



Евсюткин Иван Викторович

**ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА
ДЛЯ УПРАВЛЕНИЯ ФОНДОМ СКВАЖИН
НЕФТЕГАЗОДОБЫВАЮЩЕГО ПРЕДПРИЯТИЯ**

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

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Работа выполнена в Отделении информационных технологий Инженерной школы информационных технологий и робототехники федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ФГАОУ ВО НИ ТПУ).

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Марков Николай Григорьевич

Официальные оппоненты:

Захарова Алёна Александровна, доктор технических наук, доцент, Институт проблем управления им. В. А. Трапезникова РАН (г. Москва), лаборатория № 80 «Киберфизических систем», главный научный сотрудник

Кошкин Геннадий Михайлович, доктор физико-математических наук, профессор, федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Национальный исследовательский Томский государственный университет», Кафедра системного анализа и математического моделирования, профессор

Защита состоится «23» июня 2021 г. в 15:00 часов **на заседании** диссертационного совета ДС.ТПУ.15 при ФГАОУ ВО НИ ТПУ по адресу: 634034, г. Томск, ул. Советская 84/3, ауд. 214.

С диссертацией можно ознакомиться в научно-технической библиотеке ФГАОУ ВО НИ ТПУ по адресу: г. Томск, ул. Белинского, 53а и на сайте: dis.tpu.ru

Автореферат разослан «__» _____ 2021 г.

Учёный секретарь
диссертационного совета, к.т.н.



Пак Александр Яковлевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. Фонд скважин нефтегазодобывающего предприятия только на одном месторождении может включать несколько сотен и даже тысяч скважин. Столь крупный объект управления требует серьёзного внимания со стороны субъектов управления – служб предприятия – с целью формирования и оказания различных управляющих воздействий на скважины фонда и продуктивные пласты для поддержания стабильной добычи углеводородного сырья (УВС).

Управление фондом скважин промысла требует значительных трудовых и временных затрат квалифицированных специалистов добывающего предприятия, которые на сегодняшний день практически вручную анализируют большие объёмы разнородных геологических и технологических данных, получаемых при мониторинге продуктивных пластов месторождения и скважин фонда. Отсутствие соответствующих инструментов ведёт к увеличению вероятности возникновения ошибок вследствие человеческого фактора. Часть решаемых при управлении фондом скважин задач – это слабоформализуемые задачи. Под ними здесь и далее понимается такой класс задач, для решения которых не существует математической постановки задач и формального алгоритмического решения, а если и существует, то поиск точного решения займёт столь большое время, что при имеющихся ресурсах это невозможно будет осуществить.

При решении таких задач специалистам необходимы современные инструменты в виде интеллектуальных информационных систем (ИИС), в которых реализованы интеллектуальные методы поддержки принятия решений. Однако существующие сегодня на добывающих предприятиях производственные информационные системы (ИС) являются в большинстве своём узкоспециализированными и в них отсутствуют интеллектуальные методы поддержки принятия решений специалистами при управлении фондом скважин.

Всё это указывает на актуальность разработки новых моделей, методов и алгоритмов интеллектуального анализа данных (ИАД) и программной реализации их в виде перспективных ИИС для высокоавтоматизированного управления фондом скважин в условиях больших объёмов постоянно обновляющихся на промыслах данных. Такие ИИС будут необходимы как средства поддержки принятия решений специалистами при решении слабоформализуемых задач.

Степень изученности проблемы. Сегодня для анализа данных мониторинга скважин и продуктивных пластов специалисты предприятий используют при реализации процессов управления фондами скважин несложные и далеко не точные методы. Наиболее распространённый из них – метод геологического потенциала скважин. В работах отечественных и зарубежных исследователей Султанова А. С., Перминова В. Е., Келлера Ю. А., Кайлинг К., Валеева С. В. и других с использованием методов кластерного анализа и простых моделей искусственных нейронных сетей (ИНС) при анализе геологических и технологических данных при добыче УВС решён ряд частных задач и получены первые обнадеживающие результаты. Однако комплексные исследования

точности основных методов ИАД применительно к задачам управления фондом скважин практически отсутствуют. Более того, в рамках концепции интеллектуального месторождения, развиваемой в России коллективом исследователей под руководством академика РАН Дмитриевского А. Н., сегодня только формируются постановки задач комплексных исследований методов ИАД в нефтегазовой отрасли.

Анализ также показал, что многие из используемых на добывающих предприятиях производственных ИС являются не только узкоспециализированными, но и имеют устаревшую архитектуру и малопригодны для интеграции с унаследованными ИС предприятий.

Опираясь на результаты анализа методов и ИС, используемых сегодня для управления фондами скважин, можно сделать вывод об актуальности развития новых и адаптации существующих методов и алгоритмов ИАД при создании перспективных ИИС для управления фондами скважин. Более того, в таких ИИС необходимо предусмотреть возможность их гибкой интеграции с унаследованными ИС и программными системами добывающих предприятий и возможность лёгкой модернизации в процессе эксплуатации.

Цель работы – создание моделей, алгоритмического и программного обеспечения интеллектуальной информационной системы для управления фондами нефтяных и газовых скважин добывающих предприятий нефтегазовой отрасли, основанных на современных моделях и методах интеллектуального анализа данных.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи**:

1. Проанализировать современное состояние проблемы автоматизации процессов управления фондами нефтяных и газовых скважин добывающих предприятий.
2. Разработать концепцию ИИС для управления фондами скважин как системы с реализованными в ней моделями, методами и алгоритмами ИАД, способной легко интегрироваться с унаследованными ИС и адаптироваться к изменяющимся условиям конкретных добывающих предприятий отрасли.
3. Разработать и исследовать новые модели и алгоритмы решения ряда задач, в том числе слабоформализуемых, при управлении фондами скважин.
4. Создать программное обеспечение (ПО) ИИС с учётом разработанных её концепции, моделей и алгоритмов ИАД.
5. Провести апробацию ИИС на предприятиях нефтегазовой отрасли, в том числе путём интеграции её с существующими ИС и АСУ ТП, и создать методику применения ИИС при управлении фондами скважин.

Объект исследования – бизнес-процессы управления фондами нефтяных и газовых скважин.

Методы исследования. Использованы методы статистического анализа и теории погрешностей, методы имитационного моделирования, глубокие ИНС и методы объектно-ориентированного программирования. Анализ данных при решении одной из слабоформализуемых задач проведён с помощью

статистических методов, реализованных в пакете программ MATLAB. Разработка моделей глубоких ИНС осуществлена с помощью библиотеки MS CNTK.

Научная новизна полученных результатов.

1. Для точного решения слабоформализуемых задач классификации скважин-кандидатов и выбора для них геолого-технических мероприятий (ГТМ) разработан набор моделей глубоких ИНС, обеспечивающих в 2–4 раза более короткие сроки принятия управленческих решений по сравнению с традиционными методами.
2. Для решения слабоформализуемой задачи прогноза значений дебитов скважин разработан набор моделей глубоких ИНС, обеспечивающих в 2–3 раза меньшую погрешность прогноза по сравнению с традиционными методами.
3. Разработаны и экспериментально обоснованы адаптивные алгоритмы для предварительной подготовки технологических и геологических данных по фонду скважин для последующего ИАД, позволяющие корректировать ошибки и неполноту исходных данных с относительной погрешностью не более 4,9 %.
4. Предложена и реализована SOA-модель (англ. Service-Oriented Architecture – SOA) программного обеспечения ИИС, позволяющая создавать единое информационное пространство добывающих предприятий и быстро адаптировать ИИС к изменениям, происходящим на таких предприятиях.

