

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Некоммерческое акционерное общество «Казахский национальный исследовательский
технический университет имени К.И.Сатпаева»

Институт Автоматики и информационных технологий

Кафедра Автоматизации и управления

6B07103 – Автоматизация и роботизация

Қара Нұржалғас Нұрымұлы

Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения
нефтегазовых скважин

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
к дипломному проекту

6B07103 – Автоматизация и роботизация

Алматы 2025

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Некоммерческое акционерное общество «Казахский национальный исследовательский
технический университет имени К.И.Сатпаева»

Институт Автоматики и информационных технологий

Кафедра Автоматизации и управления



ДОПУЩЕН К ЗАЩИТЕ
Заведующий кафедрой АиУ
канд. тех. наук

Сарсенбаев Н.С.
2025 г.

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА
к дипломному проекту

На тему: «Разработка интеллектуальной системы управления технологическим
процессом бурения нефтегазовых скважин»

6B07103 – Автоматизация и роботизация

Выполнил

Қара Н.Н.

Рецензент
доктор PhD

Абжанова Л.К.
(подпись)

«20» 06 2025 г.

Научный руководитель
доктор PhD

Кулакова Е.А.
(подпись)

«20» 06 2025 г.

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ
РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Некоммерческое акционерное общество «Казахский национальный исследовательский
технический университет имени К.И.Сатпаева»

Институт Автоматики и информационных технологий

Кафедра Автоматизации и управления

6B07103 – Автоматизация и роботизация



ЗАДАНИЕ

на выполнение дипломного проекта

Обучающемуся Қара Н.Н.

Тема: «Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин».

Утвержден приказом Р. Ускенбаевой № 26-П/Ө от «29» января 2025 г.

Срок сдачи законченной работы: «2» июня 2025 г.

Исходные данные к проекту: входные и выходные данные процессов нефтегазовых скважин

Перечень подлежащих к разработке в дипломном проекте вопросов:

- а) описание технологического процесса бурения скважи;
- б) Разработка нейросетевой модели для прогнозирования скорости проходки, создание гибридной нейро-нечеткой модели для управления параметрами бурения;
- в) Сравнение эффективности разработанных моделей.

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

Рекомендуемая основная литература:

1 Г.С. Бродов, Э.К. Егоров, И.Г. Шелковников, Технологические измерения и автоматизация процесса бурения, 2014 – С. 51-79

ГРАФИК

подготовки дипломного проекта

Наименования разделов, перечень разрабатываемых вопросов	Сроки представления научному руководителю	Примечание
Технологический раздел Анализ тех. процесса	<u>28.03</u> 2025 г.	
Специальный раздел Разработка интеллектуальных алгоритмов управления, оценка адекватности, интеграция в системы управления	<u>13.06</u> 2025 г.	

Подписи
консультантов и нормоконтролера на законченный дипломный проект с указанием относящихся к ним разделов проекта

Наименования разделов	Консультанты, И.О.Ф. (уч. степень, звание)	Дата подписания	Подпись
Технологический раздел	Е.А.Кулакова доктор PhD	<u>28.03</u>	
Расчетный раздел	Е.А.Кулакова доктор PhD	<u>13.06</u>	
Нормоконтролер	Қ. А. Манатов магистр техн. наук	<u>19.06.25</u>	

Научный руководитель


подпись Кулакова Е.А.

Задание принял к исполнению обучающийся


подпись Кара Н.Н.

Дата

« » 2025 г.

АНДАТПА

Дипломдық жұмыста мұнай-газ ұңғымаларын бұрғылау тиімділігін арттыруға арналған зияткерлік жүйені әзірлеу ұсынылған. Зерттеу мұнай-газ саласындағы автоматтандыру мен цифрландырудың заманауи тенденцияларын қамтиды, сонымен қатар интеллектуалды басқару жүйелерін құру үшін нейрондық және гибриді модельдерді қолдануды қарастырады. Жұмыстың негізгі мақсаты-нақты ұңғымалардан алынған мәліметтерге сүйене отырып, бұрғылау параметрлерін болжауға және оңтайландыруға қабілетті интеллектуалды модель құру. Ол үшін процестің маңызды параметрлері анықталды, қолданылатын сенсорлар мен деректерді жинау жүйелері талданды және MATLAB ортасында нейрондық және гибриді модельдер жасалды. Бұл жобада классикалық математикалық модельдерге тән шектеулерден аулақ бола отырып, жүйені нақты деректерге үйретуге баса назар аударылғанын атап өткен жөн. Жұмыстың нәтижесі-нақты уақыт режимінде бұрғылау жылдамдығын болжауға және бұрғылау параметрлерін оңтайландыруға қабілетті жүйе, бұл процестің тиімділігін едәуір арттыруға, төтенше жағдайлардың ықтималдығын азайтуға және адам факторының әсерін азайтуға мүмкіндік береді.

АННОТАЦИЯ

В дипломной работе представлена разработка интеллектуальной системы, предназначенной для повышения эффективности бурения нефтегазовых скважин. Исследование охватывает современные тенденции автоматизации и цифровизации в нефтегазовой отрасли, а также рассматривает применение нейросетевых и гибридных моделей для создания интеллектуальных систем управления. Ключевая цель работы – создание интеллектуальной модели, способной прогнозировать и оптимизировать параметры бурения, опираясь на данные, полученные непосредственно с реальных скважин. Для этого были идентифицированы наиболее важные параметры процесса, проанализированы используемые сенсоры и системы сбора данных, и разработаны нейросетевая и гибридная модели в среде MATLAB. Важно отметить, что в данном проекте сделан упор на обучение системы на реальных данных, что позволяет избежать ограничений, присущих классическим математическим моделям. Результатом работы является система, способная в реальном времени прогнозировать скорость проходки и оптимизировать параметры бурения, что позволяет значительно повысить эффективность процесса, снизить вероятность аварийных ситуаций и минимизировать влияние человеческого фактора.

ABSTRACT

The thesis presents the development of an intelligent system designed to improve the efficiency of drilling oil and gas wells. The study covers current trends in automation and digitalization in the oil and gas industry, and also examines the use of neural network and hybrid models to create intelligent control systems. The key goal of the work is to create an intelligent model capable of predicting and optimizing drilling parameters based on data obtained directly from real wells. For this purpose, the most important process parameters were identified, the sensors and data collection systems used were analyzed, and neural network and hybrid models were developed in the MATLAB environment. It is important to note that this project focuses on training the system on real data, which avoids the limitations inherent in classical mathematical models. The result of the work is a system capable of predicting the drilling speed in real time and optimizing drilling parameters, which significantly increases the efficiency of the process, reduces the likelihood of accidents and minimizes the influence of the human factor.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	7
1 Теоретическая часть	8
1.1 Описание технологического процесса бурения	8
1.2 Современное состояние систем автоматизации бурения	9
1.3 Постановка задачи	10
2 Практическая часть	11
2.1 Идентификация ключевых переменных бурения	11
2.2 Постановка задачи разработки интеллектуальной системы	11
2.3 Синтез интеллектуальных моделей	11
3 Оценка адекватности интеллектуальных моделей	23
4 Интеграция интеллектуальных алгоритмов в АСУТП бурения	27
Заключение	28
Список использованной литературы	29

ВВЕДЕНИЕ

В современной нефтегазовой сфере всё шире применяются цифровые инструменты и автоматизация для оптимизации буровых работ, уменьшения времени выхода оборудования из строя и снижения вероятности аварийных ситуаций. Традиционные автоматизированные системы управления постепенно уступают место интеллектуальным решениям, использующим возможности искусственного интеллекта и машинного обучения.

Бурение скважин – сложный и многофакторный процесс, подверженный постоянным изменениям. В таких условиях интеллектуальные системы управления позволяют оперативно реагировать на текущие условия, предсказывать развитие ситуации и выносить наилучшие решения, зачастую без непосредственного контроля человека.

Целью данной дипломной работы является разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин на основе анализа производственных данных с применением нейросетевых и гибридных моделей.

1 Теоретическая часть

1.1 Описание технологического процесса бурения

Бурение нефтегазовых скважин — это технологический процесс, включающий в себя поэтапное формирование ствола скважины, простирающегося от поверхности земли до целевого продуктивного горизонта.

