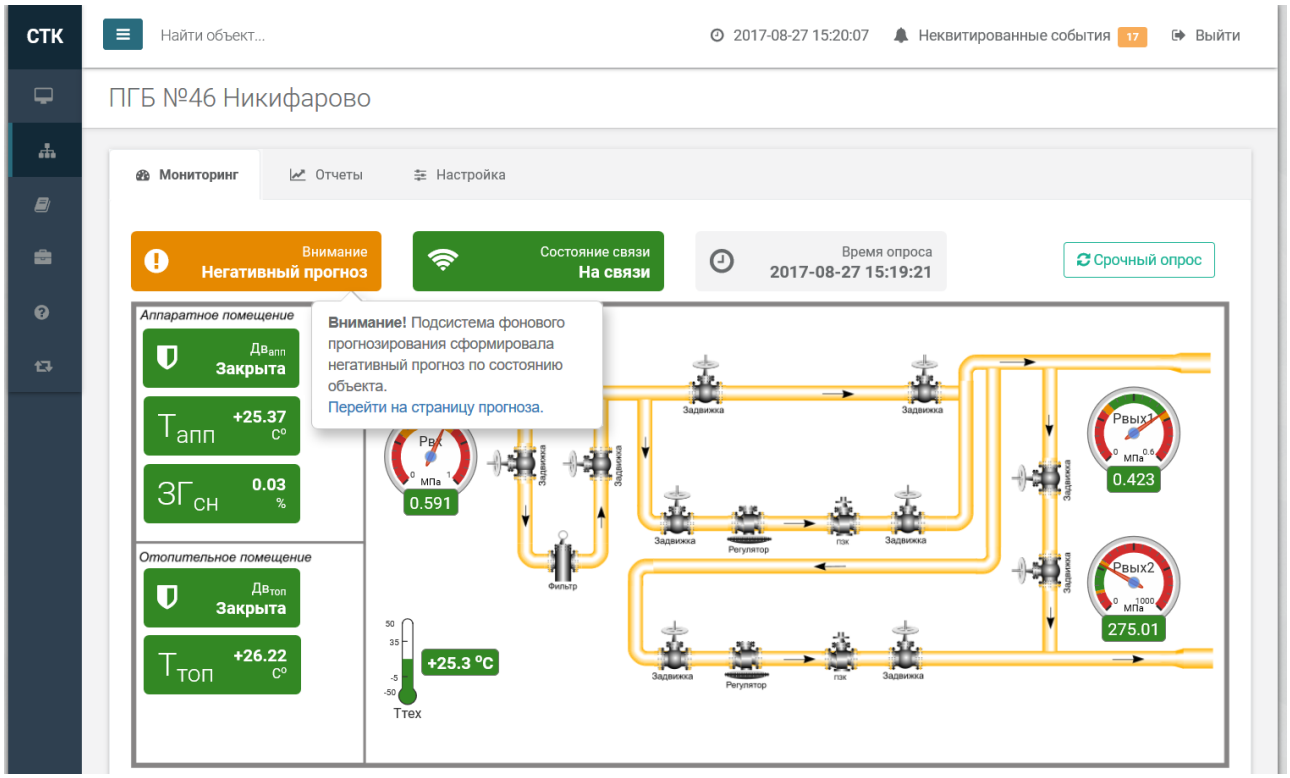

Рисунок 4.4 Окно детальной информации о текущем состоянии удаленного объекта

4.2.2 Выбор периодичности отправки данных телеметрии о состоянии ГС в процессе их обработки и прогнозирования

Как показано на рис. 4.4, в случае, когда текущие значения контролируемых параметров соответствуют штатному состоянию, подсистема фонового прогнозирования может обратить внимание пользователя на возможную нештатную ситуацию в будущем. Таким образом, пользователь заранее может принять необходимые меры, не дожидаясь наступления нештатной ситуации.

Как уже отмечалось в главе 1, ПЛК, который находится непосредственно на удаленном объекте, контролирует значения параметров в непрерывном режиме, анализирует полученные данные и, при необходимости, отсылает их на

центральный сервер СТК. При отсутствии изменений в состоянии ПРГ отправка данных на сервер производится с определенной заранее заданной периодичностью. При этом пакет данных может отсылаться на центральный сервер спорадически, по факту изменения состояния одного из контролируемых параметров. Примером подобных изменений могут быть: превышение давлением газа верхней установленной границы, падение температуры в технологическом помещении или закрытие ПЗК.

Здесь необходимо отметить, что отсутствие изменений значений параметров в течение длительного времени может привести к ситуациям, когда данные телеметрии о возможности возникновения нештатной ситуации будут получены постфактум. Это, например, относится к ситуации, при которой выходное давление газа ПРГ в течение длительного промежутка времени не «скачет» за пределы установленных уставок, но достаточно «вплотную» к ним приближается. Соответственно, диспетчер получит актуальную информацию о состоянии ПРГ только через заданный период отправки данных на сервер. С целью исключения подобных явлений можно уменьшить интервал между границами «уставок», сделать их минимально различающимися. Тогда диспетчер вовремя увидит опасную тенденцию. Кроме того, можно максимально увеличить частоту передачи данных на сервер телеметрии. При этом анализ показывает, что в таком случае происходит увеличение количества отправляемых пакетов данных на сервер; это ведет к увеличению потребляемого мобильного трафика, что, в свою очередь, отражается на эксплуатационных расходах. На практике АДС, как правило, задают такие граничные значения и периоды отправки данных на сервер, при которых возникает минимальное количество аварийных сообщений, то есть максимально расширяют диапазон «уставок» и период отправки данных. Соответственно появляется опасность пропустить важные показания, что скажется на скорости принятия превентивных мер реагирования.

Задачу разрешения данного противоречия можно решить с помощью использования фоновых подсистем прогнозирования, введенных в состав СТК. Из анализа становится ясно, что с целью повышения безопасности и увеличения скорости реагирования на потенциальные нештатные ситуации, возникающие в процессе эксплуатации ГС, целесообразно фиксировать не только факт выхода параметра за допустимые пределы, но возникновение такой тенденции. Таким образом, при появлении опасной тенденции изменения значения контролируемого параметра периодичность отправки пакетов данных также необходимо варьировать.

В СТК предлагается применять автоматическую подстройку периода опроса первичных источников информации с удаленных объектов подсистемой фонового прогнозирования в зависимости от сформированных прогнозов. В случае прогноза о выявлении опасности с сервера отправляется команда на уменьшение периода отправки данных измерений и, наоборот, при тенденции возврата объекта в штатное состояние отправляется команда на изменение периода до значения по умолчанию.

Для нахождения оптимального периода отправки данных на сервер можно предложить разбить область значений, ограниченную «уставками», на определенные зоны [98] (рис. 4.5). При прогнозировании попадания значения параметра в ту или иную зону отправляется команда, соответствующим образом изменяющая период отправки данных с удаленного объекта. При этом границы зон предлагается выбирать экспериментально.

Таким образом, зависимость искомого периода τ_0 отправки данных от факта попадания прогнозируемого на p шагов вперед значения показаний $z = Y(t+p)$ в ту или иную зону можно охарактеризовать с помощью ступенчатой функции:

$$\tau_0 = f(z) = \begin{cases} \tau_0^{(0)}, & z < z_1, \\ \tau_0^{(1)}, & z_1 < z < z_2, \\ \ldots, & \\ \tau_0^{(n)}, & z_{n-1} < z < z_n \end{cases} \tag{4.1}$$

где $z_1, z_2, \ldots, z_n$ – границы выделенных зон; $\tau_0^{(0)}, \tau_0^{(1)}, \ldots, \tau_0^{(n)}$ – соответствующие периоды отправки пакетов данных.

Скорректированный период отправки данных $\tau_{0прогноз}$ будет представлять собой функцию результата прогноза: $\tau_{0прогноз} = f(Y(t+p))$.

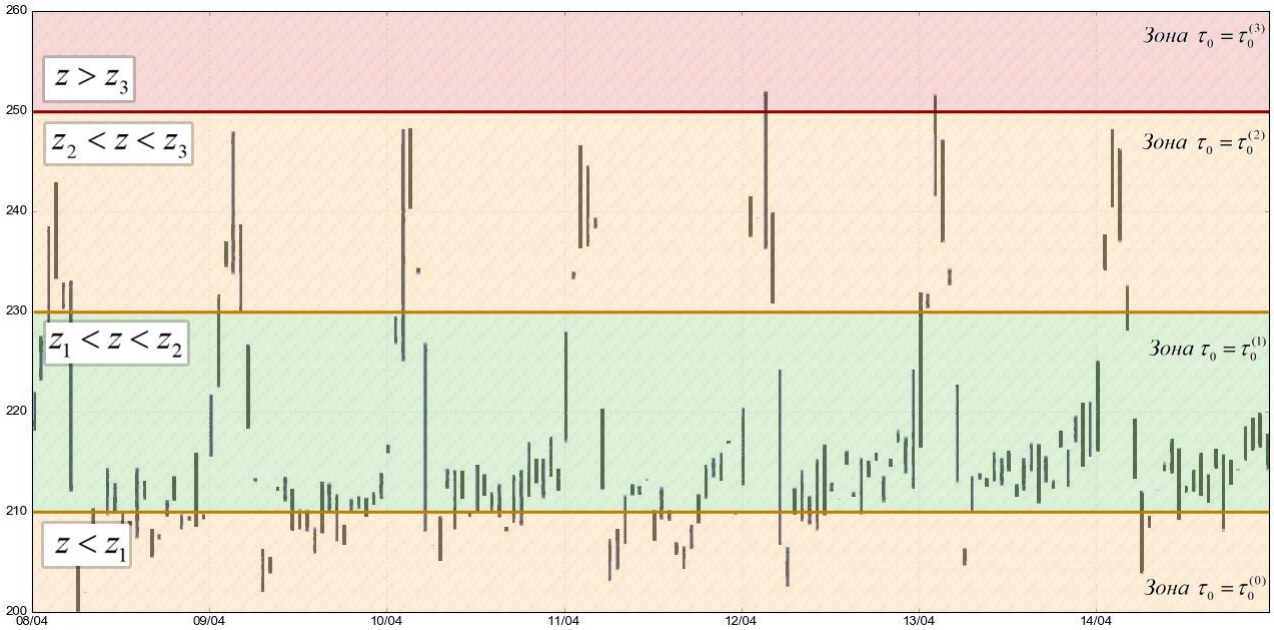

Рисунок 4.5 Пример деления области значений показаний параметра на зоны

Следует также отметить, что контролируемые параметры различаются по важности. Следовательно, корректировку значений периода отправки данных следует делать по результатам прогнозирования только «критичных» параметров, например, таких как давления газа на входе и выходе ПРГ.

Наряду с автоматическим фоновым прогнозированием будущих значений контролируемых параметров и подстройкой периода опроса пользователю доступна возможность сформировать прогноз по запросу. С помощью формы,

представленной на рис. 4.6, пользователь может определить все настройки формируемого прогноза и выбрать: глубину прогноза, модель прогнозирования, а также предусмотреть необходимость анализа интервальных данных.

