

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа природных ресурсов
 Направление подготовки 21.04.01 Нефтегазовое дело
 Отделение школы (НОЦ) Отделение нефтегазового дела

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Сейсмическая инверсия при помощи алгоритмов машинного обучения на примере Вадельпского нефтяного месторождения

УДК 004.85:550.832.4:553.982(571.122)

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2TM71	Смородин Александр Сергеевич		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОНД	Меркулов В.П.	к.г. – м.н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ ПО РАЗДЕЛАМ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор	Ишков О.Ю.	Ph.D		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД	Белозеров В.Б.	д.г. – м.н.		

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Руководитель ООП	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ИШПР	Чернова О.С.	д.г. – м.н.		

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа природных ресурсов
Направление подготовки 21.04.01 Нефтегазовое дело
Отделение школы (НОЦ) Отделение нефтегазового дела

УТВЕРЖДАЮ:

Руководитель ООП

(Подпись)

(Дата)

(ФИО)

ЗАДАНИЕ

на выполнение выпускной квалификационной работы

В форме:

магистерской диссертации

(бакалаврской работы, дипломного проекта/работы, магистерской диссертации)

Студенту:

Группа	ФИО
2ТМ71	Смородину Александру Сергеевичу

Тема работы

Сейсмическая инверсия при помощи алгоритмов машинного обучения на примере Вадельпского нефтяного месторождения	
Утверждена приказом директора (номер, дата)	Приказ №7340/с от 19.07.2019

Срок сдачи студентом выполненной работы:	14.08.2019
--	------------

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе <i>(наименование объекта исследования или проектирования; производительность или нагрузка; режим работы (непрерывный, периодический, циклический и т. д.); вид сырья или материал изделия; требования к продукту, изделию или процессу; особые требования к особенностям функционирования (эксплуатации) объекта или изделия в плане безопасности эксплуатации, влияния на окружающую среду, энергозатратам; экономический анализ и т. д.).</i>	Проект в программном продукте Petrel, включающий в себя набор скважин с каротажными диаграммами и глубинный сейсмический куб для рассматриваемого месторождения.
---	---

Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов <i>(аналитический обзор по литературным источникам с целью выяснения достижений мировой науки техники в рассматриваемой области; постановка задачи исследования, проектирования, конструирования; содержание процедуры исследования, проектирования, конструирования; обсуждение результатов выполненной работы; наименование дополнительных разделов, подлежащих разработке; заключение по работе).</i>	1. Введение 2. Общие сведения о месторождении 3. Геолого-геофизическая характеристика месторождения 4. Обзор литературы 5. Традиционные методы сейсмической инверсии 6. Специальная часть 7. Социальная ответственность 8. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение 9. Заключение Список использованных источников
Перечень графического материала <i>(с точным указанием обязательных чертежей)</i>	1. Обзорная карта лицензионного участка 2. Тектоническая карта 3. Сравнение линейного и нелинейного оператора сейсмической инверсии 4. Сравнение результатов прогноза акустического импеданса 5. Прогнозируемые сверточной нейронной сетью и реальные кривые гамма каротажа 6. Результаты тренировочной и оценочной скважины при прогнозировании сейсмики 7. Трансформация сейсмических данных в акустические и упругие свойства среды 8. Дерево решений 9. Градиентный бустинг 10. Типичная нейронная сеть 11. Порядок действий рабочего процесса 12. Исходные данные для работы 13. Распределение данных до предобработки 14. Распределение данных после предобработки 15. Технология перекрестной проверки 16. Подгонка параметра – число деревьев 17. Подгонка параметра - скорость обучения 18. Сравнение результатов прогноза плотностного каротажа 19. Сравнение моделей при прогнозировании акустического каротажа 20. Рекомендованная модель для данного месторождения 21. Плотностная пористость 22. Акустическая пористость

Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы (с указанием разделов)	
Раздел	Консультант
<i>Финансовый менеджмент...</i>	Ишков О.Ю.
<i>Социальная ответственность</i>	Белозеров В.Б.
Название раздела, который должен быть написан на русском и иностранном языках:	
Специальная часть	

Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	10.07.2019
---	------------

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОНД	Меркулов В.П.	к.г. — м.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ71	Смородин Александр Сергеевич		

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

Группа	ФИО
2ТМ71	Сморозину Александру Сергеевичу

Школа	ИШПР	Отделение (НОЦ)	Отделение нефтегазового дела
Уровень образования	Магистратура	Направление/ специальность	21.04.01 Нефтегазовое дело

Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:	
Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения	Объект исследования: алгоритмы машинного обучения, используемые для решения задач регрессии Область применения: глубинные сейсмические кубы, записанные в ходе 3D сейсморазведочных работ
Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:	
Производственная безопасность 1.1 Анализ выявленных вредных факторов 1.2 Анализ выявленных опасных факторов	Анализ физических факторов: – отклонение показателей микроклимата на открытом воздухе; – повышенный уровень шума и вибрации; – недостаточная освещённость рабочей зоны; – повышенная и пониженная температура рабочей зоны; – повышенный уровень запыленности рабочей зоны; – поражение электрическим током; – повышенный уровень электромагнитного излучения. Анализ химических факторов: – ионизация воздуха рабочей среды. Анализ биологических факторов: – влияние микроорганизмов (вирусы и микробы) Анализ психологических факторов: – чрезмерные нервно-эмоциональные перегрузки – повышенное умственное напряжение – неоптимальная организация рабочего места

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	10.07.2019
--	------------

Задание выдал консультант:

Должность	Фамилия И. О.	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
Профессор ОНД	Белозеров В.Б.	д.г. – м.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ71	Смородин Александр Сергеевич		

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»

Студенту:

Группа	ФИО
2ТМ71	Сморозину Александру Сергеевичу

Школа	ИШПР	Отделение (НОЦ)	Отделение нефтегазового дела
Уровень образования	Магистратура	Направление/ специальность	21.04.01 Нефтегазовое дело

Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:

1. Сущность исследования	Анализ экономического эффекта от использования предложенного алгоритма машинного обучения для трансформации сейсмического отклика в кривые акустического и плотностного каротажей
2. Норма и нормативы расходования ресурсов	Данные по стоимости проведения каротажных работ для стандартного и расширенного комплексов

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. Чистый дисконтированный доход от применения разработанной методологии для одной скважины (NPV);
2. Чистый дисконтированный доход от применения разработанной методологии для всего месторождения (NPV)

Перечень графического материала:

1. Таблица со стоимостью проведения каротажных работ для стандартного комплекса ГИС
2. Таблица со стоимостью проведения каротажных работ для расширенного комплекса ГИС

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	10.07.2019
--	------------

Задание выдал консультант:

Должность	Фамилия И. О.	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
Профессор	Ишков О.Ю.	Ph.D		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ71	Сморозин Александр Сергеевич		

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
 федеральное государственное автономное
 образовательное учреждение высшего образования
 «Национальный исследовательский Томский политехнический университет» (ТПУ)

Школа Инженерная школа природных ресурсов
 Направление подготовки 21.04.01 Нефтегазовое дело
 Уровень образования магистратура
 Отделение школы (НОЦ) Отделение нефтегазового дела
 Период выполнения осенний/весенний семестр 2018/2019 учебного года

Форма представления работы:

магистерская диссертация

КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН Выполнения выпускной квалификационной работы

Срок сдачи студентом выполненной работы:	14.08.2019
--	------------

Дата контроля	Наименование раздела (модуля)/вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
1.09.2018	Введение	10
1.10.2018	Литературный обзор	15
1.11.2018	Геолого – физическая характеристика месторождения	10
1.12.2018	Традиционные методы инверсии	5
1.05.2019	Специальная часть	15
1.06.2019	Социальная ответственность	10
1.07.2019	Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	10
1.08.2019	Заключение	10
10.08.2019	Приложение на иностранном языке	15
	ИТОГО	100

СОСТАВИЛ:

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОНД	Меркулов В.П.	К.Г. – М.Н.		

СОГЛАСОВАНО:

Руководитель ООП

Должность	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ИШПР	Чернова О.С.	Д.Г. – М.Н.		

Результаты освоения ООП

Код	Результат обучения*	Требования ФГОС ВО, СУОС, критериев АИОР, и/или заинтересованных сторон
Общие по направлению подготовки (специальности)		
Р1	Применять естественнонаучные, математические, гуманитарные, экономические, инженерные, технические и глубокие профессиональные знания в области современных нефтегазовых технологий для решения прикладных междисциплинарных задач и инженерных проблем, соответствующих профилю подготовки	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-4; УК-5; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-4; ОПК-5; ОПК-6; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-6; ПК-7; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-14; ПК-16; ПК-17; ПК-19; ПК-20; ПК-21; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам), (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Р2	Планировать и проводить аналитические и экспериментальные исследования с использованием новейших достижений науки и техники, уметь критически оценивать результаты и делать выводы, полученные в сложных и неопределённых условиях; использовать принципы изобретательства, правовые основы в области интеллектуальной собственности	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-4; ОПК-5; ОПК-6; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-13; ПК-14; ПК-15; ПК-17; ПК-18; ПК-19; ПК-20; ПК-22; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам), (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Р3	Проявлять профессиональную осведомленность о передовых знаниях и открытиях в области нефтегазовых технологий с учетом передового отечественного и зарубежного опыта; использовать инновационный подход при разработке новых идей и методов проектирования объектов нефтегазового комплекса для решения инженерных задач развития нефтегазовых технологий, модернизации и усовершенствования нефтегазового производства	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; УК-5; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-6; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-11; ПК-13; ПК-14; ПК-15; ПК-18; ПК-20; ПК-21; ПК-22; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Р4	Выбирать оптимальные решения в многофакторных ситуациях, владеть методами и средствами технического моделирования производственных процессов и объектов нефтегазовой отрасли; управлять технологическими процессами, обслуживать	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ПК-1; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-15; ПК-16; ПК-17; ПК-20), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации

	оборудование, использовать любой имеющийся арсенал технических средств, обеспечивать высокую эффективность при разработке нефтегазовых объектов	оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P5	Самостоятельно учиться и непрерывно повышать квалификацию в течение всего периода профессиональной деятельности; активно владеть иностранным языком на уровне, позволяющем работать в интернациональной среде, разрабатывать документацию и защищать результаты инженерной деятельности	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-4; УК-5; УК-6; ОПК-2; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-4; ОПК-5; ПК-1; ПК-2; ПК-8; ПК-16; ПК-18; ПК-21; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P6	Работать эффективно в качестве члена и руководителя команды, умение формировать задания и оперативные планы всех видов деятельности, распределять обязанности членов команды, нести ответственность за результаты работы; координировать работу групп по извлечению и совершенствованию добычи нефти, газа и газового конденсата, передавать знания через наставничество и консультирование	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-4; УК-5; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-4; ОПК-5; ОПК-6; ПК-6; ПК-11; ПК-12; ПК-13; ПК-15; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P7	Внедрять, эксплуатировать и обслуживать современные машины и механизмы для реализации технологических процессов нефтегазовой области, обеспечивать их высокую эффективность, соблюдать правила охраны здоровья и безопасности труда, выполнять требования по защите окружающей среды	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-3; ОПК-1; ОПК-2; ПК-1; ПК-3; ПК-6; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-14; ПК-16; ПК-17; ПК-18; ПК-19; ПК-21; ПК-22), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-кон-структорским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Профиль 1 – Геолого-геофизические проблемы освоения месторождений нефти и газа		
P8	Предлагает процедуры анализа и оценки геологических объектов по данным геолого-геофизической изученности и скважинных исследований в целях разработки программы исследований и технологических мероприятий для конкретного типа месторождений углеводородов	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-5; ОПК-1; ОПК-2; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-15; ПК-17; ПК-19; ПК-20), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами), (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений), (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам); (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового

		конденсата), (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P9	Предлагать процедуры оценки эффективности промысловых работ и оптимизации работы оборудования при добыче нефти, газа и газового конденсата, обеспечение энергоэффективности технологических процессов	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-5; ОПК-1; ОПК-2; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-15; ПК-17; ПК-19; ПК-20; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P10	Обеспечивать внедрение новых методов при построении геолого-геофизических моделей; материалов и нефтегазового оборудования в осложненных условиях эксплуатации нефтяных и газовых скважин	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-4; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-6; ПК-8; ПК-12; ПК-13; ПК-16; ПК-18; ПК-19; ПК-20; ПК-21), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
Профиль 2. Разработка и эксплуатация нефтяных и газовых месторождений		
P11	Контролировать выполнение требований регламентов для обеспечения добычи нефти, газа и газового конденсата	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-4; ОПК-1; ОПК-4; ОПК-6; ПК-1; ПК-5; ПК-6; ПК-12; ПК-15; ПК-16; ПК-18; ПК-19; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
P12	Совершенствовать, разрабатывать мероприятия и/или подготавливать бизнес-предложения по технологическому процессу и технологическим мероприятиям при добыче нефти, газа и газового конденсата	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-1; УК-2; УК-3; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ОПК-3; ОПК-4; ПК-1; ПК-2; ПК-3; ПК-4; ПК-5; ПК-6; ПК-7; ПК-8; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-12; ПК-13; ПК-14; ПК-15; ПК-16; ПК-17; ПК-18; ПК-19; ПК-20; ПК-21; ПК-22; ПК-23), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-исследовательским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)

P13	Корректировать программы работ по добыче нефти, газа и газового конденсата, выбирать и принимать решения в нестандартных ситуациях, опираясь на государственные стандарты в области нефтегазодобычи	Требования ФГОС ВО, СУОС ТПУ (УК-2; УК-3; УК-4; УК-6; ОПК-1; ОПК-2; ПК-1; ПК-3; ПК-6; ПК-9; ПК-10; ПК-11; ПК-14; ПК-16; ПК-18; ПК-19; ПК-21; ПК-22), CDIO Syllabus (2.4, 2.5, 4.1, 4.2...), Критерий 5 АИОР (п. 2.1, 2.10...), согласованный с требованиями международных стандартов EUR-ACE и FEANI, требования профессиональных стандартов: (40.178 Специалист в области проектирования автоматизированных систем управления технологическими процессами) , (40.116 Специалист по обеспечению промышленной безопасности при эксплуатации оборудования, работающего под избыточным давлением, и/или подъемных сооружений) , (40.011 Специалист по научно-иссле́дова-тельским и опытно-конструкторским разработкам) ; (19.007 Специалист по добыче нефти, газа и газового конденсата) , (19.021 Специалист по промысловой геологии)
------------	---	--

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа состоит из 114 страниц, 21 рисунка, 14 таблиц, 19 источников и 1 приложения.

Ключевые слова: сейсмическая инверсия, акустический каротаж, плотностной каротаж, алгоритмы машинного обучения, алгоритмы глубокого обучения, обучение с учителем, регрессия.

Объектом исследования является алгоритм машинного или глубокого обучения способный восстанавливать кривые акустического и плотностного каротажей из сейсмической трассы.

Целью данной работы является разработка алгоритма способного восстанавливать кривые акустического и плотностного каротажей из сейсмического отклика.

В процессе выполнения данной работы были написаны, программно реализованы и апробированы алгоритмы для проведения сейсмической инверсии, в ходе которой восстанавливаются плотностные и акустические каротаж.

По результатам восстановления кривых акустического и плотностного каротажей из сейсмической трассы сравнивались алгоритмы машинного и глубокого обучения. Ранее не использованный для решения аналогичных задач алгоритм продемонстрировал лучшие и стабильные результаты, после чего был рекомендован для применения на данном месторождении. Проведен расчет положительного экономического эффекта от использования данного подхода по восстановлению каротажей на реальном месторождении.

Выпускная квалификационная работа выполнена при использовании пакетов Petrel, Microsoft Office. Данные для выполнения проекта были собраны при помощи Petrel, текстовая часть проекта выполнена в Microsoft Word, алгоритмы восстановления плотностного и акустического каротажей написаны на языке программирования Python в среде Jupyter Notebook.

Обозначения и сокращения

ГИС – геофизические исследования скважин

АК – акустический каротаж

ГГК-П – гамма-гамма-плотностной каротаж

АО – абсолютная отметка

СКВ – скважина

ВНК – водонефтяной контакт

СКО – среднеквадратическое отклонение

САО - среднее абсолютное отклонение

АИ – акустический импеданс

R^2 – коэффициент корреляции

ЧНЗ – чистая нефтяная зона

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	17
1. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О МЕСТОРОЖДЕНИИ	19
2. ГЕОЛОГО–ФИЗИЧЕСКАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА МЕСТОРОЖДЕНИЯ..	21
2.1 Краткая история и анализ геологоразведочных работ	21
2.2 Структурно–тектонические особенности района работ	26
2.3 Литолого–стратиграфическая характеристика разреза.....	28
2.4 Геологическое строение продуктивных пластов.....	39
3. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ.....	52
4. ТРАДИЦИОННЫЕ МЕТОДЫ СЕЙСМИЧЕСКОЙ ИНВЕРСИИ	61
5. СПЕЦИАЛЬНАЯ ЧАСТЬ.....	64
5.1 Описание рабочего процесса	68
5.1.1 Сбор данных	69
5.1.2 Анализ и предобработка данных.....	71
5.1.3 Выбор алгоритма и построение модели	73
5.1.4 Адаптация модели.....	75
5.2 Анализ полученных результатов.....	77
5.2.1 Сравнение точности выбранных моделей.....	77
5.2.2 Рекомендуемая модель	80
5.3 Прогноз межскважинных петрофизических свойств.....	81
6. СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ.....	84
6.1 Безопасность	84
6.2 Физические факторы	85
6.3 Психологические факторы.....	94
6.4 Химические факторы.....	98

6.5 Биологические факторы	100
7. ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ.....	101
Список литературы	105
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	107
ПРИЛОЖЕНИЕ А	108

ВВЕДЕНИЕ

Сейсмическая инверсия является одним из ключевых шагов в ходе разведки каждого месторождения. Благодаря инверсии появляется возможность получить упругие свойства пород геологического разреза путем конвертации, изначально записанного сейсмического импульса. Полученные свойства пород тесно связаны с распределением скорости и плотности в разрезе, которые являются параметрами акустического импеданса. Традиционные методы сейсмической инверсии, такие как детерминистический или стохастический, требуют знания формы сейсмического импульса, которая изменяется от скважины к скважине или наличие построенной достаточно точной геологической модели.