Основная задача — вскрыть нефтегазовый пласт и обеспечить безопасный и контролируемый доступ к запасам углеводородов. Бурение осуществляется с использованием буровой установки, которая включает следующие основные компоненты:

- буровая вышка;
- лебёдка и тальблок;
- верхний привод или роторная система;
- бурильная колонна;
- долото;
- система циркуляции бурового раствора (буровые насосы, трубы, гидроциклоны);
- система очистки бурового раствора (вибросита, шламовые отстойники).

Ключевые этапы бурения:

- 1) Спуск бурильной колонны — сборка и спуск бурильных труб с долотом в скважину;
- 2) Роторное или турбинное бурение — вращение долота и подача нагрузки на забой для разрушения породы;
- 3) Промывка скважины — циркуляция бурового раствора, удаляющего шлам из скважины на поверхность;
- 4) Контроль параметров — постоянный мониторинг давления, веса, частоты вращения и расхода раствора;
- 5) Изменение режима — корректировка параметров для повышения эффективности или предотвращения осложнений;
- 6) Выход на проектную глубину — достижение заложенной глубины и подготовка к обсадке.

Для эффективного и безопасного бурения, которое является непрерывным процессом, необходим автоматизированный контроль и регулирование ключевых параметров, таких как нагрузка на долото, скорость вращения, расход бурового раствора и давление. Интеллектуальные системы управления играют здесь ключевую роль, позволяя адаптировать режимы бурения в реальном времени, учитывая геологические особенности, состояние оборудования и технологические ограничения. В результате, повышается точность бурения, снижается риск возникновения осложнений (например, прихватов или выбросов), сокращается время, затрачиваемое на проходку, и увеличивается рентабельность всего процесса.

1.2 Современное состояние систем автоматизации бурения

Для повышения безопасности, сокращения простоев и оптимизации буровых работ активно внедряются системы автоматизации. Вместо традиционных автоматизированных систем управления (АСУ) все чаще используются интеллектуальные системы управления (ИСУ), которые обладают способностью адаптироваться к изменяющимся условиям и принимать обоснованные решения на основе анализа больших объемов данных, что значительно повышает эффективность бурения.

К ведущим разработкам в области интеллектуального бурения относятся:

- DrillOps (Schlumberger) — платформа автоматизированного управления скважиной на базе облачной среды DELFI. Поддерживает сбор, анализ и автоматическую корректировку параметров бурения в режиме реального времени.

- NOV NOVOS™ (National Oilwell Varco) — интегрированная система автоматизации буровой установки, обеспечивающая полный контроль над оборудованием, включая предиктивные алгоритмы управления.

- Halliburton DecisionSpace Well Construction — цифровая платформа для проектирования, мониторинга и оптимизации буровых процессов, включая моделирование и машинное обучение.

- BurInteh (Россия) — отечественные разработки интеллектуальных алгоритмов регулирования параметров бурения, в том числе на основе нейросетей и fuzzy logic.

- «Газпромнефть» — цифровые буровые двойники и центры дистанционного управления бурением.

Основные тенденции развития систем автоматизации бурения:

- Переход от пассивного мониторинга к активному управлению;
- Использование IoT-устройств и облачных платформ;
- Внедрение алгоритмов машинного обучения и адаптивного регулирования;

- Разработка цифровых двойников скважин и оборудования;

- Интеграция ИСУ в существующие SCADA/PLC-системы.

Интеллектуальные системы интегрированы в современные буровые установки, обеспечивая адаптивное управление, минимизацию рисков и оптимизацию производительности. Это обуславливает актуальность разработки ИСУ, базирующихся на современных алгоритмах машинного обучения.

1.3 Постановка задачи

В рамках данной работы решается задача построения интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения с применением алгоритмов машинного обучения и гибридных нейро-нечетких моделей.

Для этого необходимо:

- Определить перечень ключевых параметров, подлежащих мониторингу и регулированию;
- Провести анализ и выбор соответствующих датчиков и средств измерения;
- Сформировать обучающую выборку на основе реальных производственных данных;
- Разработать нейросетевую модель прогнозирования скорости проходки;
- Построить гибридную нейро-нечеткую модель управления параметрами бурения;
- Провести сравнение эффективности разработанных моделей;
- Разработать архитектуру интеграции ИСУ в систему управления буровой установкой.

Таким образом, постановка задачи охватывает весь цикл создания интеллектуальной системы — от анализа технологического процесса и сбора данных до разработки и верификации модели, интеграции и оценки её эффективности в реальных условиях.

2 Практическая часть

2.1 Идентификация ключевых переменных бурения

На основании анализа технологического процесса бурения и обзора научной литературы, были определены следующие ключевые переменные, оказывающие влияние на эффективность процесса :

- X_1 — нагрузка на долото (WOB), тс
- X_2 — частота вращения бурильной колонны (RPM), об/мин
- X_3 — крутящий момент на роторе (TQ), Н·м
- X_4 — расход бурового раствора (Q), л/мин
- X_5 — давление на входе в циркуляционную систему, МПа
- X_6 — температура бурового раствора, °С
- X_7 — вибрации бурильной колонны, мм/с
- X_8 — плотность бурового раствора, г/см³

Выходной параметр системы:

- Y — скорость механического бурения (ROP), м/ч

Эти параметры используются в интеллектуальной системе управления в качестве входных и выходных переменных при обучении нейросетевой и гибридной моделей.

2.2 Постановка задачи разработки интеллектуальной системы

Основной целью данного исследования является разработка интеллектуальной системы управления процессом бурения нефтегазовых скважин.

Для достижения этой цели необходимо определить ключевые переменные, влияющие на эффективность бурения, и построить интеллектуальную модель, способную прогнозировать скорость проходки и оптимизировать параметры бурения в реальном времени.

2.3 Синтез интеллектуальных моделей

2.3.1 Система на основе нечеткой логики

В условиях неопределенности, типичных для процесса бурения, эффективным решением является применение системы управления на основе нечеткой логики. Этот подход позволяет учесть нечеткость исходных данных и формализовать знания опытных операторов в виде логических правил, что повышает надежность и эффективность управления. В данной работе разработана одноуровневая нечеткая система, состоящая из:

- Нечеткие входные переменные: X_1 (нагрузка на долото), X_2 (частота вращения), X_3 (крутящий момент), X_4 (расход раствора);
- Выходная переменная: Y (скорость бурения);
- База правил: набор IF–THEN правил, например:

- Если X_1 высокая и X_2 средняя, то Y высокая;
- Если X_3 низкий и X_4 высокий, то Y средняя;
- Механизм вывода: метод Мамдани;
- Дефазификация: метод центра тяжести (centroid).

Нечеткая система реализована в среде MATLAB Fuzzy Logic Toolbox. Полученная модель позволяет формировать рекомендации по оптимальным режимам бурения в зависимости от текущих условий. Она особенно эффективна в ситуациях, когда невозможно чётко формализовать модель объекта или когда данные содержат значительные шумы.

В среде MATLAB Fuzzy Logic Toolbox разработана нечеткая система, позволяющая генерировать рекомендации по оптимальным режимам бурения, адаптированным к текущим условиям. Преимущество использования нечеткой логики заключается в возможности работы с неопределенностью и неточностями, что делает модель эффективной в ситуациях, когда формализация объекта затруднена или данные содержат значительные помехи. Далее планируется создание нейронной сети.

Цель этого этапа - определение ключевых переменных, влияющих на эффективность бурения, и разработка интеллектуальной модели, способной в реальном времени прогнозировать скорость проходки и оптимизировать параметры бурения.

Основные цели разработки:

- повысить точность прогнозирования скорости механического бурения (ROP);
- обеспечить устойчивое управление технологическим процессом при изменяющихся горно-геологических условиях;
- снизить аварийность и нештатные ситуации за счет раннего выявления отклонений по параметрам бурения.

В рамках данного проекта для создания интеллектуальной системы необходимо решить ряд задач:

- на основе входных параметров X_1 – X_8 построить нейронную сеть, способную прогнозировать выходной параметр Y , представляющий собой ROP;
- спроектировать комбинированную модель, объединяющую сильные стороны нейросетевого прогнозирования и логики нечетких множеств;
- оценить и сопоставить точность и надежность разработанных моделей, используя общепринятые метрики, такие как MSE, R^2 и RMSE;
- создать архитектуру для интеграции разработанной модели в систему автоматизированного управления буровой установкой, предусматривающую возможность дальнейшей адаптации для SCADA/PLC-систем.
- разрабатываемая система должна обладать адаптивностью к изменяющимся входным данным, учитывать возможные помехи и неточности, а также обеспечивать стабильное и оперативное управление в режиме реального времени.