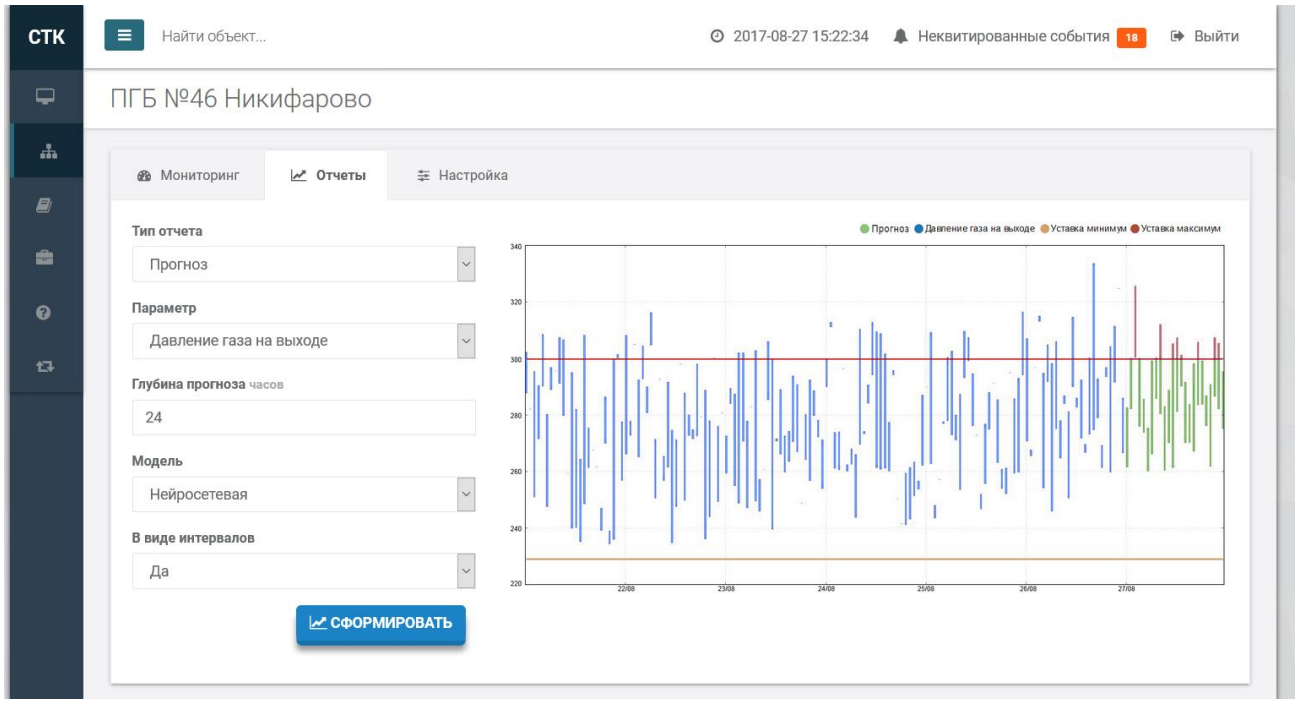

Рисунок 4.6 Форма построения прогнозов

Таким образом, внедрение предложенного в работе варианта СТК с подсистемами прогнозирования позволяет обеспечить своевременное принятие ответственными лицами обоснованных управленческих решений на основе объективных данных подсистем прогнозирования.

4.3 Сравнительный анализ эффективности применения разработанных моделей прогнозирования

С целью определения модели, формирующей наиболее точные прогнозы для последовательностей интервальных величин с сезонной составляющей, которые характеризуют значения контролируемых параметров ГС, было проведено экспериментальное исследование [99] применительно к располагаемым наборам реальных данных. Оценивалась эффективность предложенных в рамках этой работы моделей, относящихся к следующим типам: нейросетевых моделей на основе классического многослойного

персептрона (MLP^I) и сети долгосрочной краткосрочной памяти ($LSTM^I$), модели экспоненциального сглаживания с сезонной составляющей ($HoltWinters^I$) и гибридных моделей на основе «точечного» (Hybrid) и «векторного» ($Hybrid^I$) подходов. Основными критериями определения наилучшей с практической точки зрения модели были точность формирования прогнозов и скорость поиска весовых коэффициентов.

4.3.1 Выбор размера базы прогноза применительно к контролируемым параметрам ГС

Этап выбора необходимого размера базы прогноза (числа дней, накопленные данные по которым принимаются во внимание при прогнозировании) должен предшествовать настройке коэффициентов рассматриваемых моделей. В рамках проведенного исследования для решения этой задачи каждый набор исходных данных был предварительно разделен на две совокупности. Данные первой из них (значения параметров за тот или иной фиксированный период) использовались в качестве обучающих и применялись для поиска оптимальных весовых коэффициентов моделей прогнозирования. Оставшиеся данные (показания за последние сутки) использовались в качестве контрольных при определении итоговых показателей точности. Далее варьировались размеры базы прогноза : 72 точки (3 дня), 144 точки (6 дней), 336 точек (2 недели) и 672 точки (4 недели). Во всех случаях определялись показатели точности формируемых с помощью моделей прогнозов и время, затраченное на поиск весовых коэффициентов моделей.

Результаты изложенного анализа приведены в таблице 4.2, где временные затраты представлены относительными величинами, вычисленными по отношению к наиболее «быстрому» варианту получения прогноза. Отмеченные результаты показывают, что увеличение размера базы прогноза уменьшает погрешности прогнозирования, но при этом существенно

увеличивается время поиска оптимальных значений настраиваемых коэффициентов моделей.

Таблица 4.2. Показатели ошибок прогнозирования и временных затрат в зависимости от размера базы прогноза

База выборки	**72 точки (3 дня)**	**144 точки (6 дней)**	**336 точек (2 недели)**	**672 точки (4 недели)**
Показатель MSE^I	14,045	6,591	6,389	6,287
Показатель ARV^I	0,169	0,077	0,076	0,074
Показатель $MAPE^I$	1,315	0,861	0,847	0,829
Относительные затраты времени на поиск значений весовых коэффициентов	1	2,754	13,203	74,571

Как видно из графиков, представленных на рис.4.7, оптимальным по соотношению точности формируемых прогнозов и времени, затраченному на поиск весовых коэффициентов моделей, является размер базы прогноза, составляющий 6 дней. При дальнейшем увеличении этого размера точность прогноза изменяется незначительно. Между тем, даже такое малое уменьшение погрешности, как ее изменение на 0.02% согласно показателю $MAPE^I$, увеличивает время поиска коэффициентов модели в 4 раза.

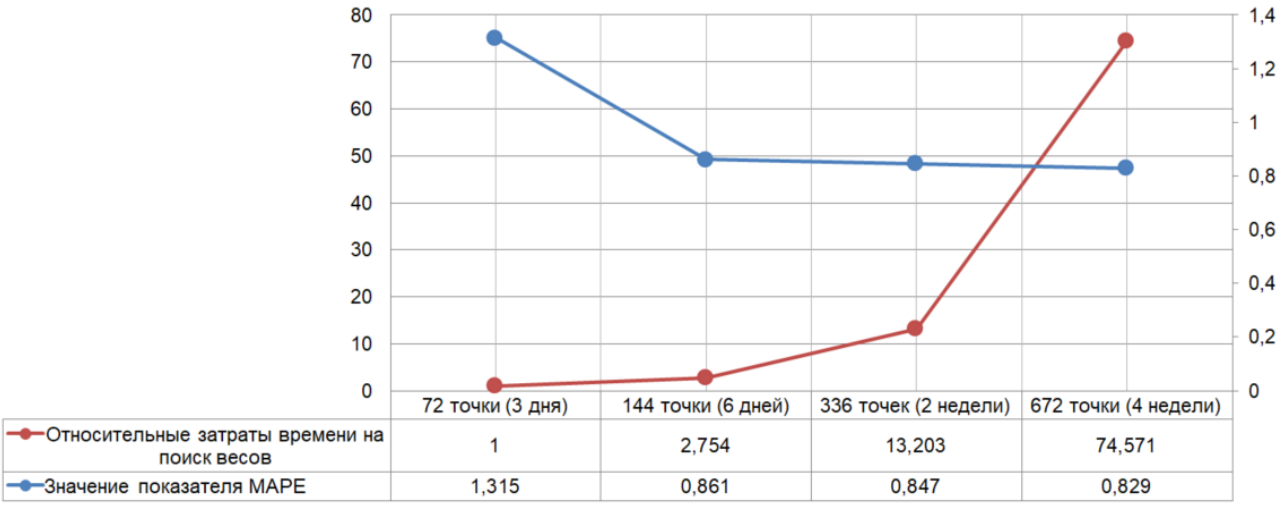

Рисунок 4.7 Зависимость погрешностей прогнозов и времени, затраченного на поиск оптимальных весовых коэффициентов модели, от размера базы прогноза

4.3.2 Методика исследования

Исходная информация включала данные о максимальных и минимальных значениях выходного низкого давления газа 50-ти ПРГ за каждый час наблюдений в течение недели, полученные в процессе их телеметрического контроля. Указанные объекты расположены на различных участках ГС в городе Белебей (Республика Башкортостан), подведомственных ПАО «Газпром газораспределение Уфа».

Исследование проводилось под управлением операционной системы Microsoft Windows 10, установленной на рабочей станции с процессором Intel i7-6700 с частотой 3.5 ГГц и 16-мя Гб оперативной памяти. При получении результатов измерений, кроме непосредственно прогнозируемых значений, фиксировались время формирования прогноза и время определения оптимальных весовых коэффициентов.

Схема исследования, представленная на рис. 4.8., показывает пошаговые этапы обработки данных и формирования итоговых показателей эффективности прогнозов. Каждый отдельно взятый набор данных из исходной выборки был предварительно разделен на две части: первые 85% данных (показания параметров за 6 суток) были использованы в качестве обучающих и применялись для поиска оптимальных весовых коэффициентов моделей; оставшиеся 15% данных (показания за последние сутки) использовались в качестве контрольных для измерения итоговых показателей точности. Исследование проводилось по плану, аналогичному тому, которое предложено в разделе 2.7: данные прогнозировались на 3 и 24 часа вперед, тем самым формируя краткосрочные (оперативные) и долгосрочные (стратегические) прогнозы.

