

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ АВТОНОМНОЕ ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ

«НОВОСИБИРСКИЙ НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ
УНИВЕРСИТЕТ»

(НОВОСИБИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ, НГУ)

Факультет экономический

Кафедра применения математических методов в экономике и планировании

Направление подготовки 38.03.01 Экономика

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА БАКАЛАВРА

Димитров Владимир Константинович

(Фамилия, Имя, Отчество автора)

Тема работы Оптимизация геологоразведочных работ с применением искусственного интеллекта

«К защите допущен»

Заведующий

кафедрой, д. э. н.,

профессор,

Мкртчян Г. М. / _____

«_____» _____ 2023г.

Научный руководитель

к.э.н., доцент,

кафедра применения математических методов
в экономике и планировании ЭФ НГУ

Шильцин Е. А. / _____

«_____» _____ 2023г.

Дата защиты «_____» _____ 2023г.

Новосибирск

2023

Аннотация

Основной целью дипломной работы является создание экономико математического программного инструментария, позволяющего оптимизировать параметры бурения в режиме реального времени. Данная цель появилась в результате моей профессиональной деятельности.

В качестве информационной базой были взяты публикации в таких известных журналах, как: Journal of Renewable and Sustainable Energy, Digital Energy, The Review of Economics and Statistics The Review of Economic Studies и т.д. Также использовались статьи по искусственному интеллекту.

Данные были предоставлены компанией RIT Automation.

Были получены следующие результаты:

1. Создана методология предсказания целевого параметра и его оптимизации
2. Созданы алгоритмы очистки данных для каждого типа пласта
3. Созданы модели предсказывающие целевой параметр для каждого типа пласта
4. Созданы алгоритмы оптимизации
5. Общая скорость бурения, рассчитанная как средняя за рейс, увеличивается относительно тестовых данных более, чем на 10 процентов
6. Рабочий режим достигается быстрее и без явных осложнений.
7. Уменьшена общая себестоимость геологоразведочных работ.

Можно отметить следующий вклад в предмет исследования – это создание методологии оптимизации геологоразведочных работ для разных типов пластов.

Содержание

Введение	4
Глава 1. Постановка экономической оптимизационной задачи	5
1.1 Параметры оптимизации	6
1.2. Потребление энергии.....	10
1.3. Критерии оптимизации параметров бурения с точки зрения энергоемкости.....	11
1.4. Потребление материалов.....	12
1.5. Оптимизация потребление материалов	13
Глава 2. Алгоритм оптимизации геологоразведочных работ.....	16
2.1. Алгоритм машинного обучения.....	16
2.2 Алгоритм оптимизации	17
2.2.1. Алгоритм роя частиц.....	17
2.2.2. Алгоритм имитации отжига	18
2.2.3. Градиентный метод	20
Глава 3. Имплементация алгоритма	22
3.1 Описание и обработка данных	22
3.2 Оценка алгоритма машинного обучения.....	27
3.3. Оптимизация алгоритма машинного обучения	28
3.4. Интерпретация полученных результатов.....	29
3.4.1. Экономическая интерпретация полученных результатов	29
3.4.2. Геологическая интерпретация полученных результатов	30
Заключение	35
Список использованной литературы	37
Приложение А	40

Введение

Область геологических исследований играет ключевую роль в современной экономике России. Она долгое время была краеугольным камнем научных и промышленных достижений, позволяя обнаруживать ценные ресурсы, оценивать экологические риски и помогая в развитии инфраструктуры. Традиционно геологическая разведка опиралась на ручные наблюдения, физический отбор проб и методы анализа данных. Однако обширность геологических данных и сложность геологических процессов привели к возникновению многочисленных проблем, что вызвало необходимость в инновационных подходах для ускорения и активизации геологоразведочных работ.

В последние годы появление методов машинного обучения произвело революцию в различных научных дисциплинах, и геологоразведка не является исключением. Алгоритмы машинного обучения обладают способностью анализировать огромные объемы геологических данных, выявлять закономерности и извлекать ценную информацию, которая могла бы быть упущена из виду традиционными методами. Используя эти алгоритмы, исследователи и профессионалы отрасли могут оптимизировать свои процессы разведки, делая их более эффективными, рентабельными и точными.

Цель работы: разработка экономико математического программного инструментария, позволяющего оптимизировать параметры бурения в режиме реального времени.

Объект исследования: экономические процессы в геологоразведочном производстве.

Предмет исследования: экономическая оптимизация геологоразведочных работ.

Задачи:

1. Выбор оптимального критерия
2. Создание алгоритма первичного анализа и предобработки данных
3. Создание модели для прогнозирования целевых параметров
4. Оптимизация параметров управления

Глава 1. Постановка экономической оптимизационной задачи

В области оптимизации разведки эффективное распределение ресурсов имеет решающее значение для максимизации результатов разведочных работ. Существуют различные критерии оптимизации геологоразведочных работ, которые включают как техническую составляющую, так и экономическую. В этой главе будет представлен всесторонний обзор различных критериев оптимизации геологоразведочных работ, их эффективность и применимость для конкретной задачи.

Расходы в геологоразведочных работах делятся на следующие категории:

1. Разведочное оборудование и технологии. В эту категорию входят затраты на приобретение и обслуживание различных инструментов, машин и технологий, необходимых для разведочных работ. Примеры могут включать буровые установки, геологоразведочное оборудование, устройства дистанционного зондирования, лабораторное оборудование и компьютерное программное обеспечение [Аршава, 2015].

2. Персонал и рабочая сила. Расходы на персонал составляют значительную часть затрат на разведку. Сюда входят оклады, заработная плата, льготы и обучение для геологоразведочных групп, геологов, инженеров, техников и других специалистов, участвующих в процессе разведки [Мамчик, 2012].

3. Полевые операции. Полевые операции влекут за собой расходы, связанные с деятельностью, проводимой на месте во время разведки, такой как съемка, отбор проб, разведка, картирование и раскопки. Сюда входят расходы на транспорт, проживание, питание, оборудование для обеспечения безопасности, полевые материалы и логистику [Ибрагимов, 2020].

4. Управление данными и информацией. Разведка генерирует огромные объемы данных и информации, которые требуют надлежащего управления и анализа. Затраты в этой категории могут включать сбор, обработку, хранение данных, лицензии на программное обеспечение, интерпретацию данных, моделирование и системы управления данными [Файзрахманова, 2018].

5. Соответствие экологическим и нормативным требованиям. Геолого-разведочные работы часто требуют соблюдения экологических норм, разрешений и лицензий. Расходы в этой категории включают оценку воздействия на окружающую среду, меры по восстановлению, экологические исследования и соблюдение местных, региональных и национальных норм [Харитонов, 2015].

6. Исследования и разработки. Затраты на исследования и разработки включают в себя инвестиции в инновационные технологии, новые методологии и научные исследования, направленные на улучшение методов разведки и улучшение результатов. Эта категория может включать финансирование исследовательских проектов, сотрудничество с университетами или исследовательскими институтами, а также инновационные инициативы, ориентированные на исследования [Скрипин, 2015].

7. Сырье и расходные материалы. В зависимости от характера разведочных работ может возникнуть потребность в определенном сырье и расходных материалах. В эту категорию входят расходы на приобретение и использование таких материалов, как топливо, смазочные материалы, химикаты, буровые растворы, взрывчатые вещества, контейнеры для проб и другие расходные материалы, необходимые для проведения геологоразведочных работ [Ибрагимов, 2020].

8. Параметры эффективности. Оценка и оптимизация параметров эффективности имеют решающее значение при разведке для обеспечения рентабельности и производительности операций. Эта категория включает в себя мониторинг и управление показателями эффективности, такими как потребление энергии, использование промывочной жидкости, общая эффективность бурения, коэффициенты производительности и коэффициенты использования оборудования и ресурсов. Анализ и улучшение этих параметров может привести к экономии средств, сохранению ресурсов и повышению эффективности работы [Файзрахманова, 2018].

В этой главе будут рассмотрены последние два пункта классификации.

Сырье и параметры эффективности являются взаимосвязаны переменными. Чем эффективнее подобраны параметры бурения, тем эффективнее расходуется сырье. Поэтому подбор эффективных параметров бурения представляется первоочередной задачей.

1.1 Параметры оптимизации

Ключевыми параметрами влияющие на эффективность бурения являются:

- Механическая скорость бурения (Rate of penetration)
- Осевая нагрузка (Weight on bit)
- Частота вращения
- Расход промывочной жидкости
- Свойства химической жидкости
- Давление промывочной жидкости
- Расход топлива

- Крутящий момент
- Глубина скважины
- Размер бурового снаряда
- Пробег коронки

Параметрами управления являются:

- Осевая нагрузка
- Частота вращения
- Расход промывочной жидкости

Параметрами состояния являются:

- Давление промывочной жидкости
- Расход топлива
- Крутящий момент
- Глубина скважины
- Пробег коронки

Целевым параметром является механическая скорость.

Механическая скорость (ROP) - это параметр бурения, который измеряет скорость, с которой буровое долото продвигается или проникает в пласт во время операций бурения [Нескромных, 2015]. Механическая скорость бурения обычно выражается в футах в час или метрах в час.

На механическую скорость могут влиять несколько факторов, включая твердость пласта, конструкцию бурового долота, нагрузку на долото, скорость вращения, свойства бурового раствора и технику бурения. Оптимизируя этот параметр, оператор может стремиться к достижению оптимальной скорости проходки, которая уравнивает эффективность бурения, срок службы долота и общие затраты на бурение.

Также механическая скорость бурения является основным целевым показателем, от которого зависит *экономическая эффективность работ*.

Осевая нагрузка (WOB) — это параметр бурения, который относится к направленной вниз силе или давлению, воздействующему на буровое долото во время операций бурения [Нескромных, 2015].