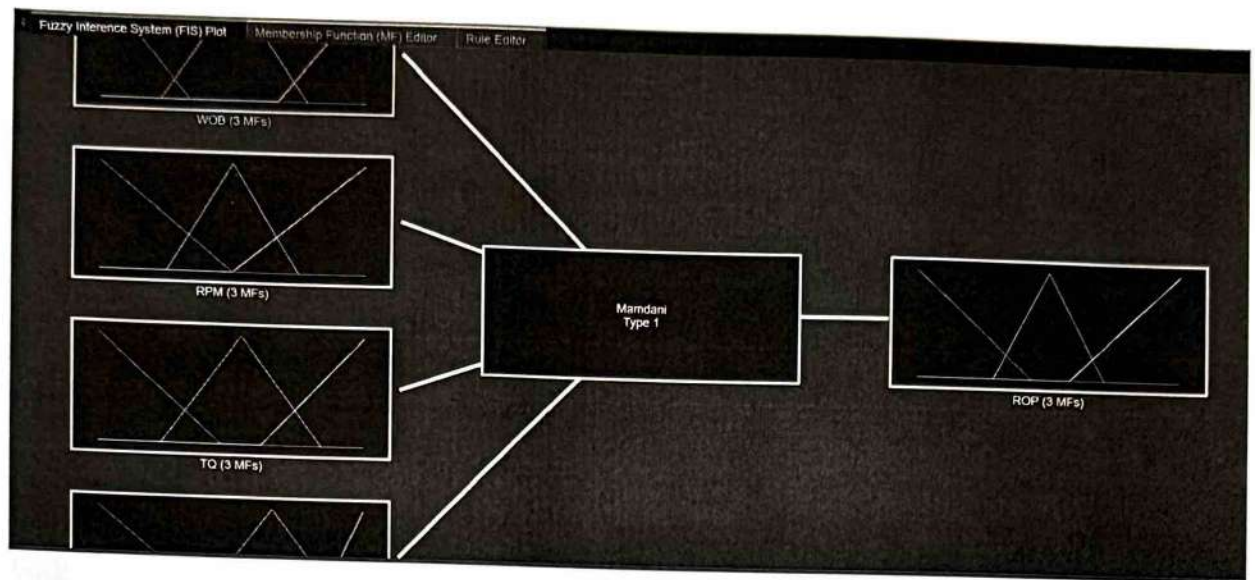


Рисунок 2.1 – Графический интерфейс «Fuzzy Logic Designer»

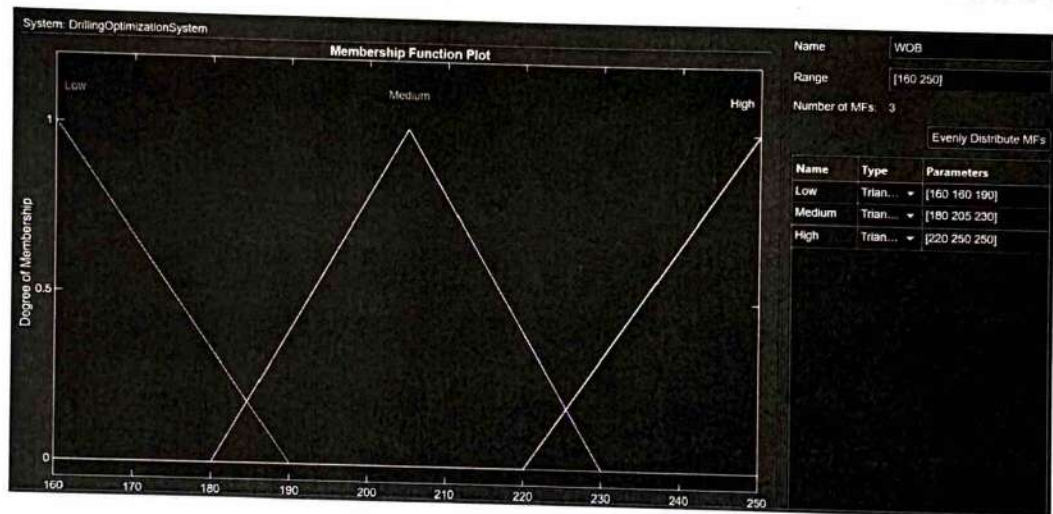


Рисунок 2.2 – Окно редактирования параметров входных переменных

System: DrillingOptimizationSystem

Add All Possible Rules Clear All Rules

	Rule	Weight	Name	
1	If WOB is High and RPM is Medium then ROP is High	1	rule1	+ ×
2	If TQ is Low and FlowRate is High then ROP is Medium	1	rule2	
3	If WOB is Low and RPM is Low then ROP is Low	1	rule3	
4	If WOB is Medium and RPM is Medium then ROP is Medium	1	rule4	
5	If WOB is High and RPM is High then ROP is High	1	rule5	
6	If WOB is Low and FlowRate is Low then ROP is Low	1	rule6	
7	If WOB is Medium and FlowRate is Medium then ROP is Medium	1	rule7	
8	If WOB is High and FlowRate is High then ROP is High	1	rule8	
9	If TQ is Medium and FlowRate is Medium then ROP is Medium	1	rule9	
10	If TQ is High and FlowRate is High then ROP is High	1	rule10	
11	If WOB is Low or RPM is Low then ROP is Low	1	rule11	
12	If WOB is High or RPM is High then ROP is High	1	rule12	

Рисунок 2.3 – Графический интерфейс редактора правил

2.3.2 Нейронная модель

Искусственные нейронные сети представляют собой вычислительные модели, вдохновленные архитектурой и принципами работы человеческого мозга. Они состоят из искусственных нейронов, имитирующих биологические аналоги.

Дендриты служат для приема входных сигналов, аксон - для передачи выходных, а сома выполняет функцию агрегации входящих сигналов. Синапсы, соединяющие нейроны, характеризуются весами, определяющими силу влияния входного сигнала на активацию последующего нейрона.

Биологический нейрон активируется при превышении порогового значения суммарного входного сигнала, после чего генерирует выходной сигнал, передаваемый по аксону. Искусственные нейронные сети, реализуя эти принципы, применяются для решения широкого спектра задач, требующих обработки информации.

Искусственные нейронные сети имитируют строение и функциональность биологических нервных клеток. Их применяют для прогнозирования выходных значений в комплексных нелинейных системах, например, в процессе бурения, где традиционное моделирование представляет значительные трудности или оказывается невозможным.

Для создания интеллектуальной системы прогнозирования темпа бурения была использована нейронная сеть с прямой связью (Feedforward Neural Network). Данный тип сети характеризуется отличной способностью к обучению и эффективной аппроксимацией многомерных зависимостей. В данном подразделе будет рассмотрена нейронная часть системы буровой установки нефтегазовых скважин. В качестве программы анализа для нейронной системы будет использована программа Matlab Neural Network Fitting. В качестве данных для нечеткой логики будут использованы опытные и расчетные данные с буровой скважины Крупская №1.

Таблица 2.1 – Опытные и расчетные данные с буровой скважины Крупская №1

Скважина Крупская №1														
Опытные данные									Расчётные данные					
Долото	Интервал	h, м	G, Н	n, об/м	v _м , м/ч	Р, кгс/см		Q, л/с	N _д , кВт	G _{опт} , Н	n _{опт} , об/м	Q _{опт} , л/с	v _м опт, м/ч	Прирост v _м , %
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	
444,5 GGH+C	3383	3420	37	200	80	1,7	165	30	145,63	249	142	61,9	5,1	66,8
	3371	3383	12	200	80	1,5	169	31	153	219	107	60,9	4,4	66,1

	3349		22	220	70	1,01	170	31	155	229	113	58,6	4,5	77,6
	3325		24	220	70	1,2	169	31	153	249	116	61,4	4,8	75,3
	3297		28	250	70	1,3	160	31	146	279	121	60,3	5,5	75,6
	3272		25	220	70	1,6	160	31	146	237	99,9	60,2	4,7	65,0
	3089		6	200	80	2	150	32	141	213	99,7	59,2	4,5	55,9
	2965	3014	52	180	70	2,8	140	61	251	201	99,8	61,1	3,6	21,3
	2880	2919	39	160	70	3,6	140	29	119	184	99,6	48,1	4,2	13,3
	2814	2830	16	170	60	4,4	140	30	123	198	99,7	57,9	5,2	15,4

Из опыта бурения известно, что долото срабатывает только на половину доступной гидравлической мощности для промывки скважины. Поэтому, при поиске максимальной скорости бурения по критерию "максимум скорости проходки", было принято решение использовать только 30% гидравлической мощности бурового раствора, которая срабатывает на самом долоте.