Геофизические исследования скважин являются наиболее репрезентативным источником информации связанным со свойствами пород, особенно такие каротажи, как акустический и плотностной, несут в себе крайне необходимую информацию о продуктивной части пласта. Информация по данным каротажам может быть использована для получения распределения пористости по скважине, а затем и проницаемости, знание параметров ФЕС является неотъемлемой частью эффективной разработки любого месторождения. Несмотря на то, что акустический и плотностной каротажи несут в себе столь важную информацию, данные измерения проводятся в скважинах достаточно редко. Принимая во внимания описанный факт, в данной работе под сейсмической инверсией подразумевается восстановление кривых акустического и плотностного каротажей из сейсмической трассы.

Алгоритмы машинного обучения будут использованы для получения плотностного и акустического отклика из сейсмической трассы. Применяемые алгоритмы, как правило, основаны на статистическом анализе данных и позволяют обобщить подход трансформации сейсмической записи в соответствующие каротажные кривые. Также алгоритмы позволяют

избежать необходимости в подборе формы сейсмического импульса, также других дополнительных входных данных для инверсии. С точки зрения машинного обучения требуется решить задачу регрессии, которая подразумевает прогнозирование ряда данных по входному ряду. Значительную часть работы занимает сбор и подготовка входных данных, а затем выбор оптимального алгоритма для восстановления кривых на данном месторождении.

В качестве входных данных был предоставлен проект рассматриваемого месторождения в Petrel. Проект включал в себя приблизительно 300 скважин с индивидуальным набором каротажных кривых и глубинный сейсмический куб. Для тренировки алгоритма машинного обучения было отобрано 70 скважин. Для каждой отобранной скважины была извлечена соответствующая сейсмическая трасса. В ходе прогнозирования рассматривался 35 метров интервал продуктивной части. Модели были созданы для алгоритмов: полиномиальная регрессия, XGBoost и простейшая нейронная сеть, результаты которых сравнивались. Модель XGBoost была рекомендована для данного месторождения для восстановления кривых акустического и плотностного каротажей, а затем и распределение пористости.

1. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О МЕСТОРОЖДЕНИИ

Ваделыпское месторождение в административном отношении находится на территории Нефтеюганского района Ханты–Мансийского автономного округа Тюменской области в 140 км к юго–востоку от г. Ханты–Мансийска. Ближайший крупный населенный пункт – поселок Салым.

В нефтегеологическом отношении участок работ расположен в Салымском нефтегазоносном районе Среднеобской нефтегазоносной области. На юго–востоке района проходит железная дорога Тюмень – Уренгой и автотрасса Тюмень – Сургут. В районе работ широко развита система магистральных нефтепроводов, и линий электропередач. В 24–х километрах южнее лицензионного участка расположена НПС «Муген».

Лицензией на данное месторождение обладает компания «Салым Петролеум Девелопмент Н.В.» (лицензия ХМН № 10694 НЭ от 14.09.1998 г. сроком до 31.12.2036 г.). Целевое назначение лицензии – добыча нефти и газа в пределах Ваделыпского лицензионного участка (Рисунок 1.1).

Район лицензионного участка представляет собой слаборасчлененную озерно–аллювиальную равнину. Основными элементами рельефа являются плоские, широкие долины. Абсолютные отметки дневной поверхности составляют 50 – 90 м. Пониженные участки поверхности покрыты болотами. Гидрографическая сеть представлена рекой Большой Салым (левый приток р.Обь) и большим количеством озер. Почвы здесь, в основном, суглинистые и глинистые, встречаются песчаные гривы ледникового происхождения.

Около половины территории района покрыто торфом, слои которого достигают 15 см. Большая часть рассматриваемой территории занята лесами. Растительный мир района отличается разнообразием. Преобладают хвойные и смешанные леса, в которых растительность представлена кедром, сосной, елью, пихтой, березой, осиной. Широко развит ягодный кустарник. Население, в основном, русскоязычное, численность коренных народностей (ханты) очень мала [1].

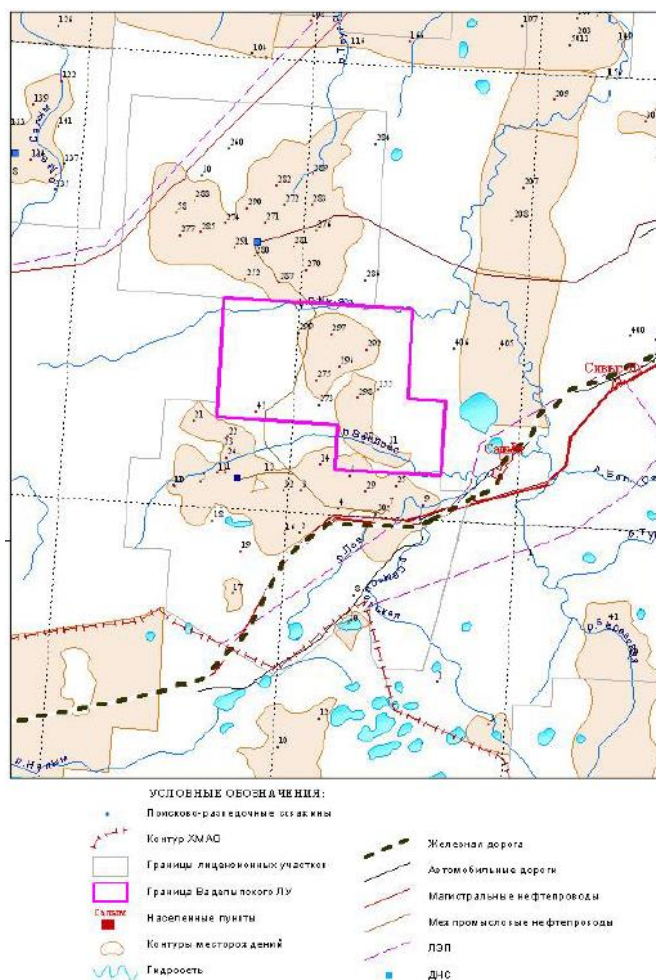


Рисунок 1.1 – Обзорная карта лицензионного участка

Основной вид хозяйственной деятельности – охотничий и рыбный промысел, выпас скота, оленеводство, земледелие, заготовка леса, сена, грибов, ягод, кедровый промысел и т.д.

В качестве источников постоянного водоснабжения промысловых объектов могут быть использованы подземные воды атлымского водоносного горизонта, обладающего значительной водообильностью. Широко развита система магистральных нефтепроводов. На юго–востоке рассматриваемого района проходит железная дорога Тюмень – Уренгой и автотрасса Тюмень – Сургут. Добыча нефти в настоящее время осуществляется из пластов AC_{10} , AC_{11}^1 , AC_{11}^2 , AC_{11}^{3-1} . В целом по месторождению с начала разработки по 01.01.2017 г. накопленная добыча нефти составила 5958 тыс. т, растворенного газа – 183 млн. m^3 [1].

3. ОБЗОР ЛИТЕРАТУРЫ

С начала настоящего столетия использование искусственного интеллекта и алгоритмов машинного обучения является неотъемлемой частью в разнообразных направлениях производственной деятельности. Нефтегазовая индустрия не является исключением, в ней также активно применяется искусственный интеллект. Машинное обучение является современным инструментом для решения повседневных задач. Алгоритмы позволяют выполнять рутинную работу значительно быстрее, чем, если бы ее выполнял один человек или группа людей. Также увеличивается точность результатов, принимаются во внимания специфические детали незаметные для обычного человека.

Существует огромное количество статей посвящённых применению алгоритмов машинного обучения в нефтегазовой отрасли. К примеру, Маньяр описывает в своей работе как алгоритмы могут применяться в нефтепромысловой геологии для распознавания наличия дизъюнктивных нарушений [2]. Еще одним примером является статья Поллока, в которой продемонстрировано усовершенствование качества наклонно–направленного бурения путем контролирования скорости проходки при бурении алгоритмом машинного обучения [3].

Согласно работам Шолле, основная идея работы алгоритмов машинного обучения заключается в использовании входных данных и предоставлении соответствующих ответов к ним. Модель с набором правил является классическим выходным результатом работы машинного обучения. Полученные правила могут применяться на новых данных для получения оригинального решения. Модель тренируется путем поиска статистической структуры между входными данными и ответами к ним. Таким образом, машинное обучение близко связано с математической статистикой, но проводя сравнение со статистикой, алгоритмы машинного обучения работает с огромным объемом данных (к примеру, сотни тысяч точек),

величина которого может стать серьезной трудностью для традиционных методов статистики. В итоге, алгоритмы обучения, в особенности глубокого, не обладают мощной математической платформой и основаны на инженерных решениях [4].

С точки зрения Рашка, алгоритмы машинного обучения традиционно можно разделить на три больших группы: обучение с учителем, обучение без учителя и обучение с подкреплением. Первая группа подразумевает, что весь набор данных является маркированным и каждая точка имеет свое собственное решение. Обучение без учителя подразумевает, что для входных данных ответ неизвестен и модель должна его определить сама. Обучение с подкреплением является примером взаимодействия модели с окружающей средой. В результате которого протекает обучение модели. Согласно цели данной диссертации данный проект напрямую связан с машинным обучением с учителем, в течение которого требуется провести сейсмическую инверсию путем трансформации сейсмической трасы в акустические и плотностные каротажи [5].

Дополнительно Рашка упоминает о том, что задачи, которые способны решать алгоритмы, подходящие для обучения с учителем, подразделяются на две важные смысловые группы: задачи регрессии и классификации. С точки зрения машинного обучения классификация подразумевает разбиение данных по классам на основе подаваемых данных в модель. Задача регрессии подразумевает прогнозирование непрерывной функции при помощи тренированной модели. В ходе выполнения представляемой работы требуется решить задачу регрессии, тем самым установить взаимосвязь между значениями сейсмического импульса и акустическим, плотностным каротажом. [5]

Также согласно работам Мюллера, для создания и применения алгоритмов машинного обучения требуется выбор подходящего языка программирования. Язык программирования “Python” в настоящее время является наиболее популярным и распространенным. Главным достоинством

данного языка является возможность работать с программным кодом напрямую. Также программирование на данном языке позволяет использовать огромное количество дополнительных библиотек, таких как: NumPy – вычислительные операции для переменных массива, scikit-learn – включает в себя базовые алгоритмы машинного обучения, lasio – применяется для чтения и работы с файлами расширения “las”, pandas – работа с таблицами для предобработки и анализа данных, а также многие другие [6].

Настоящая диссертация связана с сейсмической инверсией, которая с точки зрения машинного обучения может быть интерпретирована как задача регрессии. Первые работы, связанные с решением данной задачи наблюдаются в 2009 году. Одним из авторов данной работы является Приезжев, в ходе которой рассматриваются линейные и нелинейные операторы сейсмической инверсии, и проводится их совместное сравнение (Рисунок 3.1).

Нелинейный оператор, более широко известен как алгоритм генетической инверсии, позволяет получить лучшую подгонку данных к настоящей каротажной кривой. По детальному описанию авторов данной статьи, можно прийти к заключению, что алгоритм генетической инверсии имеет в своем составе традиционный метод инверсии, основанный на использовании формы сейсмического импульса, а также алгоритм, относящийся к глубокому обучению – нейронную сеть [7]. Важно отметить, что описанный автором алгоритм в настоящее время реализован в популярном программном продукте. Несмотря на необходимость в знании формы импульса, которая может быть крайне изменчивой по разрезу, алгоритм генетической инверсии демонстрирует достаточно неплохие результаты.

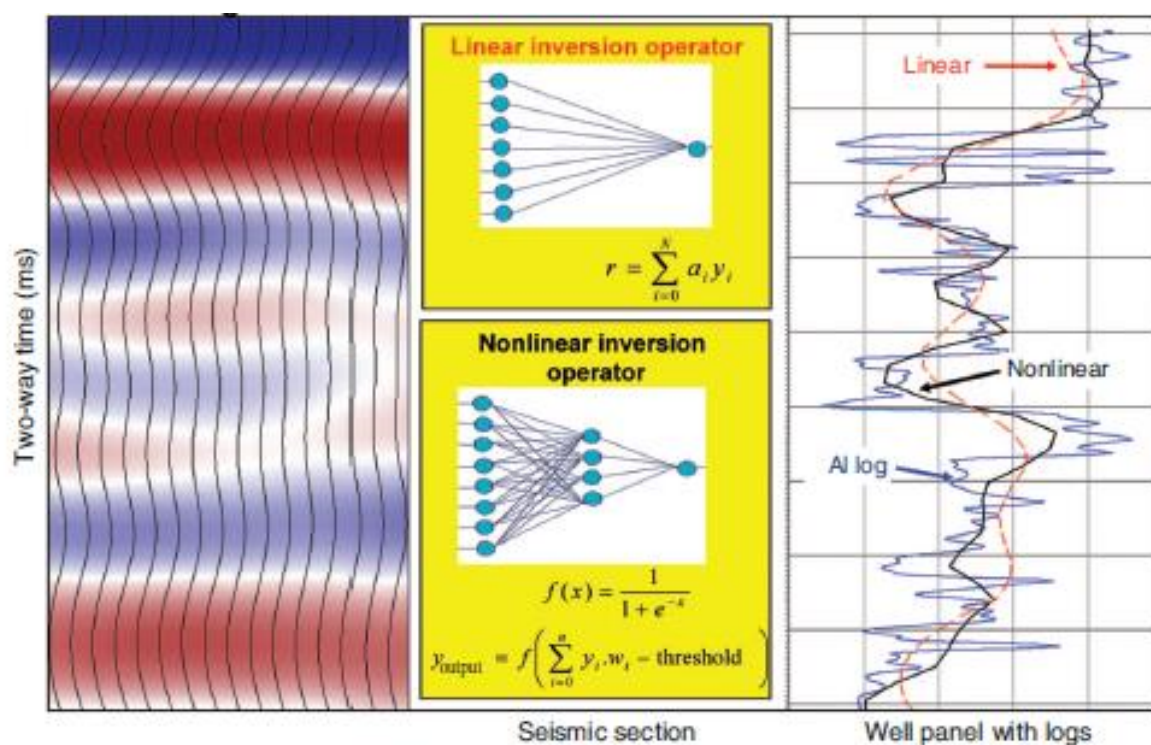


Рисунок 3.1 - Сравнение линейного и нелинейного оператора сейсмической инверсии

Продолжение указанной выше работы встречается в 2018 году, где Приезжев не только нелинейный оператор генетической инверсии был использован для сейсмической инверсии, но и дополнительно алгоритмы машинного обучения. В данной статье, помимо используемого ранее алгоритма, представлены такие методы как условное математическое ожидание, линейная регрессия и регрессия, основанная на случайном лесе. В данной статье стояла цель создания прогноза распределения акустического импеданса, основываясь на данных сейсмического импульса. Все использованные методы продемонстрировали приемлемые результаты, полагаясь на данную статью можно сделать вывод, что аналогичные подходы могут быть использованы для восстановления плотностного и акустического каротажей [8]. Согласно объяснению автора, подразумевает логичный вывод, что для тренировки и обучения модели использовались только две скважины (одна – тренировочная, вторая – для прогноза). Данный факт может быть связан с недостатком входных данных, что является ключевым условия для

применения алгоритмов машинного обучения. Сравнение результатов прогноза акустического импеданса для различных методов представлены на рисунке 3.2. Прогнозы представлены в следующем порядке: а – акустический импеданс, b – прогноз плотности по линейной регрессии, с – АСЕ регрессия, d – нейронная сеть, e – случайный лес.