Осевая нагрузка играет решающую роль в эффективности и производительности бурения. Прилагая соответствующее усилие, направленное вниз, оператор может оптимизировать параметры бурения и достичь желаемых результатов.

Осевая нагрузка влияет на скорость, с которой буровое долото проникает в пласт. Увеличение нагрузки на долото может повысить механическую скорость бурения, способствуя режущему действию долота и облегчая удаление бурового шлама. Это приводит

к ускорению процесса бурения и сокращению времени бурения. Также адекватная нагрузка на долото помогает стабилизировать буровое долото, предотвращая вибрации и обеспечивая плавность операций бурения. Это помогает поддерживать хороший контакт между долотом и породой, повышая эффективность бурения и снижая риск преждевременного износа или выхода из строя долота.

Не стоит также забывать, что оптимальная осевая нагрузка помогает увеличить время эксплуатации бурильного долота. Приложение слишком большой нагрузки на долото может привести к чрезмерному износу долота или даже к выходу из строя, что сокращает срок его службы. И наоборот, недостаточное значение нагрузки на долото может привести к снижению производительности бурения и увеличению времени бурения.

Осевая нагрузка является *вторым важным параметром*, задаваемым оператором, который в совокупности с вращением обеспечивает разрушение породы на забое. Оказывает нелинейное влияние на скорость проходки. При увеличении осевой нагрузки от нуля до некоторого предела скорость имеет прямо пропорциональную зависимость, затем уменьшается. Ограничивается предельно допустимыми значениями для каждого диаметра коронки.

Частота вращения, представляет собой параметр бурения, который относится к числу полных оборотов, совершаемых бурильной колонной или буровым долотом в заданную единицу времени. Он измеряет, насколько быстро сверло вращается во время операций бурения [Елихин, 2015].

Частота вращения является *критическим фактором эффективности* и производительности бурения. Вот некоторые ключевые аспекты частоты вращения:

- Эффективность бурения. Частота вращения напрямую влияет на мгновенную механическую скорость, влияя на режущее действие бурового долота.
- Срок службы долота. Оптимальный выбор частоты вращения необходим для максимального увеличения срока службы бурового долота.
- Соображения по пласту. Оптимальная частота вращения зависит от характеристик разбуриваемого пласта. Для более мягких пород могут потребоваться более высокие частоты вращения для обеспечения эффективного бурения, в то время как для более твердых пород могут потребоваться более низкие частоты вращения, чтобы избежать повреждения долота и сохранить стабильность. Также при бурении мягких пород скорость ограничена количеством шлама, который может эффективно выноситься потоком промывочной жидкости, не вызывая возрастания ее давления и крутящего момента. Именно поэтому при бурении таких пород частота вращения шпинделя намеренно занижается оператором. В твердых породах при

увеличении частоты вращения механическая скорость сначала монотонно возрастает, после достижения определенного предела прирост скорости бурения уменьшается.

- Крутящий момент и нагрузка на долото. Частота вращения вместе с нагрузкой на долото влияет на крутящий момент, действующий на долото. Достижение правильного баланса между частотой вращения и нагрузкой на долото имеет решающее значение для обеспечения эффективного бурения и предотвращения чрезмерного износа или выхода из строя долота.

При идеальных условиях бурения в целях получения максимальной скорости можно было бы устанавливать максимально возможное число оборотов шпинделя, однако в реальных условиях на этот параметр накладывается большое количество ограничений, в числе которых категория породы по буримости, трещиноватости, абразивности, текущая глубина, диаметр снаряда, мощность силовой установки станка, состояние коронки [Трапезников, 2019].

Расход промывочной жидкости - это количество жидкости, используемой для промывки или очистки ствола скважины и бурового оборудования во время буровых работ. *Является критически важным аспектом* для поддержания целостности ствола скважины, удаления бурового шлама и предотвращения проблем, связанных с бурением. При неконтролируемом снижении расхода может прекратиться охлаждение коронки на забое, что может привести к аварии - «прижогу» [Евсеенко, 2017]. Избыточное количество жидкости ухудшает условия работы коронки на разрушение породы. Необходимо соблюдение некоторого оптимального количества промывочной жидкости, поступающей в скважину.

Давление промывочной жидкости относится к давлению, прикладываемому к промывочной жидкости во время операций бурения или очистки. Этот показатель отражает в совокупности все гидравлические сопротивления в системе промывки, включая шланги, каналы колонкового набора, алмазной коронки, пристеночной области между буровой колонной и стенками скважины [Нескромных, 2015]. Резкое возрастание давления промывки сигнализирует о «подклине» или о появлении шлама в затрубном пространстве.

Расход топлива является одним из ключевых показателей энергетических затрат при бурении. С помощью подбора параметров — поиска сочетания частоты вращения и осевой нагрузки — возможно нахождение оптимального режима бурения с целью экономии топлива.

Пробег коронки - это параметр показывает сколько метров пробурила текущая коронка. Важен для поиска режимов оптимизации параметров с целью увеличения ресурса. Мониторинг этого параметра также позволит снизить вероятность аварий, а также повысить качество обеспечения технического обслуживания и ремонта [Евсеенко, 2017].

Глубина скважины является важным параметром состояния. С увеличением глубины возрастают моменты сопротивления вращению, возникающие при контакте внешней

поверхности буровой колонны со стенками скважины, вследствие чего требуется подведение большей мощности. Для снижения трения добавляются специальные присадки в промывочную жидкость, но полностью избавиться от потерь на трение при вращении колонны нельзя. Контроль глубины важен с точки зрения определения зависимостей затрат мощности.

1.2. Потребление энергии

Энергопотребление является ключевым показателем эффективности геологоразведочных работ. Данный показатель относится к количеству энергии, используемой на различных этапах разведки, включая бурение, разведку и добычу полезных ископаемых. Наибольшие расходы энергии осуществляется во время добычи и разведки полезных ископаемых. Оценка и оптимизация энергопотребления важны для снижения затрат и минимизации воздействия геологоразведочных работ на окружающую среду.

Оптимизируя параметры бурения можно влиять на потребление энергии. Ключевыми параметрами влияющие на потребление энергии являются:

- Частота вращения шпинделя
- Осевая нагрузка

При большей частоте вращения, затрачивается больше энергии. При этом потребление энергии зависит от частоты вращения нелинейно. Мощность увеличивается квадратично, от требуемой скорости вращения. Поэтому даже небольшое увеличение скорости может привести к непропорционально высокому потреблению энергии.

Когда бурение осуществляется на мягких породах, то частота вращения намеренно снижается оператором. При этом потребление энергии, также снижается.

Когда бурение осуществляется в твердых породах, здесь необходимо использовать большую частоту вращения. Поэтому создавая ограничения на частоту вращения и, как следствие, на использование энергии, не нужно забывать, что значение частоты вращения определяется типом горной породы.

Если рассматривать потребление энергии более широко, то конструкция скважины также влияет на потребление энергии. Эффективная конструкция бурового оборудования позволяет свести к минимуму потребление энергии при более высоких скоростях вращения шпинделя. Использование дополнительных технологий, таких как высокоэффективные двигатели и оптимизированные компоненты для бурения, может помочь снизить потери энергии, связанные с более высокими скоростями вращения. Поэтому при оптимизации необходимо учитывать тип скважины и способ залегания полезных ископаемых.

Дополнительный параметр ограничения, является целевая скорость проходки, на которую в первую очередь влияет частота вращения [Нескромных, 2015]. Поэтому необходимо находить компромисс между желаемой скоростью проходки и желаемым

потреблением энергии. Таким образом, частота вращения шпинделя напрямую влияет на потребление энергии при разведочном бурении.

Осевая нагрузка также влияет на потреблении энергии, правда в отличие от частоты вращения, она делает это линейно при прочих равных условиях [Михеев, 2021]. То есть при увеличении осевой нагрузки, потребление энергии увеличивается пропорционально, при уменьшении осевой нагрузки, потребление энергии уменьшается тоже пропорционально. Здесь нужно подчеркнуть важный момент, что достижение определенных целевых показателей может быть осуществлено как при изменении осевой нагрузки, так и при изменении частоты вращения. При этом затрачиваемая энергия в разных ситуациях затрачивается по-разному. Исходя из этого, при выборе оптимального плана стоит учитывать различные комбинации осевой нагрузки и частоты вращения [Михеев, 2021].

Также, как и для частоты вращения, низка осевая нагрузка применяется в местах, где преобладают мягкие породы. При работе с меньшими осевыми нагрузками можно снизить энергопотребление оборудования, что приводит к экономии энергии. В местах где преобладают твердые породы, намеренно завышают значения осевой нагрузки, что приводит к более большому потреблению энергии. Поэтому оптимальное значения целевой нагрузки также, как и частоты вращения, должны подбираться исходя из характеристик пласта.

Характеристики пласта можно получить с помощью геологоразведочного наряда, который позволяет заранее предугадать, какие породы будут встречаться в процессе бурения и самое главное, на какой высоте. Это позволяет создать некоторые границы для параметров управления, что снижает сложность оптимизационной задачи.

Все эти процессы, описанные выше, будут смоделированы с помощью дополнительных ограничений в оптимизационной задаче.

1.3. Критерии оптимизации параметров бурения с точки зрения энергоемкости

Существуют несколько стратегий для минимизации энергоемкости бурения. Стратегии определяются целевым параметров. Мы можем достигать определенного уровня потребления энергии путем сочетания различных комбинаций параметров бурения. Поэтому эффективное управление потреблением энергии при бурении включает оптимизацию параметров бурения для минимизации энергопотребления при сохранении эффективности бурения. Опишем ключевые стратегии для оптимизации энергопотребления, при сохранении эффективности бурения.