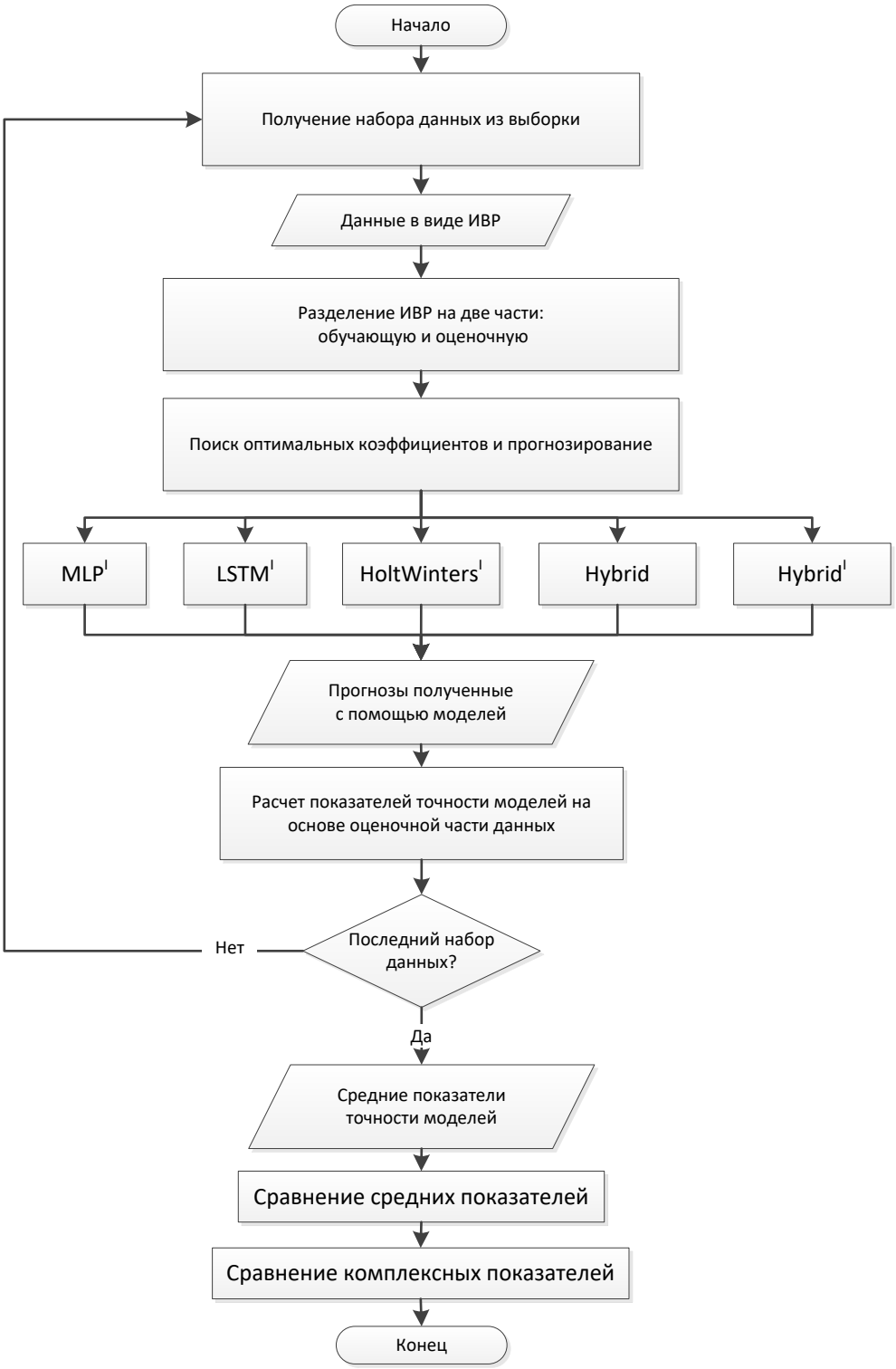

Рисунок 4.8 Пошаговая схема исследования

Результаты прогнозов, полученных с помощью отмеченных выше моделей, оценивались по следующим показателям:

- $MAPE^{I}$, что позволяет оценить среднюю абсолютную ошибку;

- MSE^I, что позволяет определить степень наличия «грубых» ошибок в прогнозах;
- ARV^I, что позволяет оценить качество результатов прогнозов относительно результатов прогнозов наивной модели прогнозирования, полученным по средним значениям обучающей выборки.

4.3.3 Оценка результатов выполненного исследования

Средние значения показателя $MAPE^I$ эффективности результатов краткосрочного (оперативного) и долгосрочного (стратегического) прогнозов на базе предложенных моделей приведены в таблицах 4.3 и 4.4.

Таблица 4.3. Средние показатели $MAPE^I$ для краткосрочного прогноза на 3 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**LSTM^I**	**HoltWinters^I**	**Hybrid**	**Hybrid^I**
Средний показатель $MAPE^I$	1,1703	1,1268	1,0052	0,9829	1,2513

Таблица 4.4. Средние показатели $MAPE^I$ для долгосрочного прогноза на 24 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**LSTM^I**	**HoltWinters^I**	**Hybrid**	**Hybrid^I**
Средний показатель $MAPE^I$	1,3571	1,2904	1,1938	1,2115	1,3381

Как следует из таблицы, наилучшие средние показатели $MAPE^I$ относительно всех других моделей прогнозирования имеют интервальная модификация модели экспоненциального сглаживания (HoltWinters^I) и гибридная модель (Hybrid) на основе «точечного» подхода. При этом если «экспоненциальная» модель прогнозирования имеет незначительное преимущество в формировании долгосрочных прогнозов, то гибридная модель, в свою очередь, также имеет малосущественное превосходство при построении краткосрочных прогнозов. Кроме того, следует отметить, что согласно среднему показателю $MAPE^I$ модель на основе сети LSTM формирует более точные прогнозы, чем модель на основе многослойного персептрона, значительно уступая в точности, в то же время, гибридной и

«экспоненциальной» моделям. Между тем, из представленных результатов видно, что гибридная модель на основе «векторного» подхода показывает наихудшие показатели точности при формировании как краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов.

Визуализация средних показателей $MAPE^I$ результатов прогноза в виде диаграмм, представленная на рис. 4.9, позволяет наглядно оценить точность получаемых прогнозов.

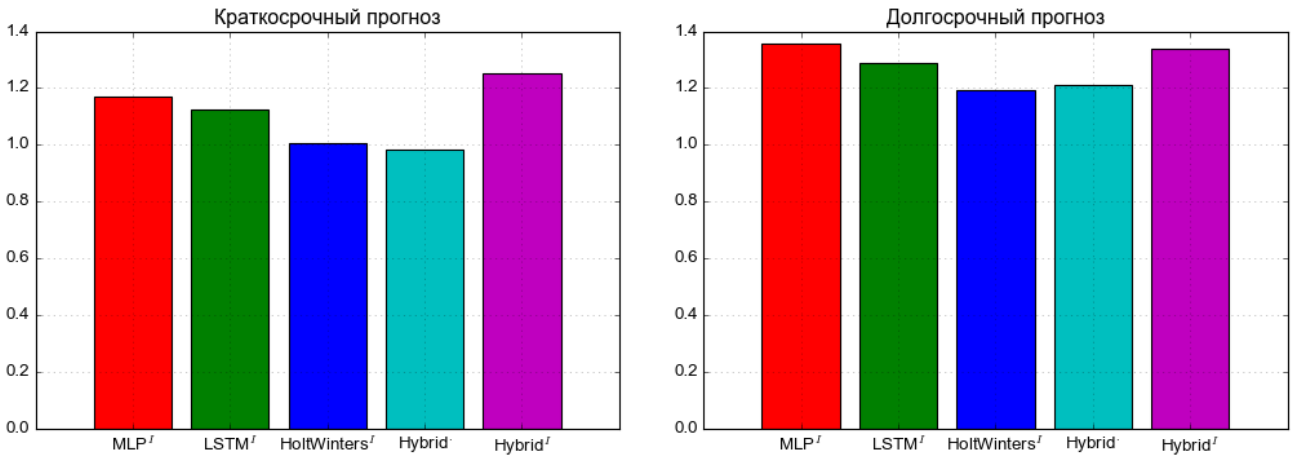

Рисунок 4.9 Сравнение средних значений показателя $MAPE^I$

Величины средних показателей ARV^I прогнозов, сформированных с помощью исследуемых моделей, представлены в таблицах 4.5 и 4.6. Они позволяют сделать выводы, аналогичные тем, что были сделаны ранее при сравнении моделей по средним показателям $MAPE^I$. Интервальная модификация «экспоненциальной» модели ($HoltWinters^I$) и гибридная модель (Hybrid) на основе «точечного» подхода имеют очевидное превосходство в точности формируемых прогнозов. Им соответствуют средние значения показателя ARV^I меньше единицы как для краткосрочных, так и долгосрочных прогнозов.

Таблица 4.5. Средние показатели ARV^I для краткосрочного прогноза на 3 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**LSTM^I**	**HoltWinters^I**	**Hybrid**	**Hybrid^I**
Средний показатель ARV^I	1,3107	1,0819	0,9550	0,9143	1,5687

Таблица 4.6. Средние показатели ARV^I для долгосрочного прогноза на 24 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**LSTM^I**	**HoltWinters^I**	**Hybrid**	**Hybrid^I**
Средний показатель ARV^I	0,9063	0,8997	0,8364	0,8140	1,0163

В то же время, если нейросетевые модели (MLP^I и LSTM^I) при формировании долгосрочных прогнозов имеют показатели ARV^I ниже единицы, то в случае краткосрочных прогнозов с помощью указанных моделей значения этого показателя оказываются выше единицы. В свою очередь, гибридная модель на основе «векторного» подхода имеет показатели ARV^I выше единицы при любой глубине формируемых прогнозов, что позволяет сделать вывод о более низкой точности по сравнению с наивной моделью прогнозирования с использованием средних значений ИВР.

Визуализация средних значений показателей ARV^I результатов прогноза в виде диаграмм представлена на рис. 4.10. Здесь красной горизонтальной линией обозначена граница значений показателя, при превышении которой модель формирует прогнозы менее точно, чем наивная модель прогнозирования.

Согласно средним показателям MSE^I, значения которых представлены в таблицах 4.7 и 4.8, гибридная модель (Hybrid) на основе «точечного» подхода имеет наилучшие показатели при формировании краткосрочных прогнозов. В то же время, при построении долгосрочных прогнозов малозначительное превосходство в этом отношении имеет «экспоненциальная» модель.

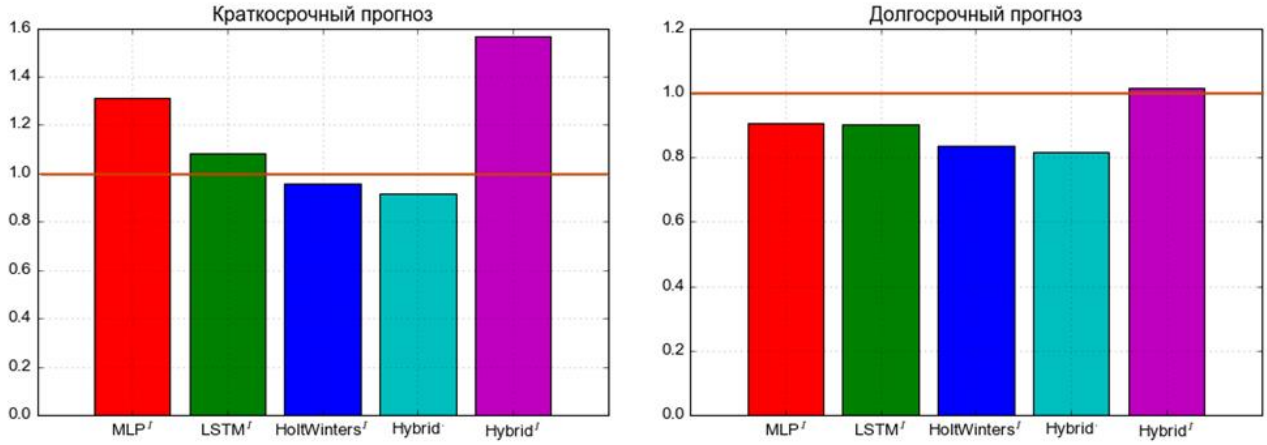

Рисунок 4.10 Сравнение средних значений показателя ARV^I

Таким образом, обе вышеназванные модели имеют наилучшие показатели с точки зрения исключения грубых ошибок в формируемых прогнозах.