При расчете оптимальных значений для параметров G_{opt} , n_{opt} , Q_{opt} и $u_{m\ opt}$ были использованы соответствующие значения параметрических коэффициентов k_b и показателей степени α , β и t в модели, описывающей функцию $u_m = f(G, n, Q)$. Диапазон изменения коэффициента k_b составлял от 0,2 до 1,2. Показатель степени α варьировался от 0,4 до 1,2, показатель степени β - от 0,6 до 0,76, а коэффициент b принимал значения от 0,21 до $0,46 \cdot 10^{-5}$.

Отмечается, что на малых глубинах режимы бурения близки к оптимальным и отличаются от них всего на 2-4%. Однако, с увеличением глубины это расхождение увеличивается и достигает значений от 8 до 84%. В среднем, это расхождение составляет 21,38%.

Чтобы начать работать над нейронной сетью надо перенести данные с производства в рабочую среду Matlab с указанием входных данных и выходных данных.

1	2	3	4	5	6	7	8
2	2791	2814	23	150	70	5	123.48
3	1400	2455	55	150	60	4.8900	123.48
4	2365	2400	35	120	65	4.5200	123.48
5	2243	2249	6	140	80	0.5600	123.48
6	2002	2093	91	170	60	3.4200	115.10
7	1807	1829	22	170	60	4.4000	144.06
8	1588	1648	60	170	60	6.3000	144.06
9	1314	1470	156	170	60	8.6000	126.13
10	1072	1165	93	100	60	7.7500	114.48
11	789	925	136	170	60	4.8400	87.32
12	500	740	146	60	90	11	31.75
13	340	500	160	30	90	14	26.46
14	70	220	150	20	90	10	26.46
15							

Рисунок 2.4 – Импорт данных с производства на Matlab

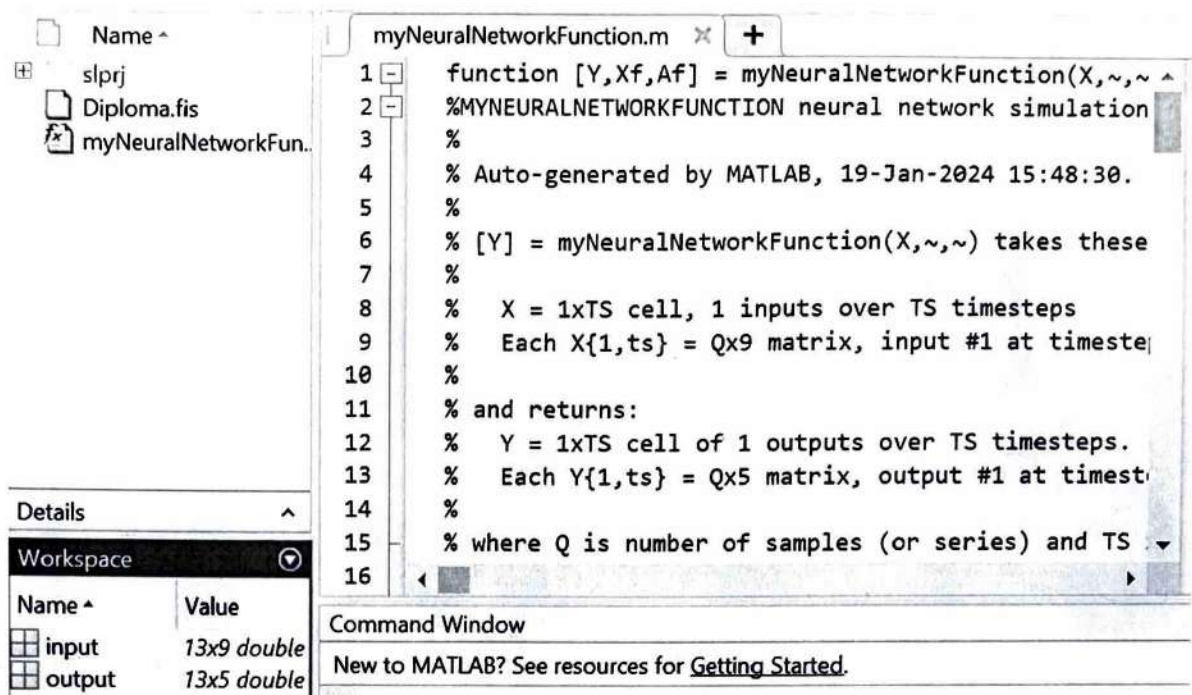


Рисунок 2.5 – Указание входных и выходных данных в рабочей среде Matlab

Для того чтобы использовать входные и выходные данные в нейронную сеть и начать работать с ними, нужно запустить команду *nnstart* чтобы взаимодействовать с Neural Network Toolbox.

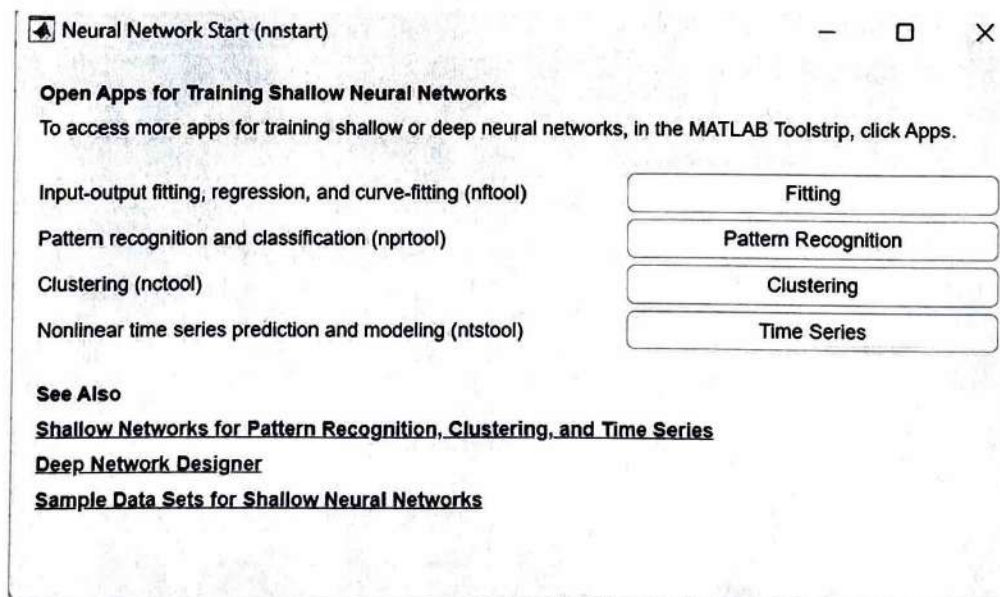


Рисунок 2.6 – Открытие Neural Network

После открытия Neural Network нажимаем Fitting и импортируем входные и выходные данные в качестве предсказываний(predictors) и ответов(responses).

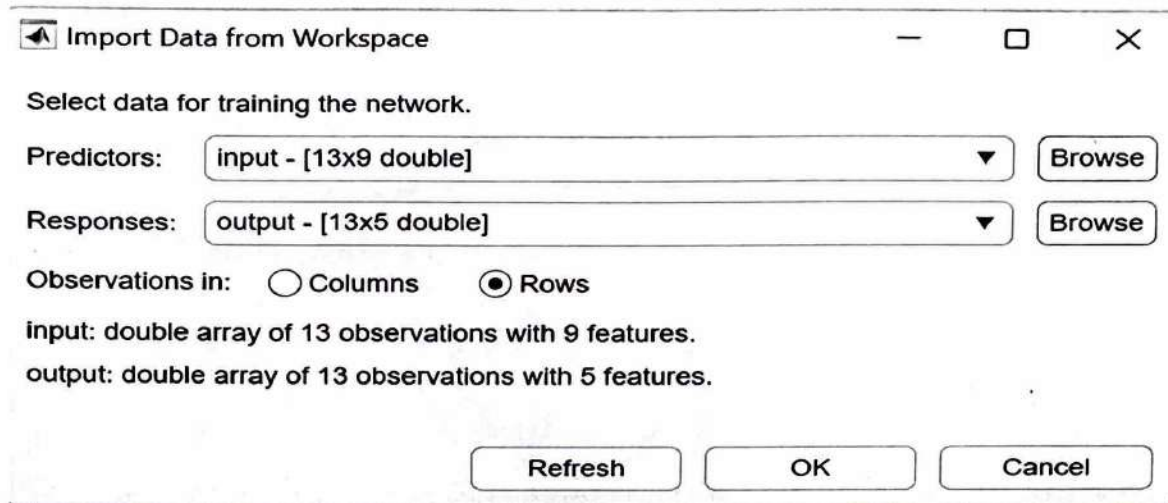


Рисунок 2.7 – Импорт данных с рабочего места

После того как мы настроили входные и выходные данные предварительно собрав нейронную сеть, мы запускаем ее с помощью *Train* с алгоритмами Левенберга-Марквардта, так как это быстрый метод по сравнению с другими.

