

На правах рукописи



Галкина Алёна Владимировна

**РАЗВИТИЕ МОДЕЛЕЙ ГЕОНАВИГАЦИИ СКВАЖИН НА ОСНОВЕ
ДИНАМИЧЕСКОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ КАРОТАЖА И МЕТОДОВ
КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ**

Специальность 1.2.2 – Математическое моделирование, численные методы и
комплексы программ

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Москва – 2026

Работа выполнена в Федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Российский государственный университет нефти и газа (национальный исследовательский университет) имени И.М. Губкина» на кафедре Прикладной математики и компьютерного моделирования.

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор
Каневская Регина Дмитриевна,
Заведующая кафедрой Прикладной математики
и компьютерного моделирования

Официальные оппоненты: **Фархадов Маис Паша оглы**,
доктор технических наук,
ФГБУН «Институт проблем управления им. В.
А. Трапезникова Российской академии наук»
(ИПУ РАН),
главный научный сотрудник

Коротеев Дмитрий Анатольевич,
кандидат физико-математических наук,
Автономная некоммерческая образовательная
организация высшего образования «Сколковский
институт науки и технологий»,
профессор

Ведущая организация: ФГБУН «Институт проблем нефти и газа
Российской академии наук» (ИПНГ РАН)

Защита состоится «24» сентября 2026 года в 17.00 в ауд. 202 на заседании диссертационного совета Д 24.2.369.11 при РГУ нефти и газа им. И.М. Губкина по адресу: 119991, г. Москва, Ленинский проспект, д. 65 корп. 1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГАОУ ВО «РГУ нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина» и на официальном сайте <https://www.gubkin.ru/>.

Отзывы на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью учреждения, просьба направлять по адресу: 119991, г. Москва, Ленинский проспект, д. 65 корп. 1, учёному секретарю диссертационного совета Д 24.2.369.11.

Автореферат разослан «___» _____ 2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
Д 24.2.369.11,
кандидат технических наук, доцент

Кочуева О.Н.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность исследования. Современная практика разработки месторождений характеризуется устойчивым ростом доли наклонно-направленных и, особенно, горизонтальных скважин, что связано с их очевидными технологическими и экономическими преимуществами: повышение коэффициента извлечения за счёт охвата ранее не вовлечённых в разработку зон, возможность бурения на акваториях и шельфе, эффективность при малой мощности и низкой проницаемости, меньшая чувствительность к подошвенным водам и снижение экологической нагрузки на промысловую территорию. В то же время усложнение траектории и условий бурения порождает ряд критичных недостатков: спускоподъёмные операции становятся технологически сложнее из-за сильного искривления ствола, повышается сравнительная стоимость работ, а проведение геофизических исследований осложняется анизотропией среды, проблемами центрирования приборов и неоднородностями бурового раствора. Эти факторы повышают цену ошибок и ужесточают требования к геологическому сопровождению бурения или геонавигации в реальном времени.

Геонавигация представляет собой преднамеренное изменение положения ствола в пласте на основе анализа навигационной, геологической и геофизической информации, поступающей в процессе бурения, с целью максимального охвата целевого интервала и минимизации неэффективной проходки. В производственной практике центров геологического сопровождения бурения одновременно могут находиться в активной фазе десятки скважин, каждая из которых сопровождается непрерывным потоком разнородных данных каротажа в процессе бурения. Рост числа горизонтальных стволов, а также усложнение геологического строения значительно повышают нагрузку на инженеров-геонавигаторов и увеличивают риск субъективных и запаздывающих решений.

Ключевые риски геонавигации связаны как с геологическими неопределённостями, так и с инструментальными и измерительными ограничениями. К геологическим факторам относятся неопределённости в положении кровли и подошвы продуктивного пласта, вариативность мощности, неопределённость углов залегания, а также наличие разломов, выклиниваний и линз. Инструментальные факторы включают погрешности глубинной привязки, инклинометрии, ошибки измерения длины бурильной колонны, влияние температурных деформаций и отклонения центрации приборов. Совокупность указанных факторов приводит к повышенному риску выхода ствола за пределы допустимого коридора проводки и потере контакта с продуктивным интервалом,

что непосредственно отражается на технико-экономических показателях бурения.