Теоретическая и практическая значимость диссертации. Теоретическая значимость работы заключается в создании моделей глубоких ИНС прямого распространения. Полученные в результате исследований рациональные архитектуры и значения гиперпараметров этих моделей ИНС дают высокую точность и скорость решения трёх важных слабоформализуемых задач при управлении фондом скважин. Разработанные адаптивные алгоритмы предварительной подготовки исходных данных по фонду скважин опираются на принципы «Big Data» и позволяют с высокой точностью корректировать ошибки и пропуски в исходных данных.

Практически значимый результат – программное обеспечение ИИС для управления фондом скважин, успешно апробированное при ИАД по нескольким фондам скважин месторождений и при интеграции с программными средствами унаследованных ИС двух предприятий. Это ПО позволяет специалистам с высокой точностью решать слабоформализуемые задачи и в итоге в сжатые сроки принимать обоснованные управленческие решения. SOA-модель ПО и её высокопроизводительные компоненты позволяют также формировать единое информационное пространство добывающих предприятий отрасли и гибко подстраивать такое пространство и ИИС как его часть под изменения на предприятии технологического и экономического характера.

Практически значимыми для добывающих предприятий нефтегазовой отрасли являются методика применения ИИС при управлении фондом скважин и методика предварительной подготовки данных по дебитам скважин для последующего применения методов ИАД. Методика применения ИИС учитывает особенности разработанных моделей глубоких ИНС и особенности используемых методов кластерного анализа.

Реализация и внедрение результатов работы. Результаты исследований использованы при выполнении проекта по гранту РФФИ № 18-47-700010. ИИС внедрена в ООО «Центр нефтегазовых технологий», о чём получен акт внедрения, и проходит опытную эксплуатацию в АО «Газпром добыча Томск». Отдельные результаты диссертации используются в учебном процессе Отделения информационных технологий Томского политехнического университета.

Достоверность и обоснованность полученных результатов и сделанных выводов обусловлена корректным применением и развитием методов ИАД и количественным сравнением результатов, полученных с помощью предложенных моделей и алгоритмов, с результатами известных методов. Адекватность разработанных моделей ИИС и алгоритмов подтверждается результатами их полномасштабных исследований на реальных данных по фондам скважин трёх месторождений и результатами их апробации на двух предприятиях.

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Модели глубоких ИНС с полученными в результате исследований архитектурами и значениями гиперпараметров дают точность при решении слабоформализуемых задач классификации скважин-кандидатов для ГТМ и выбора типа ГТМ для них, аналогичную точности решения этих задач опытным геологом и позволяют принимать решения по фонду скважин в 2–4 раза быстрее, чем при использовании традиционных методов и способов.
2. Модели глубоких ИНС с полученными в ходе исследований архитектурами и значениями гиперпараметров при решении слабоформализуемой задачи прогноза значений дебитов скважин дают погрешность прогноза в два и более раза меньшую погрешности решения такой задачи известными методами.
3. Адаптивные алгоритмы предварительной подготовки исходных технологических и геологических данных для их последующего интеллектуального анализа позволяют путём адаптации к видам ошибок и пропусков в данных корректировать ошибки и пропуски в исходных данных с относительной погрешностью не более 4.9 %.
4. SOA-модель программного обеспечения ИИС и её высокопроизводительные компоненты позволяют управлять всеми бизнес-процессами фонда скважин и легко формировать единое информационное пространство добывающего предприятия нефтегазовой отрасли, гибко подстраивая его и ИИС под изменения технологического и экономического характера.

Апробация работы. Результаты работы докладывались на II, IV, V, VI Международных научных конференциях «Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине», г. Томск (2015, 2017, 2018, 2020 гг.); на XIII, XV, XVI, XVII Международных научно-практических конференциях студентов, аспирантов и молодых учёных «Молодёжь и современные информационные технологии», г. Томск (2015, 2017, 2018, 2020 гг.); на IV Международной научно-практической конференции «Информационные технологии в бизнесе и промышленности», г. Томск (2016 г.); International Conference on Information Technology in Business and Industry (ITBI-2020), г. Новосибирск (2020 г.); XVI Всероссийской научной конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям,

г. Красноярск (2015 г.); VIII Международной научной конференции «Математическое и программное обеспечение информационных, технических и экономических систем», г. Томск (2020 г.).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 16 работ, в том числе 6 – в изданиях, рекомендуемых ВАК РФ, из них 4 – в изданиях, индексируемых в Scopus и Web of Science.

Личный вклад. Постановка задач исследований и анализ результатов применения методов ИАД осуществлены автором совместно с научным руководителем. Все результаты, составляющие новизну и выносимые на защиту, получены автором лично.

Структура и объем диссертационной работы. Диссертация состоит из введения, пяти разделов, заключения, списка литературы, содержащего 171 наименование, и 2 приложений. Объем диссертации составляет 201 страницу, включая 37 рисунков и 28 таблиц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении дана общая характеристика диссертационной работы, показана актуальность темы исследования и степень её изученности.

Первый раздел работы содержит анализ современного состояния проблемы автоматизации управления фондом скважин месторождений нефти и газа.

Фонд скважин нефтегазодобывающего предприятия только на одном месторождении может включать несколько сотен и даже тысяч скважин. Такой объект управления требует серьезного внимания со стороны субъектов управления – служб предприятия – с целью формирования и оказания различных управляющих воздействий в виде ГТМ на скважины фонда и продуктивные пласты месторождения для поддержания стабильной добычи УВС. Управление фондом скважин – это управление совокупностью весьма сложных бизнес-процессов (БП). Основными из них являются: «Сбор предложений по проведению мероприятий, ведущих к остановкам скважин», «Планирование и проведение геофизических (ГИС), гидродинамических (ГДИС) и промыслово-геофизических исследований (ПГИ) в скважинах», «Формирование оперативного плана-графика всех мероприятий на фонде скважин на месяц», «Построение ежедневных и ежемесячных отчетов по обслуживанию фонда скважин», «Ежемесячное планирование технологических режимов работы каждой скважины фонда» и «Управление и проведение ГТМ».

Анализ уровня автоматизации управления фондом скважин показал, что сегодня на большинстве нефтегазодобывающих предприятий России и на ряде добывающих предприятий за рубежом специалисты продолжают использовать традиционные простые методы, алгоритмы и методики при реализации многих задач управления фондом скважин. Одним из основных методов является метод геологического потенциала. Практически все они не позволяют решать задачи управления фондом с требуемой точностью, а при принятии окончательных управляющих решений по результатам проведенных с их помощью расчетов специалисты вынуждены опираться на свои опыт и интуицию.