Для получения эффективных параметров бурения можно использовать следующий показатель, называемый как: “Комплексная оценка оптимальность” [Назарова, 2018]. Данный показатель рассчитывается следующим образом:

$$\frac{N}{v_s} \Rightarrow \min.$$

Оптимальными параметрами бурения считаются те параметры, которые достигаются тогда, когда функция принимает минимальное значение. В этой функции учитываются два основных показателя, а именно расход энергии на бурение (обозначается как N) и механическая скорость бурения (v_s). По сути, этот критерий соответствует желаемому результату работы технической системы, поскольку отражает необходимость достижения максимальной механической скорости проходки при минимальных энергозатратах при бурении. Этот критерий, основанный на затратах энергии, связанных с бурением и дроблением породы, охватывает понятие энергоемкости, которое относится к эффективности разрушения породы или процесса бурения.

Второй стратегией является минимизация удельной энергии, которая поступает на разрушение породы [Нескромных, 2015]. Целевая функция выглядит следующим образом:

$$W_t = \frac{W}{V}$$

где W – энергия, израсходованная в бурение, V – объем разрушенной в процессе бурения породы. Физический смысл критерий состоит в том, что он определяет интенсивность износа бурового инструмента. Последняя определяется на единицу скорости бурения. Данный критерий используется прежде всего для достижения максимального ресурса бурового инструмента. Критерий связан с процессом разрушения горных при бурении. Минимизации данного критерия позволяет получить максимальную проходку на инструмент и минимизировать затраты на бурение [Трапезников, 2019].

Главным преимуществом данного критерия является его возможность измерения через параметры бурения. А именно измеряя крутящий момент и механическую скорость бурения, можно рассчитать удельную энергию, которая поступает на разрушение породы.

Также данный критерий применяется для выбора породоразрушающего инструмента.

1.4. Потребление материалов

Оптимизация расхода материалов при проведении геологоразведочных работ, в частности в части оптимизации параметров бурения, имеет решающее значение по нескольким причинам. Это не только снижает затраты, но и сводит к минимуму воздействие на окружающую среду, повышает эффективность работ [Тарасова, 2020].

Все те параметры, которые описывались выше, напрямую влияют на потребление материалов.

В геологоразведочных работах выделяют 2 вида материалов:

1. Буровые растворы. Данный вид материалов необходим при буровых работах, так как он воздействует на стенки скважины (для предотвращения “прихватов”), на буровой инструмент (для предотвращения “прижогов”). Количество бурового раствора влияет на скорость бурения.

2. Буровые коронки. Буровые коронки - это режущие инструменты, которые необходимы для вращательного бурения. Буровые инструменты имеют определенный срок службы, который определяется производителем, но существуют определенные условия, исходя из которых, буровой инструмент может “запыляться”. На скорость их “запыления” влияют следующие параметры: частота вращения снаряда, осевая нагрузка, расход промывочной жидкости.

1.5. Оптимизация потребления материалов

Оптимальный расход промывочной жидкости зависит в первую очередь от значений механической скорости и от частоты вращения. Механическая скорость влияет на размер шлама, частота вращения влияет на количество шлама. Таким образом, оптимальное количество промывочной жидкости можно определить следующим образом [Нескромных, 2015]:

$$q = \frac{Q}{v\omega}.$$

где, Q – рекомендуемая скорость потока, v – механическая скорость, ω – частота вращения.

Расчет Q определяется по рекомендуемой скорости потока [Нескромных, 2015]:

$$Q = 0,25\pi k(D^2 - d^2)vs$$

где, k – коэффициент, учитывающий неравномерность скорости восходящего потока в затрубном пространстве скважины из-за разработки стенок, D – диаметр скважины, d – наружный диаметр скважины, vs – скорость восходящего потока.

Исходя из этой формулы, мы можем получить четкую взаимосвязь между расходом промывочной жидкости и механическую скорость умноженной на частоту вращения.

Числитель в формуле представлен с точностью до константы, который определяется для каждой скважины индивидуально. Исходя из эмпирических оценок, значение этого коэффициента колеблется от 1,1 - 1,3. Поэтому при дальнейшей оптимизации, мы можем создавать сетку параметров, как раз в заданном диапазоне, что намного снизит сложность алгоритма, а как следствие, и время на его выполнение.

Для оптимизации расхода бурового снаряда необходимо составить план, который будет содержать оптимальные границы параметров для определенных пластов. Этот план можно составить из рекомендаций производителя.

Осевая нагрузка является ключевым параметром, который влияет на расход бурового снаряда. Чрезмерная нагрузка на долото может привести к повышенному износу и дефектам компонентов бурильной колонны. Поддержание оптимальной нагрузки на долото в зависимости от характеристик пласта и ограничений оборудования имеет решающее значение для сведения к минимуму износа бурильной колонны.

Скорость вращения бурильной колонны влияет на износ бурового долота и компонентов бурильной колонны. Высокие обороты могут привести к повышенному износу инструмента и вызвать вибрацию и нестабильность, что приведет к преждевременному выходу из строя. Важно оптимизировать скорость вращения для достижения эффективного бурения без излишней нагрузки на бурильную колонну.

Также не стоит забывать, что оператор бурильной станции имеет в своем арсенале различные бурильные методы. Поэтому используемый метод бурения, будь то вращательное бурение, наклонно-направленное бурение или ударное бурение, может повлиять на расход бурильной колонны. Каждый метод имеет свои уникальные требования и проблемы. Например, при наклонно-направленном бурении повышенный износ инструмента может происходить из-за сил изгиба и крутящего момента, действующих на бурильную колонну. Понимание конкретных требований метода бурения и применение соответствующих технологий может помочь оптимизировать расход бурильной колонны.

Характеристика пласта оказывает влияние на износ бурильного оборудования. Твердые или абразивные породы могут вызвать повышенный износ инструмента и повышенный расход бурильной колонны. Важно выбрать материалы и конструкцию бурильной колонны, подходящие для предполагаемых условий пласта, чтобы свести к минимуму износ и продлить срок службы инструмента.

Исходя из этого, можно сделать следующие ограничения:

- частота вращения определяется исходя из геологоразведочного наряда, рекомендаций производителя и свойств бурения

- осевая нагрузка определяется исходя из геологоразведочного наряда, рекомендаций производителя и свойств бурения

Глава 2. Алгоритм оптимизации геологоразведочных работ

Алгоритм оптимизации геологоразведочных работ включает в себя следующие этапы:

1. Создание алгоритма машинного обучения. В качестве целевой переменной используется мгновенная механическая скорость. Алгоритм создается для каждого пласта.
2. Подбор сетки параметров и ограничений. В пунктах 1.2. и 1.4. были описан подбор ограничений на параметры состояний.
3. Оптимизация алгоритма машинного обучения. Параметрами управления являются: частота вращения, осевая нагрузка, расход промывочной жидкости.

2.1. Алгоритм машинного обучения

Рассматриваются различные алгоритмы машинного обучения. В качестве базового алгоритма выступает линейная регрессия. Она является бейзлайном для данной задачи. Также оцениваются:

- Лассо регрессия
- Ридж регрессия
- Байесовская регрессия
- Решающие деревья (decision trees)
- Случайный лес (random forest)
- Катбуст (catboost)
- Градиентный бустинг (gradient descent)

Лассо регрессия и ридж регрессия - это модификации линейной регрессии. Они отличаются параметром регуляризации, у лассо регрессия применяется L-1 регуляризации, у ридж регрессии применяется L-2 регуляризация [Kannan, 2014]. Параметр регуляризации выполняет отбор признаков. Из-за специфичной функции регуляризации лассо регрессия предпочитает занулять параметры, а ридж регрессия делает их небольшими.

Байесовская регрессия — это регрессия, которая сочетает в себе априорные знания о вероятностном распределении параметров модели.

Деревья решений — это непараметрический алгоритм обучения с учителем, используемый как для задач классификации, так и для задач регрессии. Деревья решений поддаются интерпретации, обрабатывают как числовые, так и категориальные данные и могут обрабатывать сложные отношения между переменными.

Случайный лес — это ансамблевый метод обучения, который объединяет несколько деревьев решений для прогнозирования. Он создает набор деревьев решений и объединяет их прогнозы для получения окончательного прогноза. Случайный лес улучшает деревья решений, уменьшая дисперсию, повышая точность и предоставляя меры важности признаков [Siami-Namini, 2019].

CatBoost представляет собой алгоритм градиента бустинга, который эффективно обрабатывает категориальные переменные. Он известен своей способностью автоматически обрабатывать категориальные функции без необходимости явной предварительной обработки функций.

Градиентный бустинг — это метод ансамблевого обучения, который объединяет несколько слабых прогностических моделей для создания более сильной прогностической модели. Он обучает модели итеративно, где каждая модель исправляет ошибки, допущенные предыдущей моделью.

Данные алгоритмы оптимизируются на функцию потерь RMSE. Для каждого алгоритма подбираются свои оптимальные гиперпараметры, высчитывается время отработки, последнее разделяется на время отработки после очистки данных, и на время до очистки данных.

2.2 Алгоритм оптимизации

2.2.1. Алгоритм роя частиц

Алгоритм оптимизации роя частиц (PSO) - это эвристический, стохастический, нелинейный метод оптимизации предложенный Кеннеди и Эберхарт в 1995 году для решения сложных, вычислительной точки зрения, задач оптимизации.