Содержательно активная фаза геонавигационного сопровождения включает две различные стадии: бурение транспортной секции и бурение горизонтальной секции. В транспортной секции ключевой задачей является корректная «посадка» на кровлю целевого пласта. При этом прогноз положения кровли затруднён как неопределённостью геологической модели, так и вариативностью мощностей и углов залегания в районе цели. Исторически задачи корреляции каротажей и геологической увязки вдоль ствола решались вручную с использованием операций растяжения и сжатия каротажных кривых и сопоставления с опорными разрезами. Такой подход трудоёмок, подвержен субъективизму и, как правило, приводит к упрощённым линейным представлениям пластов, плохо учитывающим локальные деформации и разрывные нарушения.

В горизонтальной секции эффективность бурения определяется долей ствола, проведённой по продуктивным отложениям, и способностью оперативно распознавать изменения литологии вокруг долота. Существенную роль при этом играют азимутальные каротажные изображения, в которых вследствие цилиндрической геометрии скважины при развёртке на плоскость формируются характерные синусоидальные структуры («улыбки»), соответствующие пересечению геологических границ при движении по или против напластования. Корректная и своевременная интерпретация этих паттернов позволяет восстанавливать угол падения структуры и определять направление изменения литологии, что имеет решающее значение для принятия геонавигационных решений. Однако высокий уровень шума, неоднородность данных и значительный объём информации затрудняют ручную фильтрацию и классификацию таких признаков в реальном времени.

С учётом роста сложности объектов и объёма данных, высокой стоимости ошибок и ограничений традиционных ручных процедур интерпретации, разработка математически обоснованных, устойчивых к шумам и пригодных для реального времени методов анализа данных при геонавигации является актуальной научно-технической задачей. Особую значимость приобретают решения, которые используют информацию о ранее пробуренных скважинах для повышения точности прогнозов и технологически масштабируются до уровня программных комплексов сопровождения бурения.

Целью диссертационной работы является разработка математических моделей, методик и компонентов программного комплекса для уточнения положения бурящейся скважины относительно границ пласта в процессе геологического сопровождения бурения.

Для достижения цели поставлены и решены следующие **задачи**:

1. Проведён аналитический обзор и систематизация подходов к интерпретации каротажных данных в процессе геологического сопровождения бурения; выявлены существующие проблемы и возможные пути их решения.
2. Разработана методика уточнения положения кровли целевого пласта при бурении транспортной секции скважины.
3. Разработана математическая модель границ продуктивного пласта в окрестности горизонтального ствола бурящейся скважины, основанная на азимутальных каротажных изображениях.
4. Создан алгоритм для автоматического поиска сдвига перезаписи гамма-каротажа при переходе от транспортной к горизонтальной секции.
5. Разработанные решения реализованы в виде интегрируемых программных модулей, которые совместимы с производственным процессом геонавигации и независимы от конкретной приборной конфигурации.
6. Проведена валидация на реальных данных, подтвердившая применимость решений в условиях непрерывного геологического сопровождения бурения в режиме реального времени.

В исследовании используются следующие **методы**: методы оптимизации, методы динамического программирования, статистические методы, методы глубокого обучения и методы компьютерного зрения. Для программной реализации используется язык программирования Python.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Новая методика уточнения положения кровли целевого пласта при бурении транспортной секции скважины, основанная на модифицированном DTW-сопоставлении интервалов каротажа в опорных и разбуриваемой скважинах, которая обеспечивает вход в целевой пласт с плановыми параметрами.
2. Математическая модель распознавания геологических границ по данным азимутального каротажа, основанная на комплексном использовании методов классического компьютерного зрения и сверточных нейронных сетей, которая позволяет получать геологически интерпретируемые оценки наличия и параметров границ пласта, что обеспечивает возможность оперативной корректировки траектории скважины.
3. Алгоритм для автоматического поиска сдвига перезаписи гамма-каротажа при переходе от транспортной к горизонтальной секции, основанный на скользящем корреляционном сопоставлении, который обеспечивает оперативное выявление и оценку сдвига перезаписи.

4. Комплекс программных модулей, реализующий разработанные модели и алгоритмы, валидация и апробация которого на реальных данных подтверждают работоспособность и применимость предложенных решений для геологического сопровождения бурения.

Научная новизна диссертации заключается в следующем:

1. Предложен новый модифицированный алгоритм DTW (Dynamic Time Warping, динамической трансформации временной шкалы) для сопоставления интервалов каротажа при геонавигации в реальном времени и последующего уточнения расстояния до кровли целевого пласта при бурении транспортной секции горизонтальной скважины, что обеспечивает более устойчивую и физически согласованную привязку интервалов каротажа по сравнению с классическим DTW.
2. Создана новая математическая модель распознавания геологических границ пласта на азимутальных изображениях в окрестности горизонтального ствола бурящейся скважины с учётом цилиндрической геометрии; на её основе реализована вычислительная последовательность обработки данных, объединяющая методы компьютерного зрения и сверточные нейронные сети, что обеспечивает устойчивую работу при ограниченной разметке и прямую геологическую интерпретацию.
3. Впервые сформулирован и реализован алгоритм для автоматического поиска сдвига перезаписи гамма-каротажа при переходе от транспортной к горизонтальной секции.