В настоящее время всё более актуальной становится концепция интеллектуальных месторождений. Эта концепция включает в себя разработку целого комплекса эффективных технологий добычи УВС, интеллектуальных методов обработки и анализа больших объёмов геолого-технологических данных, а также интеграцию всех программных и информационных систем добывающего предприятия. Методы и алгоритмы ИАД являются альтернативными традиционным методам и алгоритмам и в идеале должны позволять автоматически получать решения при управлении фондом скважин, в частности при управлении ГТМ. Сегодня получены первые обнадёживающие результаты при применении таких методов и алгоритмов, однако их точность пока не высока.

Анализ показал, что многие производственные ИС на добывающих предприятиях являются узкоспециализированными. На некоторых предприятиях специалисты продолжают анализировать практически в «ручном» режиме огромные массивы геологических и технологических данных по фонду скважин, извлекаемых из различных АСУ ТП и других ИС предприятий. Это требует значительных временных затрат труда специалистов и может привести к ошибкам из-за человеческого фактора. По результатам анализа можно сделать вывод, что такие ИС обеспечивают лишь частичную автоматизацию БП управления фондом скважин.

Всё это указывает на актуальность разработки современных более точных методов, алгоритмов и реализующих их интеллектуальных ИИС для анализа геологических и технологических данных и поддержки принятия решений специалистами при управлении фондом скважин. Анализ также позволил сформулировать цель и задачи диссертационного исследования.

Во втором разделе изложена концепция создания ИИС.

В соответствии с методологией разработки требований к информационным системам, развитой Симкиным А. В., сформированы основные группы требований к ИИС. В создаваемой ИИС должны быть реализованы наборы функций, позволяющие решать все поставленные задачи управления фондом скважин, в первую очередь, с использованием наиболее перспективных моделей, методов и алгоритмов ИАД. Предложен ряд принципов создания ИИС. Важными комплексными требованиями являются требования гибкости ИИС во многих аспектах и возможности легко интегрироваться с унаследованными ИС и АСУ ТП предприятия, а также требование иметь механизмы гибкой её модернизации при изменениях технологического и экономического характера на предприятии.

Для удовлетворения этим комплексным требованиям предложено при создании программного обеспечения ИИС опираться на принципы SOA. На их основе разработана SOA-модель программного обеспечения ИИС. Важными компонентами этой модели являются стандартизированные и слабосвязанные программные модули – сервисы, позволяющие специалистам реализовать БП управления фондом скважин, система управления этими БП (англ. Business Process Management System – BPMS) и сервисная шина предприятия. Показано, что SOA-модель обеспечивает требуемую гибкость ИИС и позволит создать на основе ИИС единое информационное пространство добывающего предприятия с большим числом унаследованных ИС и различных АСУ ТП.

Для эффективного взаимодействия пользователей с ИИС при анализе больших объёмов технологических и геологических данных разработаны эскизы интерфейсов пользователей. Также с помощью дизайнера схем Toad Data Modeler спроектирована концептуальная модель базы данных ИИС.

В третьем разделе описаны разработанные модели, методы и алгоритмы ИАД и результаты исследования их эффективности.

Сформулированы задачи исследования возможностей ряда современных методов ИАД при решении следующих трёх слабоформализуемых задач, возникающих при управлении фондом скважин.

Задача 1. Прогноз значений дебитов УВС каждой добывающей скважины, решается при выполнении БП «Ежемесячное планирование технологических режимов работы каждой скважины фонда». Анализ показал, что при решении *Задачи 1* перспективно использовать современные модели ИНС.

Задача 2. Выбор скважин-кандидатов на ГТМ – решается при реализации БП «Управление и проведение ГТМ». Она сводится к задаче бинарной классификации всех добывающих скважин фонда. В первый класс по итогам её решения должны попасть все скважины, на каждой из которых планируется провести определённое ГТМ. Это класс «скважин-кандидатов для ГТМ». Во второй класс попадают все остальные скважины фонда, на которых в момент времени, когда принимается решение, ГТМ проводить не следует. *Задача 2* должна решаться с помощью методов кластерного анализа и (или) моделей ИНС с использованием реальных технологических и геологических данных с эксплуатируемых месторождений. Основанный на опыте и интуиции специалистов и проведённый ранее на фонде ручной выбор опытными геологами скважин-кандидатов должен считаться эталоном при формировании обучающей выборки, если после проведённого ГТМ произошло существенное увеличение дебита скважины.

Задача 3. Разделение ГТМ на классы и выбор класса (типа) ГТМ для каждой скважины-кандидата (БП «Управление и проведение ГТМ»), то есть для каждой такой скважины решается задача классификации. Среди ГТМ на основе анализа мероприятий на нескольких месторождениях было выделено четыре класса (типа) мероприятий, проводимых на скважинах фонда: 1. ремонтно-изоляционные работы (РИР) (замена насосно-компрессорных труб (НКТ), ликвидация межколонных давлений и перетоков); 2. использование электроцентробежных насосов (ЭЦН) (перевод скважин на механизированный способ добычи, спуск ЭЦН, смена ЭЦН); 3. гидроразрыв пласта (ГРП); 4. прочие мероприятия.

Проведён анализ основных типов моделей ИНС применительно к решению указанных слабоформализуемых задач. Показано, что предпочтение следует отдать глубоким ИНС прямого распространения. Для каждой задачи необходимо путём исследований найти модели ИНС с рациональной архитектурой и гиперпараметрами из двойки:

$$\langle \text{Architecture}, \text{Hyperparameters} \rangle, \quad (1)$$

где Architecture – множество характеристик архитектуры ИНС (число входов и набор подаваемых на вход параметров, число скрытых слоёв, число нейронов в скрытых слоях,

функция активации); Hyperparameters – множество гиперпараметров ИНС при обучении (скорость обучения, алгоритм обучения, размер минивыборки, число эпох).

Разрабатываемая модель (модели) ИНС из (1) должна(ы) решать назначенную ей слабоформализуемую задачу с максимально возможной точностью. В качестве исходных данных для моделей ИНС используются реальные данные с фондов скважин ряда месторождений.

Сформулирована задача исследования эффективности различных моделей ИНС из (1) и поиска среди них рациональных для решения *Задачи 1*. При этом в качестве исходных данных, подаваемых на вход ИНС, из класса технологических данных выбирались дебиты (ежесуточные объёмы добычи компонентов УВС – нефти Q_n , газа Q_g , жидкости (газового конденсата) $Q_{ж}$ и воды Q_v). С учетом специфики исходных технологических и геологических данных по фонду скважин проанализирован ряд методов и подходов к предварительной подготовке (обработке) таких данных для последующего применения к ним методов ИАД. На основе этого анализа и принципов концепции «Big Data» разработаны оригинальный адаптивный алгоритм (рисунок 1) и методика предварительной подготовки значений дебитов скважин при решении *Задачи 1*.