Описание алгоритма:

1. Задается целевая функция. Она может быть, как линейной по аргументам, так и нелинейной.
2. Задаются начальные границы переменных, их скорости изменений. Каждая точка инициализируется случайно, но согласно определенным границам.
3. Функция оптимизируется исходя как из локального значения, так и глобального.
4. Новые значения переменных рассчитываются по следующим формулам:

$$v_i = Wv_i + c_1r_1(P_{best,i} - x_i) + c_2r_2(g_{best} - x_i)$$
$$x_i = x_i + v_i$$

где, v_i – скорость частицы i , P_{best} - лучшее зафиксированное положение частицы, x_i – текущая позиция частицы, c_1 и c_2 – случайные числа

5. Критерий останова: достигнуто максимально возможное количество итераций, маленькое изменение целевого параметра

PSO широко используется во многих областях, таких как задачи оптимизации, машинное обучение и инженерия, благодаря своей простоте и эффективности в поиске оптимальных решений. Основным его преимуществом являются достаточная простота

реализация, глобальная оптимизация (в отличие от алгоритма Ньютона). Главным недостатком данного алгоритма является скорость сходимости и подбор гиперпараметров.

2.2.2. Алгоритм имитации отжига

Алгоритм имитационного отжига (simulated annealing) - это метод эвристической оптимизации, основанный на физическом процессе отжига металлов. Алгоритм имитации отжига используется для поиска глобального экстремума целевой функции в большом пространстве поиска.

Для работы алгоритма необходимо определить функцию температуры, функцию порождение нового состояние и функцию перехода в новое состояние

Функция температуры определяет для каждого номера итерации свое значение температуры. Последняя в свою очередь влияет как на время работы алгоритма, так и на вероятность принять новое состояние. Функция перехода определяется следующим образом:

$$\mathcal{P}(\Delta E, T) = \begin{cases} 1, & \text{если } \Delta E \leq 0 \\ e^{\frac{\Delta E}{T}}, & \text{если } \Delta E > 0 \end{cases}$$

Порождение нового состояния осуществляется на основе равномерного распределения при фиксированных значениях параметров.

Алгоритм:

1. Инициализация алгоритма. Определяется количество итераций, максимальная температура, минимальная температура и начальное значение переменных
2. Генерируется новое состояние, считается значение целевой функции
3. Считается вероятность перехода в новое состояние и сравнивается со значением, полученным из равномерного распределения на отрезке 0,1. Если значение больше, то новое состояние принимается. Если нет, то остается старое состояние.
4. Критерий останова: достижение максимального количества итераций, достижения температуры минимального значения, малое изменение значения целевой функции.

Алгоритм имитации отжига $(T_{\max}, T_{\min}, S_0)$

1: $i := 1$

2: $T_0 := T_{\max}$

```

3:  $S_{\text{best}} := S_0$ 

4: while  $T_i > T_{\text{min}}$  do

5:  $S_{\text{new}} := \mathcal{F}(S_{i-1})$ 

6:  $\Delta E := \mathcal{E}(S_{\text{new}}) - \mathcal{E}(S_{i-1})$ 

7: if  $\mathcal{P}(\Delta E, T_i) \geq \text{random}(0,1)$  then  ▶ Переходим ли в новое состояние 0 итерации

8:  $S_i := S_{\text{new}}$ 

9: else

10:  $S_i := S_{i-1}$ 

11: if  $\mathcal{E}(S_i) < \mathcal{E}(S_{\text{best}})$  then

12:  $S_{\text{best}} := S_i$ 

13:  $i := i + 1$ 

14:  $T_{i+1} := \mathcal{T}(i)$ 

15: return  $S_{\text{best}}$ 

```

Чтобы побороть проблему локальных оптимумов, данный алгоритм может принимать значения, которое ухудшают целевой показатель. Существуют различные модификации данного алгоритма, в данной работе рассматривается Very Fast Annealing (сверхбыстрый отжиг).

Данный алгоритм имеет быструю скорость сходимости в пространствах большой размерности. В данном алгоритме пространством поиска выступают вектора координаты, которым соответствуют оптимизирующим переменным. Каждая переменная изменяется согласно обуславливающей ею границей. Также задается вектор параметр температуры (Т). Этот параметр отвечает за критерий принятия и может иметь разные значения для разных переменных.

В начале алгоритма случайным образом генерируется исходное решение. Затем алгоритм итеративно оценивает соседние решения по отношению к текущему решению и решает, принимать или отклонять новое решение на основе вероятностного критерия. Критерий зависит от разницы между значениями целевой функции текущего и нового решений, а также от параметра, называемого "температурой".

Параметр температуры управляет степенью случайности в алгоритме. При высоких температурах алгоритм принимает решения, даже если они увеличивают значение целевой функции. По мере снижения температуры алгоритм становится более избирательным и принимает только те решения, которые уменьшают значение целевой функции. Этот процесс постепенного снижения температуры называется "охлаждением".

Алгоритм SA завершает работу, когда температура достигает достаточно низкого значения или, когда выполняется критерий останова, такой как максимальное количество итераций или пороговое значение целевой функции.

2.2.3. Градиентный метод

Градиентный спуск - это алгоритм оптимизации первого порядка, используемый для минимизации целевой функции. Целевая функция обычно определяется в терминах параметров модели, которые представляют переменные, подлежащие оптимизации. Цель состоит в том, чтобы найти значения параметров модели, которые находят экстремум целевой функции.

Основная идея градиентного спуска заключается в итеративном обновлении параметров модели путем перемещения их в направлении наиболее большого спуска целевой функции. Направление наиболее большого спуска задается значением градиента целевой функции по отношению к параметрам модели. Другими словами, алгоритм перемещает параметры в направлении, которое в наибольшей степени изменяет целевую функцию.

Алгоритм начинается с начального набора параметров, и на каждой итерации он вычисляет градиент целевой функции относительно параметров. Затем он обновляет параметры, вычитая часть градиента из текущих параметров. Эта доля называется скоростью обучения, и она определяет размер шага алгоритма

Формула для вычисления следующего значения параметров:

$$\vec{x}_{k+1} = \vec{x}_k + \alpha_k s(\vec{x}_k)$$

Основное преимущество данного алгоритма - это скорость сходимости. В то же время, основными недостатками данного алгоритма являются: застревание в локальных максимумах,

обращение градиента в ноль, сильная зависимость от начальных параметров, зависимость от шага обучения (learning rate), нахождение локального максимума.

Различные модификации позволяют решить эти проблемы, но при этом возрастает и их скорость сходимости. К примеру, мультистарт позволяет решить проблему застревания в локальных экстремумах, но при этом увеличивается скорость сходимости (так как необходимо производить больше итераций). Также никто не гарантирует нахождение именно глобального экстремума функции, что для нашей задачи является крайне важным.

Глава 3. Имплементация алгоритма

3.1 Описание и обработка данных

Изначально в нашем распоряжении имеются следующие параметры:

- Осевая нагрузка;
- Вес снаряда;
- Механическая скорость;
- Частота вращения снаряда
- Крутящий момент;
- Давление промывочной жидкости;
- Расход промывочной жидкости;
- Расход топлива;
- Текущая глубина скважины;
- Типоразмер снаряда;
- Обороты коленвала дизельной силовой установки;
- Рейсовая проходка (рабочий замер);
- Пробег коронки;
- Статусы состояния станка (рабочие режимы и простои).

Имеем порядка 40 миллионов наблюдение, каждое наблюдение регистрируется с интервалом в 5 секунд.

Далее осуществляется проверка данных. Этот этап включает проверку данных на наличие ошибок, несоответствий и выбросов. Для начала проводится графический анализ данных. К примеру, если наблюдаются сильные скачки или колебания (см. Рисунок 1, Рисунок 2), то это может свидетельствовать о наличии выбросов (outliers).