Практическая значимость и внедрение. Работа предлагает целостный, воспроизводимый комплекс решений для обеих критичных фаз проводки – транспортной и горизонтальной секций, опирающийся на сопоставление последовательностей, предобработку изображений и специализированные нейросетевые компоненты. Комплексность подхода и его адаптируемость к качеству входных данных обеспечивают технологическую применимость и масштабируемость на разные месторождения и приборы, обеспечивая повышение эффективности проводки горизонтальных скважин в режиме реального времени. Реализация предложенных решений позволяет: снижать риск выхода из целевого пласта за счёт прогноза положения кровли целевого интервала до входа в горизонтальный участок; ускорять и унифицировать обработку азимутальных изображений благодаря автоматической детекции «улыбок». Разработанные решения и программные модули внедрены в ПО для геонавигации и используются в режиме реального времени; описанные принципы и параметры работы модулей согласуются с ограничениями отраслевых регламентов. По результатам разработки технологии был получен патент «Способ бурения горизонтальной скважины».

Апробация работы. Материалы исследования докладывались и обсуждались на следующих научно-практических конференциях: «Нефтяная столица» (г. Нижневартовск, 2020 г.), «Нефть и газ – 2021» (г. Москва, Российский государственный университет нефти и газа (НИУ) имени И.М. Губкина, 2021 г.), «Цифровые технологии в добыче углеводородов: от моделей к практике» (г. Уфа, 2021 г.), Кустовых и Межрегиональных научно-технических конференциях молодых специалистов ПАО «НК «Роснефть» (г. Москва, 2020–2022 гг.), «Информационные технологии для наук о Земле и цифровизация в геологии и горнодобывающей промышленности» (г. Владивосток, 2022 г.), «Геобайкал-2022» (г. Иркутск, 2023 г.).

Личный вклад. Основные результаты диссертации получены автором самостоятельно. Постановка задач и обсуждение результатов осуществлялись вместе с научным руководителем. Автором лично разработаны методика для прогноза положения кровли; математическая модель анализа азимутальных данных; алгоритм контроля перезаписей каротажа, а также их программная реализация, выполнены подготовка данных, вычислительные эксперименты и анализ результатов.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, 4-х глав, заключения и списка литературы из 126 наименований, изложенных на 135 страницах машинописного текста, включая 2 таблицы и 48 рисунков.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обосновывается актуальность работы, формулируются цель и задачи исследования, приводятся используемые методы исследования. Сформулированы основные положения, выносимые на защиту, научная новизна и практическая значимость представленных результатов.

В первой главе приведены обзор и анализ существующих подходов для решения задач, возникающих в процессе геологического сопровождения бурения. Первая часть главы посвящена обзору существующих подходов к автоматизации процесса геонавигации, которые развиваются по нескольким направлениям: автоматизация интерпретации каротажных данных, создание интеллектуальных геонавигационных платформ, автономное принятие решений при бурении и формализация геонавигации как задачи обратного моделирования. Анализ работ показывает, что полностью сквозные системы остаются ограниченными вычислительной сложностью, требованиями к большим обучающим выборкам и сложностью валидации в условиях реального бурения, тогда как наиболее практически применимыми являются модульные решения, автоматизирующие отдельные ключевые этапы интерпретации. В настоящей работе используется именно такой модульный подход: разрабатываются методы

и модели для автоматизации отдельных задач геонавигации в транспортной и горизонтальной секциях скважины.

Вторая часть главы посвящена анализу современных автоматизированных подходов к решению задачи геологической корреляции, которая является основой для изучения внутренней структуры пластов. Описаны преимущества и ограничения традиционных подходов, таких как кросс-корреляция и динамическая трансформация временной шкалы, а также современные нейросетевые архитектуры, такие как сверточные и рекуррентные сети, сети с механизмом внимания, а также их интеграция с алгоритмом динамической трансформации временной шкалы. Эти подходы к решению задачи геологической корреляции рассматривались в работах И.С. Гутмана, Е.В. Ковалевского, Н.С. Бурлакова, Т.Р. Шарафутдинова, A.J. Rudman, C.J. Mann, S. Zoraster, L. Wheeler и других авторов. Кроме того, обсуждаются проблемы, связанные с недостатком качественно размеченных данных, необходимостью их предварительной подготовки и сложностями, возникающими при корреляции в условиях изменчивости мощности пластов и наличия разломов. На рынке и в практике в настоящее время применяются различные программные решения и плагины, в том числе российские AutoCorr и DV Geo на базе триангуляции, а также интеграции в среды моделирования (например, плагины к Petrel) для автоматизированной корреляции и построения стратиграфических моделей.