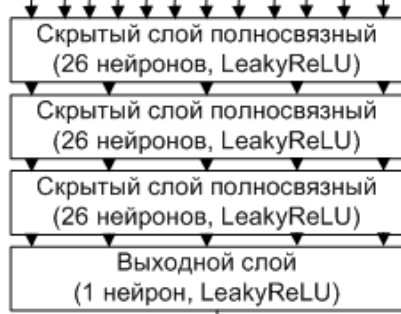


Рисунок 1 – Укрупнённая схема адаптивного алгоритма предварительной подготовки данных при формировании обучающей и тестовой выборок для решения задачи прогноза дебитов

Этот алгоритм отличается от известных методов и алгоритмов наличием решающих правил в блоках адаптации 4–6 к видам пропусков и ошибок в значениях дебитов и позволяет скорректировать ошибки и неполноту исходных данных при формировании обучающей и тестовой выборок для решения *Задачи 1*. Проведённые исследования точности и скорости вычислений трёх методов интерполяции данных позволили выявить пределы их применимости в составе

адаптивного алгоритма. Результаты этих исследований учитывались при разработке решающих правил.

Фактические значения дебита за 12 дней



Прогнозное значение дебита

Рисунок 2 – Пример архитектуры модели ИНС

Для решения *Задачи 1* были разработаны различные модели глубоких ИНС прямого распространения (архитектура модели ИНС с тремя скрытыми слоями показана на рисунке 2).

Проведены масштабные исследования предложенных моделей ИНС, модели линейной регрессии и четырёх статистических методов прогноза дебитов. Для оценки точности прогноза дебитов с помощью этих моделей и методов, а также методики предприятия использовалась взвешенная средняя абсолютная погрешность (англ. – WAPE):

$$WAPE = \frac{\sum_{i=1}^N |\Phi_i - \Pi_i|}{\sum_{i=1}^N \Phi_i}, \quad (2)$$

где Φ_i – фактическое (измеренное) значение дебита на дату прогноза (из БД предприятия); Π_i – прогнозное значение дебита, полученное для i -го обучающего либо тестового примера при использовании ИНС или других методов; N – число обучающих/тестовых примеров.

В таблице 1 приведены результаты исследований различных моделей ИНС при решении *Задачи 1* на тестовых выборках с фонда нефтегазоконденсатного Месторождения 1 (142 скважины). Использовалась 5-блочная схема кросс-валидации. Аналогичные результаты получены для дебитов Q_r , $Q_{ж}$ и Q_v .

Таблица 1 – Оценки погрешности WAPE прогноза дебита нефти Q_n с помощью ИНС для Месторождения 1

Число входов ИНС	Функция активации	WAPE, % (для указанного числа скрытых слоёв)						
		2	3	4	5	6	7	8
6	TanH	16,723	16,859	17,795	15,179	16,713	17,912	17,511
	LeakyReLU	20,560	17,997	18,405	16,662	18,166	17,464	19,119
7	TanH	18,217	17,742	17,375	17,636	15,437	17,127	18,592
	LeakyReLU	18,565	17,961	17,582	17,519	17,141	15,794	17,220
8	TanH	16,299	17,403	17,160	17,166	20,241	19,101	17,068
	LeakyReLU	17,011	17,515	17,640	16,855	16,186	17,389	17,446
9	TanH	16,569	17,399	17,375	18,858	17,697	15,827	17,707
	LeakyReLU	17,058	18,310	16,738	19,012	15,875	15,484	16,886
10	TanH	14,127	14,674	12,623	13,296	13,985	14,523	13,298
	LeakyReLU	13,889	13,849	12,477	13,337	13,456	13,351	13,768
11	TanH	13,250	12,808	14,595	14,189	13,658	16,746	15,482
	LeakyReLU	13,733	13,477	13,694	12,698	13,236	13,453	14,005
12	TanH	15,585	16,023	15,165	17,042	16,985	16,431	17,145
	LeakyReLU	15,875	15,676	15,729	15,634	16,474	15,332	15,910
13	TanH	16,888	15,196	15,394	16,141	16,017	16,447	16,334
	LeakyReLU	16,559	15,415	14,617	15,648	14,348	15,257	14,429
14	TanH	15,654	15,196	15,979	15,985	16,287	16,117	20,807
	LeakyReLU	17,513	16,005	15,011	15,628	14,859	15,035	14,713
15	TanH	15,376	15,240	14,979	17,218	15,068	15,139	17,018
	LeakyReLU	15,388	14,747	14,443	14,772	14,066	13,883	13,459

Все основные результаты прогноза дебитов скважин Месторождения 1, полученные с помощью ряда исследованных статистических методов, моделей ИНС и методики предприятия, сведены в таблицу 2, а наилучшие – в таблицу 3.

Таблица 2 – Сводные результаты по оценке погрешности WARE прогноза значений дебитов скважин, полученные с помощью методики предприятия, статистических методов и моделей ИНС

Дебит	Методика предприятия	Линейная регрессия	Полином Эрмита	Полином Акима	Сплайн экстраполяция	Метод ближайшего соседа	Модели ИНС
	WARE, %						
Q_n	27,347	42,904	34,021	34,021	83,0	22,194	12,477
Q_r	35,133	64,844	47,623	47,568	201,2	31,356	17,129
$Q_{ж}$	26,734	49,917	34,690	34,690	179,9	23,714	13,584
Q_v	67,044	94,301	75,378	75,378	81,1	53,931	29,513

По результатам исследований, приведённых в таблице 2 и таблице 3, сделан вывод о том, что погрешность прогноза значений всех дебитов скважин с помощью набора моделей ИНС с рациональными архитектурой и гиперпараметрами в два и более раза ниже по сравнению с погрешностью прогноза, даваемой традиционными методами, включая методику предприятия на основе метода экстраполяции по скользящей средней, используемого рядом добывающих предприятий отрасли. Аналогичный вывод сделан по результатам исследований моделей ИНС при решении *Задачи 1* на данных газоконденсатного Месторождения 2 (фонд включает 60 скважин).

Таблица 3 – Лучшие результаты при прогнозе значений дебитов скважин с помощью моделей ИНС для Месторождения 1

Дебит	Взвешенная средняя абсолютная погрешность WARE, %	Рациональные параметры моделей ИНС	Уменьшение погрешности прогноза, раз
Q_n	12,477	10 входов ИНС; 4 скрытых слоя; функция активации LeakyReLU	2,192
Q_r	17,129	11 входов ИНС; 6 скрытых слоёв; функция активации LeakyReLU	2,051
$Q_{ж}$	13,584	10 входов ИНС; 7 скрытых слоёв; функция активации LeakyReLU	1,968
Q_v	29,513	10 входов ИНС; 6 скрытых слоёв; функция активации LeakyReLU	2,272

На основе принципов концепции «Big Data» разработан оригинальный адаптивный алгоритм предварительной подготовки исходных технологических и геологических данных по фонду скважин для решения с помощью методов ИАД *Задачи 2* и *Задачи 3*. Этот алгоритм отличается от вышеописанного адаптивного алгоритма (рисунок 1) наличием дополнительных блоков и использованием ряда других решающих правил.