Таблица 4.7. Средние показатели MSE^I для краткосрочного прогноза на 3 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**LSTM^I**	**HoltWinters^I**	**Hybrid**	**Hybrid^I**
Средний показатель MSE^I	18,998	18,276	13,767	12,081	18,909

Таблица 4.8. Средние показатели MSE^I для долгосрочного прогноза на 24 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**LSTM^I**	**HoltWinters^I**	**Hybrid**	**Hybrid^I**
Средний показатель MSE^I	24,166	21,884	19,189	19,419	23,168

В свою очередь, гибридная модель (Hybrid^I) на основе «векторного» подхода согласно данному показателю проявляет себя на уровне нейросетевых моделей (MLP^I и LSTM^I) при любой глубине формируемых прогнозов, что проиллюстрировано с помощью диаграмм на рис. 4.11.

С целью окончательного определения модели, формирующей наиболее точные прогнозы, предлагается комплексный нормированный показатель, который включает значения всех вышерассмотренных показателей.

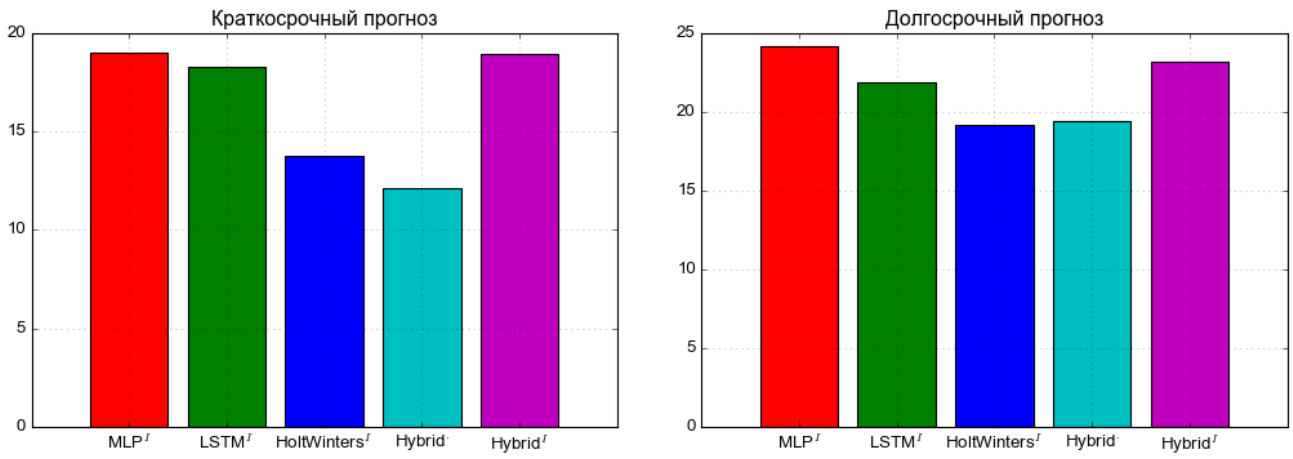

Рисунок 4.11 Сравнение средних значений показателя MSE^I

Первоначально значения каждого показателя нормируются в диапазоне от 0 до 1 с помощью преобразования

$$x^j_{норм}(x^j) = 1 - \frac{x^j - x^j_{\min}}{x^j_{\max} - x^j_{\min}}, \quad j = 1,2,3, \tag{4.2}$$

где x^j –текущее значение j – го показателя эффективности моделей (при этом x^1 соответствует $MAPE^I$, x^2- ARV^I и x^3 – MSE^I), $x^j_{\min}$ и $x^j_{\max}$ – его наименьшее и наибольшее значения.

Далее с учетом (4.2) комплексный показатель находится в виде линейной свертки:

$$R = \frac{1}{3}\sum_{j=1}^{3} x^j_{норм}(x^j). \tag{4.3}$$

Значения комплексного показателя точности краткосрочных и долгосрочных прогнозов, полученных с помощью исследуемых моделей, а также итоги ранжирования этих моделей по данному показателю представлены в сводной таблице 4.9.

Полученные результаты позволяют сделать вывод о том, что гибридная модель на основе «точечного» подхода точнее других моделей формирует краткосрочные прогнозы.

Таблица 4.9. Итоги ранжирования моделей прогнозирования по комплексному показателю

Глубина прогноза	Место по итогам ранжирования				
	1	2	3	4	5
Краткосрочный прогноз	Hybrid (1,000)	HoltWinters^{I} (0,870)	LSTM^{I} (0,437)	MLP^{I} (0,231)	Hybrid^{I} (0,004)
Долгосрочный прогноз	HoltWinters^{I} (0,963)	Hybrid (0,948)	LSTM^{I} (0,481)	MLP^{I} (0,181)	Hybrid^{I} (0,105)

В то же время, интервальная модификация «экспоненциальной» модели (HoltWinters^{I}) точнее остальных моделей строит долгосрочные прогнозы. При этом можно отметить существенное превосходство в точности двух вышеназванных моделей прогнозирования по отношению к другим моделям, что отражено в виде диаграмм их сравнения по комплексному показателю (рис. 4.12).

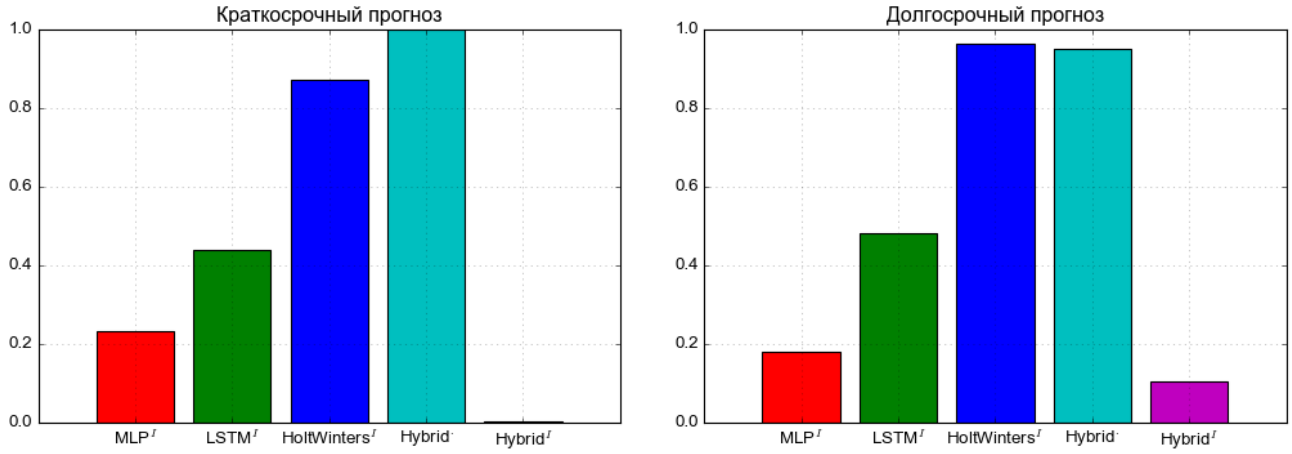

Рисунок 4.12 Сравнение моделей по комплексному показателю

Третье место в итоговом рейтинге занимает нейросетевая модель на основе сети LSTM. Гибридная модель (Hybrid^{I}) на основе «векторного» подхода имеет наихудшие показатели среди всех рассматриваемых моделей. Таким образом, можно сделать вывод о том, что подход к формированию гибридных моделей, предложенный в работах [60, 62, 63], оказался не эффективным с точки зрения применения для компенсации линейной

компоненты в рамках «экспоненциальной» модели, учитывающей сезонность данных. Анализ показывает, что в этом случае в отличие от прогнозов, выполненных на основе данных без сезонной составляющей с помощью модели $Holt^{I}$, на вход нелинейной компоненты поступают сильно «зашумленные» данные, которые не имеют какой-либо определенной структуры. Такая ситуация в конечном итоге ведет к падению показателей точности формируемых прогнозов.

Немаловажную роль с практической точки зрения играет скорость поиска оптимальных коэффициентов моделей, которая существенно влияет не только на удобство использования модели, но и на время ее разработки и внедрения. По этой причине в данной работе осуществлялось исследование моделей с точки зрения отмеченного показателя. Результаты исследования представлены в таблице 4.10 и на диаграмме (рис. 4.13).

Таблица 4.10. Относительная скорость поиска параметров моделей

Модель	**MLP^{I}**	**$LSTM^{I}$**	**$HoltWinters^{I}$**	**Hybrid**	**$Hybrid^{I}$**
Коэффициент скорости	0,0876	1,0000	0,1882	0,0000	0,5128

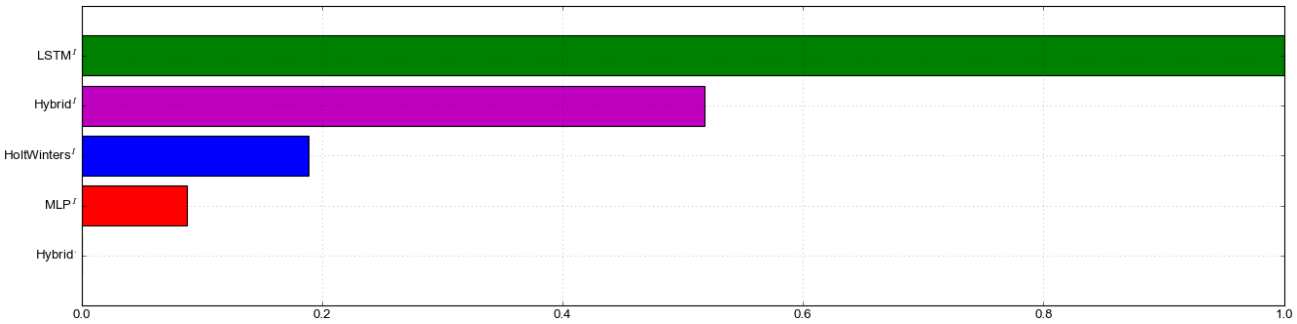

Рисунок 4.13 Диаграмма относительной скорости поиска параметров моделей

Гибридная модель (Hybrid) на основе «точечного» задания временных рядов для каждой из границ значений параметров не только формирует наилучшие прогнозы с точки зрения комплексного показателя точности, но при этом оказывается и наиболее быстрой. Единственным преимуществом интервальной модификации «экспоненциальной» модели $HoltWinters^{I}$ является

точность формирования долгосрочных прогнозов. В то же время, если оценивать эту модель по скорости поиска весовых коэффициентов, то она значительно уступает не только гибридной модели (Hybrid), но и интервальному варианту нейросетевой модели на основе многослойного персептрона (MLP^I). Наименее обоснованным с практической точки зрения является применение для прогнозирования состояния ГС интервальных версий гибридной модели ($Hybrid^I$) ввиду низкой точности формируемых прогнозов и нейросетевой модели с долгой краткосрочной памятью ($LSTM^I$) в связи с крайне низкой скоростью поиска весовых коэффициентов.