Третья часть главы посвящена обзору классических алгоритмов и нейросетевых архитектур, применяемых для анализа двумерных скважинных данных. Современные методы автоматической интерпретации данных азимутального каротажа и сейсмики можно условно разделить на три основных категории: классические алгоритмы обработки изображений, геометрические и частотные методы, алгоритмы машинного и глубокого обучения. Существующие подходы изложены в работах авторов: I. Bondar, G. Cooper, C. Zhang, A. Koryagin, R.D. Cruz и др.

В диссертационной работе продолжается развитие методов и моделей анализа геофизических данных с учетом особенностей процесса непрерывного геологического сопровождения бурения в реальном времени.

Во второй главе описывается методика уточнения положения кровли целевого пласта при бурении транспортной секции скважины. Задача рассматривается как задача геологической корреляции каротажных кривых: требуется найти соответствие между элементами последовательностей каротажа в разбуриваемой и опорных скважинах, при котором суммарное различие между сопоставленными значениями минимально согласно выбранной мере несходства. По найденному соответствию между каротажными интервалами оценивается положение кровли целевого пласта в разбуриваемой скважине.

Каротажная кривая задаётся как последовательность значений гамма-каротажа, зарегистрированных вдоль ствола скважины. Для опорных скважин известны положения геологических маркеров пластопересечений, включая кровлю целевого интервала.

Методика для нахождения соответствия между интервалами каротажей в работе основана на алгоритме динамической трансформации временной шкалы (DTW). Этот алгоритм представляет собой метод оптимизации, основанный на динамическом программировании, который находит оптимальное выравнивание двух последовательностей с минимальной суммарной стоимостью. В работе предложены модификации DTW, направленные на адаптацию метода к особенностям рассматриваемой задачи.

В условиях реальных каротажных данных измерения содержат шум, для подавления которого выполняется предварительное сглаживание данных с использованием фильтра Гаусса. Это позволяет уменьшить влияние случайных колебаний при сохранении основных геологических особенностей сигнала, в частности границ пластов и характерных изменений формы кривой.

В отличие от классического DTW, предложенная мера несходства, основанная на использовании локально центрированных значений и оценки локального наклона сигнала, позволяет учитывать не только различие амплитуд сигналов, но и их локальную форму, что повышает устойчивость сопоставления в условиях шумовых искажений и различий в масштабах каротажных данных. С учётом введённых преобразований локальная мера несходства определяется как:

$$d_{ij} = \alpha \left(\tilde{y}_i^{(1)} - \tilde{y}_j^{(2)} \right)^2 + \beta \left(g_i^{(1)} - g_j^{(2)} \right)^2, \quad (1)$$

где α и β – весовые коэффициенты, $\tilde{y}_i^{(1)}$ и $\tilde{y}_j^{(2)}$ – локально центрированные значения каротажных кривых, $g_i^{(1)}$ и $g_j^{(2)}$ – оценки локального наклона сигнала.

На основе локальных стоимостей, которые вычисляются для каждой пары точек каротажных кривых согласно (1), методом динамического программирования строится матрица накопленных стоимостей C , где C_{ij} задаёт минимальную суммарную стоимость пути выравнивания, завершающегося в ячейке (i, j) . Внутренние ячейки матрицы задаются рекуррентным соотношением:

$$C_{ij} = d_{ij} + \min(C_{i-1,j}, C_{i-1,j-1}, C_{i,j-1}), \quad i = 2 \dots n, \quad j = 2 \dots m. \quad (2)$$

Поскольку в рассматриваемой задаче требуется поиск подпоследовательности (интервала между маркерами в опорной скважине) внутри длинного интервала каротажа разбуриваемой скважины, допускаются свободный старт и свободный финиш. Поэтому граничные условия задаются с учётом свободного старта: $C_{1j} = d_{1j}$, $j = 1 \dots m$ и $C_{i1} = d_{i1} + C_{i-1,1}$, $i = 2 \dots n$. А свободный финиш определяется

выбором минимальной накопленной стоимости в последней строке матрицы: $j^* = \operatorname{argmin}_j C_{nj}$. Это отличает постановку задачи от классического DTW, где начальная и конечная точки выравнивания фиксируются.