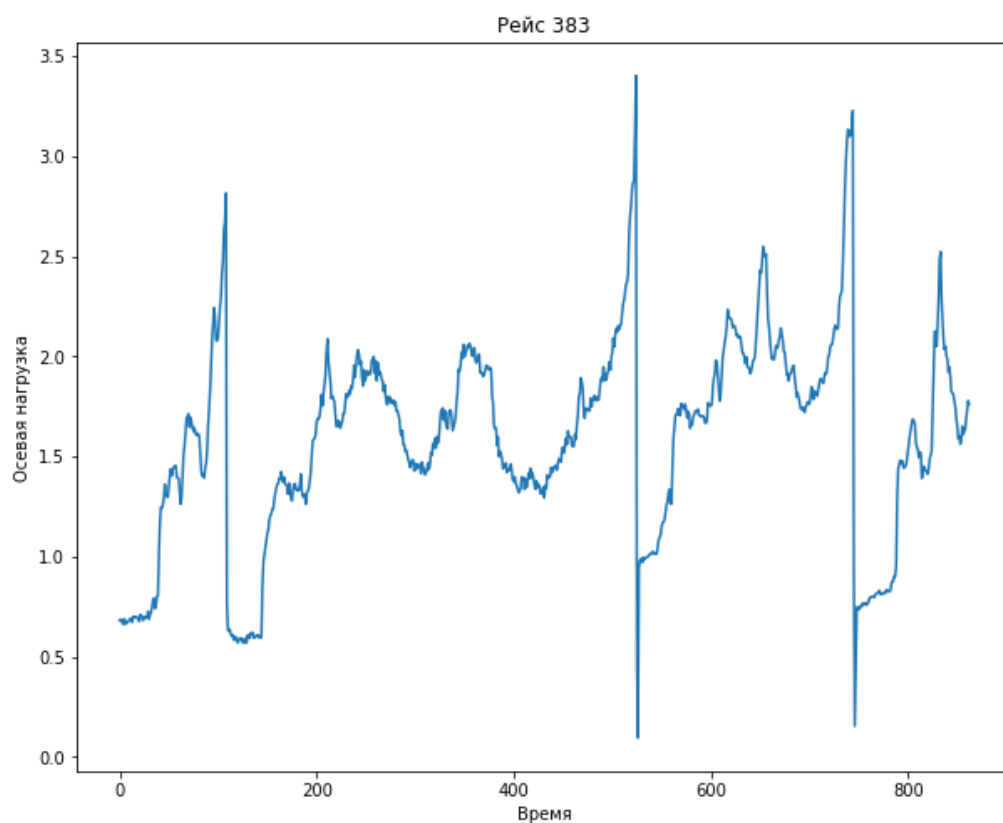


Рис. 1 - График осевой нагрузки

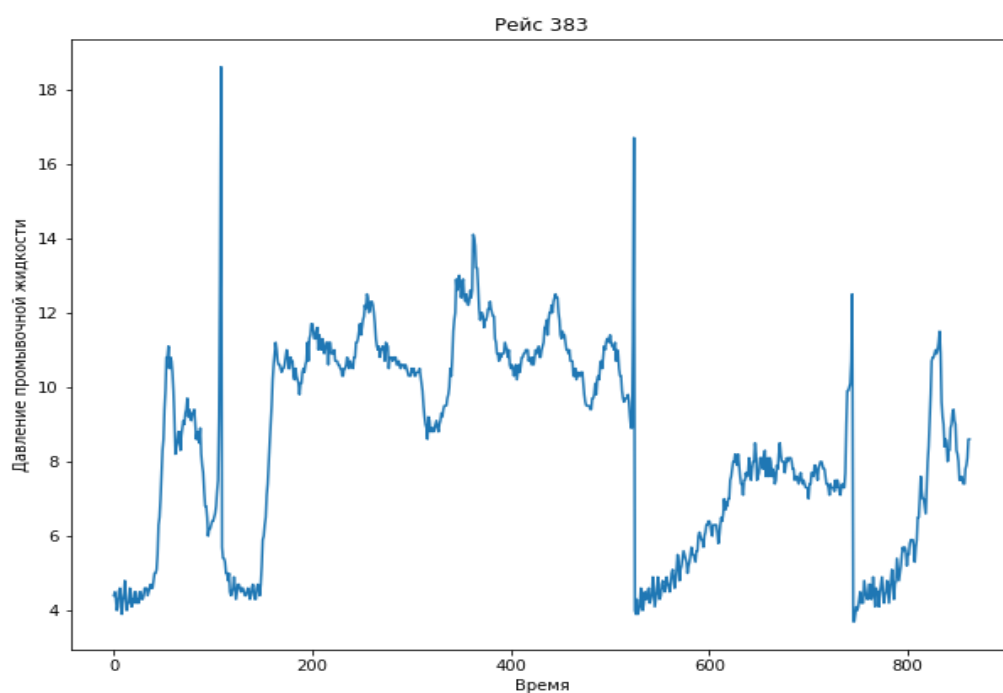


Рис. 2 - График давления промывочной жидкости

После ознакомления с графической интерпретацией необходимо провести ряд формальных тестов. Было выбрано 3 статистических теста:

1. Z-тест

2. Q-тест Диксона
3. IQR-boxplot тест

Межквартильный диапазон (IQR) - это статистический показатель, используемый для выявления выбросов в наборе данных. Используется следующий алгоритм для всего набора данных:

1. Вычисляется первый квартиль (Q1) и третий квартиль (Q3) для всего набора данных.
2. Рассчитывается межквартильный диапазон (IQR) как $IQR = Q3 - Q1$.
3. Принять за выбросы только те наблюдения, которые меньше $Q1 - 1,5 * IQR$ или больше $Q3 + 1,5 * IQR$.
4. Отмечаются эти точки данных как потенциальные выбросы и происходит их исследование дальше, чтобы определить, являются ли они подлинными выбросами или их следует удалить из набора данных.

Также такой алгоритм проводится для данных по пластам:

1. Вычисляется первый квартиль (Q1) и третий квартиль (Q3) для набора данных в разрезе пластов.
2. Прodelать шаги 2-4 для общего случая

Метод 3-сигм - это статистический метод, используемый для выявления выбросов в наборе данных. Метод включает в себя использование среднего значения и стандартного отклонения данных для определения диапазона.

Алгоритм для общего случая:

1. Вычислить среднее значение (μ) и стандартное отклонение (σ) всего набора данных.
2. Рассчитать верхнюю и нижнюю границы диапазона, в который попадает большая часть данных. Верхний предел вычисляется как $\mu + 3\sigma$, а нижний предел вычисляется как $\mu - 3\sigma$.
3. Определите все точки данных, которые выходят за пределы этого диапазона, как выбросы.
4. Любая точка данных, отклоняющаяся от среднего значения более чем на три стандартных отклонения, считается выбросом в методе 3 сигмы. Это означает, что любое значение, выходящее за пределы диапазона между $\mu + 3\sigma$ и $\mu - 3\sigma$, помечается как потенциальный выброс и исследуется дополнительно.

Алгоритм для каждого пласта:

1. Меняется только первый пункт. Все статистики необходимо посчитать в разрезе пластов.
2. Прodelать шаги 2-4 для общего случая

Метод z-score - это статистический метод, используемый для выявления выбросов в наборе данных. Метод включает в себя вычисление количества стандартных отклонений, на которые точка данных отклоняется от среднего значения, и идентификацию любых точек данных, которые выходят за пределы определенного порогового значения, как выбросов.

Алгоритм для общего случая:

1. Вычислите среднее значение (μ) и стандартное отклонение (σ) для всего набора данных.

2. Для каждой точки данных x в наборе данных вычислите z-балл, используя формулу:

$$z = (x - \mu) / \sigma$$

3. Определите все точки данных, у которых z-балл превышает определенный порог, как выбросы. Пороговое значение обычно устанавливается в z-балле, равном 2 или 3, что соответствует точкам данных, которые находятся на расстоянии 2 или 3 стандартных отклонений от среднего значения

Алгоритм для пластов:

1. Вычислите среднее значение (μ) и стандартное отклонение (σ) для набора данных в разрезе пластов.

2. Прodelать пункт 2-3 для общего случая

Когда мы чистим данные и не делим нашу выборку на пласты, то алгоритм детектирует слишком много выбросов. Это связано с тем фактором, что различные статистические показатели отличаются на достаточно большую величину на различных глубинах. Также они же зависят от характеристик породы и от других со зависимых показателей. Поэтому при обработки данных необходимо для начала поделить их на различные пласты. После вычитывать все процедуры описанные выше.

Получены следующие результаты для данных алгоритмов:

Таблица.1 - Результаты по методам обработки данных

Название метода	Количество выбросов (%)	Время выполнения (мин.)	Ошибка (RMSE) усредненная по пластам	Максимальная ошибка	Стандартное отклонение

Окончание таблицы 1

IQR (для всех данных)	12	1.3	0.37	0.91	0.23
IQR (для пластов)	15	5	0.41	0.8	0.28
3- сигм (для всех данных)	7,63	1	0.381	0.78	0.22
3- сигм(для пластов)	8,76	4	0.37	1.03	0.368
z- score (для всех данных)	10	0.3	0.32	0.68	0.19
z- score (для пластов)	10.03	1	0.46	1.1	0.33
Без очистки	0	0	0.56	1.6	0.52

С точки зрения бизнес процессов, как мы видим, имеется определенная выгода предобработки данных. Этот процесс повышает общую точность и уменьшает время сходимости алгоритма.

Далее, был осуществлен алгоритм проверки на основе правил. Это метод проверки данных, который включает сравнение данных с набором predetermined правил или критериев. Любые данные, которые не соответствуют этим правилам, помечаются как ошибка и далее удаляются из датасета

Для правильной подачи данных необходимо также провести их трансформацию. Данный процесс включает в себя:

- Масштабирование данных
- Сглаживание данных
- Фильтрацию данных
- Агрегирование данных
- Комбинирование данных
- Создание новых признаков

Был проведен следующий алгоритм:

1. Нормализация данных. Данные были масштабированы до общего масштаба, от 0 до 1, чтобы устранить различия в масштабе и диапазоне переменных.

2. Сглаживание данных. Были применены методы скользящего среднего, экспоненциального сглаживания или сплайнового сглаживания. Данный методы полезен так как уменьшает шумовую компоненту.

3. Агрегирование данных. Данные агрегировались разными способом: на уровне 5 минут, 10 минут, 30 минут.

4. Кодирование данных. Включает в себя преобразование категориальных данных в числовые данные либо путем присвоения числовых кодов, либо путем создания фиктивных переменных.

После всех операций в нашем датасете осталось 64 тысячи наблюдений и 11 признаков.

3.2 Оценка алгоритма машинного обучения

Для каждого пласта была произведена оценка алгоритма машинного обучения. Получены следующие результаты (см. Приложение А). После для каждого пласта выбиралась наилучшая модель с точки зрения метрики RMSE и время работы.

Для каждого пласта была выбрана своя модель:

- Пласт 0 - Catboost
- Пласт 1 - Random Forest
- Пласт 2 - Random Forest
- Пласт 3 - Gradient Descent

- Пласт 4 – Catboost
- Пласт 5 – Catboost

Для оценки надежности моделей применялись методы перекрестной проверки, такие как k-кратная перекрестная проверка. Это метод включает в себя разбиение набора данных на k подмножеств и обучение модели k раз, каждый раз используя другое подмножество в качестве набора проверки. Показатели производительности, полученные в результате каждой итерации, были усреднены, чтобы обеспечить более надежную оценку производительности модели. С результатами вы можете ознакомиться в приложение А.

В результате была получена эффективная и устойчивая модель для каждого пласта.

3.3. Оптимизация алгоритма машинного обучения

Была произведена оптимизация алгоритма при помощи PSO, метода имитации отжига, градиентного метода.

Для метода PSO и имитации отжига изначально задавались границы, в которых могли производиться изменения параметров.

Каждый метод применялся к различным пластам. Результаты представлены в таблице 2.