Для решения *Задач 2 и 3* разработаны различные модели глубоких ИНС прямого распространения. Дополнительно к прежде описанным варьируемым их параметрам были использованы также различные сочетания входных данных для ИНС: все измеряемые параметры скважин и продуктивных пластов (набор № 1), все технологические параметры скважин (набор № 2), параметры дебитов скважин (набор № 3), технологические параметры скважин без дебитов (набор № 4) и комбинация параметров дебитов скважин и параметров продуктивных пластов (набор № 5). Также был добавлен слой для регуляризации ИНС (dropout).

Для оценки точности классификации использовалась метрика Precision:

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \times 100 \%, \quad (3)$$

где TP – истинно-положительное решение; FP – ложно-положительное решение.

Масштабные исследования на подготовленных с помощью второго адаптивного алгоритма исходных данных по фондам скважин двух месторождений показали, что наилучшие результаты по точности выбора скважин-кандидатов для ГТМ (близки к 100 %) достигаются при подаче на вход набора моделей ИНС с рациональными архитектурами и гиперпараметрами значений наборов данных № 1 и № 2. В таблице 4 показаны результаты экспериментов для Месторождения 1 на тестовых выборках с различными моделями ИНС при решении задачи бинарной классификации скважин-кандидатов для ГТМ. При обучении и тестировании моделей ИНС использовалась схема 5-блочной кросс-валидации.

Таблица 4 – Результаты бинарной классификации скважин с использованием моделей ИНС в случае набора № 1 для тестовых выборок

Алгоритм обучения	Функция активации	Точность классификации скважин Precision для различного числа скрытых слоёв ИНС, %										
		2	3	4	5	6	7	8	9	10	15	20
SGD	Sigmoid	88,022	70,879	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736
	TanH	92,528	92,528	93,297	96,374	93,352	96,978	99,231	96,154	92,528	92,583	84,890
	ReLU	93,242	97,088	98,572	96,374	98,517	99,231	99,286	99,231	97,857	94,945	94,011
AdaGrad	Sigmoid	70,879	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736
	TanH	92,528	94,011	94,011	94,011	97,088	98,517	98,517	99,231	99,231	97,143	94,121
	ReLU	46,052	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736
AdaDelta	Sigmoid	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736	53,736
	TanH	53,736	68,022	75,275	72,418	71,648	71,648	72,418	70,879	71,648	71,703	85,000
	ReLU	50,899	59,725	70,220	76,154	70,165	71,703	70,934	76,209	68,681	76,154	76,868
Adam	Sigmoid	92,528	91,703	88,626	90,934	79,011	66,923	66,538	76,868	75,440	53,736	53,736
	TanH	95,495	95,495	97,802	98,571	97,802	97,802	100	98,572	99,286	60,165	53,736
	ReLU	97,802	97,747	98,517	97,088	98,517	97,802	97,033	97,747	97,033	97,802	97,747

На рисунке 3 приведены взятые из всех пяти таблиц для Месторождения 1 лучшие результаты по точности классификации скважин для всех пяти наборов параметров в случае тестовых выборок. Видно, что основным фактором, влияющим на точность классификации, является различие моделей ИНС. Наилучшая точность классификации для разного числа скрытых слоёв ИНС достигнута для набора данных № 1, а наихудшая – для набора № 3.

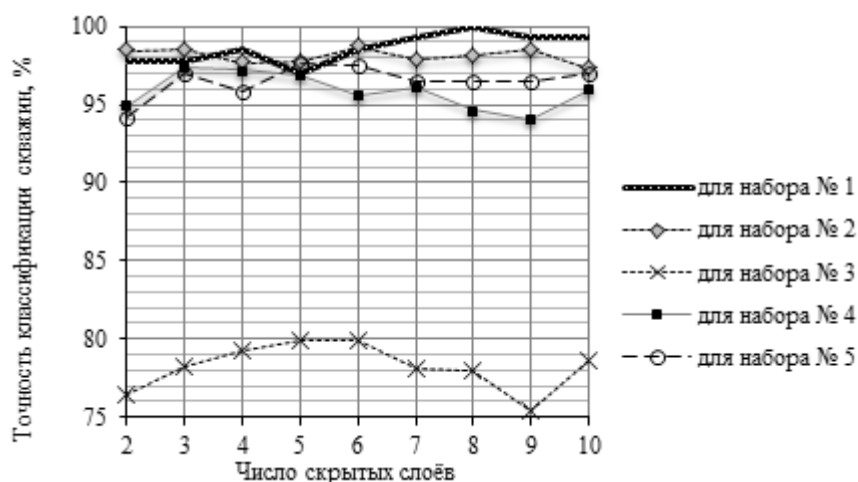


Рисунок 3 – Лучшие результаты по точности классификации скважин на тестовых выборках

Наилучшая точность при решении *Задачи 3* составила по каждому из месторождений около 86 % на тестовых выборках.

Также был проведён ряд дополнительных исследований. Во-первых, обученные модели ИНС, полученные для фонда скважин Месторождения 1, были исследованы на тестовой выборке Месторождения 2. И

наоборот, обученные модели ИНС для фонда скважин Месторождения 2 были исследованы на тестовой выборке фонда Месторождения 1. Во-вторых, была апробирована идея о том, что слияние обучающих выборок с фондов скважин двух месторождений может дать более высокие результаты по точности классификации скважин. Результаты этих исследований представлены в таблице 5.

Таблица 5 – Результаты классификации скважин на тестовых выборках Месторождений 1 и 2 с использованием данных и моделей ИНС другого месторождения для набора № 4

Алгоритм обучения	Функция активации	Число скрытых слоёв	Точность классификации скважин Precision, %					
			Месторождение 1			Месторождение 2		
			Обучение на своих данных	Обучение на объединённой выборке	Использованы обученные модели Мест. 2	Обучение на своих данных	Обучение на объединённой выборке	Использованы обученные модели Мест. 1
SGD	Sigmoid	3	76,877	79,558	61,086	80,277	81,630	61,187
	TanH	10	94,836	99,334	54,102	95,111	98,963	58,293
	ReLU	6	95,572	99,533	72,931	98,667	99,259	62,857
AdaGrad	Sigmoid	2	76,753	75,691	61,197	77,037	77,481	59,740
	TanH	6	95,203	99,933	52,239	99,111	98,963	63,636
	ReLU	4	58,426	60,773	60,754	53,185	53,185	53,210
AdaDelta	Sigmoid	4	58,426	60,773	60,754	53,185	53,185	53,210
	TanH	8	71,834	71,242	42,749	74,667	74,667	67,199
	ReLU	10	66,053	77,901	56,785	80,296	80,296	53,210
Adam	Sigmoid	6	87,824	95,301	61,552	92,000	96,593	55,547
	TanH	3	97,418	99,800	58,714	98,370	98,667	62,894
	ReLU	4	97,173	99,448	63,282	98,222	98,963	62,894

Из таблицы 5 видно, что модели ИНС, обученные на объединённой выборке, дают более высокий результат по точности классификации скважин на тестовых выборках, чем в случае их обучения на данных с одного месторождения. Однако если на обучающей выборке своего месторождения уже были получены высокие результаты по точности классификации, то выигрыша от объединения выборок может не быть. Модели ИНС, обученные на данных с одного месторождения, при тестировании их на данных другого месторождения дают более низкую точность классификации скважин, чем при тестировании их на данных с исходного месторождения.