Для локальной оценки соответствия точек каротажей введена карта «энергии», которая формируется по результатам прямого и обратного прохода динамического программирования:

$$E_{ij} = C_{ij}^f + C_{ij}^b - C_{nj^*}^f, \quad (3)$$

где C_{ij}^f – накопленная стоимость оптимального пути от начала выравнивания до ячейки (i, j) , $C_{nj^*}^f$ – стоимость полного оптимального пути, а C_{ij}^b – накопленная стоимость обратного прохода от ячейки (i, j) до выбранного финиша (n, j^*) . Введение карты «энергии» позволяет выделять устойчивый фрагмент пути выравнивания там, где соответствие поддержано обоими направлениями динамики, и перейти от глобального критерия качества выравнивания к локальной оценке надёжности соответствия.

При сопоставлении каротажных кривых требуется исключить соответствия, противоречащие геологической логике формирования разреза. Для ограничения области поиска на матрицу накопленных стоимостей накладывается полоса допустимых соответствий (окно Сакоэ-Чиба), элементы вне которой исключаются из рассмотрения, а также ограничивается набор допустимых переходов, что позволяет исключить чрезмерные локальные растяжения и сжатия сигнала и сохранить физически осмысленный порядок соответствия геологических интервалов.

Ключевой особенностью предлагаемого подхода является отказ от интерпретации всего пути трансформации как равнозначного и выделение участка пути, обладающего минимальной средней энергией и высокой локальной контрастностью сигнала. Индекс оптимального окна u^* длины L определяется как

$$u^* = \operatorname{argmin}_u \hat{E}(u) \text{ при } \Delta(u) \geq \Delta_{min}, \quad (4)$$

где $\hat{E}(u)$ – средняя энергия выравнивания в окне, Δ_{min} – заданный порог минимальной информативности сигнала. Данный интервал соответствует наиболее устойчивому участку выравнивания, в котором соответствие между элементами каротажных кривых поддерживается как глобальной структурой сигнала, так и локальной согласованностью. Глубины точек, входящих в окно u^* , используются для дальнейшего вычисления относительного положения кровли целевого пласта.

На рисунке 1 показан пример карты «энергии». В центральной части матрицы наблюдается область устойчивого минимума, соответствующая наиболее стабильному и информативному фрагменту выравнивания.

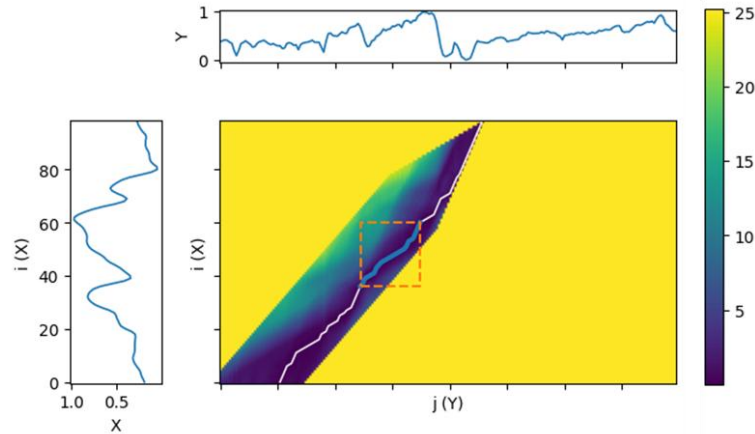


Рисунок 1. Матрица энергии E при вычислении DTW-выравнивания.

На рисунке 2 представлено выравнивание в пространстве исходных сигналов. Выделенный зеленым фрагмент оптимального пути отражает интервалы каротажей, между которыми наблюдается устойчивое соответствие.

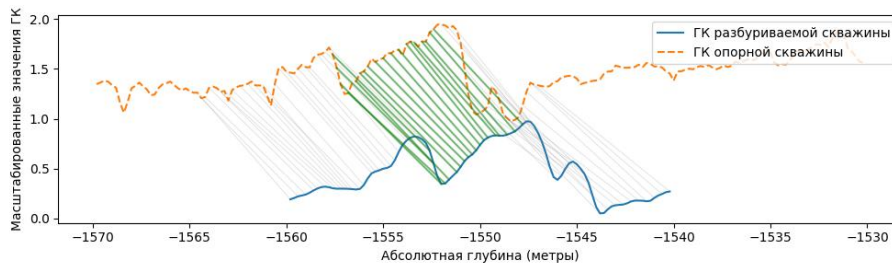


Рисунок 2. Выделение устойчивого фрагмента пути выравнивания.