Таблица 2. – Результаты оптимизации

Метод	Изменение целевого параметра	Время работы
Градиентный метод	3,1 %	6 минут
PSO	5,3 %	13 минут
Метод имитации отжига	4,2 %	10 минут

Как мы видим, использование PSO доказало свою эффективность в повышении производительности и оптимизации целевой функции, по сравнению с другими алгоритмами. Также благодаря внедрению PSO алгоритм облегчил исследование и эксплуатацию пространства поиска, позволив идентифицировать лучшие решения, которые дают более высокие значения целевой функции.

Достигнутое увеличение целевой функции на 5 процентов указывает на успешное улучшение процесса оптимизации. Важно отметить, что успех метода PSO в увеличении значений целевой функции на 5 процентов может варьироваться в зависимости от конкретной проблемы и связанных с ней ограничений. Различные сценарии и цели могут потребовать

различных уровней улучшения, и на эффективность PSO могут влиять такие факторы, как выбранный размер роя частиц, правила обновления скорости и условия завершения.

В целом, применение метода PSO, по сравнению с другими методами, демонстрирует способность повышать производительность и достигать лучших решений. Дальнейшее изучение и уточнение алгоритма PSO может еще больше улучшить процесс оптимизации, что приведет к еще более высоким значениям целевой функции и к большей эффективности геологоразведочных работ

3.4. Интерпретация полученных результатов

С помощью оптимизации бурения при помощи ИИ удалось достичь следующих результатов:

- общая скорость бурения, рассчитанная как средняя за рейс, увеличивается относительно тестовых данных более, чем на 10 процентов;
- интервал принятия сокращается относительно того времени, которое наблюдается в тестовых наборах данных
- рабочий режим достигается быстрее и без явных осложнений
- общее увеличение скорости достижения рабочего времени превышает на 3 процента относительно тестового набора данных
- увеличение общей эффективности работы, за счет минимизации простоя оборудования
- увеличение общей эффективности работы, за счет выбора оптимальной скорости проходки
- увеличение общей эффективности работы оборудования не менее, чем на 10 процентов
- ИИ способен определять и адекватно реагировать на изменение характеристик породы по буримости.

За счет этого удалось увеличить скорость бурения на 5 процентов, снизить время простоя оборудования, увеличить эффективность потребления материалов и энергии.

3.4.1. Экономическая интерпретация полученных результатов

С точки зрения экономической целесообразности:

- первое, уменьшается время необходимое для завершения буровых работ, это напрямую влияет на уменьшение себестоимости бурения. Также уменьшается время, которое тратится на аренду буровых сооружений, что в свою очередь также уменьшает себестоимость бурения.

- второе, повышается эффективность используемых ресурсов. ИИ позволил оптимизировать расходы на использование материалов и энергии, что позволило сократить себестоимость бурения

- третье, ускоряются сроки реализации проектов. Более быстрые сроки выполнения проекта приводят к более раннему получению дохода и конкурентному преимуществу в отрасли. При помощи более быстрой системы бурения, такое достижение было получено.

- четвертое, повышается конкурентоспособность компании. Понижается себестоимость продукта, что позволяет компании достигать конкурентного преимущества, последнее в свою очередь влияет на позиции компании в отрасли.

- пятое, повышается окупаемость инвестиционных проектов. Сочетание повышенной производительности, снижения затрат и повышения операционной эффективности способствует повышению рентабельности инвестиций

Таким образом, все эти улучшения, которые достигнуты с помощью технологии искусственного интеллекта, обеспечивают экономические преимущества, такие как повышение производительности, сокращение времени и затрат на бурение, повышение операционной эффективности, ускорение сроков реализации проекта, повышение конкурентоспособности и более высокая окупаемость инвестиций. Эти преимущества способствуют общей прибыльности и успеху в буровой отрасли.

3.4.2. Геологическая интерпретация полученных результатов

В этой части работы будет дана интерпретация разумности принимаемых решений ИИ с точки зрения решений оператора. Используя предобученные модели, постараемся осуществить интерпретацию действий модели.

Параметром максимизации, как и прежде, выступает скорость проходки при различных ограничениях.

Из всех проделанных экспериментов, для нашего примера, возьмем самый показательный. В нем нам удалось повысить скорость проходки на 10 процентов при прочих равных условиях.

Рассмотрим рейс длиной 2 часа. Для начала остановимся на предсказаниях расхода промывочной жидкости. Сопоставим графики предсказаний и первоначальные данные.

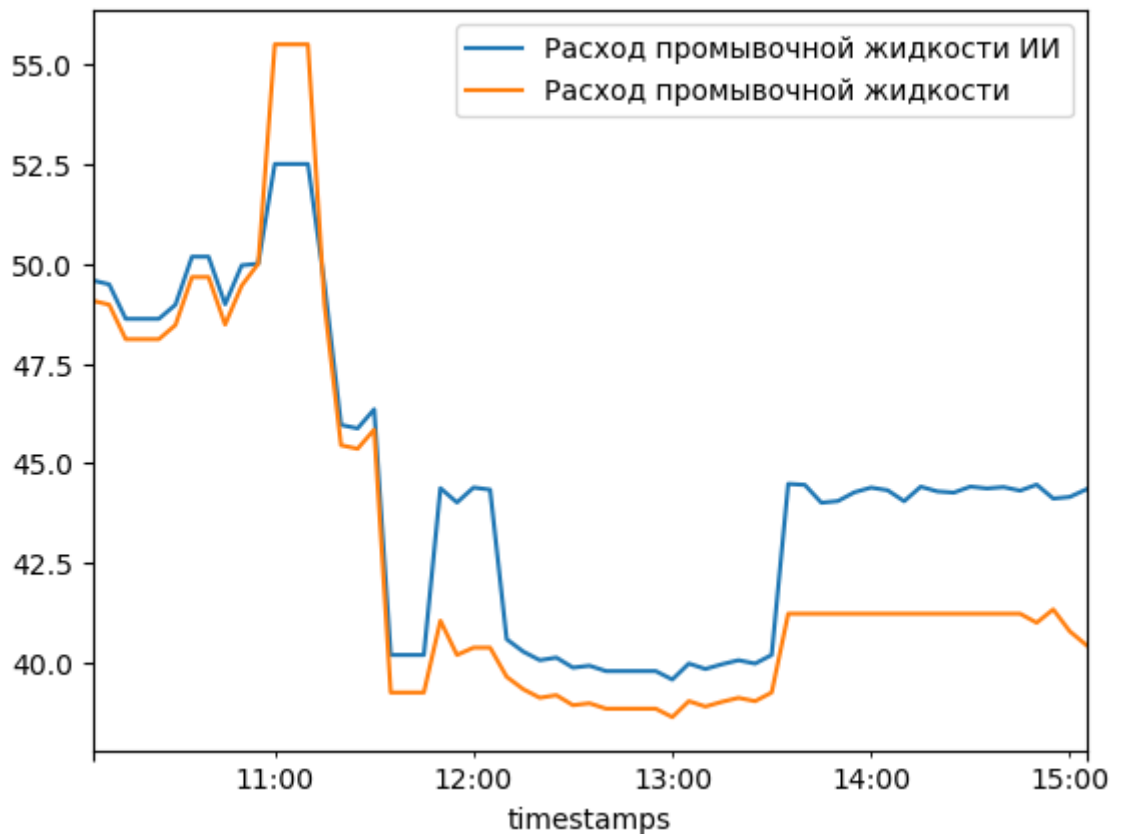


Рис.3 - Сравнение предсказанных и актуальных значений для показателя расход промывочной жидкости

Как мы можем видеть, есть участки, где модель предсказывала меньший расход промывочной жидкости, чем это делал оператор. Есть участки, где модель предсказывала больший расход промывочной жидкости. Это можно объяснить следующими факторами:

1. Изменение глубины. Если глубина бурения высока, может потребоваться увеличить расход промывочной жидкости для поддержания надлежащей очистки отверстия. По мере увеличения глубины бурения вес шлама может увеличиваться, что затрудняет его извлечение из скважины. Увеличение расходы промывочной жидкости может помочь устранить эту проблему и улучшить очистку отверстий

2. Высокий крутящий момент. Если крутящий момент высок, может потребоваться увеличить расход промывочной жидкости, чтобы снизить риск забивания долота и улучшить очистку отверстия. Увеличение скорости потока может помочь более эффективно измельчать и удалять шлам

В данном рейсе действительно наблюдалась тенденции к высокому крутящему моменту. Также глубина бурения увеличилась в 4 раза, поэтому действия модели по

отношению к расходу промывочной жидкости можно назвать целесообразными и эффективными.