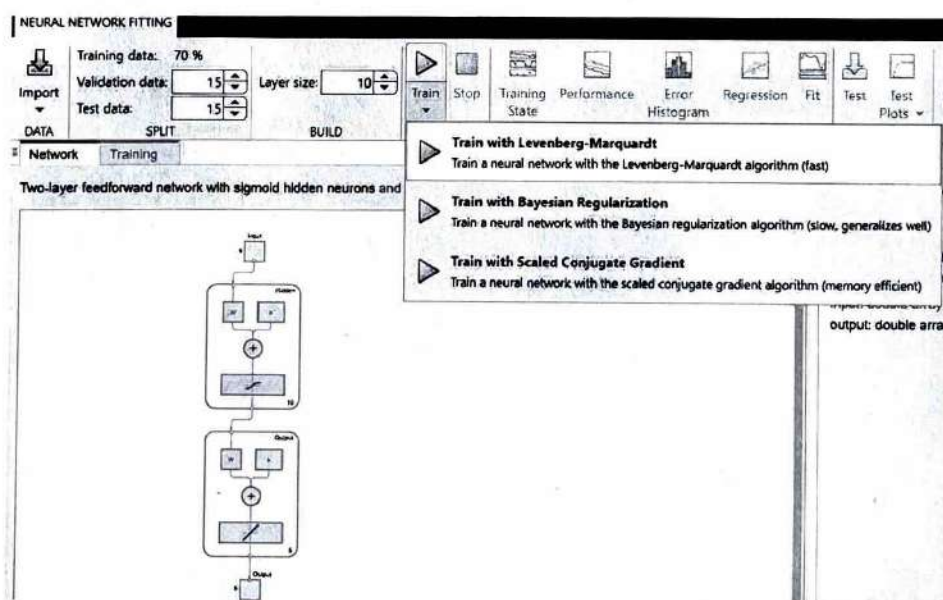


Рисунок 2.8 – Запуск нейронной сети

Далее мы получаем ответы от нейронной сети как прошла интеллектуальная система управления технологическим процессом буровой

установки нефтегазовой скважины. Это дает нам увидеть результаты среднеквадратические разницу между выходными и входными данными и ответами системы.

Training Results			
Training finished: Reached minimum gradient ✓			
Training Progress			
Unit	Initial Value	Stopped Value	Target Value
Epoch	0	7	1000
Elapsed Time	-	00:00:01	-
Performance	2.09e+07	2.4e-25	0
Gradient	4.57e+07	2.19e-09	1e-07
Mu	0.001	1e-08	1e+10
Validation Checks	0	6	6

Рисунок 2.9 – Ответы нейронной сети

Regression (регрессия) далека от единицы, что говорит нам о небольшой неточности в системе.

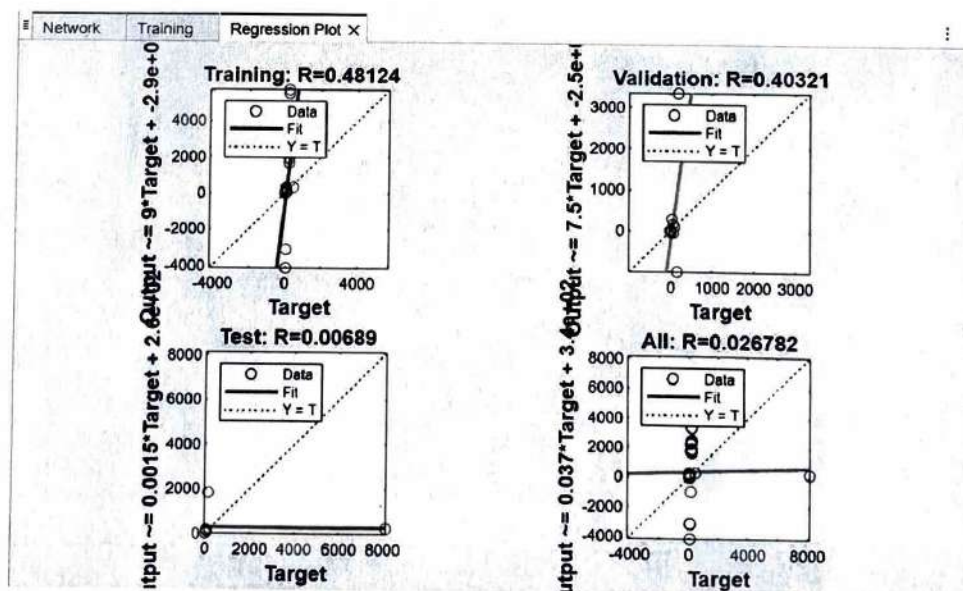


Рисунок 2.10 – Среднеквадратическая разница между выходными данными и ответами

2.3.3 Гибридная нейро-нечеткая модель (ANFIS)

Гибридная модель ANFIS (Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System) представляет собой интеллектуальную систему, сочетающую в себе преимущества нечеткой логики и нейронных сетей. Такая модель объединяет способность нейросетей к обучению на данных с прозрачностью и интерпретируемостью нечетких правил.

Основные компоненты ANFIS:

- входные переменные: X_1 – X_4 (в базовой модели), нормализованные;
- нечеткие множества: генерируются автоматически или задаются вручную (например, низкий, средний, высокий);
- правила вида IF–THEN: строятся автоматически на основе данных;
- выход: предсказание скорости механического бурения (Y).

Структура ANFIS включает 5 слоев:

- слой 1: функции принадлежности входных переменных;
- слой 2: генерация правил;
- слой 3: нормализация весов;
- слой 4: вычисление выходных значений;
- слой 5: суммирование выходов.

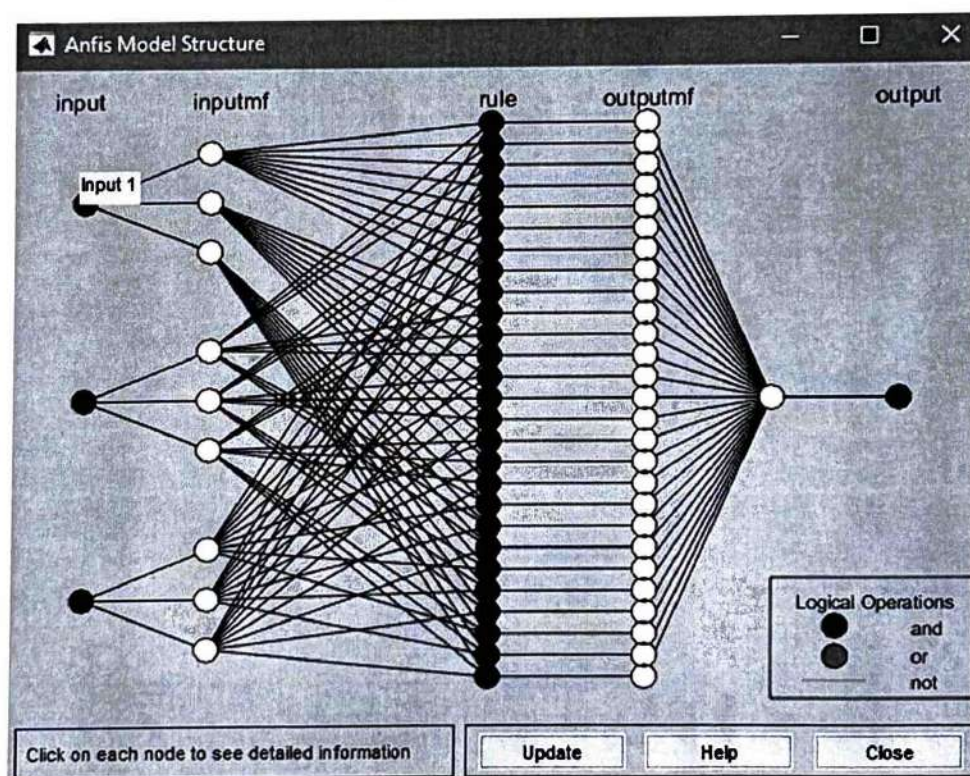


Рисунок 2.11 – Архитектура ANFIS модели

Алгоритм обучения: комбинированный градиентный спуск и метод наименьших квадратов. Реализация выполнена в среде MATLAB ANFIS Editor.