Результаты исследований основных 4 методов кластерного анализа при решении *Задачи 2* по данным с фонда нефтяного Месторождения 3 (фонд 116 скважин) позволили установить, что наиболее высокие значения точности классификации дают иерархический и плотностной методы. При этом для анализа следует брать сочетания значений геологических и технологических параметров. Предложенная идея введения дополнительного кластера «средних» скважин позволила получить разделимые три кластера скважин и в ряде случаев достичь точности классификации 100 %. Однако методы кластерного анализа дают менее стабильные по точности результаты классификации, чем модели ИНС. Более того, при введении третьего кластера от специалиста требуются дополнительные трудозатраты при интерпретации результатов кластеризации.

Приведены выражения, наиболее часто используемые при оценке экономической и технологической эффективности ГТМ, проводимых на фонде скважин. Наиболее часто для оценки применяют индекс доходности:

$$PI = \frac{\sum_{t=1}^T \frac{CF(t)}{(1+r)^t}}{3_{ГТМ}(0) + KB(0)}, \quad (4)$$

где $CF(t)$ – денежный поток за расчётный шаг; r – эффективная ставка (годовая ставка, проценты); $3_{ГТМ}(0)$ – первоначальные затраты на ГТМ за период t ; $KB(0)$ – первоначальные капитальные вложения за период t ; t – порядковый номер шага расчёта; T – продолжительность расчётного периода.

На их основе разработаны соответствующие алгоритмы. Разработан алгоритм оптимизации плана-графика работы бригад КРС, основанный на генетическом алгоритме. С его помощью сформирован ряд ежемесячных планов-графиков работы бригад КРС, получивших одобрение экспертов предприятия.

Четвертый раздел посвящён описанию разработанного программного обеспечения ИИС.

С учётом концепции ИИС и разработанных и исследованных моделей и алгоритмов ИАД были реализованы все компоненты ПО создаваемой ИИС.

На основе проведённого анализа выбраны базовые программные средства для разработки ПО в виде платформы .NET, среды разработки Microsoft Visual Studio 2015–2019 и языка программирования C# 7.0. Предложено использовать также технологии ASP.NET MVC (Core) и WPF, библиотеку MS CNTK 2.7 для глубокого обучения ИИС и реляционную СУБД MS SQL Server 2012–2019.

Сформулирован перечень критериев и на его основе выбрана система ELMA BPM для управления БП. Поддерживаемые этой системой язык C# и нотация BPMN позволили модифицировать её путем создания в её среде ряда веб-сервисов, названных дополнительными сервисами. Они позволяют пользователям ИИС через средства системы ELMA BPM управлять БП.

Проведён анализ используемых сегодня сервисных шин предприятия, который показал, что в случае создания ИИС актуальной является задача разработки недорогой и легко конфигурируемой специализированной шины. Такая специализированная шина, учитывая специфику нефтегазодобывающих предприятий, была создана с использованием выбранных базовых программных средств. Результаты исследования её эффективности указывают на высокую

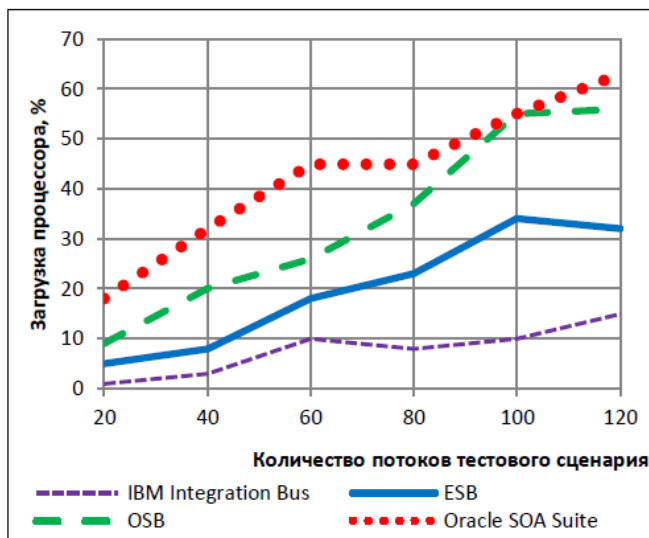


Рисунок 4 – Зависимость загрузки процессора от количества потоков

производительность шины (рисунок 4) и позволяют сделать вывод о возможности её применения на добывающих предприятиях нефтегазовой отрасли.

Создан ряд внешних относительно системы ELMA BPM веб-сервисов, позволяющих решать сложные вычислительные задачи при управлении фондом скважин. При их разработке кроме указанных базовых средств использовалась платформа Node.JS (среда разработки WebStorm, язык JavaScript). Для связи с веб-сервисами, реализованными на

платформе .NET, применялись стандартные интерфейсы и протоколы SOA-архитектуры: SOAP 1.1 и WSDL 1.1. Для связи с веб-сервисами, разработанными на платформе Node.JS, использовались технологии AJAX и COMET и протоколы http и webSocket.

Четыре из разработанных веб-сервисов имеют композитную природу, поскольку включают от двух до трёх простых сервисов. Композитный сервис «Сбор и актуализация данных» используется при выполнении двух из перечисленных выше основных БП управления фондом скважин.

При программной реализации моделей глубоких ИНС в соответствующих веб-сервисах использована нейросетевая библиотека MS CNTK 2.7. ПО, созданное на её основе, позволяет задавать архитектуру и гиперпараметры ИНС и выбрать заранее подготовленные с помощью других веб-сервисов файлы с данными для их обучения и тестирования при решении трёх слабоформализуемых задач.

Учитывая все особенности программной реализации ИИС и созданные компоненты предложенной в разделе 2 укрупнённой схемы архитектуры ПО этой системы, можно считать, что полностью реализована детализированная SOA-модель ПО этой системы (рисунок 5).