Рассмотрим изменение осевой нагрузки

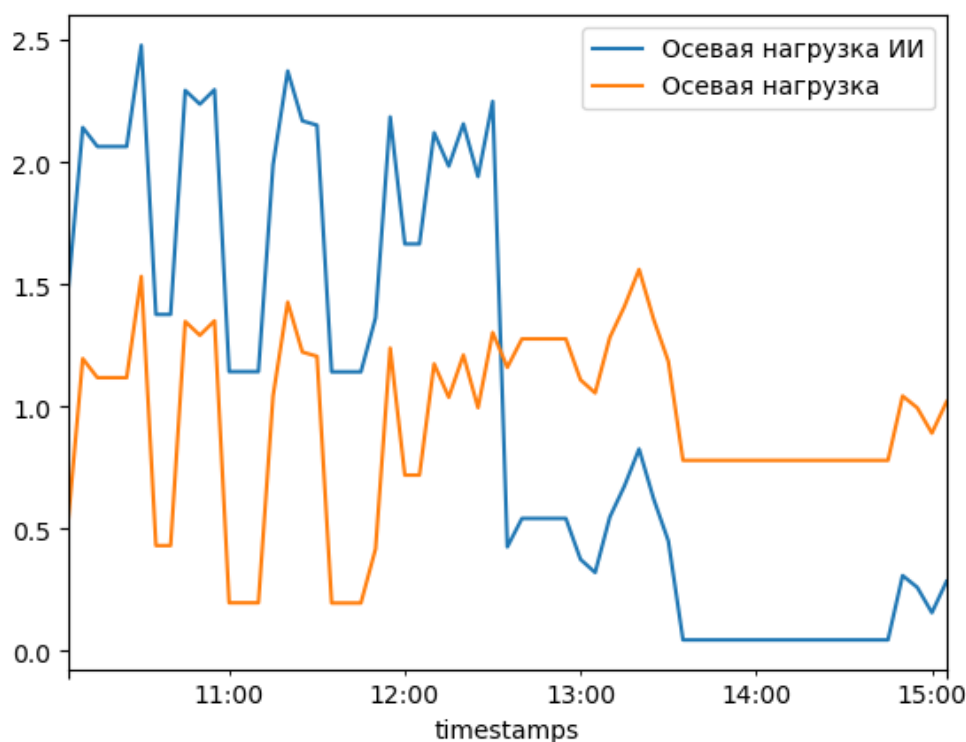


Рис.4 - Сравнение предсказанных и актуальных значений для показателя осевая нагрузка

Здесь также имеются свои тенденции. На участке от 10:00 до 12:00 имеется тенденция к повышению осевой нагрузки относительно тех действий, которые производил оператор. Эта тенденция начинает меняться на участке с 13:00 до 15:00. Как мы видим, одинаковая тенденция была для параметра расход промывочной жидкости. Дело здесь обстоит в том, что при увеличении расхода промывочной жидкости, данный процесс может помочь более эффективно удалять шлам из скважины, но также он может увеличить нагрузку на долото из-за дополнительной гидравлической силы, действующей на него. В таких случаях может потребоваться уменьшить осевую нагрузку, чтобы предотвратить чрезмерный износ или повреждение. Также могут действовать другие факторы:

1. Крутящий момент. Увеличение крутящего момента может помочь более эффективно проникать в более твердые пласты, но это также может увеличить нагрузку на долото. Более высокий крутящий момент может привести к более глубокому и быстрому проникновению долота, что приведет к более высокой осевой нагрузке на долото. В таких

случаях может потребоваться отрегулировать нагрузку на долото, чтобы предотвратить чрезмерный износ или повреждение.

2. Глубина. С увеличением глубины бурения вес бурильной колонны и бурового шлама может увеличиваться, что приводит к увеличению нагрузки на долото. В таких случаях может потребоваться отрегулировать нагрузку на долото, чтобы предотвратить повреждение или износ.

Как говорилось ранее, данные факторы и их изменение также присутствует в данном рейсе, поэтому предсказания нашей модели можно считать обоснованными и эффективными относительно параметра осевой нагрузки.

Рассмотрим параметр частота вращения.

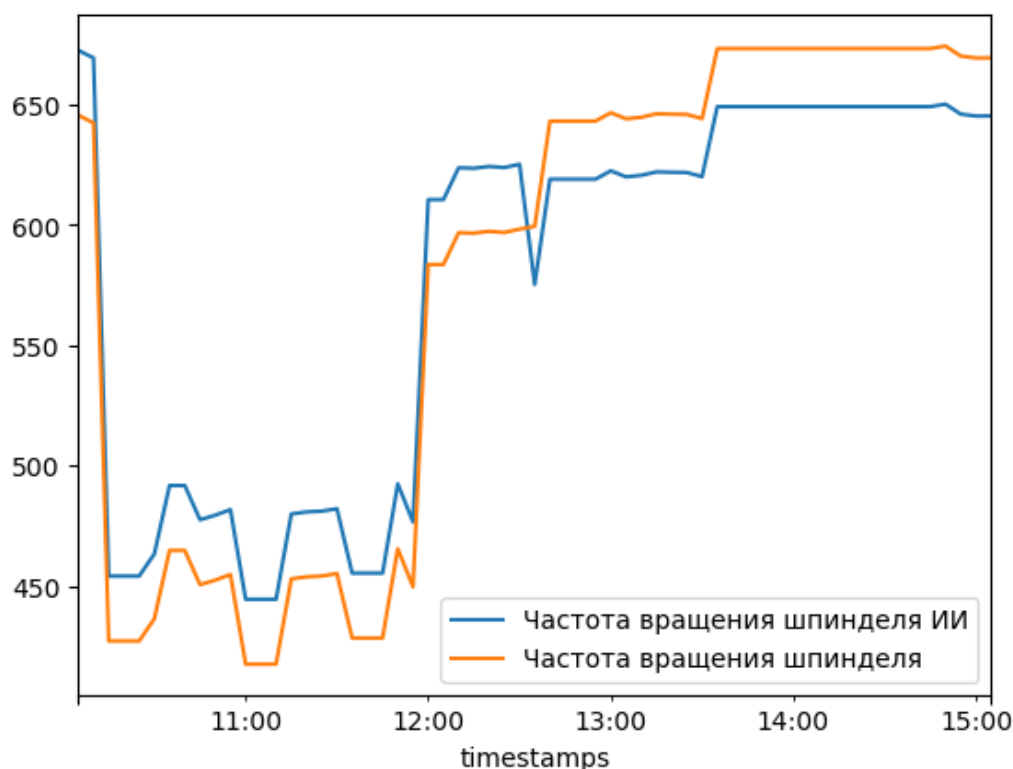


Рис.5 - Сравнение предсказанных и актуальных значений для показателя частота вращения шпинделя

Опять же возникают участки увеличения крутящего момента, а также его снижения относительно действий оператора. На это могут влиять следующие причины:

1. Изменение пласта. При бурении в различных пластах может потребоваться регулировка скорости вращения шпинделя для обеспечения эффективного сверления. Например, для бурения в твердых породах может потребоваться более низкая частота

вращения шпинделя для предотвращения перегрева и чрезмерного износа долота, в то время как для бурения в более мягких породах может потребоваться более высокая частота вращения шпинделя для поддержания скорости проходки.

2. Расход промывочной жидкости. Увеличение расхода промывочной жидкости может помочь более эффективно удалять шлам из скважины, но это также может увеличить гидравлическую силу, действующую на долото. В таких случаях может потребоваться снизить частоту вращения шпинделя, чтобы предотвратить чрезмерный износ или повреждение долота.

3. Крутящий момент. Увеличение крутящего момента может помочь более эффективно проникать в более твердые пласты, но это также может увеличить нагрузку на долото и увеличить риск выхода долота из строя из-за перегрева. В таких случаях может потребоваться снизить частоту вращения шпинделя для поддержания оптимальных условий сверления.

4. Давление. Увеличение давления промывочной жидкости может помочь улучшить очистку отверстий и скорость проходки, но это также может увеличить нагрузку на долото и увеличить риск выхода долота из строя из-за перегрева. В таких случаях может потребоваться снизить частоту вращения шпинделя для поддержания оптимальных условий сверления.

5. Глубина. С увеличением глубины бурения может увеличиваться вес бурильной колонны и бурового шлама, что приводит к увеличению нагрузки на долото и увеличению риска выхода долота из строя. В таких случаях может потребоваться снизить частоту вращения шпинделя для поддержания оптимальных условий сверления.

Для более глубокого понимания картины необходимо также, как модель, держать изменение всех этих параметров вместе. Тогда действия ИИ выглядят вполне эффективно и логично.

Как мы можем наблюдать на примере одного рейса, действия модели не только показали свою эффективность (увеличили скорость проходки на 10 процентов), но также вполне интерпретируемы человеком и возникают в силу действительных причин.

Модель смогла уловить обобщающую способность, а также понять взаимодействие сразу нескольких групп параметров, что позволило ей добиться достаточно высоких результатов.

Заключение

В данной работе представлен комплексный подход к оптимизации эффективности геологоразведочных работ за счет использования искусственного интеллекта. Основной целью данного исследования является разработка экономико-математических программных средств, позволяющих оптимизировать параметры бурения в режиме реального времени. Исследование охватывает несколько ключевых задач, включая выбор оптимального критерия для геологоразведочных работ, создание алгоритма анализа и предварительной обработки первичных данных, разработку прогнозной модели для оценки целевых параметров и оптимизацию параметров управления. Интегрируя методы искусственного интеллекта в процесс разведки, эта работа направлена на расширение возможностей принятия решений, улучшение распределения ресурсов и, в конечном счете, повышение экономической целесообразности геологоразведочных работ.

В процессе работы были решены все поставленные задачи, а именно:

- Разработан оптимальный критерий для оптимизации геологоразведочных работ. Эта задача включала в себя определение наиболее подходящего критерия для геологоразведочных работ. Данным критерием выступила механическая скорость бурения, вместе с ограничениями на расход промывочной жидкости, расход энергии и материалов. В работе было показано что, применяя данный критерий удастся достичь повышения эффективности работ, при минимизации себестоимости бурения.
- Разработан алгоритм обработки данных для разных типов пластов. В данной работе были рассмотрены различные алгоритмы предобработки геологоразведочных данных и был выбран наиболее эффективный с точки зрения времени и сохранившихся данных. Также был предложен метод оценки для разных типов пластов, что показало большую эффективность с методами, которые производили предобработку для всех наборов данных.
- Была создана модель предсказывающая целевые параметры для разных типов пластов. Были использованы различные модели машинного обучения для предсказания целевого параметра, из них были выбраны наилучшие модели для каждого типов пласта.
- Был выбран наилучший алгоритм оптимизации с точки зрения эффективности геологоразведочных работ.