В предлагаемой методике для уточнения положения кровли целевого пласта используется итеративный подход, основанный на агрегировании информации от нескольких опорных скважин. Последовательное уточнение положения кровли по мере прохождения маркеров обеспечивает адаптацию прогноза к поступающим данным и соответствует практическому сценарию геонавигации в реальном времени.

Пусть вдоль ствола каждой скважины задана упорядоченная последовательность значений глубины $z = (z_1, z_2, \dots, z_N)$, соответствующих точкам регистрации каротажных измерений. В дальнейшем под глубиной z будем понимать приведённую абсолютную глубину, отсчитанную от уровня моря (TVDSS).

Пусть $M = \{m_1, m_2, \dots, m_L\}$ – множество геологических маркеров пластопересечений, упорядоченных по глубине, где маркер m_L соответствует кровле целевого интервала. Для каждой опорной скважины w_k из множества

опорных скважин W , известны положения геологических маркеров. Рассмотрим пару соседних маркеров m_l, m_{l+1} .

Шаг 1. Определение соответствующего интервала

Для каждой опорной скважины w_k с использованием предложенного подхода определяется интервал в разбуриваемой скважине w_H , наибольшим образом схожий с интервалом между маркерами m_l и m_{l+1} в опорной скважине.

В результате формируется устойчивый фрагмент пути выравнивания $P_{k,l}$, соответствующий интервалу в опорной скважине. Обозначим через $z(w_H, P_{k,l})$ глубину центра этого фрагмента в разбуриваемой скважине, а через $z(w_k, P_{k,l})$ – соответствующую глубину в опорной скважине.

Шаг 2. Вычисление относительного смещения до кровли

Для каждой опорной скважины вычисляется смещение между положением устойчивого фрагмента пути выравнивания и кровлей целевого интервала:

$$\Delta z_k^{(l)} = z(w_k, P_{k,l}) - z(w_k, m_L). \quad (5)$$

Шаг 3. Прогноз положения кровли в разбуриваемой скважине

Оценка положения кровли целевого интервала в разбуриваемой скважине, полученная по k -й опорной скважине, определяется как

$$\hat{z}_k^{(l)}(w_H, m_L) = z(w_H, P_{k,l}) - \Delta z_k^{(l)}. \quad (6)$$

Итоговая оценка положения кровли после прохождения маркера m_l вычисляется как медиана по всем опорным скважинам:

$$\hat{z}^{(l)}(w_H, m_L) = \text{median} \left[\hat{z}_k^{(l)}(w_H, m_L) \right]_{w_k \in W}. \quad (7)$$

Таким образом, по мере разбуривания скважины формируется последовательность оценок $\hat{z}^{(1)}(w_H, m_L), \hat{z}^{(2)}(w_H, m_L), \dots, \hat{z}^{(L-1)}(w_H, m_L)$, где $L - 1$ – число интервалов между маркерами.

В третьей главе описывается математическая модель границ продуктивного пласта в окрестности горизонтального ствола бурящейся скважины, а также алгоритм для автоматического поиска сдвига перезаписи гамма-каротажа при переходе от транспортной к горизонтальной секции.

Первая часть главы посвящена алгоритму для автоматического поиска сдвига перезаписи. После завершения бурения транспортной секции выполняется перезапись гамма-каротажа с целью уточнения глубинной привязки каротажных данных. Задача состоит в том, чтобы найти интервал записи каротажа, полученной в процессе бурения, наиболее похожий на выбранный интервал перезаписи, а также вычислить сдвиг глубины между ними. От корректного сопоставления перезаписи и основного каротажа зависит точность определения положения ствола скважины в пласте при бурении горизонтальной секции.

В рамках настоящей работы разработан и реализован простой и вычислительно эффективный алгоритм автоматизированного поиска интервала сходимости и оценки качества данных перезаписи гамма-каротажа, ориентированный на применение в условиях реального времени.

В отличие от задач геологической корреляции между различными скважинами, анализ перезаписи каротажа относится к задачам контроля согласованности данных в пределах одного ствола скважины. В данной постановке предполагается, что геологические условия не изменяются, а различия между кривыми обусловлены преимущественно сдвигом по глубине, вызванным погрешностями измерения, растяжением бурильной колонны или неточной привязкой инструмента. Следовательно, в задаче отсутствуют деформации вида сжатия или растяжения каротажных кривых, что отличает её от корреляции между разрезами разных скважин. Поэтому в качестве меры сходства используется коэффициент корреляции Пирсона.