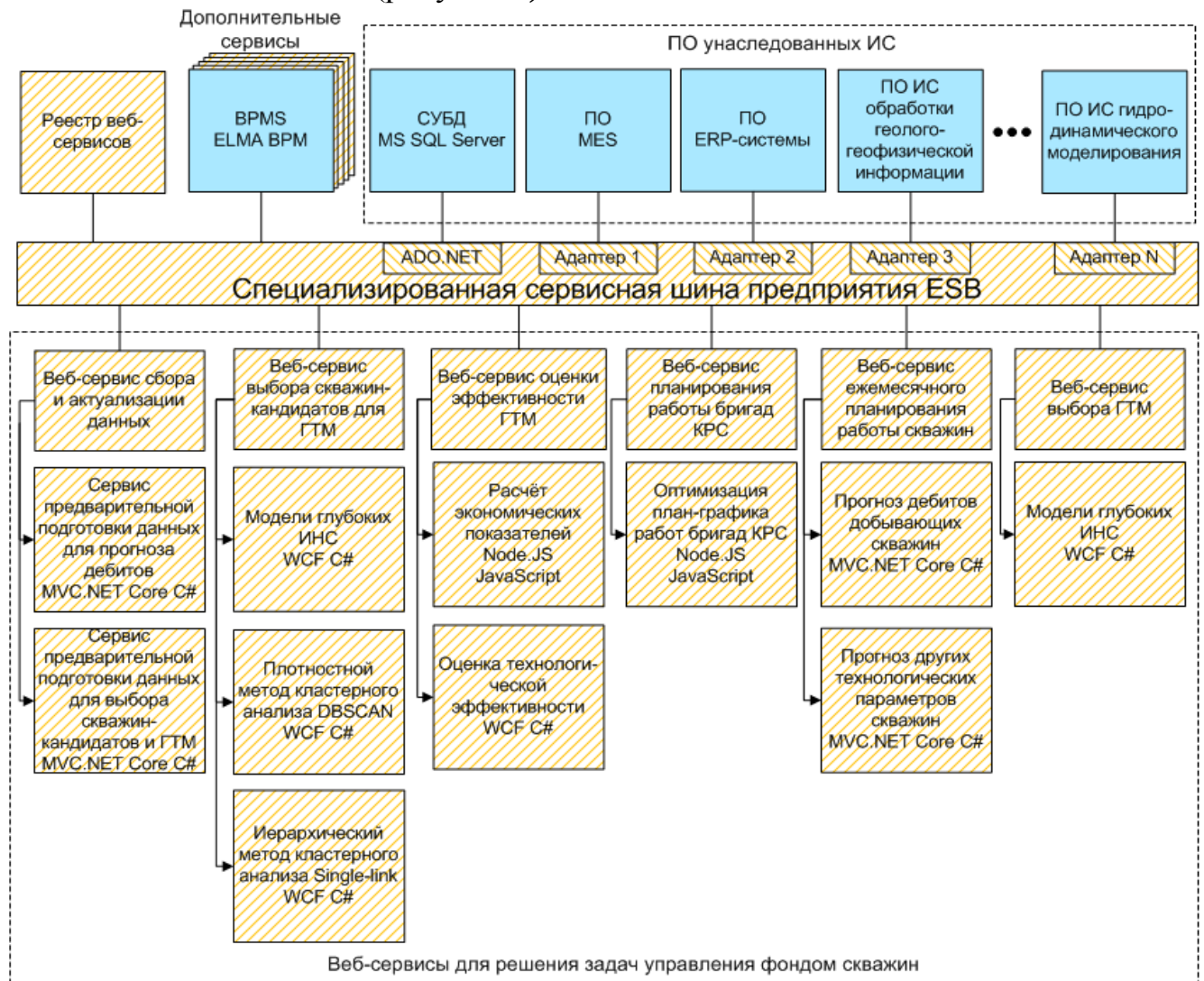


Рисунок 5 – SOA-модель программного обеспечения ИИС (выделена штриховкой)

В пятом разделе описано использование ИИС на предприятиях нефтегазовой отрасли и сформулированы основные положения методики применения ИИС при анализе технологических и геологических данных.

Проведённая апробация ИИС на данных по фондам скважин АО «Газпром добыча Томск» и ООО «Центр нефтегазовых технологий» показала, что применение моделей ИНС прямого распространения и частично методов кластерного анализа оказало значительную поддержку в принятии управленческих решений при управлении их фондами скважин, повысив точность выбора скважин-кандидатов для ГТМ до 97–99 %, а точность выбора типа ГТМ для них – до 82–83 %. Аналогичная точность достигается на предприятиях при решении этих задач только опытными геологами. Однако решения по фонду скважин при использовании ИИС подготавливаются и принимаются в 2–4 раза быстрее. Результаты прогноза значений дебитов скважин одного из нефтяных месторождений Ханты-Мансийского автономного округа с использованием моделей ИНС показали уменьшение погрешности прогноза WAPE в 1.96–2.87 раза по сравнению с методами, используемыми в ООО «ЦНГТ».

На практике для столь финансово затратного мероприятия, как остановка скважины и выполнение на ней ГТМ, точность классификации при решении *Задачи 2* должна быть не менее 97 %, а точность решения *Задачи 3* – не хуже 82 %. Эти пороговые значения точности классификации скважин и ГТМ получены на основе экспертного заключения специалистов двух указанных предприятий.

Концепция ИИС и ряд компонентов SOA-модели её ПО позволили создать единое информационное пространство АО «Газпром добыча Томск» (рисунок 6) и ООО «ЦНГТ». Во время опытной эксплуатации ИИС в АО «Газпром добыча Томск» осуществлялись комплексные испытания модифицированной системы ELMA BPM и специализированной сервисной шины ESB. Результаты показали удобство пользовательского интерфейса системы ELMA BPM и высокое значение производительности шины ESB.



Рисунок 6 – Архитектура ПО единого информационного пространства АО «Газпром добыча Томск»

По итогам внедрения результатов диссертационной работы в ООО «Центр нефтегазовых технологий» получен акт внедрения, а от АО «Газпром добыча Томск» – письмо о передаче результатов диссертационной работы.

Разработана методика применения ИИС при реализации БП управления фондом скважин. Значительное место в ней уделено рекомендациям по решению трёх слабоформализуемых задач.

В приложениях приведены письмо о передаче результатов работы и о проведении опытной эксплуатации ИИС в АО «Газпром добыча Томск» и акт о внедрении результатов в ООО «Центр нефтегазовых технологий».

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ВЫВОДЫ

При выполнении диссертационной работы получены следующие наиболее важные теоретические и практические результаты и сделаны выводы.

1. Анализ уровня автоматизации управления фондом скважин показал, что сегодня на большинстве нефтегазодобывающих предприятий специалисты используют традиционные простые методы и алгоритмы, либо применяют несложные методы ИАД при решении многих задач управления фондом скважин. Практически все они не позволяют решать такие задачи с требуемой точностью. Сделан вывод об актуальности создания современных multifunctional ИИС для управления фондами скважин. Сформулированы цель и решаемые задачи по разработке такой ИИС на основе современных методов ИАД.

2. Разработана концепция ИИС в виде принципов, подходов и требований к её функциональности и к архитектуре её ПО. Показано, что наиболее эффективной архитектурой ПО такой ИИС для удовлетворения комплексных требований к системе является архитектура, построенная на принципах SOA. Разработана укрупнённая SOA-модель программного обеспечения ИИС.

3. Разработаны оригинальные адаптивные алгоритмы предварительной подготовки технологических и геологических данных по фонду скважин для последующего применения методов ИАД. Показано, что эти алгоритмы позволяют корректировать ошибки и пропуски в исходных данных с относительной погрешностью не более 4.9 %.

4. Разработаны модели глубоких ИНС прямого распространения. Проведены исследования на реальных данных их эффективности при решении трёх слабоформализуемых задач для принятия решений в процессе управления фондом скважин. Исследована эффективность четырёх методов кластерного анализа при решении задачи классификации скважин-кандидатов для ГТМ. Погрешность прогноза значений дебитов скважин с помощью разработанных моделей ИНС была снижена по сравнению с погрешностью известных методов в 2–3 раза, точность выбора скважин-кандидатов достигла для ряда моделей ИНС более 99 %, а точность выбора типа ГТМ составила около 86 %. Отметим, что такая точность классификации скважин значительно превосходит пороговое значение 97 %, а точность классификации типов ГТМ – пороговое значение 82 %. Показано, что методы кластерного анализа при выборе скважин-кандидатов для ГТМ не всегда обеспечивают требуемую пороговую точность классификации.