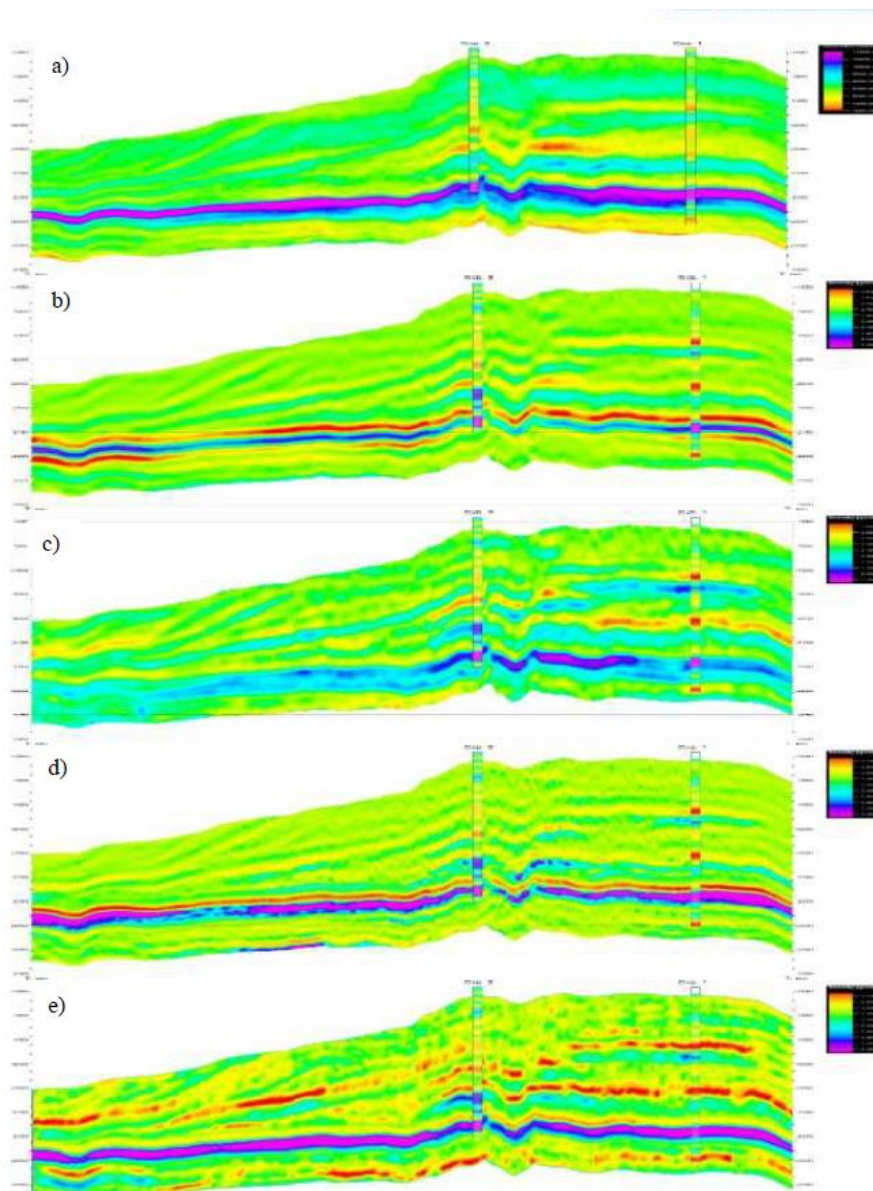


Рисунок 3.2 - Сравнение результатов прогноза акустического импеданса для алгоритмов машинного обучения и генетического алгоритма

В одной недавней статье, которая тесно связана с рассматриваемой работой, а именно, решение задачи регрессии алгоритмами машинного обучения, рассматривается прогнозирование синтетических каротажных

кривых при помощи другой кривой. Аккиннивэйк в деталях описывает весь процесс подготовки входных данных, шаги которого занимают значительное время. Необходимо подчеркнуть, что примерно 100 скважин использовались в качестве входных данных. Дополнительная и самая полезная идея данной работы заключается в сравнении точности работы большинства доступных алгоритмов машинного и глубокого обучения одинаковой метрикой. Автор делает заключение, что из всех используемых алгоритмов, таких как регрессия на случайном лесе, линейная регрессия, градиентный бустинг и нейронная сеть, алгоритм случайного леса имеет самые лучшие показатели метрики (Таблица 3.1). Также дополнительное заключение по данной статье может быть таким, что для усовершенствования работы нейронной сети требуется большее количество данных [9].

Таблица 3.1 - Сравнение метрик алгоритмов машинного и глубокого обучения для решения задачи регрессии

Алгоритм	СКО на тренировочных данных	СКО на тестовых данных
Линейная регрессия	0.392	0.395
Дерево решений	0.330	0.349
Градиентный бустинг	0.338	0.348
Случайный лес	0.22	0.330
Нейронная сеть	0.377	0.380

В еще одной современной работе проделанной Окуневым и Сухановым рассматривался прогноз гамма каротажа, потенциала собственной поляризации и плотностного каротажа из сейсмического импульса. Авторы фокусировались исключительно на алгоритмах глубокого обучения. Для решения задачи регрессии и достижения поставленной цели было построена сверточная нейронная сеть, которая как оказалось отлично подходит для решения проблем такого рода [10]. Спрогнозированные каротажы,

полученные сверточной нейронной сетью представлены на рисунке 3.3. Данный алгоритм позволил достигнуть значения коэффициента корреляции в некоторых случаях более 90%. Авторы обращают внимание, что для набора входных данных были использованы скважины четырех Западно-Сибирских нефтяных месторождений, общая выборка скважин составила приблизительно 400 штук.

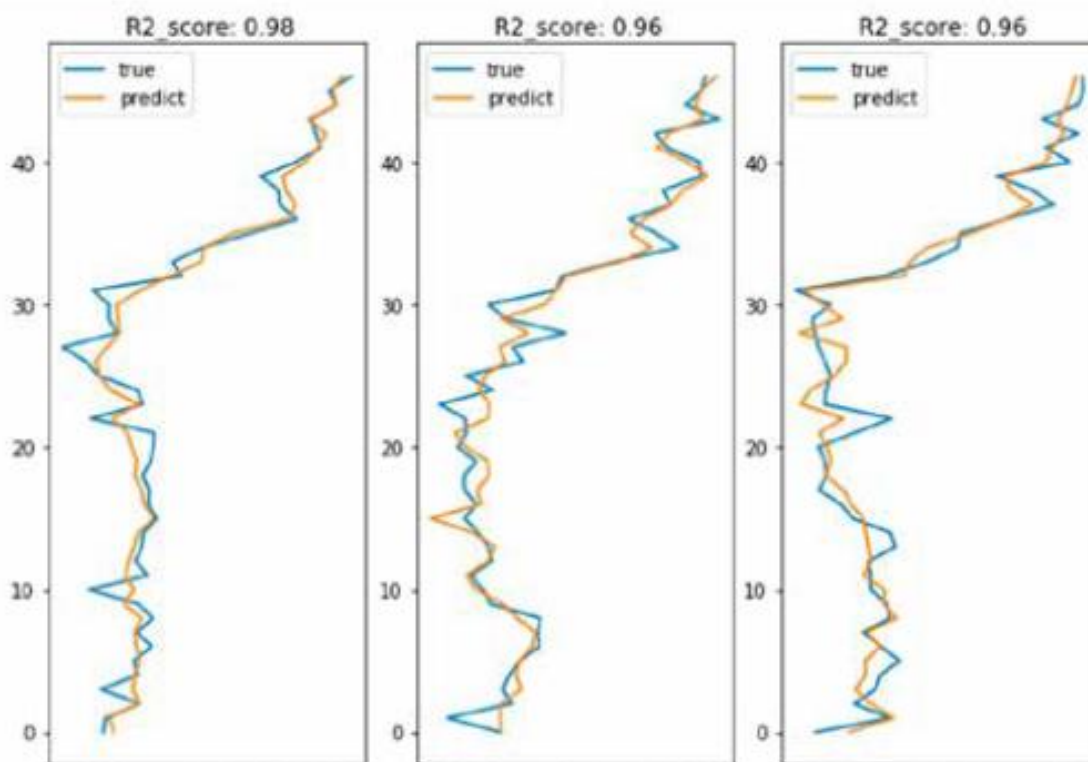


Рисунок 3.3 - Прогнозируемые сверточной нейронной сетью и реальные кривые гамма каротажа

Самая близкая статья из рассмотренных по смыслу – работа Альфараджи. В своей работе автор остановился на использовании алгоритмов глубокого обучения, а именно нейронной сети. Тип, сложность и конфигурация построенной сети не уточняется. Сейсмические трассы от времени двойного пробега, извлеченные из временного сейсмического куба были использованы для данной задачи. Количество входных данных не обсуждается, однако представляется качество прогнозирования не только тестируемой скважины, но и скважины на которой происходило обучение.

Полученные результаты приведены на Рисунке 3.4, где красная кривая – измеренная, а синяя – прогнозируемая. Визуально из оценочной скважины можно заметить, что модель способна предсказывать глобальный тренд поведения каротажной кривой, что считается достаточно успешным результатом. В ходе выполнения своей работы автор достиг коэффициента корреляции на оценочной скважине приблизительно 70% [11].

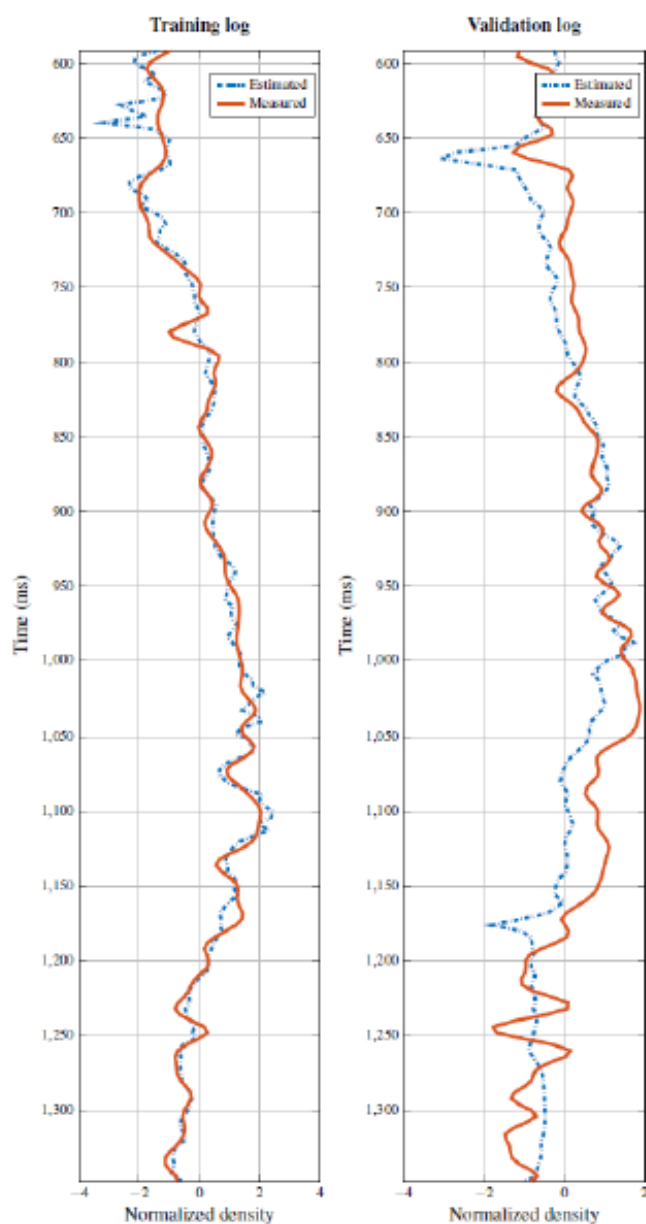


Рисунок 3.4 - Результаты тренировочной и оценочной скважины при прогнозировании сейсмики

Таким образом, в данной магистерской диссертации предлагается провести трансформацию глубинной сейсмической трассы в плотностной и акустический каротажи. Предварительно провести сбор и полную подготовку данных. Отличие между данной работой и выполненными ранее заключается в применяемых алгоритмах и входных данных используемых для сейсмической инверсии. Поэтому, ни форма сейсмического импульса, ни геологическая модель не будут использованы в качестве входных данных. Все полученные прогнозы каротажных кривых будут основаны только на данных сейсмической трассы, предварительно извлеченной из сейсмического куба.

4. ТРАДИЦИОННЫЕ МЕТОДЫ СЕЙСМИЧЕСКОЙ ИНВЕРСИИ

Сейсморазведка является одним из ключевых направлений в геофизике, предназначенном для выявления границ залегающих пластов и изучения упругих свойств геологической среды. Инициации упругих волн при помощи источника, такого как вибрация или искусственный взрыв, является основой сейсморазведочных работ. В ходе инициации от источника требуется создание избыточного давления в геологической среде, вызывающего периодические колебания геологического тела, распространяющиеся вглубь по разрезу при помощи упругих волн. Во время прохождения через последовательность пород, а также через границы разных поверхностей, упругие волны меняют свою амплитуду, направление и образуют новые волны. Для регистрации колебаний геологической среды используются приемники, располагающиеся на поверхности. Принцип расставления приемников – расположение на пути распространения волны и дальнейшее преобразование колебаний в электрический импульс. Таким образом, на месте расположения каждого приемника записывается сейсмическая трасса, которые в дальнейшем собираются и конвертируются в сейсмограмму, разрез или трехмерный куб [12].

Основным параметром волны является скорость, которая в первую очередь определяется литологией пород, сцементированностью и наличием трещин. Также скорость является одной из составляющей акустического импеданса, второй составляющей является плотность. Формула для расчета импеданса приведена ниже.

$$Z = v * \rho,$$

Z – Акустический импеданс, кг/(с*м²),

V – Скорость распространения волны, м/с,

ρ – Плотность породы, кг/м³.

Следовательно, основным применением сейсмической разведки является установление связи между сейсмическим импульсом и акустическим

импедансом пород геологической среды. Данная процедура известна как сейсмическая инверсия, которая позволяет трансформировать акустические и упругие свойства геологической среды, такие как плотность и скорость из сейсмических данных (Рисунок 4.1). Инверсия рассматривается как обратная проблема сейсморазведки, в ходе которой применяются разного рода операции к записанным сейсмическим данным, которые приводят к получению модели геологической среды. При проведении корректной инверсии, полученная модель будет достаточно точно напоминать реальную геологическую среду.

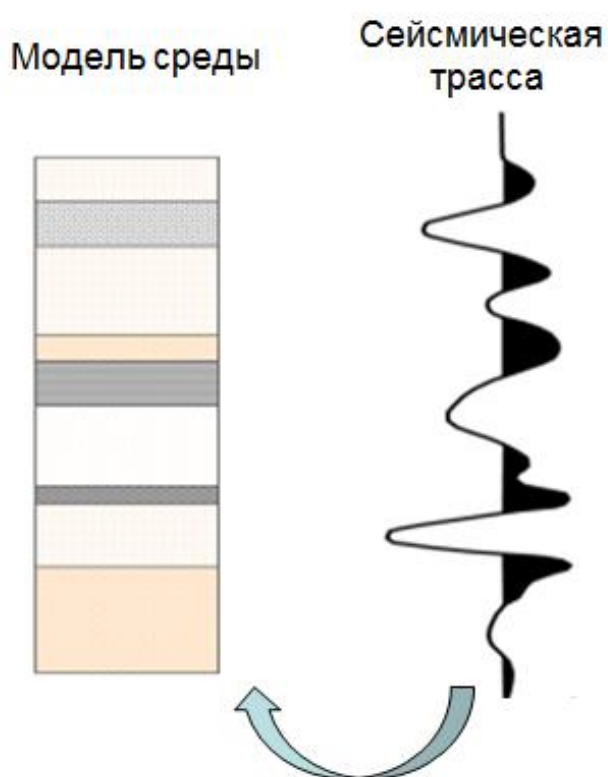


Рисунок 4.1 - Трансформация сейсмических данных в акустические и упругие свойства среды

В данной работе термин сейсмическая инверсия подразумевает трансформацию записанной сейсмической трассы в точку положения скважины в плотностной и акустический каротажи. Таким образом, предлагается провести инверсия без использования формы сейсмического

импульса, то есть только при помощи каротажей ГИС и сейсмических данных.

Обратная сейсмическая задача традиционно решается такими подходами как детерминистическая и стохастическая инверсии. Основная идея данных методов рассматривается ниже.

Детерминистический метод подразумевает минимальное количество используемой априорной информации и основан на традиционной сверточной модели. Для реализации данного подхода требуется знание формы сейсмического импульса. Однако до сегодняшнего дня точное определение формы и спектра является практически нерешаемой задачей. Поэтому каждый раз интерпретатор должен обращать внимание на то, что форма и спектр меняется от скважины к скважине. Также обязательно должно выполняться условие нормального падения сейсмической волны на границу.

Геостатический метод может быть охарактеризован как комбинация геологического моделирования и прямой задачи сейсморазведки, в ходе которой, основываясь на скважинные данные и вариограммы, которые отвечают за пространственное распределение свойств геологической среды, генерируется огромное число реализаций модели акустического импеданса. Наиболее вероятные реализации отбираются и в дальнейшем усредняются для получения окончательного результата. Значительным недостатком рассмотренного подхода является необходимость в наличии достаточно точной геологической модели и репрезентативных скважинных данных.

5. СПЕЦИАЛЬНАЯ ЧАСТЬ

5.1 Сравнение алгоритмов машинного обучения

Согласно литературному обзору, цель данной магистерской диссертации с точки зрения машинного обучения относится к группе алгоритмов обучения с учителем. Это означает, что на вход в модель должны поступать маркированные данные, где каждая точка имеет свой собственный ответ. Таким образом, в рамках данной работы в модель должны подаваться сейсмическая трасса, акустический и плотностной каротажи, где акустический и плотностной каротажи являются ответами на сейсмическую трассу. То есть обученная модель должна читать сейсмическую трассу и выдавать акустический и плотностной каротаж на выходе. Прогнозирование каротажей с точки зрения машинного обучения может быть распознано как задача регрессии. Задача регрессии является одной из распространенных в рамках группы алгоритмов обучения с учителем, которая традиционно решается такими алгоритмами как линейная, полиномиальная регрессии, дерево решений, регрессия случайного леса, градиентный бустинг и XGBoost. Еще один дополнительный способ решения задачи регрессии – применение алгоритмов глубокого обучения, в частности нейронной сети. Краткое описание и ключевая идея работы каждого алгоритма будет описана далее.

Линейная регрессия, как правило, упоминается одной из первых, когда заходить речь о задачах регрессии. Данный алгоритм является одним из самых простых, поэтому обычно используется для тривиальных задач или для сравнения. Решение созданное моделью представляет собой обычное линейное уравнение. Линейная регрессия доступна на языке программирования “Python” в библиотеке scikit-learn. Учитывая всю сложность геологического строения рассматриваемого месторождения, был сделан вывод, что данный алгоритм не подходит для решения поставленной

задачи в виду своей простоты. С одной стороны огромное преимущество данного алгоритма в простоте реализации и незатратности во времени. С другой стороны значительный минус данного алгоритма в том, что только задачи с линейной связью могут быть решены.

Следующий немного усложненный алгоритм – полиномиальная регрессия. Данный алгоритм позволяет устанавливать нелинейные – степенные связи между параметрами. Решением созданной модели алгоритма машинного обучения является степенное уравнение, степень которого может варьироваться от 2 до бесконечности. Данный алгоритм способен решать более сложные задачи по сравнению с линейно регрессий. Поэтому используется гораздо чаще и будет рассматриваться в данной работе как пример. Полиномиальная регрессия может подойти для поставленной задачи, ее эффективность будет проверена в ходе работы.