4.3.4 Сопоставление результатов для разных типов данных

С целью такого сопоставления исходные наборы данных были разбиты на два класса:

- 17 выборок из 50 (33% выборок) составили линейные (детерминированные) данные;
- оставшиеся 33 выборки из 50 (67%) составили нелинейные (стохастические) данные.

На рис. 4.14 показаны в качестве примера графики изменения параметров, соответствующие случаям линейных (детерминированных) данных с явно выраженной сезонной компонентой и нелинейных (стохастических) данных без какой-либо выраженной структуры.

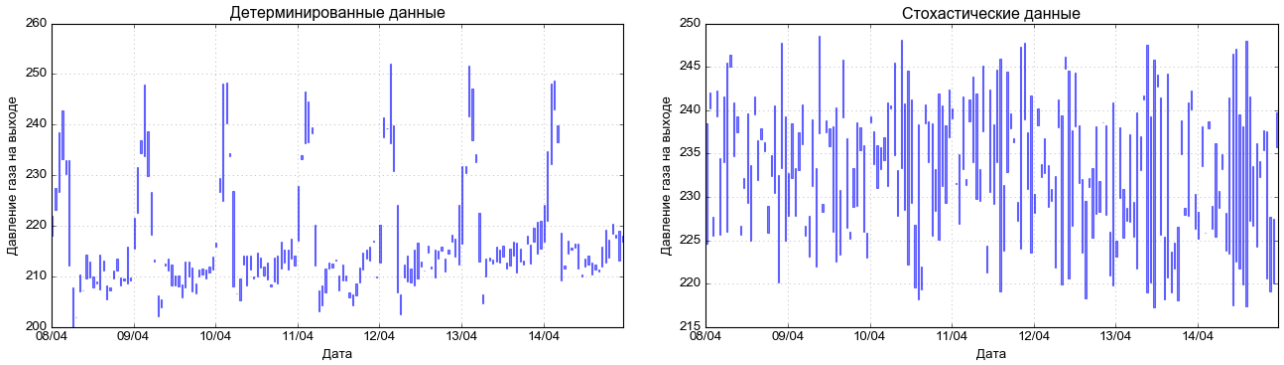

Рисунок 4.14 Примеры детерминированных и стохастических данных

Результаты исследования точности моделей при формировании краткосрочных прогнозов детерминированных данных представлены в таблице 4.11. Модель $LSTM^I$ оказывается наиболее точной, демонстрируя наиболее низкие значения показателей MSE^I и ARV^I. Интервальная версия гибридной модели ($Hybrid^I$) на основе «векторного» подхода имеет наихудшие по всем показателям оценки точности прогнозов.

Таблица 4.11. Средние показатели для краткосрочного прогноза на 3 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**$LSTM^I$**	**$HoltWinters^I$**	**Hybrid**	**$Hybrid^I$**
Средний показатель $MAPE^I$	1,3107	1,0819	0,9550	0,9143	1,5687
Средний показатель MSE^I	9,8304	7,5077	8,7605	8,4202	10,8992
Средний показатель ARV^I	0,2880	0,2247	0,3726	0,2878	0,4695
Комплексный показатель	**0,4808**	**0,9134**	**0,6544**	**0,8243**	**0,0001**

Совершенно противоположные выводы можно сделать в отношении долгосрочных прогнозов на базе детерминированных данных, полученных с помощью моделей, которые указаны в таблице 4.12. Здесь наиболее точной оказывается модель $HoltWinters^I$, которая имеет наилучшие результаты по всем применяемым показателям. Малозначительно ей уступают гибридные модели (Hybrid и $Hybrid^I$), тогда как наихудшие значения показателей точности имеют нейросетевые модели. Хотя они и демонстрируют приемлемые показатели ARV^I (меньшие единицы), по всем остальным показателям нейросетевые модели существенно проигрывают другим моделям.

Таблица 4.12. Средние показатели для долгосрочного прогноза на 24 часа вперед

Модель	**MLP^I**	**$LSTM^I$**	**$HoltWinters^I$**	**Hybrid**	**$Hybrid^I$**
Средний показатель $MAPE^I$	1,2258	1,1964	0,8964	0,9419	0,9575
Средний показатель MSE^I	20,111	18,455	9,461	10,115	10,675
Средний показатель ARV^I	0,5146	0,6303	0,2888	0,3042	0,3271
Средневзвешенный коэф.	**0,1129**	**0,0081**	**1,0000**	**0,9184**	**0,8627**

На рис 4.15 представлены диаграммы, отражающие средние значения комплексных показателей точности моделей.

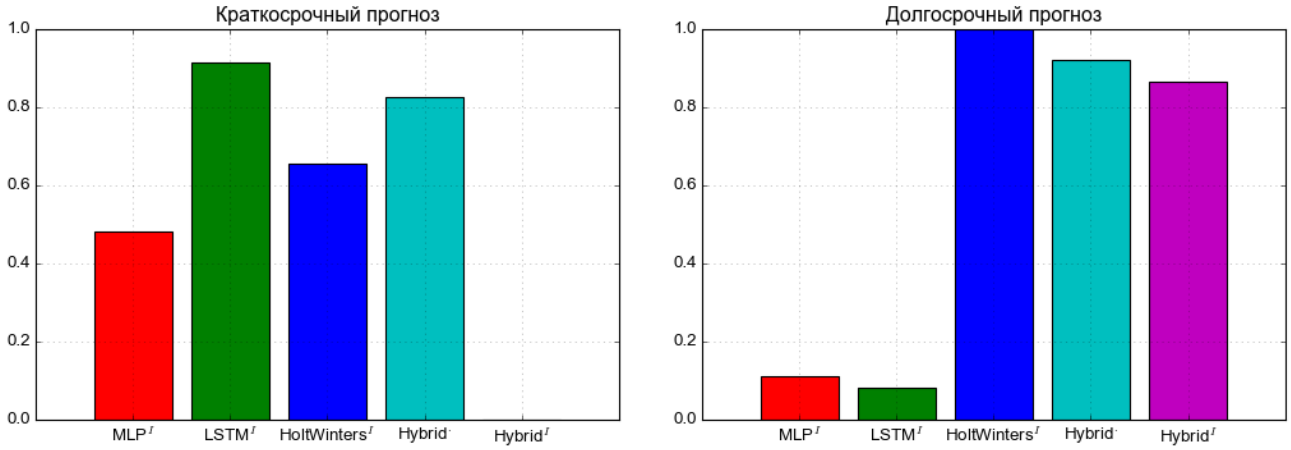

Рисунок 4.15 Значения комплексных показателей точности формируемых прогнозов для детерминированных данных

Результаты исследования точности краткосрочных и долгосрочных прогнозов стохастических данных представлены в таблицах 4.13, 4.14 и проиллюстрированы с помощью рис. 4.16. Наиболее точной с точки зрения всех показателей является гибридная модель на основе «точечного» подхода. В то же время, интервальная версия «экспоненциальной» модели HoltWinters^{I} имеет значения комплексного показателя точности прогнозов, которые незначительно уступают результатам для гибридной модели (Hybrid).

В целом, ориентируясь на показатель точности ARV^{I}, можно сделать вывод, что качество краткосрочных прогнозов на базе стохастических данных для всех моделей выше среднего уровня (значения этого показателя всегда, за исключением модели MLP^{I}, значительно ниже единицы).

Таблица 4.13. Средние показатели для краткосрочного прогноза на 3 часа вперед

Модель	**MLP^{I}**	**LSTM^{I}**	**HoltWinters^{I}**	**Hybrid**	**Hybrid^{I}**
Средний показатель $MAPE^{I}$	1,2535	1,1868	1,0676	1,0589	1,3011
Средний показатель MSE^{I}	22,109	20,456	15,643	14,498	21,456
Средний показатель ARV^{I}	1,3286	0,2247	0,3726	0,2878	0,4695
Средневзвешенный коэф.	**0,065**	**0,563**	**0,893**	**0,980**	**0,288**

В то же время, при формировании долгосрочных прогнозов значения указанного показателя оказываются близкими к единице, что свидетельствует о среднем уровне качества получаемых прогнозов.

Таблица 4.14. Средние показатели для долгосрочного прогноза на 24 часа вперед

Модель	**MLP^{I}**	**LSTM^{I}**	**HoltWinters^{I}**	**Hybrid**	**Hybrid^{I}**
Средний показатель *MAPE^{I}*	1,3242	1,3048	1,2480	1,2481	1,3956
Средний показатель *MSE^{I}*	25,376	22,244	23,288	23,104	28,384
Средний показатель *ARV^{I}*	1,0236	0,9522	1,0245	0,9812	1,2510
Средневзвешенный коэф.	**0,578**	**0,871**	**0,862**	**0,920**	**0,000**

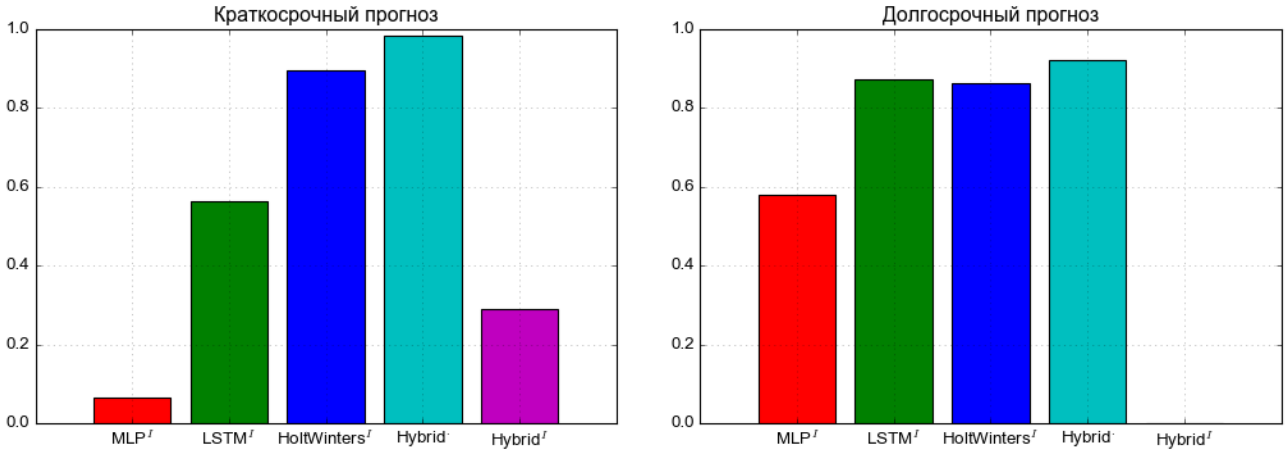

Рисунок 4.16 Комплексные показатели точности формируемых прогнозов на стохастических данных

Исходя из результатов исследования точности моделей прогнозирования применительно к различным типам данных без учета скорости поиска весовых коэффициентов предлагается выбирать оптимальную модель прогнозирования с учетом глубины прогноза согласно таблице 4.15.