5. С учётом разработанной концепции ИИС и результатов исследований методов ИАД реализованы все компоненты SOA-модели её ПО. Разработана специализированная сервисная шина предприятия, показана её высокая производительность. Обоснован выбор системы управления бизнес-процессами ELMA BPM, которая была затем модифицирована с учетом специфики процессов управления фондом скважин добывающего предприятия нефтегазовой отрасли. Разработан ряд веб-сервисов для решения сложных задач поддержки принятия решений при управлении фондом скважин и дополнительные сервисы в среде системы ELMA BPM.

6. Проведена апробация ИИС на двух предприятиях нефтегазовой отрасли. Её результаты подтвердили эффективность разработанных моделей, алгоритмов и программного обеспечения ИИС. Более того, продемонстрированы возможность быстрой адаптации системы ELMA BPM к изменяющимся условиям предприятий и высокая производительность специализированной шины ESB. Это позволяет считать, что SOA-модель ПО и её компоненты могут служить основой при создании единого информационного пространства предприятий этой отрасли.

7. С учетом результатов исследований и апробации ИИС разработана методика её применения при управлении фондами скважин.

Подводя итоги в целом, можно сделать вывод о том, что полученные в работе теоретические и практические результаты являются важным вкладом в реализацию концепции интеллектуального месторождения УВС в части управления его фондом скважин. Кроме того, результаты исследований и апробации ИИС позволяют считать, что в перспективе разработанная концепция ИИС и оригинальные компоненты SOA-модели её ПО могут быть использованы при создании единого информационного пространства предприятий непрерывного цикла в нефтеперерабатывающей и нефтехимической отраслях.

СПИСОК РАБОТ, ОПУБЛИКОВАННЫХ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Публикации в изданиях, рекомендованных ВАК

1. Евсюткин И. В. Специализированная сервисная шина для создания единого информационного пространства компаний нефтегазовой отрасли / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Программные продукты и системы. – 2019. – Т. 32, № 2. – С. 326–336.
2. Евсюткин И. В. Управление геолого-техническими мероприятиями на месторождениях нефти и газа с использованием искусственных нейронных сетей / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Доклады ТУСУР / Управление, вычислительная техника и информатика. – 2020. – Т. 23, № 1. – С. 62–69.
3. Evsyutkin I. V. The information system of the geological and technical arrangements management on a well stock of an oil-and-gas production enterprise / Evsyutkin I. V., Markov N. G. // Advances in Computer Science Research. – 2016. – P. 379–383. <https://doi.org/10.2991/itsmssm-16.2016.18>. **(WoS)**.
4. Evsyutkin I. V. Intellectual information system for management of geological and technical arrangements during oil field exploitation / Markov N. G., Vasilyeva E. E.,

Evsyutkin I. V. // Journal of Physics: Conference Series. – 2017. – Vol. 803. – [012093, 6 p.]. **(Scopus)**.

5. Евсюткин И. В. Глубокие искусственные нейронные сети для прогноза значений дебитов добывающих скважин / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Известия ТПУ. Инжиниринг георесурсов. – 2020. – Т. 331, № 11. – С. 88–95. **(Scopus, WoS)**.
6. Evsyutkin I. V. The intellectual analysis of geological and technological data during the management of an oil field's well-stock / Evsyutkin I. V., Markov N. G. // Journal of Physics: Conference Series – 2020. – Vol. 1661. – [012033, 7 p.]. **(Scopus)**.

Свидетельство о регистрации программ для ЭВМ

7. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2020663208 (RU); заявка № 2020662243 от 13.10.2020, дата рег. 23.10.2020; Бюл. № 11 от 23.10.2020 // Евсюткин И. В., Марков Н. Г. Обработка геолого-технологических данных при формировании обучающей и тестовой выборок для искусственных нейронных сетей.

Статьи в других изданиях

8. Евсюткин И. В. Информационная система для управления геолого-техническими мероприятиями / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине: сборник научных трудов II Международной научной конференции (г. Томск, 19–22 мая 2015 г.). – Томск: ТПУ, 2015. – ч. II. – С. 253–254.
9. Евсюткин И. В. Интеллектуальная информационная система управления геолого-техническими мероприятиями на фонде скважин / Васильева Е. Е., Евсюткин И. В. // Тезисы докладов XVI Всероссийской научной конференции молодых ученых по математическому моделированию и информационным технологиям (г. Красноярск, 28–30 октября 2015 г.). – Новосибирск: ИВТ СО РАН, 2015. – С. 63–64.
10. Евсюткин И. В. Архитектура информационной системы для управления геолого-техническими мероприятиями / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Молодёжь и современные информационные технологии: сборник трудов XIII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов, молодых учёных (г. Томск, 9–13 ноября 2015 г.). – Томск: ТПУ, 2015. – С. 143–144.
11. Евсюткин И. В. Программные средства для формирования журналов работ на фонде скважин / Воротов В. Е., Карожей Д. В., Евсюткин И. В. // Технологии Microsoft в теории и практике программирования: сборник трудов VIII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых учёных (г. Томск, 22–23 марта 2016 г.). – Томск: ТПУ, 2016. – С. 238–240.

12. Евсюткин И. В. Выбор системы управления бизнес-процессами для нефтегазодобывающего предприятия / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Сборник трудов XV Международной научно-практической конференции «Молодёжь и современные информационные технологии» (Томск, 04–07 декабря 2017 г.). – Томск: Д-Принт, 2018. – С. 237–238.
13. Евсюткин И. В. Веб-сервис обнаружения и корректировки ошибок в данных на промыслах нефтегазодобывающих компаний / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Сборник трудов XVI Международной научно-практической конференции «Молодёжь и современные информационные технологии» (г. Томск, 3–7 декабря 2018 г.). – Томск: ТПУ, 2019. – С. 231–232.
14. Евсюткин И. В. Специализированная сервисная шина предприятия / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Сб. трудов V Международной научной конференции «Информационные технологии в науке, управлении, социальной сфере и медицине» (г. Томск, 17–21 мая 2018 г.). – ч. I. – Томск: ТПУ, 2018. – С. 232–237.
15. Евсюткин И. В. Искусственные нейронные сети для решения задач управления геолого-техническими мероприятиями / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Сборник трудов XVII Международной научно-практической конференции студентов, аспирантов, молодых учёных «Молодёжь и современные информационные технологии» (г. Томск, 17–20 февраля 2020 г.). – Томск: ТПУ, 2020. – С. 81–82.
16. Евсюткин И. В. Прогноз значений дебитов скважин с использованием искусственных нейронных сетей / Евсюткин И. В., Марков Н. Г. // Сборник трудов VIII Международной научной конференции «Математическое и программное обеспечение информационных, технических и экономических систем» (г. Томск, 27–31 мая 2020 г.). – Томск: ТГУ, 2020. – С. 34–40.