Структура деревьев решений можно представить как набор “веток” и “листьев”. “Ветки” деревьев решений служат для записи атрибутов, от которых зависит целевая функция. “Листья” используются для записи значений целевой функции, также требуются другие узлы для атрибутов, чтобы находить различие между кейсами. Чтобы классифицировать новый кейс, необходимо спуститься вниз по дереву и обеспечить подходящим значением.



Рисунок 5.1 - Дерево решений

Каждый “лист” отражает значение целевой функции измененное в течение перемещения от корня дерева к его листьям. Каждый внутренний узел соответствует каждой входной переменной. Таким образом, принцип работы дерева решений можно представить как совокупность последовательно решаемых правил (Рисунок 5.1).

Также дерево может воспринимать путем разделения набора входных данных на поднаборы, основанные на тестировании атрибутивных значений. Данный процесс должен повторяться на каждом получаемом значении подгруппы. Процедура прекращается в тот момент, когда значение в узле совпадает со значением целевой функции. Основное преимущество алгоритма дерева решений – отсутствие необходимости в предобработке входных данных. Однако, деревья решений склонны к переобучению из-за сложности создаваемой структуры.

Алгоритм случайного леса отвечает основному ансамблевому принципу, который подразумевает использование нескольких упрощенных алгоритмов для создания одного усовершенствованного. Таким образом, регрессионный алгоритм случайного леса объединяет в себе любое количество деревьев решений и, соответственно, работает по тому же принципу что и обыкновенное дерево решений. Параметр, отвечающий за число деревьев решений в алгоритме случайного леса известен как *number of estimators*. Деревья вычисляют решения независимо друг от друга. Для окончательного ответа решение каждого дерева усредняется, что позволяет минимизировать вероятность выброса полученного от единственного дерева. Поэтому, алгоритм случайного леса является усовершенствованным алгоритмом дерева решений, который обеспечивает более стабильные результаты.

Алгоритм градиентный бустинг способен решать проблемы регрессии путем создания ансамбля из слабых деревьев решений. Обучение ансамбля проводится последовательно. На первой итерации создаются деревья решений с ограниченным числом узлов, затем вычисляется разница между

значением прогнозируемым деревом и интересующим значением на текущем шаге. На основе рассчитанной разницы создается следующая итерация. Процедура добавления новых деревьев в ансамбль продолжается до тех пор, пока результаты не прекратят улучшаться. Таким образом, на каждом новом шагу пытаются исправить ошибку предыдущего шага (Рисунок 5.2). Градиентный бустинг имеет множество реализаций, самый популярный из них является XGBoost. Данная реализация будет рассмотрена в этой работе.

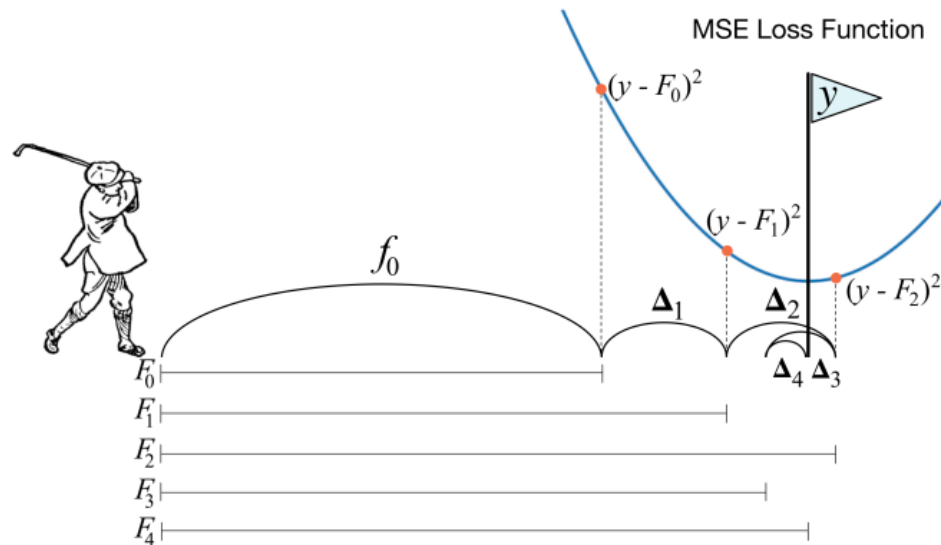


Рисунок 5.2 - Градиентный бустинг - уменьшение ошибки шага на основе предыдущего

Нейронные сети относятся к алгоритмам глубокого обучения. Глубокое обучение является огромным разделом машинного обучения и имеет огромное количество своих особенностей. Глубокое обучение является относительно новым подходом к решению регрессионных задач, который сфокусирован на изучении последовательности наложенных друг на друга слоев. Слоем называется часть модели нейронной сети, количество слоев отвечает за глубину модели. Чем больше слоев тем глубже считается обучение. В общем случае нейронная сеть состоит из трех определяющих слоев: входной слой, скрытый слой (число которых может быть неограниченным и напрямую связано с глубиной модели) и выходной слой (Рисунок 5.3).

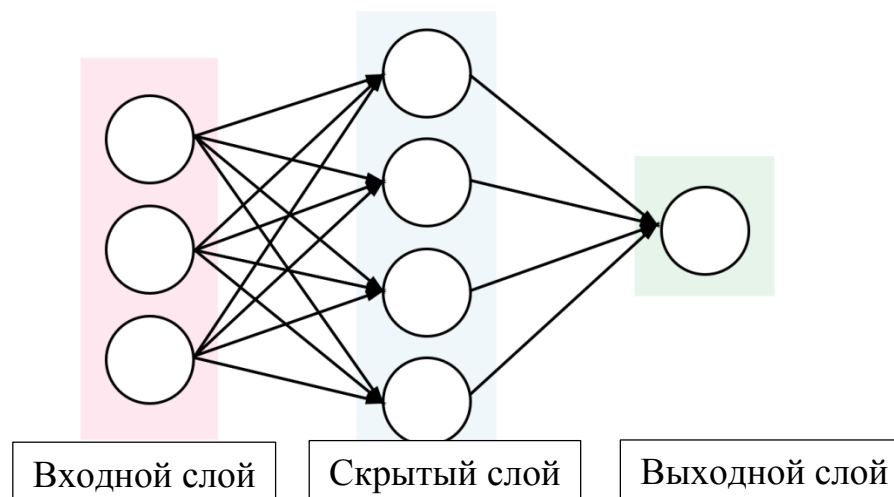


Рисунок 5.3 - Типичная нейронная сеть

Нейронные сети могут рассматриваться как многостадийная операция фильтрации данных, в течение которой данные проходят через последовательность фильтров и выходят в подготовленном виде. С технической точки зрения, глубокое обучение является многостадийным подходом к получению данных. Принцип работы нейронной сети заключается в распределении весов для трансформации входных данных. Затем функция потерь должна оценить ошибку между прогнозируемым значением и истинным. Если результаты пессимистичны, модель должна подкорректировать веса и процесс повторяется.

5.1 Описание рабочего процесса

Порядок действий рабочего процесса, использованного в данной работе, состоял из пяти основных шагов (Рисунок 5.4):

1. Сбор данных
2. Анализ и предобработка данных
3. Выбор алгоритма машинного обучения и построение модели
4. Адаптация модели
5. Использование модели для прогнозирования и оценка результатов прогноза

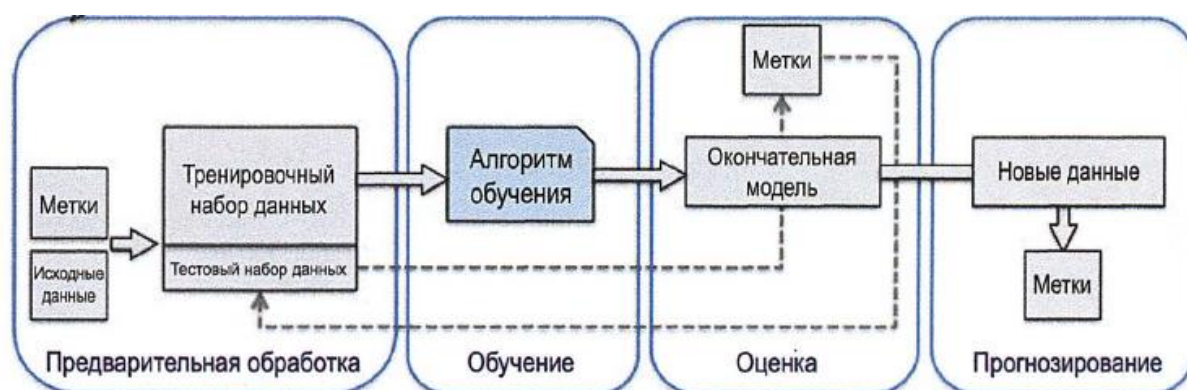


Рисунок 5.4 - Порядок действий рабочего процесса

Подробное описание каждого шага приводится ниже.

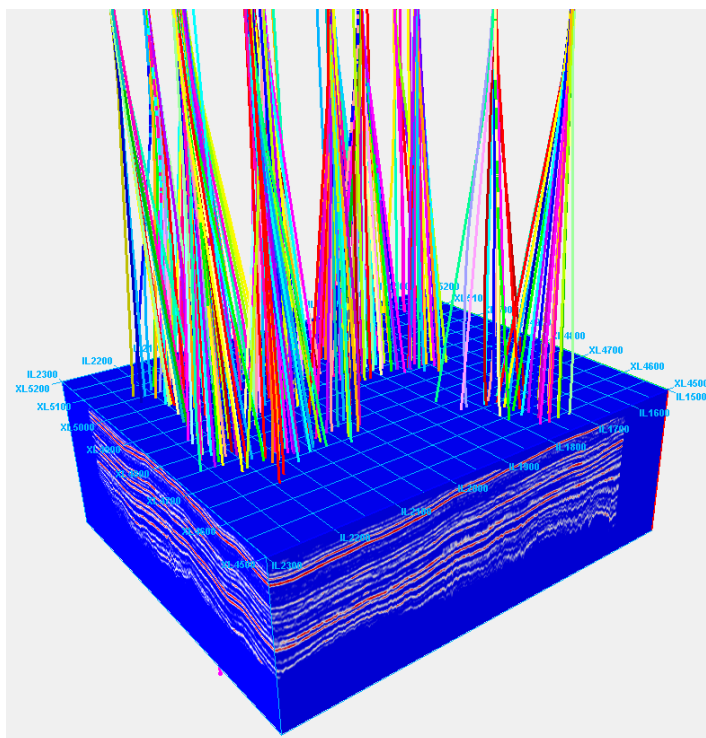
5.1.1 Сбор данных

Работа на данном шаге началась с анализа входных данных. В качестве входных данных был предоставлен проект в программном обеспечении Petrel, который включал в себя более чем 300 скважин с набором каротажных диаграмм соответственно для каждой скважины, глубинный сейсмический куб с набором продольных и поперечных профилей, а также поверхности кровли и подошвы всех пластов коллекторов (Рисунок 5.5). Данная часть работы была одной из самых продолжительных по времени.

Прежде всего, работа на данном шаге началась с выбора скважин из всего набора предоставленных скважин подходящих и удовлетворяющих для достижения цели поставленной задачи. Первым критерием отбора подходящей скважины было наличие плотностных и акустических каротажей в имеющемся наборе каротажных кривых, т.к. данные кривые будут необходимы для тренировки и оценивания модели созданной на основе алгоритма машинного обучения. Еще один важный критерий – выбранные скважины с подходящими каротажными кривыми должны иметь вертикальную траекторию после вскрытия кровли верхнего пласта (AC_{10}). Данный критерий является необходимым, потому что сейсмические трассы записываются в вертикальной плоскости и чтобы обеспечить корректное сопоставления кривых, скважины должны также быть вертикальными. Вертикальными

считались те скважины, которые имели отклонение от вертикали меньше чем 15° , угол отклонения контролировался при помощи данных инклинометрии, которые также были в наборе предоставленных каротажей. Таким образом, в течение данного шага было отобрано 70 скважин полностью удовлетворяющая описанным критериям выше.

Следующий этап сбора данных заключался в извлечении сейсмической трассы вдоль траектории каждой выбранной скважины из глубинного сейсмического куба после вскрытия кровли верхнего продуктивного пласта. Перед началом извлечения сейсмических трасс, значения сейсмического куба предварительно были нормализованы при помощи стандартного отклонения и среднего значения таким образом, чтобы значения амплитуды сейсмического куба находились в интервале от -1 до 1. Затем координаты x и y точки пересечения ствола скважины и кровли верхнего продуктивного пласта были сняты для каждой скважины. Далее данные координаты были использованы для извлечения сейсмических трасс вдоль каждой скважины при помощи встроенного калькулятора в Petrel. Сбор данных был закончен экспортированием полученных значений для глубинной сейсмической трассы, плотностного и акустического каротажей в один файл расширения “las”.



5.1.2 Анализ и предобработка данных

Этап предобработки данных начался с агрегирования данных, под которым подразумевается чтение всех файлов расширения “las” и создание одной общей таблицы. Данный этап был решен по средствам языка программирования python, используя библиотеки lasio и pandas. Чтение всех файлов las из папки было выполнено при помощи цикла “for and in”, а объединения прочтенных файлов в одну таблицу при помощи команды “concat”. Далее из всего интервала записи сейсмической трассы, плотностных и акустических каротажных диаграмм была выбрана и обрезана только продуктивная часть пласта. Для обрезки использовалась библиотека lasio и команда “drop”. Длина обрезаемого интервала выбиралась как минимально вскрытая продуктивная мощность из списка отобранных скважин, которая составила 35 метров. Таким образом, был обеспечен одинаковый по длине рассматриваемый интервал для сейсмической трассы и плотностного, акустического каротажей, который включал в себя набор с одинаковым количеством точек для каждой кривой.

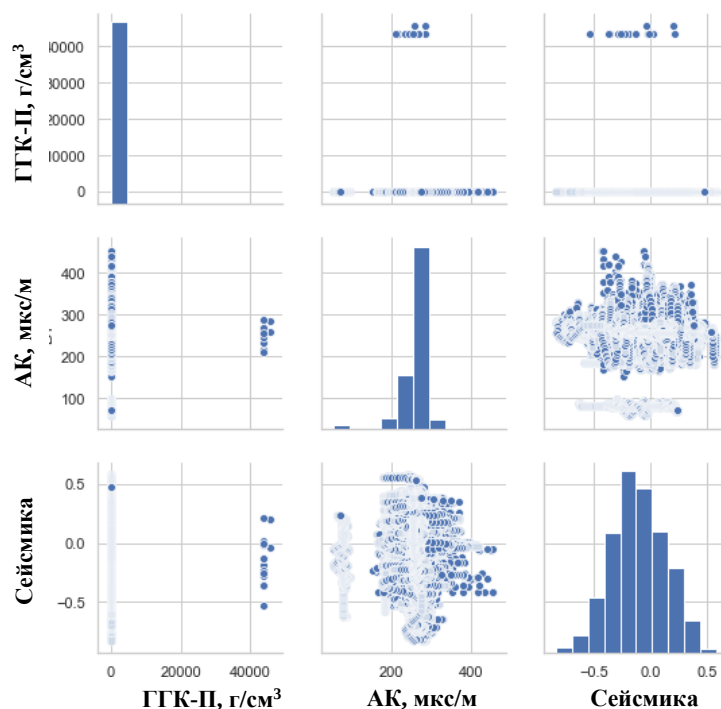


Рисунок 5.6 - Распределение данных до предобработки

После обрезки интервала нужной длины и агрегации данных, ключевое условие предобработки данных перед началом построения алгоритмов машинного обучения было выполнено. В данном случае ключевым условием является факт обеспечения нормального распределения данных. Соответственно, гистограмма при помощи языка программирования python и библиотеки seaborn для каждого параметра была построена и проанализирована. Распределение данных сейсмического, акустического и плотностного каротажа до предобработки представлено выше (Рисунок 5.6).

Из построенных гистограмм можно сделать вывод, что акустические и плотностные каротажы имеют выбросы, которые должны быть удалены для обеспечения адекватной работы модели. Таким образом, при помощи языка программирования python, библиотеки pandas и команды “drop” были удалены точки выбросов. После этого данные были приведены к нормальному распределению. Также дополнительно были удалены повторяющиеся и некорректные значения. Распределение данных после предобработки представлено ниже (Рисунок 5.7).

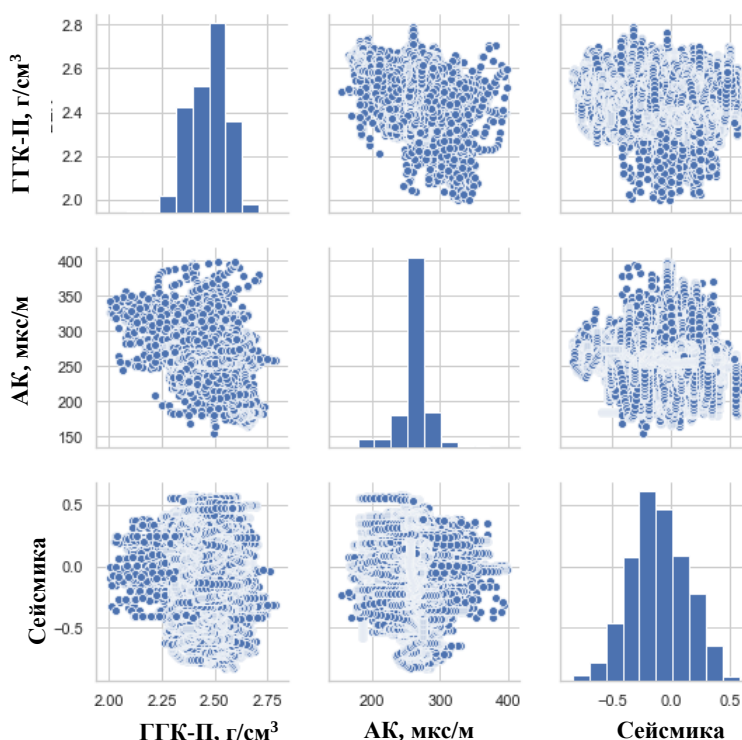


Рисунок 5.7 - Распределение данных после предобработки

Основные статистические параметры распределения данных, такие как среднее значение и стандартное отклонение для сейсмической трассы и плотностного, акустического каротажей после предобработки приведены в таблице 5.1 ниже.