Поскольку шаг дискретизации по глубине записей каротажа может различаться, для обеспечения корректного сравнения выбирается единый шаг, после чего данные приводятся к общей глубинной сетке.

Поиск выполняется скользящим окном в заданной области поиска. Для каждого положения вычисляется коэффициент корреляции между интервалом перезаписи и соответствующим фрагментом исходного каротажа. Оптимальное положение определяется по максимуму коэффициента корреляции:

$$j^* = \arg \max_{j \in J} r_j, \quad (8)$$

где J – множество допустимых стартовых индексов, r_j – значение коэффициента корреляции для интервала, начинающегося в точке j .

Для повышения надёжности расчёт выполняется для нескольких длин окон перезаписи. Если для разных длин окон максимум корреляции соответствует близким значениям сдвига, результат считается устойчивым. Если оценки расходятся, расчёт повторяется до достижения согласованного результата на нескольких итерациях подряд.

Следует подчеркнуть, что предлагаемый алгоритм не предназначен для геологической интерпретации и не заменяет методы корреляции разрезов. Его назначение – оперативный контроль согласованности данных, обеспечивающий корректный переход от транспортной секции к дальнейшим этапам геонавигации. Простота, вычислительная эффективность и отсутствие необходимости в обучении делают алгоритм пригодным для практического применения в условиях реального времени и интеграции в автоматизированные системы геонавигации.

Вторая часть главы посвящена математической модели границ продуктивного пласта в окрестности горизонтального ствола бурящейся скважины. Основная цель геонавигации в горизонтальной секции – провести скважину с наибольшим охватом целевого интервала. Для этого необходимо оперативно оценивать положение ствола скважины относительно кровли и подошвы продуктивного пласта. Одним из наиболее информативных источников данных для решения данной задачи является азимутальный плотностной каротаж, представляемый в виде развёрнутого двумерного изображения (имиджа). При пересечении стволом скважины границ пласта на развертке на плоскость азимутального каротажа формируется характерный паттерн «улыбка» (рисунок 3). Глубины верхней и нижней границы «улыбки» позволяют вычислить ее длину, которая в свою очередь используется при определении фактического угла залегания пласта.

Таким образом, задача анализа азимутального плотностного каротажа формулируется как задача распознавания и локализации криволинейных структур с последующим извлечением их геометрических характеристик.

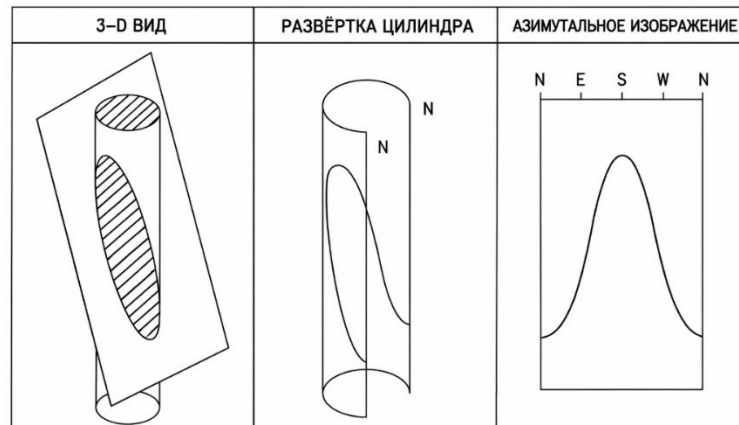


Рисунок 3. Механизм образования «улыбок».

Изображение азимутального каротажа представляется в виде матрицы $I \in \mathbb{R}^{H \times W}$, где $H \in \mathbb{N}$ – количество точек по глубине, $W \in \mathbb{N}$ – число азимутальных секторов, $\mathbb{R}^{H \times W}$ – пространство вещественных матриц размера $H \times W$. Для множества геологических границ $L = \{L_i\}$, присутствующих на изображении в виде криволинейных структур, требуется определить множество ограничивающих прямоугольников $B = \{b_i\}$, $b_i = (x_i, y_i, w_i, h_i)$, где (x_i, y_i) – координаты верхнего левого угла, (w_i, h_i) – ширина и высота прямоугольника в пикселях и каждый объект b_i задаёт область изображения, содержащую структуру L_i . С учётом геометрии азимутальной развёртки, граница, как правило, прослеживается по всей ширине, а основная неопределённость связана с вертикальным положением границы и её протяжённостью по глубине.