Таблица 4.15. Матрица выбора оптимальной модели прогнозирования

Глубина прогноза / **Тип данных**	**Детерминированные**	**Стохастические**
Краткосрочный	LSTM^{I}	Hybrid
Долгосрочный	HoltWinters^{I}	Hybrid

Полученные результаты исследования дают возможность подойти с обоснованных позиций к формированию модулей прогнозирования в составе систем телеметрического контроля ГС. В то же время, они могут быть учтены и при построении систем мониторинга более широкого назначения.

ВЫВОДЫ ПО ГЛАВЕ 4

1. Сформулированы основные требования к разработке архитектуры и соответствующего программного обеспечения системы телеметрического контроля (СТК) ГС, включающей подсистемы прогнозирования, в основе функционирования которых лежат предложенные методы и модели прогнозирования интервальных данных.

2. Разработано программное обеспечение СТК, выделены основные модули, показаны связи между ними и реализованы следующие программные компоненты:

- базовые микросервисы для взаимодействия с удаленными объектами, анализа и сохранения полученной информации в базе данных, взаимодействия с конечными пользователями, прогнозирования.
- механизм передачи данных между различными компонентами системы;
- методы и средства для формирования прогнозов, как по запросу, так и автоматически в фоновом режиме;
- графические компоненты пользовательского интерфейса для взаимодействия с системой и визуализации результатов контроля и прогнозирования состояния объектов.

3. Приведено описание возможностей применения разработанной СТК, включающей подсистемы прогнозирования, в качестве системы поддержки принятия решений при контроле состояния удаленных объектов ГС.

4. На основе разработанной СТК проведено сравнительное исследование эффективности применения продолженных в рамках данной диссертационной работы моделей прогнозирования на базе ИВР к обработке реальных данных, полученных в процессе телеметрического контроля объектов ГС. Это исследование позволило выявить наиболее предпочтительные методы и модели

для разнообразных конкретных ситуаций. В частности, оно показало, что предложенная в работе интервальная модификация модели тройного экспоненциального сглаживания с учетом сезонности ($\mathrm{HoltWinters}^{\mathrm{I}}$) точнее всех остальных моделей строит долгосрочные прогнозы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Выполненное диссертационное исследование показало значимые перспективы использования нового класса моделей прогнозирования, основанного на формировании интервальных временных рядов, для превентивной оценки значений контролируемых параметров объектов газораспределительных сетей. С помощью предложенных методов и алгоритмов получения прогнозов можно создать условия для своевременного реагирования на угрозы возникновения нештатных ситуаций.

Цель данной диссертационной работы заключается в разработке методов и реализующих их алгоритмов прогнозирования значений контролируемых параметров ГС по результатам обработки телеметрической информации.

Для достижения поставленной цели в диссертации поставлен и решен ряд соответствующих задач, что дало возможность получения следующих основных результатов:

1. С учетом выполненного исследования процессов сбора и обработки информации о контролируемых параметрах газораспределительных сетей (ГС) предложен общий подход к прогнозированию значений этих параметров, базирующийся на представлении накопленных данных в форме интервальных временных рядов и их последующем анализе.
2. Сформированы модели прогнозирования значений контролируемых параметров ГС с использованием аппарата интервальных временных рядов, которые позволяют принять во внимание наличие неопределенности и существующих особенностей изменения указанных параметров (фактора сезонности).
3. Разработаны методы и реализующие их алгоритмы прогнозирования значений контролируемых параметров газораспределительных сетей в рамках применения сформированных моделей, ориентированных на использование интервальных временных рядов с сезонностью,

применительно к различным исходным теоретическим концепциям (экспоненциальному сглаживанию, нейросетевым подходам, их гибридизации).

4. Разработаны архитектура платформы и необходимое программное обеспечение системы телеметрического контроля состояния газораспределительных сетей, включающей подсистемы прогнозирования, в основе функционирования которых лежат предложенные методы и алгоритмы.
5. Реализовано сравнительное исследование эффективности применения предложенных методов и алгоритмов к обработке реальных данных, полученных с помощью телеметрического контроля ГС.

Полученные результаты обладают научной новизной, которая связана с тем, что для решения задачи прогнозирования состояния объектов ГС впервые применен аппарат интервальных временных рядов, на его основе построены оригинальные модели, а также разработаны соответствующие методы и алгоритмы. В диссертации впервые осуществлено исследование эффективности применения указанных методов и алгоритмов к обработке реальных данных, собранных в процессе телеметрического контроля сети.

Практическая значимость результатов диссертации определяется тем, что они позволяют получать более достоверные (в условиях неопределенности) прогнозы изменения состояния ГС, чем это было возможно с помощью традиционных подходов; в итоге создаются благоприятные предпосылки к своевременному реагированию на угрозы возникновения нештатных ситуаций.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

AMQP – advanced message queuing protocol

ANN – artificial neural network; искусственная нейронная сеть

AR – auto regression; авторегрессия

MA – moving average; скользящее среднее

MAPE – mean absolute percentage error

MLP – multilayer perceptron; многослойный персептрон

MSE – mean square error

SDA – symbolic data analysis; анализ символьных данных

АДС – аварийно-диспетчерская служба

АРМ– автоматизированное рабочее место

ВР – временной ряд

ПРГ – пункт редуцирования газа

ГРС – газораспределительная станция

ГТС – газотранспортная сеть

ГС – газораспределительная сеть

ИВР – интервальный временной ряд

ИНС – искусственная нейронная сеть

КИП – контрольно-измерительный прибор

ПГБ – пункт газорегуляторный блочный

ПЗК – предохранительный запорный клапан

ПРГ – пункт редуцирования газа

ПСК – предохранительный сбросной клапан

РНС – рекуррентная нейронная сеть

СТК – система телеметрического контроля

ШРП – шкафной регуляторный пункт

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Правила безопасности систем газораспределения и газопотребления (ПБ 12-529-03). – М.: ГУП «НТЦ по безопасности в промышленности Ростехнадзора России».- 2006. – 85 с.
2. СНиП 42-01-2002. Газораспределительные системы. [Текст]. - М.: Госстрой России. - 2003. – 35 с.
3. Крымский В.Г. Автоматизация управления технологическими процессами в газораспределительных сетях: проблемы, тенденции и перспективы [Текст] / В.Г. Крымский, И.М. Жалбеков, Р.Р. Имильбаев, А.Р. Юнусов // Электротехнические и информационные комплексы и системы. - 2013. - Т.9.-№2. - С.70-79.
4. СТО Газпром газораспределение 2.12. Автоматизированные системы управления технологическим процессом распределения газа.– СПб.: Документы нормативные для проектирования, строительства и эксплуатации объектов АО «Газпром газораспределение», 2016.-29 с.
5. Крымский В.Г. Выбор периодичности обновления информации о состоянии газораспределительной сети при использовании системы телеметрии [Текст] / В.Г. Крымский, Ф.М. Ахмеджанов, Р.Р. Имильбаев, А.Р. Юнусов // Электротехнические и информационные комплексы и системы.- 2014. - Т.10.-№1. - С.78-85
6. Имильбаев Р.Р. Обеспечение сбора и обработки информации в территориально распределенных системах. [Текст] // Всероссийская молодежная научная конференция «Мавлютовские чтения». –Т.3. –Уфа: УГАТУ, 2012. –С. 52-54.
7. Имильбаев Р.Р. Современные подходы к построению систем сбора и обработки информации в газораспределительных сетях с целью контроля их безопасности [Текст] / Р.Р. Имильбаев, В.Г. Крымский, А.Р. Юнусов, К.В. Балаба // Экологические проблемы современности: сборник статей

XII международной научно-практической конференции. – Пенза: Приволжский Дом Знаний.- 2012. - С.37-39.

8. Имильбаев Р.Р. Использование сети интернет при построении систем мониторинга газораспределительных сетей [Текст] / Р.Р. Имильбаев, В.Г. Крымский, А.Р. Юнусов // Экологические проблемы современности: сборник статей XIII Международной научно-практической конференции. – Пенза: Приволжский Дом Знаний. – 2013. - С.28-30.
9. Имильбаев Р.Р. Анализ эффективности применения алгоритмов прогнозирования в процессе контроля состояния газораспределительной сети [Текст] / Р.Р. Имильбаев // Электротехнические и информационные комплексы и системы. - 2016. - Т.12.-№1. - С.64-74.
10. Имильбаев Р.Р. Прогнозирование нештатных ситуаций по результатам телеметрического контроля состояния шкафного газорегуляторного пункта [Текст] / Р.Р. Имильбаев, В.Г. Крымский, А.Р. Юнусов // Экологические проблемы современности: сборник статей XV международной научно-практической конференции. – Пенза: Приволжский Дом Знаний. - 2015. - С.56-59.
11. Аладьев В.З. Курс общей теории Статистики: Учебник. — Гомель: Belgut Press, 1995.
12. Шмойлова Р. А. Общая теория статистики: Учебник. — М.: Финансы и статистика, 2002
13. Billard L. From the statistics of data to the statistics of knowledge: symbolic data analysis [Текст] / Billard L., Diday, E. // Journal of the American statistical association .- 2006.- Vol 98. - P. 470–487
14. Billard L. Symbolic data analysis. Conceptual statistics and data mining [Текст] / Billard L., Diday, E. // Chichester: Wiley. – 2006.

15. Крымский В.Г. Интервальные модели неопределенности в задачах прогнозирования состояния газораспределительных сетей [Текст] / В.Г. Крымский, Р.Р. Имильбаев, А.Р. Юнусов // Новая наука: опыт, традиции, инновации. – Стерлитамак: «Агентство международных исследований». - №1 (1). - 2016. - С.27-29.

16. Имильбаев Р.Р. Использование интервальных временных рядов для прогнозирования состояния газораспределительной сети [Текст] / Р.Р. Имильбаев, В.Г. Крымский, А.Р. Юнусов // Электротехнические и информационные комплексы и системы. - 2016. - Т.12.-№4. - С.62-72.

17. Maia A. L. S. Holt's exponential smoothing model for interval-valued time series [Текст] / A. L. S. Maia, F. A. T. De Carvalho // Anais do Workshop Franco-Brasileiro sobre Mineração de Dados.- 2009.- Recife, Brazil, pp. 38-39.

18. Васильева Л.Н. Методы управления в инновационной деятельности: учеб.пособие [Текст] / Л.Н. Васильева, Е.А. Муравьева. - М.: Кнорус. – 2005. – 58 с.