Таблица 5.1 - Основные статистические параметры распределения данных

	Сейсмическая трасса	Плотностной каротаж, г/см ³	Акустический каротаж. мкс/м
Среднее	0.1	2.47	261.80
Стандартное отклонение	0.24	0.09	21.80

Перед началом построения модели еще один достаточно важный шаг в предварительной подготовке данных был проведен. Принимая во внимание тот факт, что сейсмическая запись имеет значительно ниже разрешающую способность, чем плотностной и акустической каротажи, можно сделать вывод, что сейсмическая трасса является нечувствительной к неоднородностям геологической среды. Следовательно, чтобы улучшить качество прогнозируемых данных, предлагается провести предварительное сглаживание каротажных кривых. Сглаживание позволит затушевать пилообразное поведение каротажных кривых. Таким образом, сглаживание было реализовано в программном коде языка Python при помощи команды “roll window”.

5.1.3 Выбор алгоритма и построение модели

Согласно литературному обзору и существующему списку алгоритмов для решения задачи регрессии, были выбраны следующие алгоритмы для построения модели: полиномиальная регрессия, XGBoost как алгоритмы машинного обучения и простейшая нейронная сеть как алгоритм глубокого обучения. Полиномиальная регрессия и XGBoost были выбраны для данной работы как ранее не использовавшиеся алгоритмы в подобных задачах.

Нейронная сеть была выбрана как наиболее распространенный алгоритм для решения задач такого рода, а также для сравнения точности прогнозирования с описанными выше алгоритмами.

Принимая во внимание тот факт, что сейсмические данные имеют достаточно слабую корреляцию с плотностным и акустическим каротажом, что может быть связано с высокой неоднородностью коллектора, было решено использовать для тренировки и тестирования соседние скважины. Процедура подбора соседних скважин была реализована в программном коде, таким образом, что скважины считались соседними, если коэффициент корреляции между сейсмическими трассами составлял более 75%. Высокий коэффициент корреляции по сейсмическим трассам свидетельствует о том, что поведение трасс является очень близким, что характерно для скважин находящихся рядом, то есть вскрывающих одни и те же отражающие горизонты.

Один из ключевых моментов в ходе построения и тренировки модели – исключение процесса переобучения модели. Переобучением считается случай, когда тренировочные и тестовые данные модели полностью или частично совпадают. Таким образом, модель прекрасно запоминает эти данные и не способна прогнозировать новые данные, которые прежде никогда не видела. Для того, чтобы избежать данной ошибки использовалась технология перекрестной проверки. Принцип работы технологии представлен на рисунке 5.8, где Test – тестовый набор, train – тренировочный, estimation – оценка тестового набора.

Estimation 1	Test	Train	Train	Train	Train
Estimation 2	Train	Test	Train	Train	Train
Estimation 3	Train	Train	Test	Train	Train
Estimation 4	Train	Train	Train	Test	Train
Estimation 5	Train	Train	Train	Train	Test

Рисунок 5.8 - Технология перекрестной проверки

Данная технология подразумевает деление всех входных данных на равные группы или папки, таким образом, что одна группа постоянно остается для тестирования, а остальные для обучения. То есть, оценка способности прогнозирования осуществляется на тестовой группе, которая не использовалась в модели для обучения.

5.1.4 Адаптация модели

Для обеспечения оптимальной работы модели требуется провести подгонку гиперпараметров модели. Гиперпараметры или более известны как параметры модели, значения которых отражают сложность, глубинность и поведение модели. У каждого типа алгоритма имеются свои гиперпараметры. Число параметров определяет сложность модели. Например, модель полиномиальной регрессии имеет в своем распоряжении только один параметр – степень полинома, которым считается наивысшая степень переменных параметров. Модель XGBoost является более сложной и имеет 3 параметра: число деревьев, скорость обучения и глубина алгоритма. Число деревьев определяет количество деревьев решений используемых в алгоритме. Параметр скорости обучения ответственен за распределение весов для каждого дерева решений, весами называют коэффициенты, то есть если дерево должно нести большой вклад в окончательный ответ – коэффициент будет близко к единице, если маленький – стремится к нулю. Параметр глубины модели отвечает за уровень детальности изучения взаимосвязи между значениями, чем глубже модель, тем сложнее зависимости модель запоминает между параметрами. Основные гиперпараметры нейронной сети: число скрытых слоев, их размер, скорость обучения и нейрон смещения. Нейрон смещения отвечает за смещение полученной функции в нужном направлении. Принцип назначения остальных параметров рассматривался ранее. Задание оптимальных гиперпараметров также позволяет избегать нежелательного переобучения.

Подгонка гиперпараметров модели XGBoost для прогнозирования плотностного каротажа представлено на рисунке 5.9. Из данного графика можно увидеть, как средняя абсолютная ошибка тестовой скважины зависит от числа деревьев. Можно сделать вывод, что с увеличением числа деревьев абсолютная ошибка модели снижается. Сначала снижение происходит значительное, затем постепенно замедляется и практически остается неизменным. Число деревьев, при котором величина средней абсолютной ошибки практически перестает уменьшаться считается оптимальным параметром. Следовательно, для данной конфигурации модели число деревьев равное приблизительно 320 является оптимальным параметром.

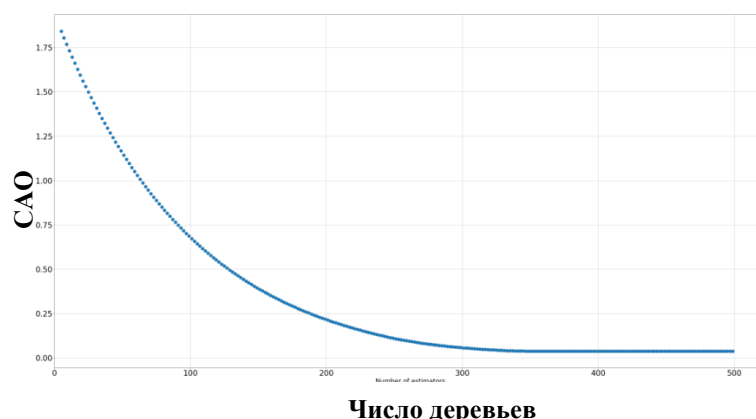


Рисунок 5.9 - Подгонка параметра - число деревьев

На рисунке 5.10 представлено изменение средней абсолютной ошибки для плотностного каротажа от изменения скорости обучения.

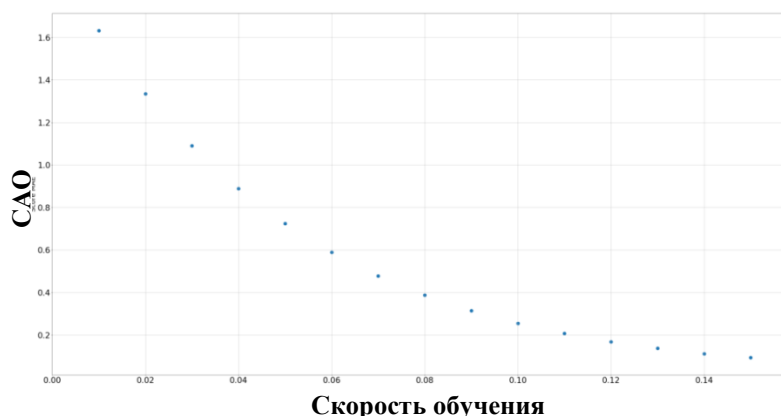


Рисунок 5.10 - Подгонка параметра - скорость обучения

Наблюдается похожая тенденция, что и при подгонке параметра число деревьев. Однако, в данном случае значение параметра приблизительно равное 0.1 принимается как оптимальное.

5.2 Анализ полученных результатов

5.2.1 Сравнение точности выбранных моделей

Как было сказано раньше, в данной работе модель была построена для трех различных алгоритмов регрессии. Изначально, алгоритмы были использованы для прогнозирования кривых плотностного и акустического каротажа на одних и тех же скважинах, чтобы оценить какой из алгоритмов лучше работает для данного месторождения. Для выбора наиболее подходящего алгоритма различные значения метрики и визуальное представление кривой анализировались.

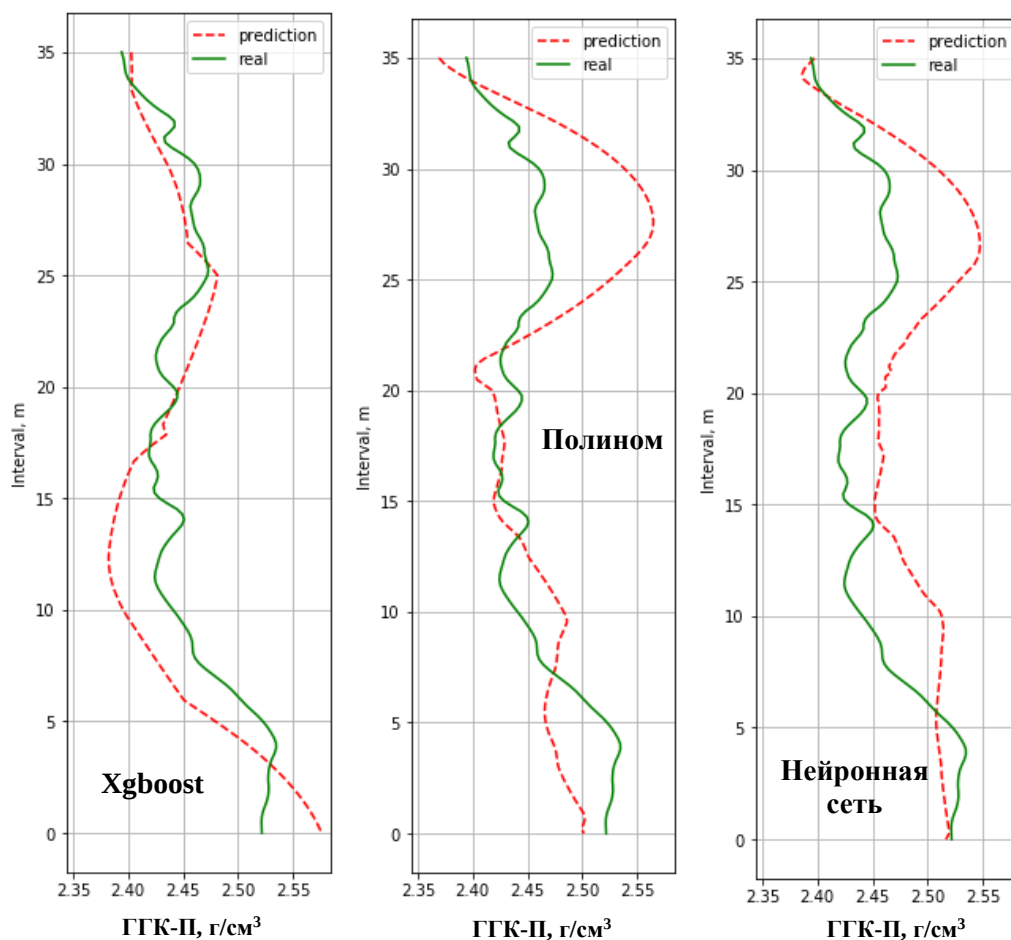


Рисунок 5.11 – Сравнение результатов прогноза плотностного каротажа

На рисунке 5.11 выше представлено сравнение алгоритмов для прогнозирования кривой плотностного каротажа для одной и той же скважины. Слева представлена модель XGBoost, по центру полиномиальная регрессия и справа простейшая нейронная сеть. Зеленая кривая – замеренная каротажная кривая, красная – спрогнозированная.

Можно сделать вывод, что алгоритмы способны прогнозировать общий тренд кривой плотностного каротажа, однако теряют локальные изменения кривой. Такое качество прогнозирования позволяет разделять коллектор на менее и более плотные слои. Таким образом, согласно визуальному анализу модель XGBoost демонстрирует лучшие результаты в прогнозировании по сравнению с остальными алгоритмами. Полиномиальная регрессия в свою очередь показывает худшие результаты. В таблице 5.2 ниже представлены величины метрики для рассмотренных алгоритмов.

Таблица 4.2- Значения метрики моделей для прогноза плотностного каротажа

	XGBoost	Полиномиальная регрессия	Нейронная сеть
СКО, (г/см³)²	0.001	0.0022	0.002
САО, г/см³	0.026	0.037	0.037
R², %	64	30	45

Среднее квадратичное отклонение (СКО), коэффициент корреляции (R²) и среднее абсолютное отклонение (САО) были выбраны как основные параметры метрики для данной регрессионной задачи.

Далее данные алгоритмы сравнивались в прогнозировании акустического каротажа для той же скважины. На рисунке 5.12 ниже представлены результаты прогнозирования для акустического каротажа, алгоритмы расставлены в том же порядке.

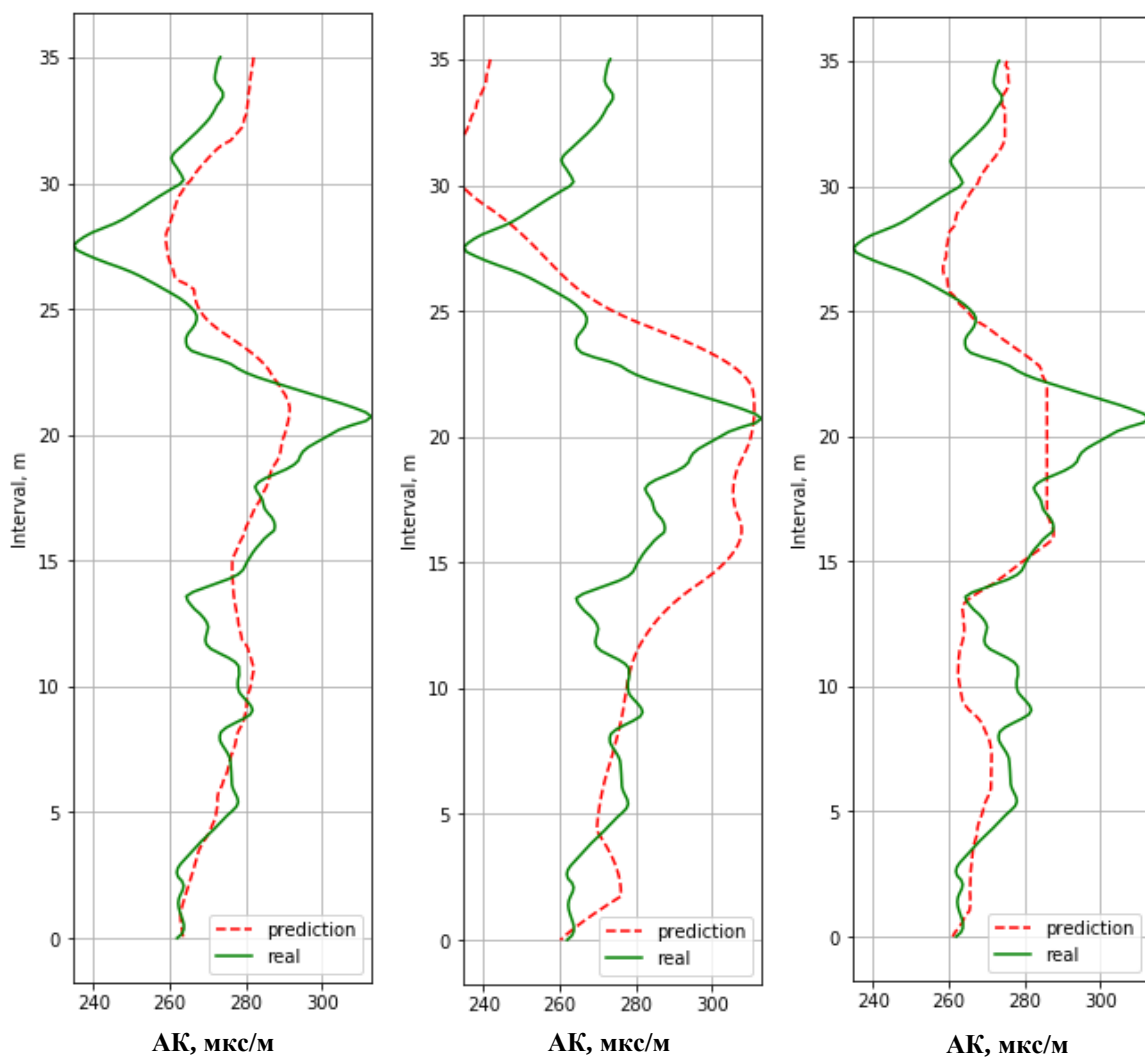


Рисунок 5.12 – Сравнение моделей при прогнозировании акустического каротажа

Анализируя представленные кривые, можно сделать вывод, что алгоритмы демонстрируют такую же тенденцию к прогнозированию только глобального тренда поведения измеренной каротажной кривой. Данный факт может быть связан с разной разрешающей способностью сеймики и каротажей, что приводит к потере прогноза локальных изменений кривой. Также как и в предыдущем сравнении XGBoost демонстрирует визуально лучшие результаты из представленной выборки. Полиномиальная регрессия также показала самые слабые результаты.