Пример лингвистических правил:

- если X_1 высокая и X_2 средняя, то Y высокая;

– если X_3 низкий и X_4 высокий, то Y средняя.

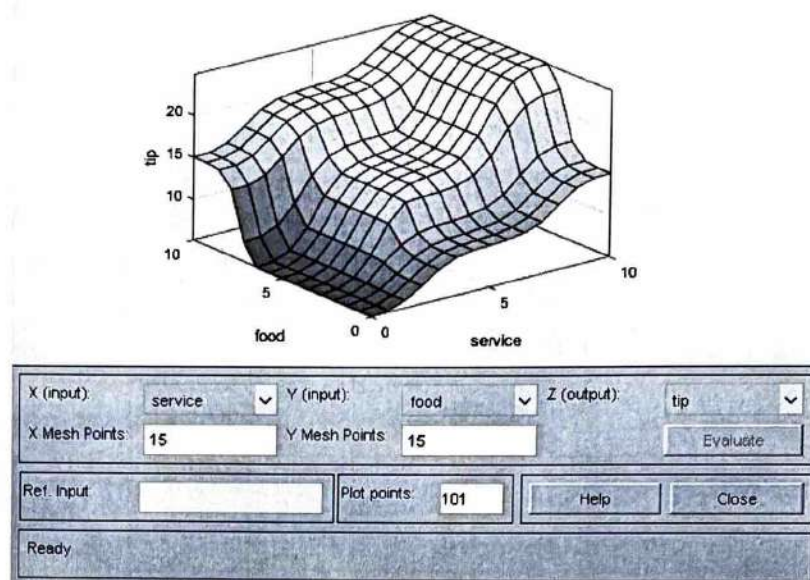


Рисунок 2.12 – Поверхность выходной функции (Surface Viewer)



Рисунок 2.13 – Сравнение фактической и прогнозируемой скорости

Сравнение с другими моделями:

–ANFIS обеспечила более высокую точность по сравнению с отдельно взятыми нейросетевыми и нечеткими моделями;

– R^2 составил 0.95, MSE – 0.033, что говорит о высокой степени соответствия модели реальным данным.

В гибридной сети применяется нечеткий алгоритм Сугено, тогда как в нечеткой модели используется система Мамдани. Основное различие между ними заключается в том, что выходные значения системы Сугено являются вещественными числами, тогда как в системе Мамдани они представлены в виде лингвистических значений нечетких переменных.

Таким образом, гибридная модель ANFIS является эффективным инструментом построения адаптивной интеллектуальной системы управления параметрами бурения в условиях неопределенности и шума. В рамках данной работы разработана одноуровневая нечеткая система, в которую входят следующие основные элементы:

- нечеткие входные переменные: X_1 (нагрузка на долото), X_2 (частота вращения), X_3 (крутящий момент), X_4 (расход раствора);
- выходная переменная: Y (скорость бурения);
- функции принадлежности: треугольные и трапециевидные, с делением входных значений на лингвистические категории (низкий, средний, высокий);
- база правил: набор IF–THEN правил, например:
 - если X_1 высокая и X_2 средняя, то Y высокая;
 - если X_3 низкий и X_4 высокий, то Y средняя;
- механизм вывода: метод Мамдани;
- дефаззификация: метод центра тяжести (centroid).

Нечеткая система реализована в среде MATLAB Fuzzy Logic Toolbox. Полученная модель позволяет формировать рекомендации по оптимальным режимам бурения в зависимости от текущих условий. Она особенно эффективна в ситуациях, когда невозможно четко формализовать модель объекта или когда данные содержат значительные шумы.

Следующим этапом является построение нейронной модели (3.3.2). Для достижения этой цели необходимо определить ключевые переменные, влияющие на эффективность бурения, и построить интеллектуальную модель, способную прогнозировать скорость проходки и оптимизировать параметры бурения в реальном времени.

Основные цели разработки:

- Повысить точность прогнозирования скорости механического бурения (ROP);
- Обеспечить устойчивое управление технологическим процессом при изменяющихся горно-геологических условиях;
- Снизить аварийность и нештатные ситуации за счет раннего выявления отклонений по параметрам бурения.

Для реализации интеллектуальной системы в рамках данной работы сформулированы следующие задачи:

- 1) Используя данные параметров X_1 – X_4 , обучить нейронную сеть предсказывать выходной параметр Y (ROP);
- 2) Разработать гибридную модель (нейро-нечеткую), сочетающую преимущества нейросетевого прогнозирования и правил нечеткой логики;

3) Сравнить точность и устойчивость моделей по метрикам качества (MSE, R^2 , RMSE);

4) Разработать структуру внедрения модели в систему автоматического управления буровой установкой, с возможностью последующей интеграции в SCADA/PLC-системы.

Предложенная система должна быть способна адаптироваться к изменениям входных условий, учитывать шумы и погрешности в данных, а также обеспечивать устойчивое регулирование в реальном времени.

3 Оценка адекватности интеллектуальных моделей

Для количественной оценки адекватности разработанных интеллектуальных моделей были выбраны следующие метрики:

– Корень из среднеквадратической ошибки (RMSE): Эта метрика является одним из наиболее часто используемых показателей точности прогноза. Она измеряет среднюю величину ошибок прогноза, придавая больший вес большим ошибкам. Меньшее значение RMSE указывает на более высокую точность модели. Вычисляется по формуле:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2} \quad (3.1)$$

где N – количество наблюдений;
 y_i – фактическое значение
 $\hat{y}_i$ – прогнозируемое значение.

– средняя абсолютная ошибка (MAE): Данная метрика представляет собой среднюю величину абсолютных разностей между фактическими и прогнозируемыми значениями. MAE менее чувствительна к выбросам по сравнению с RMSE. Меньшее значение MAE также свидетельствует о большей точности модели. Формула для MAE:

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - \hat{y}_i| \quad (3.2)$$

– коэффициент детерминации (R^2): Коэффициент R^2 показывает, какая доля дисперсии зависимой переменной (скорости бурения) объясняется разработанной моделью. Значение R^2 варьируется от 0 до 1, где 1 указывает на идеальное совпадение прогнозируемых значений с фактическими, а значения, близкие к 1, свидетельствуют о высокой адекватности модели. Формула для R^2 :

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2} \quad (3.3)$$

где $\bar{y}$ – среднее арифметическое фактических значений.

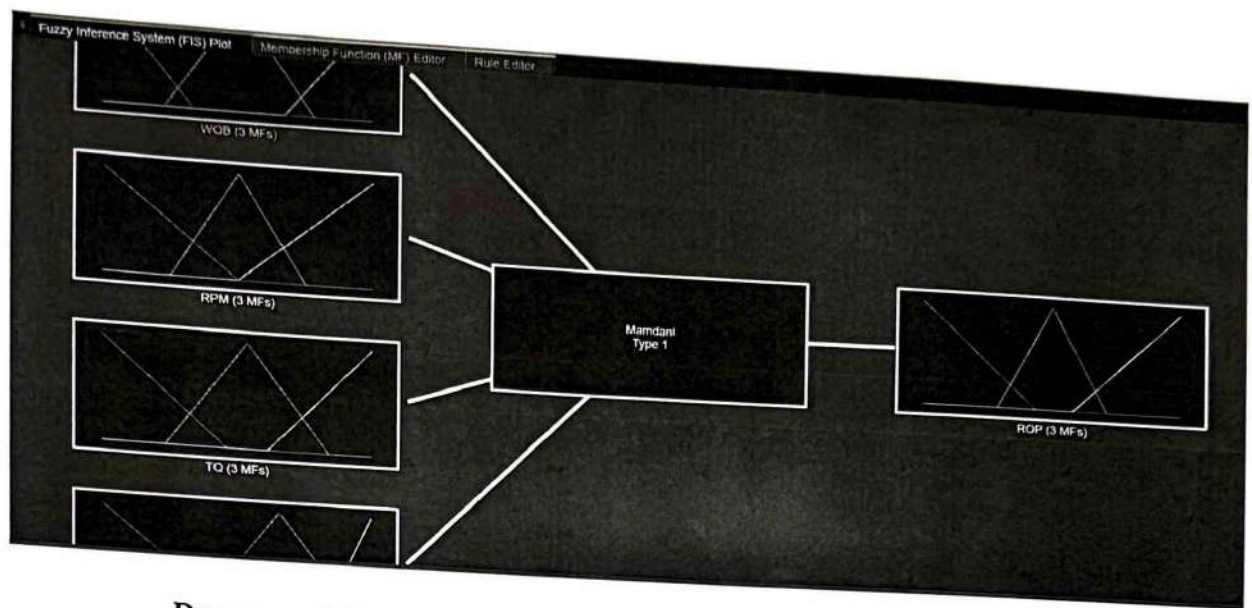


Рисунок 3.1 – Графический интерфейс «Fuzzy Logic Designer» с входными и выходными ключевыми переменными

Определив входные и выходные переменные, настроив их термы в окне редактирования, следующим шагом было написание правил в редакторе правил.