Были получены следующие результаты:

1. общая скорость бурения, рассчитанная как средняя за рейс, увеличивается относительно тестовых данных более, чем на 10 процентов;

2. интервал принятия сокращается относительно того времени, которое наблюдается в тестовых наборах данных

3. рабочий режим достигается быстрее и без явных осложнений

4. общее увеличение скорости достижения рабочего времени превышает на 3 процента относительного тестового набора данных

5. увеличение общей эффективности работы, за счет минимизации простоя оборудования

6. увеличение общей эффективности работы, за счет выбора оптимальной скорости проходки

7. увеличение общей эффективности работы оборудования не менее, чем на 10 процентов

8. ИИ способен определять и адекватно реагировать на изменение характеристик породы по буримости.

9. Уменьшена общая себестоимость геологоразведочных работ

В итоге был разработан экономико-математический инструмент, оптимизирующий параметры бурения в режиме реального времени.

В дальнейших исследованиях хотелось бы попробовать оценить модели глубинного обучения (RNN, LSTM, Transformer), внедрить модели риска, которые позволяли бы оценивать вероятность аварийных ситуаций и показывать пути выхода из нее, также хотелось бы создать модель, которая учитывала бы экологические факторы.

Список использованной литературы

1. Jin X. et al. Prediction for Time Series with CNN and LSTM //Proceedings of the 11th International Conference on Modelling, Identification and Control (ICMIC2019). – Springer Singapore, 2020. – С. 631-641.
2. Kannan T. D. B. et al. Application of artificial neural network modeling for machine parameters optimization in drilling operation //Procedia Materials Science. – 2014. – Т. 5. – С. 2242-2249.
3. Siami-Namini S., Tavakoli N., Namin A. S. The performance of LSTM and BiLSTM in forecasting time series //2019 IEEE International Conference on B
4. Stevens E., Antiga L., Viehmann T. Deep learning with PyTorch. – Manning Publications, 2020.
5. Yang L., Shami A. On hyperparameter optimization of machine learning algorithms: Theory and practice //Neurocomputing. – 2020. – Т. 415. – С. 295-316.
6. Yamak P. T., Yujian L., Gadosey P. K. A comparison between arima, lstm, and gru for time series forecasting //Proceedings of the 2019 2nd International Conference on Algorithms, Computing and Artificial Intelligence. – 2019. – С. 49-55.
7. Аршава В. Л. Методы калькулирования себестоимости геологоразведочных работ //Актуальные проблемы гуманитарных и естественных наук. – 2015. – №. 8-1. – С. 135-139.
8. Аршава В. Л. КЛАССИФИКАЦИЯ ЗАТРАТ НА ГЕОЛОГОРАЗВЕДОЧНЫЕ РАБОТЫ //Журнал научных публикаций аспирантов и докторантов. – 2016. – №. 7. – С. 36-38.
9. ДЕМЕНТЬЕВ К. И. Оптимизация бизнес-процессов предприятий нефтегазового сектора России на основе использования искусственного интеллекта //НАУЧНЫЕ ТРУДЫ СЕВЕРО-ЗАПАДНОГО ИНСТИТУТА УПРАВЛЕНИЯ РАН-ХИГС Учредители: Российская академия народного хозяйства и государственной службы при Президенте РФ. – 2022. – Т. 13. – №. 2. – С. 39-48.
10. Дьяконов А. Г., Головина А. М. Выявление аномалий в работе механизмов методами машинного обучения //Аналитика и управление данными в областях с интенсивным использованием данных. – 2017. – С. 469-476.

11. Евсеенко В. В. Совершенствование механизмов планирования геологоразведочных работ на основе оптимизации затрат //Вестник евразийской науки. – 2017. – Т. 9. – №. 2 (39). – С. 17.
12. Епихин А. В. Определение оптимальной частоты вращения породоразрушающего инструмента по амплитуде напряжения релаксационного тока, возникающего при разрушении горной породы бурением //Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2015. – №. 10. – С. 196-200
13. Жидков Е. О., Катышева Е. Г. Применение инструментов интеллектуального месторождения для управления рисками и оптимизации затрат при бурении нефтяных скважин //Кластеризация цифровой экономики: Глобальные вызовы. – 2020. – С. 98-111.
14. Ибрагимова А. Х. Особенности геологоразведочных работ и учет косвенных расходов вспомогательного производства //НАУЧНЫЕ РЕВОЛЮЦИИ: СУЩНОСТЬ И РОЛЬ В РАЗВИТИИ НАУКИ И ТЕХНИКИ. – 2020. – С. 48.
15. Михеев С. А. СИСТЕМА ПОДДЕРЖАНИЯ ЭФФЕКТИВНОЙ ОСЕВОЙ НАГРУЗКИ НА ДОЛОТО ПРИ БУРЕНИИ СКВАЖИН //Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки. – 2021. – Т. 29. – №. 4 (72). – С. 32-43..
16. Назарова З. М. и др. Экономика геологоразведочных работ. – 2018.
17. Нескормных В.В Оптимизация в геологоразведочном производстве. - М.: ИНФРА-М; Красноярск: 2015. - 199 с.
18. Скипин Д. Л., Зылёва Н. В. Анализ поисковых затрат на проведение геологоразведочных работ //Экономический анализ: теория и практика. – 2015. – №. 18 (417). – С. 30-40.
19. Трапезников В. Т., Тельманова Е. Д. Математическое моделирование и анализ критериев оптимизации процесса алмазного бурения геологоразведочных скважин //Вестник евразийской науки. – 2019. – Т. 11. – №. 6. – С. 92.
20. Файзрахманова А. Р. СНИЖЕНИЕ СЕБЕСТОИМОСТИ ЗАКАЗА В ГЕОЛОГОРАЗВЕДОЧНОМ ПРЕДПРИЯТИИ //Молодежь XXI века: шаг в будущее. – 2018. – С. 382-383
21. Хамидов Э. Х., Собиров М. М., Ходжиматов М. М. НЕЙРОННЫЕ СЕТИ RNN И LSTM //Journal of new century innovations. – 2022. – Т. 11. – №. 1. – С. 127-135.

22. Харитонов Г. Н. Экологические затраты при проектировании и эксплуатации глубоких карьеров: современный уровень и перспективы //Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). – 2015. – №. 56. – С. 458-466
23. Черников А. Д. и др. Применение методов искусственного интеллекта для выявления и прогнозирования осложнений при строительстве нефтяных и газовых скважин: проблемы и основные направления решения //Георесурсы. – 2020. – Т. 22. – №. 3. – С. 87-96.

Приложение А

		Ошибка на трейне	Ошибка на тесте	Время	R2_трейн	R2_тест
Пласт	Модель					
0	Байесовская регрессия	7.941	9.417	0.007	0.157	0.112
	Градиентный бустинг	2.465	2.823	0.595	0.919	0.920
	Катбуст	1.670	2.178	0.477	0.963	0.953
	Лассо регрессия	7.949	9.415	0.006	0.155	0.113
	Линейная регрессия	7.941	9.419	0.036	0.157	0.112
	Решающее дерево	0.000	1.231	0.031	1.000	0.985
	Ридж регрессия	7.941	9.419	0.007	0.157	0.112
	Случайный лес	0.932	1.574	1.731	0.988	0.975
1	Байесовская регрессия	2.449	2.446	0.003	0.555	0.461
	Градиентный бустинг	0.866	1.321	0.153	0.944	0.843
	Катбуст	0.349	1.067	0.142	0.991	0.897
	Лассо регрессия	2.481	2.460	0.002	0.543	0.455
	Линейная регрессия	2.448	2.449	0.001	0.555	0.460
	Решающее дерево	0.000	0.940	0.006	1.000	0.920
	Ридж регрессия	2.448	2.449	0.001	0.555	0.460
	Случайный лес	0.338	0.742	0.500	0.992	0.950
2	Байесовская регрессия	1.603	1.552	0.009	0.521	0.546
	Градиентный бустинг	0.551	0.573	0.917	0.943	0.938
	Катбуст	0.330	0.464	0.655	0.980	0.959
	Лассо регрессия	1.703	1.693	0.007	0.459	0.460
	Линейная регрессия	1.603	1.552	0.005	0.521	0.546
	Решающее дерево	0.000	0.368	0.027	1.000	0.975
	Ридж регрессия	1.603	1.552	0.005	0.521	0.546
	Случайный лес	0.115	0.313	2.005	0.998	0.982
3	Байесовская регрессия	9.019	9.188	0.002	0.126	0.162
	Градиентный бустинг	0.959	1.241	0.156	0.990	0.985
	Катбуст	0.373	1.034	0.126	0.999	0.989
	Лассо регрессия	9.041	9.217	0.001	0.121	0.156
	Линейная регрессия	9.012	9.177	0.001	0.127	0.164
	Решающее дерево	0.000	1.018	0.006	1.000	0.990
	Ридж регрессия	9.012	9.177	0.002	0.127	0.164
	Случайный лес	0.580	0.824	0.431	0.996	0.993
4	Байесовская регрессия	1.360	0.915	0.004	0.426	0.642
	Градиентный бустинг	0.447	0.409	0.493	0.938	0.928
	Катбуст	0.191	0.384	0.383	0.989	0.937
	Лассо регрессия	1.388	0.938	0.002	0.402	0.624
	Линейная регрессия	1.360	0.915	0.003	0.426	0.642
	Решающее дерево	0.000	0.525	0.012	1.000	0.882
	Ридж регрессия	1.360	0.915	0.002	0.426	0.642
	Случайный лес	0.129	0.277	0.692	0.995	0.967
5	Байесовская регрессия	4.395	4.514	0.002	0.252	0.212
	Градиентный бустинг	1.039	1.283	0.371	0.958	0.936
	Катбуст	0.531	0.993	0.181	0.989	0.962
	Лассо регрессия	4.420	4.538	0.002	0.244	0.204
	Линейная регрессия	4.395	4.515	0.002	0.253	0.212
	Решающее дерево	0.000	1.057	0.015	1.000	0.957
	Ридж регрессия	4.395	4.515	0.002	0.253	0.212
	Случайный лес	0.279	0.763	0.951	0.997	0.978