Таблица 5.3 - Значения метрики моделей для прогноза акустического каротажа

	XGBoost	Полиномиальная регрессия	Нейронная сеть
СКО, (мкс/м)²	71	240	87
САО, мкс/м	6.5	15	6.9
R². %	72	40	60

Таблица 5.3 для сравнения значений метрик прогнозируемых кривых акустического каротажа представлена выше. Достаточно низкие средние квадратичные отклонения и средние абсолютные отклонения при высоком коэффициенте корреляции были получены для алгоритма XGBoost. Полиномиальная регрессия показывает недостаточную точность прогнозирования. Таким образом, был сделан вывод, что полиномиальная регрессия является слишком простым алгоритмом для данной задачи и данная модель была исключена из дальнейшего рассмотрения.

5.2.2 Рекомендуемая модель

Проделав данную работу, можно сделать заключение, что алгоритм XGBoost демонстрирует стабильные и достаточно хорошие результаты для прогнозирования акустического и плотностного каротажей. Данный алгоритм рекомендуется как основной алгоритм для рассматриваемого месторождения. Также, важно подчеркнуть, что даже наипростейшая результат показывала приемлемые результаты прогнозирования, это означает, что после соответствующего усовершенствования данный алгоритм потенциально может работать достаточно точно. Дополнительные результаты прогнозирования моделей XGBoost и нейронной сети

представлены на рисунке 5.13. Крайняя левая и средняя кривые – результаты алгоритма XGBoost, правая кривая – результат нейронной сети.

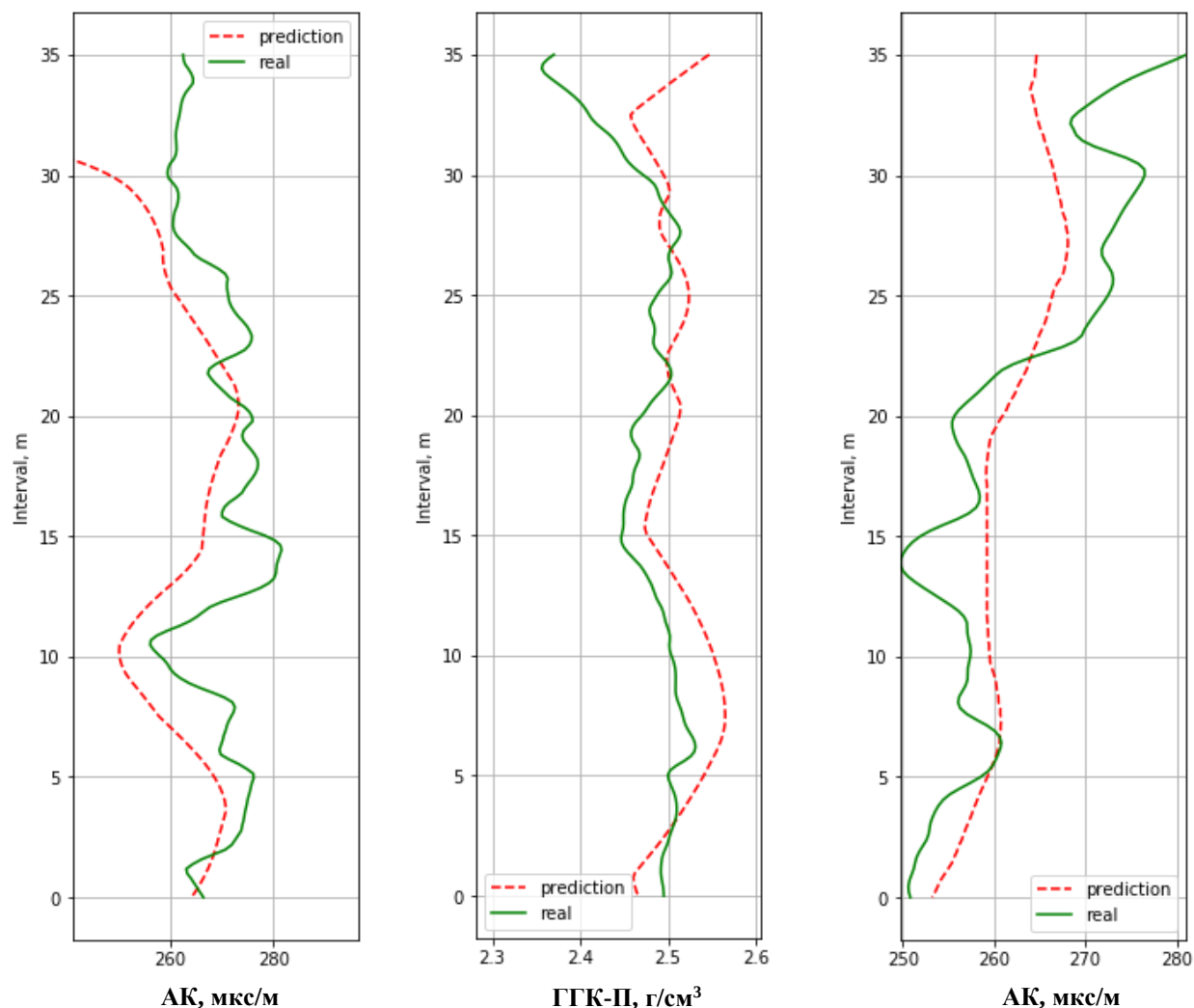


Рисунок 5.13 – Рекомендованная модель для данного месторождения

5.3 Прогноз межскважинных петрофизических свойств

Восстановленные из сейсмического импульса плотностной и акустический каротажи несут в себе огромный объем полезной информации о геологической среде. Прежде всего, данные каротажи несут в себе информацию напрямую связанную с пористостью породы. Таким образом, получив возможность восстанавливать акустический и плотностной каротажи из сейсмического импульса, появляется возможность получать кривые пористости. Учитывая тот факт, что сейсмическая запись, как

правило, покрывает всю часть месторождения, то есть количество сейсмических трасс значительно превосходит количество скважин, данная технология позволяет получать акустический и плотностной каротажи, соответственно и кривую пористости, в межскважинном пространстве. Распределение пористости в зонах не вскрытых скважинами является значительной неопределенностью, таким образом, прогнозируя кривую пористости в межскважинном пространстве, появляется возможность значительно снизить неопределенность по пористости в геологической модели и провести более корректную оценку запасов.

На кросс-плотах ниже представлена корреляция между пористостью, прогнозируемой из восстановленных кривых акустического и плотностного каротажей против пористости рассчитанной по измеренным каротажам для нескольких скважин. Полученные коэффициенты корреляции позволяют сделать вывод, что восстановленная пористость из сейсмического импульса достаточно хорошо коррелирует с измеренной пористостью, поэтому прогнозирование пористости в межскважинном пространстве является достаточно перспективным подходом, который имеет место быть.

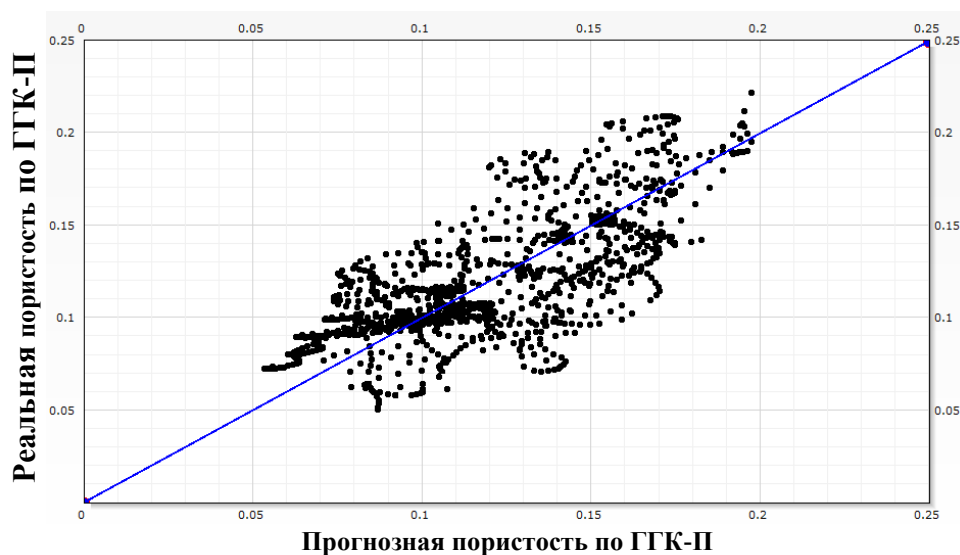


Рисунок 5.6 - Плотностная пористость

Оба кросс-плота (Рисунки 5.14, 5.15) демонстрируют хорошую корреляцию между параметрами. Для плотностной пористости коэффициент корреляции между пористостью рассчитанной по прогнозированной кривой

и реальной кривой приблизительно составляет 60%. По акустической пористости можно сделать вывод, что разброс данных меньше, что приводит к более высокому коэффициенту корреляции между пористостью рассчитанной с прогнозированной кривой и реальной кривой. Его значение составляет приблизительно 65%.

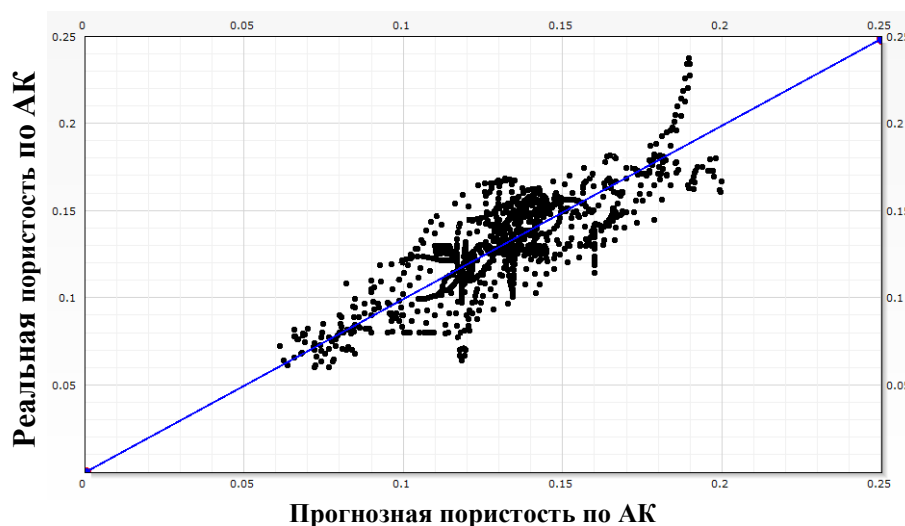


Рисунок 5.7 - Акустическая пористость

6. СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ

Основным объектом исследования данной работы являются алгоритмы машинного обучения, применяемые для решения задач регрессии. Область применения: временные, глубинные сейсмические кубы, в частности сейсмический куб одного из месторождений Тюменской области. Использование данного метода позволяет получать упругие параметры среды с минимальным количеством входных данных, а также снизить затраты на проведение расширенного комплекса ГИС в каждой скважине.

6.1 Безопасность

При использовании ПЭВМ при работе с алгоритмами машинного обучения для проведения сейсмической инверсии возникают различные вредные и опасные факторы. Данные факторы могут быть разделены на несколько основных групп: физические, химические, психологические и биологические. Вредные и опасные факторы, рассматриваемые в данной работе представлены в таблице 6.1 [13].

В группе физических выделяют следующие вредные и опасные факторы: повышенная и пониженная температура и влажность воздуха (микроклимат), повышенная запыленность и загазованность воздуха рабочей зоны, недостаточная освещенность рабочей зоны, повышенный уровень шума, повышенный уровень ионизирующего излучения, электромагнитное излучение, поражение статическим электричеством, поражение электрическим током и т.д.

К химическим относят ионизацию воздуха рабочей среды и выделение вредных веществ из пластмасс.

Биологические вредные и опасные факторы могут присутствовать в виде микробов и вирусов.

К психологическим вредным факторам относят нервно-эмоциональные перегрузки, умственное напряжение, организацию рабочего места.

Таблица 6.1 - Опасные и вредные факторы при работе с ПЭВМ

Наименование видов работ	Факторы (ГОСТ 12.0.003–74 ССБТ)		Нормативные документы
	Группы	Вредные и опасные	
• Монотонная работа в сидячем положении; • Работа перед мерцающим экраном; • Работа под регулярным ионизирующим излучением	1. Физические 2. Химические 3. Психологические 4. Биологические	• Микроклимат • Повышенная запыленность и загазованность воздуха рабочей зоны • Недостаточная освещенность рабочей зоны • Электромагнитное излучение • Длительные статические нагрузки	ГОСТ 12.1.005-88РД СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 ГОСТ 12.0.003.-86 ГОСТ 12.4.011-89 ГОСТ 12.1.003-76 ГОСТ 12.0.003-2015 ГОСТ 12.0.003-74 СНиП 23-05-95 СНиП 41-01-2003

6.2 Физические факторы

Микроклимат

Рабочее место пользователя ПК относится к категории работ 1. Нормы производственного микроклимата, установленные для данной категории работ, ГОСТ 12.1.005-88 приведены в таблице 6.2.

Таблица 5.2 - Требования микроклимата

Значения параметров	Период года	Температура, °С	Относительная влажность, %	Скорость движения воздуха, м/с
Оптимальные	Холодный и переходный	21 - 23	40 - 60	не более 0,1
Оптимальные	Теплый	22 - 24	40 - 60	не более 0,2

Нормы подачи свежего воздуха в помещения, где расположены компьютеры, согласно ГОСТ 12.1.005-88 приведены в таблице 6.3. [14]

Таблица 6.3 - нормы подачи свежего воздуха

Характеристика помещения	Объемный расход подаваемого в помещение свежего воздуха, м ³ /на одного человека в час
Объем до 20 м ³ на человека	Не менее 30
20...40 м ³ на человека	Не менее 20
Более 40 м ³ на человека	Естественная вентиляция

На рабочем месте пользователя ПК температура воздуха в течение всего года должен держаться в допустимых пределах. Относительная влажность воздуха в теплый период находиться в пределах 45-50%, в холодный - 55-60%. Объем помещения составляет 32 м³/человека. Действует

естественная вентиляция, обеспечивающая более 30 м³ воздуха на человека в час.

Повышенная запыленность и загазованность воздуха рабочей зоны

Согласно ГОСТ 12.0.003.-86 повышенная запыленность и загазованность воздуха рабочей зоны относится к опасным производственным факторам.

Действие этого фактора оказывает вредное влияние на дыхательные пути, кожный покров, органы зрения, на пищеварительный тракт. Поражение пылью верхних дыхательных путей в начальной стадии сопровождается раздражением, а при длительном воздействии появляется кашель, отхаркивание грязной мокроты [15].

Пыль размерами менее 5 – 10 мкм, проникающая в легкие, приводит к развитию патологического процесса, который получил название пневмокониозы. Наиболее тяжелым заболеванием является силикоз, вызванный воздействием пыли с большим содержанием диоксида кремния. Железосодержащая пыль вызывает сидероз. Вредность пыли определяется в основном содержанием в ней диоксида кремния, концентрацией пыли в производственной атмосфере, временем вдыхания пыли. При небольшой концентрации пыли, пневмокониозы могут быть обнаружены через 5 – 15 лет, а при высокой концентрации – через 2 – 3 года. Силикоз, может развиваться и дальше, и после прекращения работ в пыльной атмосфере.

При работе в запыленной атмосфере наблюдаются случаи поражения органов зрения, которые приводят к воспалению слизистой оболочки – конъюнктивит. Попадая в глаз металлическая пыль может вызвать травму роговой оболочки. Некоторые виды пыли, воздействуют на кожный покров, вызывая заболевания кожи – дерматиты.

Токсичные пыли (хромовая, свинцовая и др.) попадая в органы пищеварения даже в небольших количествах, вызывают интоксикацию – отравление.

Согласно ГОСТ 12.4.011-89 к средствам защиты от повышенной запыленности и загазованности воздуха рабочей зоны относятся:

- устройство вытяжной местной вентиляции;
- специальные противопылевые респираторы;
- очки;
- противопылевая спецодежда.

Недостаточная освещенность рабочей зоны

Согласно ГОСТ 12.0.003.-86 недостаточная освещенность рабочей зоны является вредным производственным фактором, который может вызвать ослепленность или привести к быстрому утомлению и снижению работоспособности [16].

Свет влияет на физиологическое состояние человека, правильно организованное освещение стимулирует протекание процессов высшей нервной деятельности и повышает работоспособность. При недостаточном освещении человек работает менее продуктивно, быстро устает, растет вероятность ошибочных действий, что может привести к травматизму. В зависимости от длины волны, свет может оказывать возбуждающее (оранжево-красный) или успокаивающее (желто-зеленый) действие.

Освещение вычислительного центра должно быть смешанным и сочетать естественное освещение (ЕО) и искусственное (ИО), а также общее и местное. Уровень общей освещенности не должен быть ниже 200 лк. Самым эффективным является динамическое освещение, яркость которого меняется в течение дня в зависимости от ЕО. Одновременно в оборудовании помещения должны использоваться матовые поверхности, препятствующие бликам и движению резких теней, а также поверхности, поглощающие мерцание мониторов компьютеров.

Согласно ГОСТ 12.4.011-89 к средствам нормализации освещенности производственных помещений рабочих мест относятся:

- источники света;
- осветительные приборы;

- световые проемы;
- светозащитные устройства;
- светофильтры;
- защитные очки.

Повышенный уровень шума

Источниками шума помещениях с низким уровнем общего шума, каким является лаборатория, где работает программист, могут стать вентиляционные установки, кондиционеры или периферийное оборудование для ЭВМ (плоттеры, принтеры и др.) [17].

Снижение шума, создаваемого на рабочих местах ВЦ внутренними источниками, а также шума проникающего извне, является очень важной задачей.

Снижение шума в источнике излучения можно обеспечить применением упругих прокладок между основанием машины, прибора и опорной поверхностью.

В качестве прокладок используются резина, войлок, пробка, различной конструкции амортизаторы.