System: DrillingOptimizationSystem

Add All Possible Rules Clear All Rules

	Rule	Weight	Name
1	If WOB is High and RPM is Medium then ROP is High	1	rule1
2	If TQ is Low and FlowRate is High then ROP is Medium	1	rule2
3	If WOB is Low and RPM is Low then ROP is Low	1	rule3
4	If WOB is Medium and RPM is Medium then ROP is Medium	1	rule4
5	If WOB is High and RPM is High then ROP is High	1	rule5
6	If WOB is Low and FlowRate is Low then ROP is Low	1	rule6
7	If WOB is Medium and FlowRate is Medium then ROP is Medium	1	rule7
8	If WOB is High and FlowRate is High then ROP is High	1	rule8
9	If TQ is Medium and FlowRate is Medium then ROP is Medium	1	rule9
10	If TQ is High and FlowRate is High then ROP is High	1	rule10
11	If WOB is Low or RPM is Low then ROP is Low	1	rule11
12	If WOB is High or RPM is High then ROP is High	1	rule12

Рисунок 3.2 – Графический интерфейс редактора правил

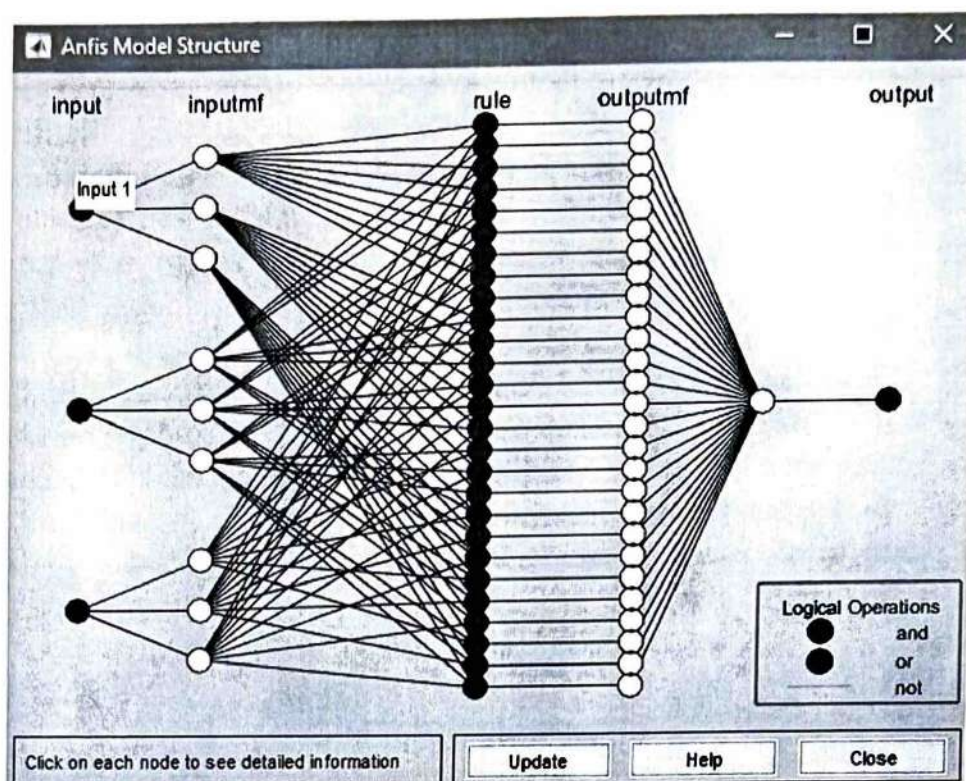


Рисунок 3.3 – Архитектура гибридной сети для определения ключевых переменных

Рисунки 3.2 и 3.3 демонстрируют работу в редакторе ANFIS, тестирование и проверка работы гибридной сети. Сверив данные после проверки, можно сделать вывод о том, что гибридная сеть работает точнее.

Сравнительный анализ метрик качества для всех разработанных моделей представлен в Таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Сравнительный анализ метрик качества для всех разработанных моделей

Алгоритм	Нейронная сеть	Нечеткий алгоритм	Гибридный алгоритм
Переменная	L	L	L
R	0,9875	0,980	0,9931
RMSE	0,0485	0,057	0,0365
MAPE, %	3,86	4,565	2,792

Как видно из таблицы, наилучшие показатели адекватности демонстрирует гибридная нейро-нечеткая модель ANFIS. Она достигает наименьших значений RMSE и MAE, а также наиболее высокого коэффициента детерминации R^2 , что указывает на высокую степень соответствия прогнозируемых значений фактическим данным. Это подтверждает преимущество гибридного подхода, который сочетает в себе

интерпретируемость нечеткой логики и способность к обучению нейронных сетей, позволяя более точно моделировать сложные нелинейные зависимости в процессе бурения.

Модель на основе нечеткой логики типа Мамдани также показала удовлетворительные результаты, однако её точность оказалась несколько ниже, что объясняется отсутствием механизма автоматической настройки функций принадлежности и правил, требующих экспертной тонкой настройки.

Проведенная оценка адекватности подтвердила работоспособность и высокую эффективность разработанной интеллектуальной системы прогнозирования скорости бурения. Гибридная нейро-нечеткая модель ANFIS была выбрана в качестве основной для дальнейшего использования в системе управления, поскольку она продемонстрировала наивысшую точность и способность к обобщению на основе реальных эксплуатационных данных.

4 Интеграция интеллектуальных алгоритмов в АСУТП бурения

Интеграция разработанных интеллектуальных моделей в систему автоматизированного управления технологическим процессом (АСУТП) буровой установки требует учёта как программной, так и аппаратной части.

Интеллектуальная система управления (ИСУ) встраивается в существующую структуру АСУТП и взаимодействует с такими компонентами как Система сбора и хранения данных (SCADA), Промышленные контроллеры (PLC), Частотные преобразователи (управление двигателями) и Панелями оператора (интерфейс управления).

Преимуществом внедрения интеллектуальной системы управления также является повышение точности и стабильности режима бурения, поддержка принятия решения оператором, возможность дистанционного управления и аналитики в режиме реального времени.

Таким образом, разработанные интеллектуальные алгоритмы могут быть эффективно встроены в действующую АСУТП буровой установки, обеспечивая переход от реактивного управления к проактивному и адаптивному регулированию технологического процесса.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной дипломной работе была исследована разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин. Описан технологический процесс бурения, выделены его ключевые параметры, влияющие на эффективность и безопасность.

Целью работы являлось создание интеллектуальной системы, способной в реальном времени прогнозировать скорость бурения и рекомендовать оптимальные режимы работы. Все поставленные задачи были успешно выполнены.

В процессе работы были определены ключевые переменные, характеризующие буровой процесс. С использованием экспериментальных данных и инструментов MATLAB были построены интеллектуальные модели на основе нечеткой логики, нейронных сетей прямого распространения, а также гибридной нейро-нечеткой сети ANFIS.

Каждая из моделей была протестирована, и наглядно продемонстрированы этапы обучения, настройки и вывода. Для оценки качества использовались три метрики: среднеквадратическая ошибка, средняя абсолютная ошибка и коэффициент детерминации (R^2), отражающий корреляцию между фактическими и прогнозируемыми значениями.