19. Makridakis S.G. Forecasting: methods and applications (3rd edition) [Текст] / S.G. Maridakis, S.C. Wheelwright, R.J. Hyndman. – New York: John Wiley & Sons. – 1998. – 642 p.

20. Чучуева И.А. Классификация методов прогнозирования по Э. Тихонову [Электронный ресурс] // Математическое бюро. URL: http://www.mbureau.ru/blog/klassifikaciya-metodov-prognozirovaniya-po-e-tihonovu (дата обращения: 15.02.2016).

21. Adhikari R. An Introductory Study on Time Series Modeling and Forecasting [Текст] / R. Adhikari, R. K. Agrawal. - LAP Lambert Academic Publishing. – 2013. – 67 p.

22. Бокс Дж. Анализ временных рядов, прогноз и управление [Текст] / Дж. Бокс, Г.М. Дженкинс.– М.:Мир, – 1974. – 406 с.

23. Чучуева И.А. Классификация методов и моделей прогнозирования [Электронный ресурс] / URLhttps://habrahabr.ru/post/177633/ (дата обращения: 15.02.2016).

24. Тихонов Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка: учеб.пособие [Текст] / Э.Е. Тихонов – Невинномысск. – 2006. – 221 с.

25. Громова Н.М. Основы экономического прогнозирования: учеб.пособие [Текст] / Н.М. Громова, Н.И. Громова. – М.: Академия Естествознания. – 2007. – 112 с.

26. Gentry L. The forecasting classification grid: a typology for method selection [Текст] / L. Gentry, R.J. Calantone, S.A. Chui // Journal of Global Business Management. – 2006. – Vol.2.-No.1.-P.48-60.

27. Jingfei Yang. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree [Текст] / Yang Jingfei.- Darmstadt: Elektrotechnik und Informationstechnik der TechnischenUniversitat. – 2006. – 139 p.

28. Gardner E.S. Exponential smooting: The state of art. [Текст] // Journal of Forecasting.– 1985.– Vol.4.-P.1-28

29. Awokuse T. Using Statistical Data to Make Decisions [Электронный ресурс] / T. Awokuse, T. Ilvento // URL: http://www.udel.edu/FREC/ilvento/BUAD820/MOD604.pdf (дата обращения: 17.02.2016).

30. Time series forecasting [Электронный ресурс] / A.Taanila // URL: http://myy.haaga-helia.fi/~taaak/q/forec.pdf (дата обращения: 17.02.2016).

31. Hydman R.J. Another look at measures of forecast accuracy [Текст] / R.J. Hydman, A.B. Koehler // International Journal of Forecasting.– 2006.– Vol.22.– P.679-688

32. Chambers M. Advanced Analytics Methodologies: Driving Business Value with Analytics [Текст] / M.Chambers, T.W. Dinsmore. - Pearson FT Press. – 2014. – 336 p.

33. Hamilton J.D. Time series analysis [Текст] // Princeton University Press.– 1994.– 789 p.

34. Hanke J.E. Business Forecasting (7th edition) [Текст] / J. E. Hanke, D. W. Wichern, A. G. Reitsch. - Prentice Hall. – 2001. – 498 p.

35. Gheyas I.A. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting [Текст] / I. A. Gheyas, L. S. Smith // Proceedings of the World Congress on Engineering. - London: International Association of Engineers. – 2009. – Vol 2. - P. 1292–1296.

36. Hyndman R.J. Forecasting: principles and practice / R.J. Hyndman, G. Athanasopoulos.-OTexts . – 2013. – 291 p.

37. Holt C.C. Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted averages [Текст] // ONR Memorandum No.52. - Pittsburgh, USA: Carnegie Institute of Technology. - 1957. Reprinted in: Holt C.C. Forecasting seasonal and trends by exponentially weighted averages [Текст] // International Journal of Forecasting. - 2004. – V. 20. - No.1. - P. 5-10.

38. Alfares H.K. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods [Текст] / H.K. Alfares, M. Nazeeruddin // International Journal of Systems Science . – 2002. – Vol 33. - P. 23–34.

39. Makridakis S. The accuracy of extrapolation (time series) methods: Results of a forecasting competition [Текст] / S. Makridakis, A. Andersen., R. Carbone, R. Fildes, M. Hibon et al // Journal of Forecasting. - 1982. -Vol. 1. -Issue 2. - P. 111-153.

40. Smith M. A Comparison of Time Series Model Forecasting Methods on Patent Groups [Текст] / M. Smith, R. Agrawal // Modern AI and Cognitive Science Conference .- 2015 .- Vol. 1353. -P. 167-173.

41. Крымский В.Г. Прогнозирование состояния газораспределительной сети на основе данных телеметрии для предупреждения аварийных ситуаций [Текст] / В.Г. Крымский, Ф.М. Ахмеджанов, Р.Р. Имильбаев, А.Р. Юнусов

// Электротехнические и информационные комплексы и системы.- 2015. - Т.11.- №2. –С.37-42.

42. Maia A.L.S., Forecasting models for interval-valued time series [Текст] / A.L.S. Maia, F.A.T. De Carvalho, T. B. Ludermir // Neurocomputing.- 2008.- V.71.- P. 3344-3352.

43. Kozine I.O. An interval-valued reliability model with bounded failure rates [Текст] / I.O. Kozine, V.G. Krymsky // International Journal of General Systems.-2012.-Vol.41.-No.8.-P.760-773.

44. Byrd R.H. A limited memory algorithm for bound constrained optimization [Текст] / R.H. Byrd, P. Lu, J. Nocedal, C. Zhu // SIAM Journal of Scientific and Statistical Computing.- 1995.- V. 16.- P. 1190–1208.

45. Gardner Jr E.S. Exponential smoothing: The state of the art [Текст] / E.S Gardner Jr // Journal of Forecasting.-1985.- V4.- P. 1-28

46. Gheyas I.A., Smith L.S. A Neural Network Approach to Time Series Forecasting // Proceedings of the World Congress on Engineering, London, 2009, Vol 2 [электронный ресурс]. P. 1292 – 1296.

47. Головко, В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение / В.А. Головко. – М.: ИПРЖР.- 2001. – 256 с.

48. Барский, А.Б. Обучение нейросети методом трассировки // Труды VIII Всероссийской конференции «Нейрокомпьютеры и их применение»: Сб. докл. – М.: Век книги.- 2002. – С. 862-898.

49. Chauvin Y. Backpropagation: Theory, Architectures, and Applications [Текст] / Y. Chauvin, D.E. Rumelhart. - Stanford University Psychology Press.– 1995.– 576 p.

50. Azoff E.M. Neural network time series forecasting of financial markets [Текст] / E.M. Azoff. - John Wiley & Sons, Inc. New York.– 1994.– 196 p.

51. Zhang G. Forecasting with artificial neural networks:: The state of the art [Текст] // G. Zhang, B.E. Patuwo, M.Y. Hu / International journal of forecasting.–1998.– Vol.14.– P.35-62
52. Hopfield J.J. Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities [Текст] / J.J. Hopfield // Proceedings of National Academy of Sciences.– 1982.– Vol.79.- No.8.– P.2554-2558
53. Sepp Hochreiter. Long short-term memory [Текст]. / S. Hochreiter, J. Schmidhuber // Neural Computation .-1997.- Vol.9.- P. 1735–1780
54. Zhang G. Forecasting with artificial neural networks [Текст] / G. Zhang, B.E. Patuwo, M.Y. Hu // International Journal of Forecasting.- 1998.- Vol 14.- P.35–62.
55. Boyd M. Designing a neural network for forecasting financial and economic time series [Текст] / M. Boyd, I. Kaastra // Neurocomputing.- 1996.- Vol.10.- P. 215–236.
56. Felix A. Learning to Forget: Continual Prediction with LSTM [Текст] / A.G. Felix // Neural Computation.- 2000.- Vol.12(10).- P.2451–2471.
57. Mozer M.C. A Focused Backpropagation Algorithm for Temporal Pattern Recognition [Текст] / M.C. Mozer, Y. Chauvin, D. Rumelhart. - Hillsdale, NJ: Lawrence Erlbaum Associates.- 1995.- P.137-169.
58. Werbos P.J. Generalization of backpropagation with application to a recurrent gas market model [Текст] / P.J. Werbos // Neural Networks. – 1988.- Vol.1(4).- P.339-356.
59. Schmidhuber J. Hybrid neuroevolution: optimal linear search for sequence learning [Текст] / J. Schmidhuber, D. Wierstra, F.J. Gomez // Proceedings of the 19th International Joint Conference on Artificial Intelligence (IJCAI).- Edinburgh.- 2005.- P. 853—858.
60. Zhang G.P. Time series forecasting using a hybrid ARIMA and neural network model [Текст] / G.P. Zhang // Neurocomputing.- 2003.- Vol. 50. -P. 159-175.

61. Pai P.F. A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting [Текст] / P.F. Pai, C.S. Lin // Omega33.- 2005.- Vol.6.- P.497–505.
62. Maia A. L. S. Forecasting models for interval-valued time series [Текст] / A. L. S. Maia, F. A. T. De Carvalho, T. B. Ludermir // Neurocomputing.- 2008.- Vol.71.- P.3344–3352
63. Xiong T. Interval-valued time series forecasting using a novel hybrid HoltI and MSVR model [Текст] / T. Xiong, C. Li, Y. Bao // Economic Modelling.- 2017.- Vol.60. - P. 11-23
64. Maia A.L.S. Holt's exponential smoothing and neural network models for forecasting interval-valued time series [Текст] / A.L.S. Maia, F.A.T. de Carvalho // International Journal of Forecasting.- 2011.- Vol.27.- P.740-759.
65. Lima Neto E.A. Centre and range method for fitting a linear regression model to symbolic interval data [Текст] / E.A. Lima Neto, F.A.T. de Carvalho // Computational Statistics & Data Analysis.- 2008.- Vol.53. - P.1500-1515.
66. Moore R.E. Interval Analysis [Текст] / R.E. Moore. - Englewood Cliffs, NJ: Prentice-Hall.– 1966 .– 159 p.
67. Калмыков С.А. Методы интервального анализа [Текст] / С.А. Калмыков, Ю.И. Шокин, З.Х. Юлдашев. – Новосибирск: Наука. – 1986. – 222 с.
68. Arroyo J. Exponential smoothing methods for interval time series [Текст] / J. Arroyo, A.M. San Roque, C. Mate, A. Sarabia // Proceedings of the 1st European Symposium on Time Series Prediction.- 2007 .- P.231–240.
69. The Econometric Modelling of Financial Time Series [Текст] / T.C. Mills. - Cambridge: Cambridge University Press.- 2003.
70. Оцоков Ш.А. Структурно-алгоритмические методы организации высокоточных вычислений на основе теоретических обобщений в модулярной системе счисления: диссертация д-ра техн. наук [Текст] / Ш.А. Оцоков. – Москва: Московский энергетический институт. - 2010.
71. Markov S.M. Extended interval arithmetic [Текст] / S.M. Markov // C.R. Acad. Bulgar. Sci.- Vol.30. – 1977. – P.1239-1242.