Под настольные шумящие аппараты можно подкладывать мягкие коврики из синтетических материалов, а под ножки столов, - прокладки из мягкой резины, войлока, толщиной 6 - 8 мм.

Крепление прокладок возможно путем приклейки их к опорным частям. Возможно также применение звукоизолирующих кожухов, которые не мешают технологическому процессу.

Не менее важным для снижения шума в процессе эксплуатации является вопрос правильной и своевременной регулировки, смазывания и замены механических узлов шумящего оборудования.

Рациональная планировка помещения, размещения оборудования в ВЦ является важным фактором, позволяющим снизить шум при существующем оборудовании ЭВМ. При планировке ВЦ машинный зал и помещение для

сервисной аппаратуры необходимо располагать как можно дальше от шумящего и вибрирующего оборудования.

Согласно ГОСТ 12.1.003-76 ССБТ эквивалентный уровень звука не должен превышать 50 дБА. Для того, чтобы добиться этого уровня шума рекомендуется применять звукопоглощающее покрытие стен.

В качестве мер по снижению шума можно предложить:

- облицовку потолка и стен звукопоглощающим материалом (снижает шум на 6 – 8 дБ);
- экранирование рабочего места (постановкой перегородок, диафрагм);
- установку в компьютерных помещениях оборудования, производящего минимальный шум;
- использование лазерных принтеров вместо матричных.

Электромагнитное излучение

Электромагнитные поля, характеризующиеся напряженностями электрических и магнитных полей, наиболее вредны для организма оператора ЭВМ. Основным источником этих проблем являются дисплеи (мониторы), особенно дисплеи с электронно-лучевыми трубками. Они представляют собой источники наиболее вредных излучений, неблагоприятно влияющих на здоровье программиста.

ПЭВМ являются источниками многих видов излучений, например, рентгеновского; ультрафиолетового 200 – 400 нм; видимого 400 – 700 нм, ближнего инфракрасного 700 – 1050 нм; радиочастотного 3 кГц – 30 МГц; а также являются источниками электростатических полей.

Уровни напряженности электростатических полей должны составлять не более 20 кВ/м. Поверхностный электростатический потенциал не должен превышать 500 В. При повышенном уровне напряженности полей следует сократить время работы за компьютером, делать пятнадцатиминутные перерывы в течение полутора часов работы и применять защитные экраны. Защитный экран, изготавливаемый из мелкой сетки или стекла, собирает на себе электростатический заряд. Для снятия заряда экран монитора заземляют.

Предельно допустимые значения характеристик ЭМП приведены в таблице 6.4 ниже.

Таблица 6.4 - Предельно допустимые значения характеристик ЭМП

Наименование параметров	Допустимое Значение
Напряженность электромагнитного поля по электрической составляющей на расстоянии 50 см от поверхности видеомонитора	10 В/м
Напряженность электромагнитного поля по магнитной составляющей на расстоянии 50 см от поверхности видеомонитора	0,3 А/м
Напряженность электростатического поля не должно превышать для взрослых пользователей	20 кВ/м
Напряженность электромагнитного поля на расстоянии 50 см вокруг ВДТ по электрической составляющей должна быть не более:	
в диапазоне частот 5 Гц – 2 кГц;	25 В/м
в диапазоне частот 2 – 400 кГц	2,5 В/м
Плотность магнитного потока должна быть не более:	
в диапазоне частот 5 Гц – 2 кГц;	250нТл
в диапазоне частот 2 – 400 кГц	25 нТл
Поверхностный электростатический потенциал не должен превышать	500 В

Поражение статическим электричеством

Статическое электричество — совокупность явлений, связанных с возникновением, сохранением и релаксацией свободного электрического заряда на поверхности и в объеме диэлектрических и полупроводниковых веществ, материалов изделий или на изолированных проводниках. Работа с

компьютером не является исключением. Статическое электричество трудно диагностировать, проблему может создать даже простой перенос заряда с руки на компьютер.

Защита от статического электричества:

- Выполнение надлежащего заземления. Включение компьютера только в розетку с заземлением.
- Поддержание влажности воздуха на должном уровне, сухой воздух является благоприятным условия для формирования статического электричества.
- Коврики для запястий и для мыши, имеющие приспособления для заземления.
- Антистатический коврик, чтобы поставить на него рабочий стул.
- Носить заземляющую манжету.

Поражение электрическим током

Электрический ток согласно ГОСТ 12.0.003.-86 относится к опасным производственным факторам, который при действии на человека может привести к электротравмам.

Условно, электротравмы делят на местные и общие. При местных электротравмах возникает местное повреждение организма, выражающиеся в появлении электрических ожогов, электрических знаков, в металлизации кожи, механических повреждениях и электроофтальмии (воспаление наружных оболочек глаз).

Общие электротравмы, или электрические удары, приводят к поражению всего организма, выражающемуся в нарушении или полном прекращении деятельности наиболее жизненно важных органов и систем – легких (дыхания), сердца (кровообращения).

Электрический ток, проходя через тело человека, может оказывать биологическое, тепловое, механическое и химическое действия. Биологическое действие заключается в способности электрического тока раздражать и возбуждать живые ткани организма, тепловое – в способности

вызывать ожоги тела, механическое – приводить к разрыву тканей, а химическое – к электролизу крови.

Характер воздействия электрического тока на человека и тяжесть поражения пострадавшего зависит от многих факторов.

Согласно ГОСТ 12.4.011-89 к средствам защиты от поражения электрическим током относятся:

- устройство автоматического контроля и сигнализации;
- изолирующие устройства и покрытия;
- устройства защитного заземления и зануления;
- устройства автоматического отключения;
- устройства выравнивания потенциалов и понижения напряжения;
- предохранительные устройства;
- молниеотводы и разрядники.

Повышенный уровень вибрации на рабочем месте

Согласно ГОСТ 12.0.003.-86 повышенный уровень вибрации относится к опасным производственным факторам.

Вибрация неблагоприятно воздействуют на человека, а именно вызывает нейротрофические и гемодинамические нарушения. Изменяется вибрационная, температурная и болевая чувствительность кожи. Общая вибрация вызывает сотрясение всего организма. Общая вибрация с частотой менее 0,7 Гц не приводит к вибрационной болезни.

Длительное воздействие интенсивной вибрации может привести к заболеванию вибрационной болезнью, связанной с нарушением деятельности жизненно важных органов и систем человека: нервной, сердечно-сосудистой, опорно-двигательного аппарата.

Согласно ГОСТ 12.4.011-89 к средствам защиты от повышенного уровня вибрации относятся устройства:

- оградительные;
- виброизолирующие, виброгасящие и вибропоглощающие;
- автоматического контроля и сигнализации;

- дистанционного управления.

6.3 Психологические факторы

Нервно-эмоциональное напряжение

Нервно-эмоциональное напряжение при работе на ПК возникает вследствие дефицита времени, большого объема и плотности информации, особенностей диалогового режима общения человека и ПК, ответственности за безошибочность информации.

Продолжительная работа на дисплее, особенно в диалоговом режиме, может привести к нервно-эмоциональному перенапряжению, нарушению сна, ухудшению состояния, снижению концентрации внимания и работоспособности, хронической головной боли, повышенной возбудимости нервной системы, депрессии.

Кроме того, при повышенных нервно-психических нагрузках в сочетании с другими вредными факторами происходит “выброс” из организма витаминов и минеральных веществ. При работе в условиях повышенных нервно-эмоциональных и физических нагрузок гиповитаминоз, недостаток микроэлементов и минеральных веществ (особенно железа, магния, селена) ускоряет и обостряет восприимчивость к воздействию вредных факторов окружающей и производственной среды, нарушает обмен веществ, ведет к изнашиванию и старению организма.

Поэтому при постоянной работе на ПК для повышения работоспособности и сохранения здоровья к мерам безопасности относится защита организма с помощью витаминно-минеральных комплексов, которые рекомендуется применять всем, даже практически здоровым пользователям ПК.

Воздействующим на оператора в течение его рабочей смены, можно отнести нервно-эмоциональные перегрузки, умственное напряжение, перенапряжение зрительного анализатора. Работа на компьютере носит

монотонный характер и ограничивается движениями пальцев кисти рук на клавиатурной панели. Количество повторяющихся стереотипных движений может колебаться от 10 до 60 тыс. и более за рабочий день. Это приводит к перенапряжению периферической нервно-мышечной системы рук с последующими возможными заболеваниями.

К числу профессиональных заболеваний операторов, работающих за компьютером, относятся: тендовагинит - воспаление и опухание сухожилий (поражаются кисти рук, запястья, плечи);

- Травматический эпикондилит - раздражение сухожилий, соединяющих предплечья и локтевой сустав; болезнь де Ковена - разновидность тендовагинита, при которой страдают сухожилия, связанные с большим пальцем кисти руки;
- Тендосиновит - воспаление синовиальной оболочки сухожильного основания кисти и запястья и пр
- Исследования показали, что у беременных женщин, которые проводили за дисплеем компьютеров не менее 20 ч в неделю, вероятность преждевременного прерывания беременности (выкидыша) на 80% выше, чем у выполняющих аналогичные работы без применения компьютера.
- Анализируя причины резкого роста «компьютерных» профессиональных заболеваний, американские специалисты отмечают слабую эргономическую проработку рабочих мест операторов вычислительной техники: слишком высоко расположенная клавиатура, неподходящее кресло, эмоциональные нагрузки, продолжительное время работы, неправильное освещение, поза и т. п.
- При непрерывной работе с экраном дисплея первые признаки зрительного дискомфорта могут отмечаться через 40-45 мин, а через 2 ч зрительные функции существенно снижаются.

Организация рабочего места

Согласно СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03, в таблице 6.5 представлены нормы, необходимые для пользователей ПК [18].

Таблица 6.6 - высота стола для работы с ПЭВМ

Рост работника в обуви, см	Высота над полом, мм	
	Поверхность стола	Пространство для ног, не менее
116-130	520	400
131-145	580	520
146-160	640	580
161-175	700	640
свыше 175	760	700

Эргономика рабочего места

Рабочее место и взаимное расположение всех его элементов должно соответствовать антропометрическим, физическим и психологическим требованиям. Большое значение имеет также характер работы.

При организации рабочего места программиста должны быть соблюдены следующие основные условия: оптимальное размещение оборудования, входящего в состав рабочего места и достаточное рабочее пространство, позволяющее осуществлять все необходимые движения и перемещения.

Эргономическими аспектами проектирования рабочих мест в данном случае, в частности, являются: высота рабочей поверхности стола и характер его поверхности, размеры пространства для ног, требования к расположению документов на рабочем месте (наличие и размеры подставки для документов, электронных дисков, возможность различного размещения документов, расстояние от глаз пользователя до экрана, документа, клавиатуры и т.д.), характеристики рабочего кресла, регулируемость элементов рабочего места.

Главными элементами рабочего места программиста являются стол и кресло. Основным рабочим положением является положение сидя.

Высота стола должна быть выбрана с учетом возможности сидеть свободно, в удобной позе. Нижняя часть стола конструируется так, чтобы

программист не поджимал ноги. Конструкция стола должна предусматривать наличие выдвижных ящиков (не менее трех) и выдвижной доски для клавиатуры. Высота стола рекомендуется в пределах 680-760 мм, высота поверхности выдвижной доски для клавиатуры 650 мм. Поверхность стола должна быть матовой, исключающей появление бликов, спокойного оттенка, соответствующего цвету оборудования, размещенного на столе.

Рабочая поза сидя вызывает минимальное утомление программиста. Рациональная планировка рабочего места предусматривает четкий порядок и постоянство размещения предметов, средств труда и документации. Дадим некоторые определения эргономики.

Положение экрана (монитора, дисплея)

Данный фактор определяется следующими параметрами:

- расстоянием считывания 400-700 мм в зависимости от размера экрана;
- углом считывания, направлением взгляда на 20° ниже горизонтали к центру экрана, причем экран перпендикулярен этому направлению.

Должна также предусматриваться возможность регулирования экрана по высоте на 30 мм; по наклону от -10° до $+20^\circ$ относительно вертикали в левом и правом направлениях.

Правильная рабочая поза

Должны соблюдаться следующие требования:

голова не должна быть наклонена более чем на 20° , плечи должны быть расслаблены, локти - под углом $80^\circ \dots 100^\circ$, предплечья и кисти рук - в горизонтальном положении. Иногда следует предусмотреть специальную подставку для рук.

Характеристики рабочего кресла

Рекомендуемая высота сиденья 420-550 мм, поверхность сидения мягкая, передний край закругленный, высота сиденья и угол наклона спинки – регулируемые, кресло снабжено подлокотниками. Расстояние от монитора до глаз и расстояние от клавиатуры до глаз должны быть примерно равными 400-550 мм.

Режим труда и отдыха

Необходимо соблюдать с перерывами, заполняемыми “отвлекающими” мышечными нагрузками на те звенья опорно-двигательного аппарата, которые не включены в поддержание основной рабочей позы.

Оптимальное время учебных занятий при работе с ВДТ или ПЭВМ составляет 2 часа, с обязательным соблюдением между двумя академическими часами занятий перерыва длительностью 15 - 20 минут.

Длительные статические нагрузки

Причиной возникновения СДСН может быть длительное пребывание в положении “сидя”, которое приводит к сильному перенапряжению мышц спины и ног, в результате чего возникают боли и неприятные ощущения в нижней части спины. Основной причиной перенапряжения мышц спины и ног являются нерациональная высота рабочей поверхности стола и сидения, отсутствие опорной спинки и подлокотников, неудобное размещение монитора, клавиатуры и документов, отсутствие подставки для ног.

Для существенного уменьшения боли и неприятных ощущений, возникающих у пользователей ПК, необходимы частые перерывы в работе и эргономические усовершенствования, в том числе оборудование рабочего места так, чтобы исключать неудобные позы и длительные напряжения.

6.4 Химические факторы

Повышенный уровень ионизирующих излучений

Ионизирующее излучение – это любое излучение, взаимодействие которого со средой приводит к образованию электрических зарядов разных знаков. Представляет собой поток заряженных и (или) незаряженных частиц. Таким образом работа за компьютером не протекает без излучения.

Любой вид ионизирующих излучений вызывает биологические изменения в организме как при внешнем (источник находится вне

организма), так и при внутреннем облучении (радиоактивные частицы попадают внутрь организма с пищей, через органы дыхания).

Основной механизм действия на организм человека ионизирующих излучений связан с процессами ионизации атомов и молекул живой материи, в частности молекул воды, содержащихся в клетках, что ведет к их разрушению.

Степень воздействия ионизирующих излучений на живой организм зависит от мощности дозы облучения, продолжительности этого воздействия, вида излучения и радионуклида, попавшего внутрь организма.

Количество энергии излучения, поглощенное единицей массы облучаемого тела (тканями организма), называется поглощенной дозой и измеряется в греях (1 Гр – 1 Дж/кг). Однако этот критерий не учитывает того, что при одинаковой поглощенной дозе α -частицы гораздо опаснее β -частиц и гамма-излучения.

В соответствии с требованиями Закона о радиационной безопасности населения введены дозовые пределы:

- 20 мЗв (миллизивертов) в год при деятельности с источниками ионизирующих излучений;

Мероприятия по защите от ионизирующих излучений

Защита от ионизирующих излучений осуществляется с помощью следующих мероприятий:

- сокращение продолжительности работы в зоне излучения;
- увеличение расстояния;
- постоянный контроль за уровнем ионизирующего излучения и за дозами облучения персонала.

6.5 Биологические факторы

Опасные и вредные производственные факторы биологической природы действия на организм работающего связаны с такими биологическими объектами, как:

- патогенные и условно-патогенные микроорганизмы (бактерии, вирусы, риккетсии, спирохеты, грибы, простейшие);
- продукты жизнедеятельности патогенных и условно-патогенных микроорганизмов.

Источниками микробов и вирусов могут быть простуженные или болеющие гриппом сотрудники.

Требуется системы искусственного и естественного кондиционирования [19].

7. ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ

Проведение комплекса ГИС является необходимым условием в течение и после бурения каждой скважины. Каротажные кривые являются самым репрезентативным источником информации о продуктивном пласте, т.к. только в скважинах проводится запись высокого разрешения различных физических характеристик среды. Ни один другой метод не позволяет исследовать с такой степенью детальности геологической структуры коллектора. К сожалению, запись расширенного комплекса ГИС во всех скважинах является нецелесообразной из-за значительного увеличения расходов и снижения экономической эффективности проекта. Некоторые типы каротажных кривых, такие как плотностной или акустический каротаж несут в себе много полезной информации и позволяют определять такие петрофизические параметры как пористость и в дальнейшем проницаемость. Однако, данные каротажи записываются достаточно редко.

Следовательно, предложенная методология для восстановления плотностного и акустического каротажей (в будущем список каротажей будет только расширяться) из сейсмической трасы может позволить не записывать некоторого вида каротажи в каждой скважине, тем самым снизить расходы на проведение комплекса ГИС. Также данная методология позволяет восстановить плотностные и акустические каротажи для уже существующих скважин, на которых изначально не были записаны данные каротажи.

Рассмотрим экономическую эффективность созданной методологии для данного месторождения. Предположим, что данная методология позволит заменить расширенный комплекс ГИС стандартным комплексом ГИС на каждой третьей скважине. В ходе разработки данного месторождения было пробурено приблизительно 300 скважин, следовательно, 100 из них

могут быть пробурены без расширенного комплекса ГИС. Примеры расходов для стандартного и расширенного комплекса приведены в таблицах ниже. Проведение комплекса ГИС, как правило, включает в себя такие работы как: Исследования в процессе бурения и крепления кондуктора. Интерпретация ПГИ, Исследования в процессе бурения и крепления эксплуатационной колонны. Интерпретация ПГИ, Работа партии ГТИ, Интерпретация газового каротажа и параметров бурения, Работа станции контроля цементирования (КСКЦ). Интерпретация, Работа отряда по навигации проводки наклонной части ствола скважины. Все расходы ниже приведены в рублях 2019 года в таблицах 7.1 и 7.2.