По результатам сравнения наилучшие показатели точности продемонстрировала гибридная модель ANFIS. Она обеспечила наименьшие ошибки и высокую степень совпадения с реальными данными, что подтверждает её высокую адекватность и практическую применимость.

Разработанная интеллектуальная система управления может быть рекомендована для внедрения в промышленную практику в составе АСУТП буровой установки. Внедрение таких систем позволяет повысить эффективность бурения, снизить аварийность и создать основу для дальнейшей цифровизации процессов в нефтегазовой отрасли.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Цуприков А. А. Интеллектуальная система адаптивного управления технологическим процессом бурения, 2021. – 124 с.
- 2 А.Г. Волков, Системы автоматического управления в нефтегазовой промышленности, Москва: Недра, 2017 – С. 35–62.
- 3 Ю.А. Романов, Программное управление технологическими процессами бурения, Санкт-Петербург: Питер, 2015 – С. 80–104.
- 4 Н.К. Журавлев, Методы искусственного интеллекта в задачах управления, 2-е изд., Москва: Наука, 2020 – С. 120–145.
- 5 MATLAB Fuzzy Logic Toolbox User's Guide, The MathWorks, Inc., 2022 – С. 1–140.
- 6 С.В. Сергеев, А.Н. Потапов, Нейронные сети и их применение в управлении технологическими процессами, Томск: ТПУ, 2016 – С. 56–90.
- 7 В.И. Костин, Контрольно-измерительные приборы и системы, Москва: Машиностроение, 2013 – С. 21–50.
- 8 М.А. Карпов, Автоматизация производственных процессов в нефтегазовой отрасли, Казань: Казанский университет, 2018 – С. 65–93.
- 9 С.И. Малышев, Интеллектуальные системы управления: теория и практика, Новосибирск: СибГУ, 2019 – С. 100–130.

РЕЦЕНЗИЯ

на дипломный проект студента
Кара Нұржалғас Нұрымұлы
6B07103 – Автоматизация и роботизация

На тему: Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин

Выполнено:

- а) презентация на __ слайдах
- б) пояснительная записка на __ страницах

ЗАМЕЧАНИЯ К РАБОТЕ

Актуальность темы определяется необходимостью повышения эффективности, адаптивности и интеллектуализации управления в нефтегазовой промышленности. Использование нейронных сетей, нечеткой логики и гибридных моделей в рамках автоматизации буровых процессов отражает современный тренд на внедрение технологий искусственного интеллекта в промышленность.

Дипломный проект включает теоретическую, расчетную и прикладную части, что свидетельствует о комплексном подходе к решению задач. В теоретической части подробно описан объект управления, ключевые параметры процесса и современные подходы к автоматизации бурения. На основе производственных данных построены модели: нечеткая система (Мамдани), нейронная сеть прямого распространения и гибридная модель ANFIS.

Выполнено моделирование в среде MATLAB с использованием Fuzzy Logic Toolbox и Neural Network Toolbox. Представлены метрики оценки (MSE, RMSE, R^2), по которым гибридная модель показала наилучшие результаты. Рассчитаны оптимальные параметры бурения, что подтверждает практическую значимость проекта.

Вместе с тем следует отметить отдельные недочёты:

- рассмотрен только один тип нейронной сети, без анализа альтернатив;
- не представлена структура программируемого логического контроллера (ПЛК);
- отсутствует схема интеграции разработанных алгоритмов в АСУ ТП.

Данная работа выполнена в соответствии с ГОСТ на проектирование и требованиями к дипломным проектам по инженерингу.

Оценка работы

Работа демонстрирует хорошую подготовку выпускника в области автоматизации и заслуживает оценки «75» (6), а студенту Кара Нұржалғас Нұрымұлы присвоения академической степени бакалавра по специальности 6B07103 – Автоматизация и роботизация.

Рецензент

доктор PhD, ассоциированный профессор,
заведующий кафедрой кибербезопасности



Абжанова Л.К.

«10» июня 2025г.

ОТЗЫВ

НАУЧНОГО РУКОВОДИТЕЛЯ

на дипломный проект
Қара Нұржалғас Нұрымұлы
по образовательной программе 6B07103 – «Автоматизация и
роботизация»

на тему: «Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин»

Выпускная квалификационная работа студента Қара Нұржалғас Нұрымұлы посвящена разработке интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин. Тема проекта является актуальной, так как направлена на повышение эффективности и надежности производственных процессов, а также снижение влияния человеческого фактора.

В работе представлено описание технологического процесса бурения нефтегазовых скважин, выделены его ключевые параметры, влияющие на эффективность и безопасность. Целью работы было создание интеллектуальной системы, способной в реальном времени прогнозировать скорость бурения и рекомендовать оптимальные режимы работы.

В ходе исследования были успешно решены все поставленные задачи. Определены ключевые переменные, характеризующие буровой процесс, такие как нагрузка на долото, частота вращения, крутящий момент, расход бурового раствора и другие. С использованием экспериментальных данных и инструментов MATLAB были построены и протестированы интеллектуальные модели на основе нечеткой логики, нейронных сетей прямого распространения, а также гибридной нейро-нечеткой сети ANFIS.

Для оценки качества моделей были использованы такие метрики, как корень из среднеквадратической ошибки (RMSE), средняя абсолютная ошибка (MAE) и коэффициент детерминации (R^2). Сравнительный анализ показал, что гибридная модель ANFIS демонстрирует наилучшие показатели точности, обеспечивая наименьшие ошибки и высокую степень совпадения с реальными данными (R^2 составил 0.9931), что подтверждает её адекватность и практическую применимость.

Қара Нұржалғас продемонстрировал хороший уровень подготовки, способность к самостоятельной работе, грамотное применение теоретических знаний на практике и интерес к инженерным задачам.

Дипломный проект соответствует всем требованиям, предъявляемым к дипломным проектам бакалавриата, а автор – присвоения академической степени бакалавриата техники и технологии по образовательной программе 6B07103 – «Автоматизация и роботизация»

Научный руководитель
доктор PhD Кулакова Е.А.

«20» 06 2025 г.

Протокол

о проверке на наличие неавторизованных заимствований (плагиата)

Автор: Кара Нұржалғас Нұрымұлы

Соавтор (если имеется):

Тип работы: Дипломная работа

Название работы: Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин

Научный руководитель: Елена Кулакова

Коэффициент Подобия 1: 7.9

Коэффициент Подобия 2: 3.9

Микропробелы: 12

Знаки из других алфавитов: 18

Интервалы: 1

Белые Знаки: 0

После проверки Отчета Подобия было сделано следующее заключение:

☒ Заимствования, выявленные в работе, является законным и не является плагиатом. Уровень подобия не превышает допустимого предела. Таким образом работа независима и принимается.

☐ Заимствование не является плагиатом, но превышено пороговое значение уровня подобия. Таким образом работа возвращается на доработку.

☐ Выявлены заимствования и плагиат или преднамеренные текстовые искажения (манипуляции), как предполагаемые попытки укрытия плагиата, которые делают работу противоречащей требованиям приложения 5 приказа 595 МОН РК, закону об авторских и смежных правах РК, а также кодексу этики и процедурам. Таким образом работа не принимается.

☐ Обоснование:

Дата



проверяющий эксперт

Протокол

о проверке на наличие неавторизованных заимствований (плагиата)

Автор: Кара Нұржалғас Нұрымұлы

Соавтор (если имеется):

Тип работы: Дипломная работа

Название работы: Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бурения нефтегазовых скважин

Научный руководитель: Елена Кулакова

Коэффициент Подобия 1: 7.9

Коэффициент Подобия 2: 3.9

Микропробелы: 12

Знаки из других алфавитов: 18

Интервалы: 1

Белые Знаки: 0

После проверки Отчета Подобия было сделано следующее заключение:

☒ Заимствования, выявленные в работе, является законным и не является плагиатом. Уровень подобия не превышает допустимого предела. Таким образом работа независима и принимается.

☐ Заимствование не является плагиатом, но превышено пороговое значение уровня подобия. Таким образом работа возвращается на доработку.

☐ Выявлены заимствования и плагиат или преднамеренные текстовые искажения (манипуляции), как предполагаемые попытки укрытия плагиата, которые делают работу противоречащей требованиям приложения 5 приказа 595 МОН РК, закону об авторских и смежных правах РК, а также кодексу этики и процедурам. Таким образом работа не принимается.

☐ Обоснование:

Дата



Заведующий кафедрой