72. Maia A.L.S. Neural networks and exponential smoothing models for symbolic interval time series processing – applications in stock market [Текст] / A.L.S. Maia, F.A.T. De Carvalho // 2008 8th International Conference on Hybrid Intelligent Systems (HIS 2008): Proceedings. – Washington, DC (USA): IEEE Computer Society Press.-2008.- P.326-331.
73. Adabi M at el. TensorFlow: A system for large-scale machine learning [Электронный ресурс] / 2016. URL: http://arxiv.org/abs/1605.08695 (дата обращения: 1.07.2017).
74. Ba J. Multiple object recognition with visual attention [Электронный ресурс] // J. Ba, V. Mnih, and K. Kavukcuoglu / 2014. URL: http://arxiv.org/abs/1412.7755 (дата обращения: 1.07.2017).
75. Hornik K. Multilayer feedforward networks are universal approximators [Текст] / K. Hornik, M. Stinchcombe, H. White // Neural Networks 2.- 1989.- P. 359–366.
76. Bergstra J. Theano: a cpu and gpu math expression compiler [Текст] / J. Bergstra, O. Breuleux, F. Bastien, P. Lamblin, R. Pascanu, G. Desjardins, J. Turian, D. Warde-Farley, Y. Bengio // Python for scientific computing conference.- 2010. Vol.4. - P.3.
77. Maguire L. Predicting a chaotic time series using a fuzzy neural network [Текст] / L.P. Maguire, B. Roche, T.M. McGinnity, L.J. McDaid // Information Sciences.– 1998.– Vol.112.– P.125-136.
78. Patino-Escarcina R.E. Interval computing in neural networks: one layer interval neural networks [Текст] / R.E. Patino-Escarcina, B.R.C. Bedregal, A. Lyra // 7th international conference on information technology.- 2004.- P. 68–75.
79. Beheshti M. On interval weighted three-layer neural networks [Текст] / M. Beheshti, A. Berrached, A. de Korvin, C. Hu, O. Sirisaengtaksin // 31st annual simulation symposium. Los Alamitos: IEEE Computer Society Press. 1998.- PP. 188–194

80. Roque A.M. iMLP: applying multi-layer perceptrons to interval-valued data [Текст] / A.M. Roque, C. Mate, J. Arroyo, A. Sarabia // Neural Processing Letters.- 2007.- Vol.25. - P. 157–169.
81. Bishop C. Neural networks for pattern recognition [Текст] / C. Bishop.- Oxford: Oxford University Press.- 1996.
82. Fan J. Nonlinear Time Series: Nonparametric and Parametric Methods [Текст] / J. Fan, Q. Yao. - New York: Springer-Verlag.- 2005.
83. Gao J. Nonlinear Time Series: Semiparametric and Nonparametric Methods [Текст] / J. Gao. - London: Chapman and Hall/CRC .- 2007.
84. Chen K.Y. Combining linear and nonlinear model in forecasting. [Текст] / K.Y. Chen // Expert Systems with Applications.- 2011.- Vol.38. -P. 10368-10376.
85. Elman J.L. Finding structure in time [Текст] / J.L. Elman // Congnitive Science. - 1990.- Vol.14(2). -P. 179-211.
86. Bengio Y. Learning Long-Term dependencies with gradient descent is difficult [Текст] / Y. Bengio, P. Simard, P. Frasconi // IEEE Transactions on Neural Networks. - 1994.- Vol.5. – No. 2. -P.157-166.
87. Имильбаев Р.Р. Система прогнозирования интервальных данных / Р.Р. Имильбаев. – Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2017662379 от 07.11.2017 г. – М.: Роспатент.-2017.
88. Pattern: Microservice architecture [электронный ресурс] // URL: http://microservices.io/patterns/microservices.html (дата обращения: 1.07.2017)
89. Representational state transfer [электронный ресурс] // URL: www.ics.uci.edu/~fielding/pubs/dissertation/rest_arch_style.htm (дата обращения 1.07.2017).
90. Документация по Python [электронный ресурс] // URL: https://www.python.org/doc/ (дата обращения: 1.07.2017).

91. Документация библиотек Numpy и Scipy [электронный ресурс] // URL: https://docs.scipy.org/doc/ (дата обращения: 1.07.2017).
92. Документация библиотеки Pandas [электронный ресурс] // URL: http://pandas.pydata.org/pandas-docs/stable/ (дата обращения: 1.07.2017).
93. Документация библиотеки Matplotlib [электронный ресурс] // URL: https://matplotlib.org/contents.html (дата обращения: 1.07.2017).
94. Документация библиотеки Keras [электронный ресурс] // URL: https://keras.io/ (дата обращения: 1.07.2017).
95. Документация по MySQL [электронный ресурс] // URL: https://dev.mysql.com/doc/ (дата обращения: 1.07.2017).
96. Документация по RabbitMQ [электронный ресурс] // URL: https://www.rabbitmq.com/documentation.html (дата обращения: 1.07.2017).
97. O'Hara J. Toward a Commodity Enterprise Middleware [Текст] // Queue – API design.– 2007.– Vol.5.– P.48-55
98. Имильбаев Р.Р. Алгоритм определения периода обновления данных телеметрии о состоянии газораспределительной сети [Текст] / Р.Р. Имильбаев, В.Г. Крымский, Ф.М. Ахмеджанов, А.Р. Юнусов // Экологические проблемы современности: сборник статей XIV Международной научно-практической конференции. – Пенза: Приволжский Дом Знаний. - 2014. - С.14-16.
99. Имильбаев Р.Р. Исследование эффективности применения моделей на базе интервальных временных рядов с сезонностью для прогнозирования состояния сложных технических объектов [электронный ресурс] // Инженерный вестник Дона. 2017. №4. URL: http://www.ivdon.ru/ru/magazine/archive/n4y2017/4388

ПРИЛОЖЕНИЕ А. СВИДЕТЕЛЬСТВО О ГОСУДАРСТВЕННОЙ РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ

СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2017662379

Система прогнозирования интервальных временных рядов

Правообладатель: ***Имильбаев Рамис Ринатович (RU)***

Автор: ***Имильбаев Рамис Ринатович (RU)***

Заявка № **2017619484**

Дата поступления **18 сентября 2017 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ ***07 ноября 2017 г.***

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Г.П. Ивлиев

ПРИЛОЖЕНИЕ Б. АКТ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ ИМИЛЬБАЕВА Р.Р. В ПАО «ГАЗПРОМ ГАЗОРАСПРЕДЕЛЕНИЕ УФА»

УТВЕРЖДАЮ

Главный инженер

ПАО «Газпром газораспределение Уфа»

_____ Р.А. Кускильдин

«21» декабря 2017 г.

АКТ О ВНЕДРЕНИИ

в ПАО «Газпром газораспределение Уфа» результатов диссертационной работы Р.Р. Имильбаева на тему «Методы и алгоритмы прогнозирования значений контролируемых параметров газораспределительной сети по результатам обработки телеметрической информации»

Настоящий Акт подтверждает, что в ПАО «Газпром газораспределение Уфа» внедрены следующие результаты диссертационной работы Имильбаева Р.Р.:

1) методы построения моделей и алгоритмы прогнозирования значений контролируемых параметров газораспределительных сетей (ГС) по результатам их телеметрического контроля. При этом в основе указанных методов лежит формирование интервальных временных рядов, последующий анализ которых позволяет сделать вывод о наличии или отсутствии предпосылок к возникновению нештатных ситуаций на объектах сети;
2) программный модуль, реализующий подсистемы прогнозирования значений контролируемых параметров ГС в составе соответствующей системы телеметрического контроля.

Данные результаты применены при разработке «Системы телеметрического контроля пунктов редуцирования газа» (СТК ПРГ), которая в настоящее время находится в штатной эксплуатации в ПАО «Газпром газораспределение Уфа». В процессе функционирования СТК ПРГ осуществляются контроль и прогнозирование величин наиболее значимых параметров ГС (входных и выходных для ПРГ давлений газа, его температуры и степени загазованности), что дает возможность своевременно реагировать на возникающие угрозы и более рационально использовать силы аварийно-диспетчерской службы для идентификации и устранения причин неполадок.

Следует отметить, что практика эксплуатации СТК ПРГ показала достаточно высокую точность прогнозов значений параметров на период до суток (погрешности не превышали 1 %).

В дальнейшем планируется интегрировать программные компоненты, реализующие предложенные в диссертации методы и модели прогнозирования, в состав других систем телеметрического контроля, используемых в ПАО «Газпром газораспределение Уфа».

Главный метролог – начальник группы АСУТП
ПАО «Газпром газораспределение Уфа» И.В. Корнев

ПРИЛОЖЕНИЕ В. АКТ О ВНЕДРЕНИИ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ ИМИЛЬБАЕВА Р.Р. В ООО «УФАСИСТЕМАГАЗ»

УТВЕРЖДАЮ
Директор
ООО «УфаСистемаГаз»,
канд. техн. наук
_____ А.Р. Юнусов
«15» декабря 2017 г.

Акт о внедрении

результатов диссертационной работы Имильбаева Рамиса Ринатовича на тему «Методы и алгоритмы прогнозирования значений контролируемых параметров газораспределительной сети по результатам обработки телеметрической информации»

Комиссия в составе:

Председатель

Юнусов А.Р. – директор ООО «УфаСистемаГаз»

члены комиссии:

Хохрин В.А. – начальник производственного участка ООО «УфаСистемаГаз»;

Исанов Р.В. – инженер ООО «УфаСистемаГаз»

составили настоящий акт о том, что в ООО «УфаСистема Газ» внедрены основные результаты вышеназванной диссертационной работы Имильбаева Р.Р. В частности, при разработке системы телеметрического контроля, входящей в состав ПТК «Молния-100», были использованы:

1) методы и алгоритмы прогнозирования значений параметров - давлений и температур газа на входах и выходах объектов газораспределительной сети (ГС) с помощью представления результатов ее телеметрического контроля в виде интервальных временных рядов и последующего применения различных подходов (экспоненциального сглаживания, на базе нейронных сетей и гибридных) к получению информации об этих параметрах в будущие моменты времени;
2) компоненты программного обеспечения системы телеметрического контроля состояния ГС, которые реализуют подсистемы прогнозирования.

Внедрение разработанных компонентов программного обеспечения позволило реализовать интеллектуальную систему поддержки принятия решений, которая создает новые возможности для аварийно-диспетчерских служб организаций, эксплуатирующих ГС (получение превентивной информации об угрозах возникновения нештатных ситуаций). В процессе внедрения системы также достигнуто снижение затрат времени на разработку и ввод в эксплуатацию новых программно-аппаратных модулей в 3 раза (с 6 месяцев до 2-3 месяцев) и увеличение доли универсальных (неоднократно применяемых) программных компонентов и решений на 20-30%.

В ООО «УфаСистемаГаз» принято решение о внедрении предложенных в работе методов и алгоритмов прогнозирования во все модификации систем телеметрического контроля, разрабатываемых предприятием.

Председатель комиссии: _____ А.Р. Юнусов

Члены комиссии: _____ В.А. Хохрин

_____ Р.В. Исанов