Таблица 7.1 - Стоимость работ для стандартного комплекса ГИС

Наименование работ	Цена за ед. работ, руб.	Примечание	Стоимость всего на одну скв., руб.
Исследования в процессе бурения и крепления кондуктора. Интерпретация ПГИ	314 000,00	на 1 скв.	314 000,00
Исследования в процессе бурения и крепления колонны. Интерпретация ПГИ	1 725 000,00	на 1 скв.	1 725 000,00
Работа партии ГТИ	22 000,00	За 28 суток на 1 скв.	616 000,00
Интерпретация газового каротажа и параметров бурения	140 000,00	на 1 скв.	140 000,00
Работа станции контроля цементирования (КСКЦ). Интерпретация	135 000,00	За 1 сутки на 1 скв.	135 000,00
Работа отряда по навигации проводки наклонной части ствола скважины	1 150 000,00	на 1 скв.	1 150 000,00
ИТОГО, руб. без НДС			4 080 000,00

Таблица 7.2 - Стоимость работ для расширенного комплекса ГИС

Наименование работ	Цена за ед. работ, руб.	Примечание	Стоимость всего на одну скважину, руб.
Исследования в процессе бурения и крепления кондуктора. Интерпретация ПГИ	314 000,00	на 1 скв.	314 000,00
Исследования в процессе бурения и крепления эксплуатационной колонны. Интерпретация ПГИ (расширенный комплекс)	1 750 000,00	на 1 скв.	1 750 000,00
Работа партии ГТИ на скважине с отбором керна	22 000,00	За 32 суток на 1 скв.	704 000,00
Дополнительные методы в одной скважине куста (ГК-С, ЯМК)	1 680 000,00	на 1 скв.	1 680 000,00
Интерпретация газового каротажа и параметров бурения	140 000,00	на 1 скв.	140 000,00
Работа станции контроля цементирования (КСКЦ). Интерпретация	135 000,00	За 1 сутки на 1 скв.	135 000,00
Работа отряда по навигации проводки наклонной части ствола скважины	1 150 000,00	на 1 скв.	1 150 000,00
ИТОГО, руб. без НДС			5 873 000,00

Из анализа стоимости проведения стандартного и расширенного комплекса ГИС можно сделать вывод, что различие в затратах между

стандартным и расширенным комплексом составляет 1.8 миллиона рублей на одну скважину. Таким образом, для рассматриваемого месторождения согласно описанным выше допущениям данная методология позволяет снизить расходы на 1.8 миллиарда рублей в течение разработки месторождения.

Важно понимать, что рассмотренная экономическая оценка является минимальным результатом, связанным с применением разработанной методологии для получения акустического и плотностного (далее пористости) каротажей. Методология будет иметь значительный вклад в экономику проекта, если возникнет необходимость оценки скорости пробега волны, плотности или пористости в зонах не вскрытыми скважинами. Как правило, для этой цели бурятся новые разведочные скважины. Принимая во внимания тот факт, что число сейсмических трасс значительно выше числа скважин, можно сделать вывод, что это методология является альтернативой бурению разведочных скважин для оценки межскважинных свойств. Если данный подход позволит не бурить дополнительные разведочные скважины, экономика проекта будет значительно улучшена.

Список литературы

1. Дополнение к технологической схеме разработки Ваделыпского нефтяного месторождения ХМАО – Югры Тюменской области, 271 с., 2017 г.
2. Hiren Maniar, Srikanth Ryali, Mandar S. Kulkarni, Aria Abubakar – Machine learning methods in Geoscience, 2018 SEG International Exposition and Annual Meeting, 14-19 p.
3. Jacob Pollock, Zachary Stoecker-Sylvia, Vinod Veedu – Machine learning for Improved Directional Drilling, 2018 Offshore Technology Conference, 9 p.
4. Шолле Франсуа, Глубокое обучение на Python. — СПб.: Питер, 2018. — 400 с.
5. Рашка С., Python и машинное обучение / пер. с англ. А. В. Логунова. - М.: ДМК Пресс, 2017. - 418 с.
6. Доусон М., Прографируем на Python. - СПб.: Питер, 2014. - 416 с.
7. Paul C. H. Veeken, Ivan I. Priezzhev, Leo E. Shmaryan, Yan I. Shteyn, Alexander Y. Barkov, and Yuri P. Ampilov - Nonlinear multitrace genetic inversion applied on seismic data across the Shtokman field, offshore northern Russia. GEOPHYSICS, VOL. 74, NO. 6 NOVEMBER-DECEMBER 2009, 11 p.
8. I. Priezzhev, E. Stanislav - Application of Machine Learning Algorithms Using Seismic Data and Well Logs to Predict Reservoir Properties, 80th EAGE Conference & Exhibition 2018 11-14 June 2018, 6 p.
9. Oyewande Akinnikawe, Stacey Lyne, Jon Roberts - Synthetic Well Log Generation Using Machine Learning Techniques, URTeC: 2877021, 16 p.
10. Okunev M.V., Sukhanov R.A. - Deep learning for interwell properties prediction with the involvement of 3D seismic data, NIS GeoConference, 4p.
11. Motaz Alfarraj, Ghassan AlRegib - Petrophysical Property Estimation from Seismic Data Using Recurrent Neural Networks, SEG Technical Program Expanded Abstracts 2018, 2141-2146 p.

12. И.К. Кондратьев, В.И. Рыжков, Ю.М. Киссин, А.В. Шубин - Способы реализации и оценка эффективности сейсмической инверсии: Учебное пособие. – М.: Издательский центр РГУ нефти и газа имени И. М. Губкина, 2011.- 62 с.
13. ГОСТ 12.0.003-74. Система стандартов безопасности труда. Опасные и вредные производственные факторы. Классификация.
14. ГОСТ 12.1.005-88. Система стандартов безопасности труда. общие санитарно-гигиенические требования к воздуху рабочей зоны
15. ГОСТ 12.4.011-89. Система стандартов безопасности труда. Средства защиты работающих. Общие требования и классификация
16. СНиП 23-05-95 – Естественное и искусственное освещение.
17. ГОСТ 12.1.003-76 ССБТ. Шум. Общие требования безопасности.
18. СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03. Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы.
19. СНиП 41-01-2003 – Отопление, вентиляция, кондиционирование.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Таким образом, данная магистерская диссертация была связана с решением задачи регрессии при помощи алгоритмов машинного и глубокого обучения. В ходе выполнения работы 3 алгоритма обучения с учителем были рассмотрены и применены для прогнозирования кривых акустического и плотностного каротажей из сейсмической трассы. Полиномиальная регрессия как самый простой алгоритма показала слабые результаты метрики, однако способна прогнозировать с удовлетворительной точностью.

Несмотря на то, что нейронная сеть была создана в простейшей конфигурации, алгоритм показал достаточно неплохие результаты. Поэтому, был сделан вывод, что нейронные сети обладают высоким потенциалом и рекомендуется создание сложной сверточной сети при дальнейшей работе в данном направлении.

Наиболее стабильные и точные результаты были получены при помощи XGBoost, который является самым усовершенствованным алгоритмом машинного обучения. Данный алгоритм обеспечивал наилучшее визуальное представление кривой, а также значения метрики, в среднем, коэффициент корреляции изменялся от 60 до 70%. XGBoost был рекомендован для применения на данном месторождении.

Также было рассмотрено дополнительное полезное применение рекомендованного алгоритма. Учитывая тот факт, что число сейсмических трасс значительно превосходит число пробуренных скважин, предложенная методология может использоваться для прогнозирования межскважинных свойств. Прогнозируемые плотностной и акустический каротажи напрямую связаны с пористостью, поэтому появляется возможность восстанавливать кривые пористости в межскважинном пространстве, что позволит построить более точную геологическую модель, а также оценить запасы.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

(справочное)

Seismic inversion through the application of machine learning algorithms through the example of Vadelypskoe oil field

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
2ТМ71	Смородин Александр Сергеевич		

Руководитель ВКР

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент ОНД	Меркулов В.П.	к.г. – м.н.		

Workflow

Workflow which was followed in the current project consists of 5 major steps:

1. Data gathering
2. Data analysis and pre-processing
3. Machine learning algorithm selection and model construction
4. Model hyperparameters tuning
5. Model prediction and evaluation on the blind data

Detailed description of each workflow step is provided below.

Data gathering

The work was beginning from the analysis of input data, especially Petrel project which comprises more than 300 wells with suite of logs for each well, TVDSS seismic cube of amplitudes with the set of xline and inline profiles and 4 reservoir formation surfaces. This part of work was relatively time-consuming and first of all wells which will be suitable for solving project problem were selected from the whole set of given wells (Figure 1).

The main selected criterion was existence of density and sonic logs in suite of logs, because these logs will be required for training and validation model created from machine learning algorithm. One more significant criterion is that selected wells with suitable logs should be vertical after penetration the top of the upper formation (AC_{10}) because seismic traces are recorded in vertical plane. And to provide correct comparison of seismic traces and well logs, well also should be vertical. Wells which have deviation less than 15° were chosen as vertical and this angle was controlled with the help of records from inclination survey which were also given in input suite of logs. Thus, 70 wells were selected which fulfill described criteria.

The next step of data collecting was extracting seismic trace from the seismic cube along the well paths after penetration the upper formation. Before

conducting this work seismic cube values were normalized with the help of mean and standard deviation values in such a way that the range of cube amplitude values was from -1 to 1 . Then x and y upper formation penetration coordinates were picked up and for each well with the help of Petrel calculator vertical seismic trace was constructed. Data collecting was finished by exporting las files for each well which include density, sonic, seismic trace, measure depths and TVDSS values.

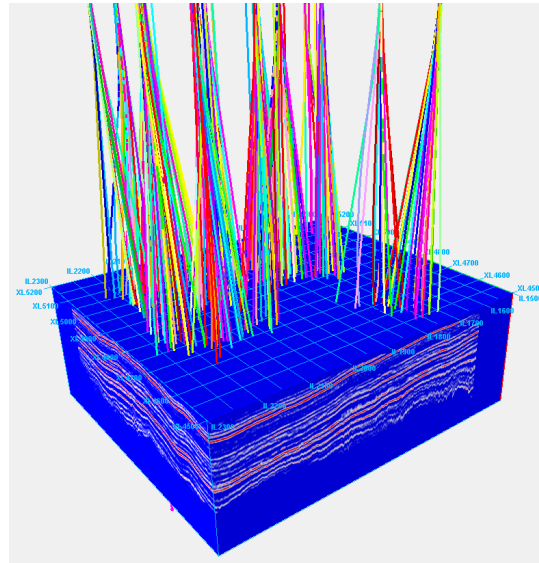


Figure 1 – Petrel project input data

Data analysis and pre-processing

Data preprocessing starts from data aggregation which implies reading all las files and creation of one mutual table. This issue was solved with the help of python lasio and pandas libraries, cycle “for and in” and “concat” command. Then from the whole record of logs and seismic only reservoir interval was chosen and cut, with the help of the pandas library and “drop” command. The length of the reservoir interval was chosen as the minor penetrated thickness of the reservoir part from the set of chosen wells. Hence, the condition for juxtaposition of the same quantity of points for each curve was provided. 35 meters interval was used for prediction density and sonic logs from the seismic trace.

After cut and aggregation of data the significant requirements before machine learning model construction is to provide normal distribution of data. Hence, histogram for each set of values with the help of seaborn library was plotted and data distribution was analyzed.

From created histograms it might be concluded that density and sonic logs have data spikes which should be removed to provide adequate model behavior. In such a way with the help of pandas library and “drop” command data was led to normal distribution shape. Also data points which were repeated or represent result of an invalid calculation were removed. Data distribution after preprocessing is presented below (Figure 4.2).

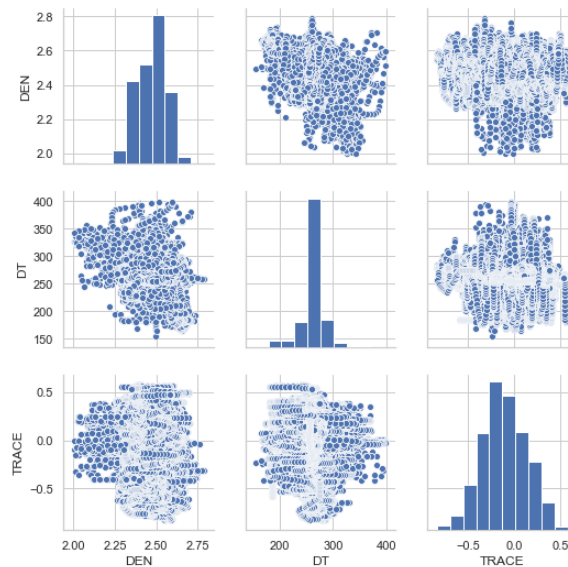


Figure 2 – Data distribution after preprocessing

The main statistics parameters of data distribution such as mean and standard deviation values for seismic, density and sonic log parameters after data preprocessing are presented in the table 4.1 below.

Table 1 – Main statistic parameters of input data

	Seismic trace	Density, g/cc	Sonic, $\mu\text{s/m}$
Mean	-0.1	2.47	261.8
STD	0.24	0.09	21.8

Before the beginning of the model construction one more significant step in data preprocessing was conducted. Taking into account the fact that seismic data has quite lower frequency of data recording than logging data, it might be concluded that seismic is less sensitive to heterogeneity of the medium. Hence, to improve quality of predicted logging curves smoothing of data is required. Smoothing allows shade sharp logging curve behavior. Thus, smoothing was executed by application “roll window” command.

Model construction

According to literature review and exiting algorithms for solving regression problem, XGBoost, polynomial regression machine learning algorithms and simple neural network as deep learning algorithm were chosen for the application in the current work. XGBoost and polynomial regression was selected as ones which were not used in previous works for selecting this kind of problem. Neural network was selected as the most common algorithm just for comparison.

Taking into account (Figure 2) the fact that seismic has quite poor correlation with density and sonic logs in a filed scale, it was decided to use for training and testing neighboring wells. Wells were considered as neighboring if correlation coefficient between seismic traces has value more than 75%, which associated with similar trace behavior due to penetration of the similar geological bodies. It is important to admit that neighboring wells were selected in automatic way with the help of cycle “for” in python language.

Avoiding of model overfitting during model training is one of the important issue. Overfitting is process when training and testing model data is totally or partly similar. In such a way model perfectly remembers these data and is not able to predict new data which has never read. To avoid this issue and conduct correct training process cross-validation technique was applied (Figure 3).

Estimation 1	Test	Train	Train	Train	Train
Estimation 2	Train	Test	Train	Train	Train
Estimation 3	Train	Train	Test	Train	Train
Estimation 4	Train	Train	Train	Test	Train
Estimation 5	Train	Train	Train	Train	Test

Figure 3 – Cross-validation technique

This technique implies dividing all input data into almost in equally groups or folds in such a way that one group is always remaining for testing and other groups used for training. Where evaluation is conducted only on tested group.

Model hyperparameters tuning

In order to provide the optimum model performance it is required to conduct model hyperparameters tuning. Hyperparameters are known as model parameters which value represents the complicity of model and its behavior. Each type of algorithm has its own parameters. The number of parameters depends on model complicity. For instance, polynomial regression has only one parameter – polynomial power, which is a higher power of the variable parameters. XGBoost is more complicate and has 3 main parameters: number of estimators, learning rate and the depth of the algorithm. Number of estimators determines the quantity of trees which are used in algorithm. Learning rate is responsible for weight assigned for each decision tree. The depth is responsible for the level of detail of examining data, the higher depth the more significant relationships between values might be learned. The main neural network hyperparameters: number of hidden layers and theirs size, learning rate and bias neuron. Bias neuron is responsible for shifting in the right direction of obtained function. The principle of their parameters was discussed earlier. Setting optimum hyperparameters for model is also allows avoid undesired overfitting.

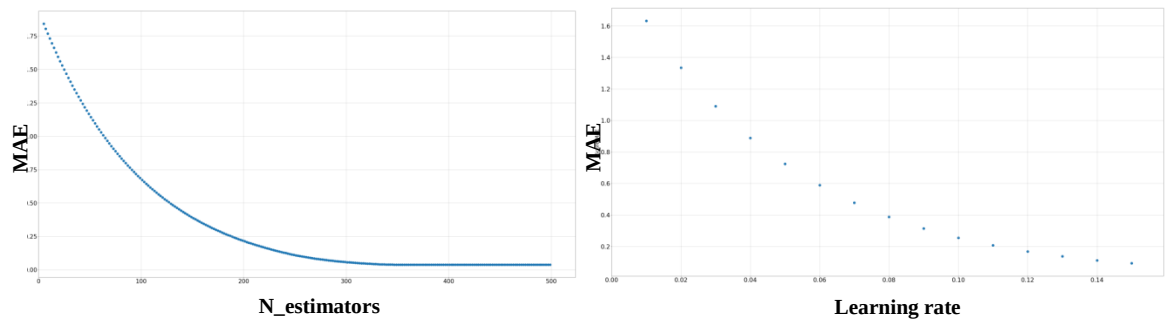


Figure 4 – Density model hyperparameters tuning

Hyperparameters tuning as an example for XGBoost density model is presented above (Figure 4). It might be observed how mean absolute error of the testing well depends on the number of estimators. It might be concluded that increasing number of estimators up to 300 reduces significantly mean absolute error. However, the further increasing almost has no effect on error, but cause model overfitting. Hence, number of estimator approximately 300 should be an optimum value.

The right figure represents ratio between learning rate and mean absolute error for density curve. The tendency is the same as in previous tuning – the increasing learning rate value reduces mean absolute error. However in this case values approximately equal 0.1 should be chosen as optimal.