В рамках настоящей работы в качестве структурного фильтра, направленного на подавление шумов и сохранение геометрии контрастных границ, используется нейронная сеть архитектуры автоэнкодер. Это позволяет стабилизировать форму паттернов «улыбок» перед последующими этапами контурной фильтрации и классификации.

Структурно автоэнкодер состоит из двух взаимосвязанных частей – энкодера, который представляет собой параметризованное отображение $E: \mathbb{R}^{H \times W} \rightarrow \mathbb{R}^d$ с параметрами θ_e , где $d \ll H \cdot W$ и преобразует входное изображение в латентное представление меньшей размерности $z = E(I; \theta_e)$, и декодера $D: \mathbb{R}^d \rightarrow \mathbb{R}^{H \times W}$ с параметрами θ_d , который восстанавливает изображение из латентного представления $\hat{I} = D(z; \theta_d) = D(E(I; \theta_e); \theta_d)$. Латентный вектор $z \in \mathbb{R}^d$ представляет собой компактное описание входного изображения, сохраняющее его существенные структурные характеристики.

Архитектурно сверточный автоэнкодер реализуется в виде последовательности сверточных слоёв с понижением пространственного разрешения на этапе кодирования и симметричной структуры декодера, восстанавливающей изображение до исходного размера.

Обучение модели автоэнкодера требует задания функции потерь $\mathcal{L}(I, \hat{I})$, определяющей критерий близости между исходным изображением I и его реконструкцией $\hat{I}$. Специфика рассматриваемых данных состоит в том, что информативные объекты («улыбки») представлены протяжёнными контрастными структурами, имеющими характерную криволинейную форму. С учётом этого в работе задается комбинированная функция потерь:

$$\mathcal{L}(I, \hat{I}) = \lambda_1 \mathcal{L}_{rec}(I, \hat{I}) + \lambda_2 \mathcal{L}_{SSIM}(I, \hat{I}) + \lambda_3 \mathcal{L}_g(I, \hat{I}) + \lambda_4 \mathcal{L}_{blur}(I, \hat{I}), \quad (9)$$

где $\lambda_1, \lambda_2, \lambda_3, \lambda_4 \geq 0$ – весовые коэффициенты, определяющие вклад соответствующих компонент. Компонента $\mathcal{L}_{rec}$ отвечает за согласование исходного и восстановленного изображений по интенсивности. Для учёта структурного сходства изображения используется мера $\mathcal{L}_{SSIM}$, основанная на структурном индексе SSIM. Для сохранения выраженных границ вводится градиентная компонента $\mathcal{L}_g$. Для согласования низкочастотной составляющей изображения вводится компонента $\mathcal{L}_{blur}$, сравнивающая сглаженные версии исходного и восстановленного изображений. Таким образом, функция потерь объединяет четыре взаимодополняющих критерия, что обеспечивает согласование реконструкции с исходным изображением одновременно в пространстве интенсивностей, локальных статистик, градиентов и низкочастотных составляющих. Этот подход позволяет обеспечить баланс между сохранением глобальной геометрии изображения и точностью восстановления

локальных границ, что делает автоэнкодер эффективным инструментом предварительной фильтрации азимутальных данных.

Обучение автоэнкодера выполняется на наборе изображений азимутального плотностного каротажа $\{I^{(i)}\}_{i=1}^N$ без использования разметки геологических границ и заключается в минимизации функции потерь по параметрам модели $\theta = (\theta_e, \theta_d)$:

$$\theta^* = \underset{\theta}{\operatorname{argmin}} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \mathcal{L}(I^{(i)}, D(E(I^{(i)}; \theta_e); \theta_d)). \quad (10)$$

Оптимизация выполняется с использованием алгоритма Adam, основанного на стохастической аппроксимации градиента по мини-пакетам обучающих данных. На каждом шаге оптимизации t используется подвыборка размера $B \ll N$, а обновление параметров модели осуществляется на основе градиента функции потерь, вычисленного по текущему мини-пакету.

Оптимизатор Adam выбран в работе из-за особенностей обучающей выборки: изображения азимутального каротажа содержат участки с разным контрастом и в таких данных вклад отдельных пикселей и градиентных компонент может заметно различаться по масштабу. За счёт оценок первого и второго моментов Adam изменяет масштаб обновления параметров в ходе обучения, поэтому он удобнее простого градиентного спуска для обучения автоэнкодера на мини-пакетах.

После автоэнкодера получается реконструированное изображение, в котором часть шума подавляется, а контрастные переходы сохраняются (рисунок 4). Это снижает число шумовых контуров на следующем этапе и облегчает отбор кандидатов типа «улыбка».

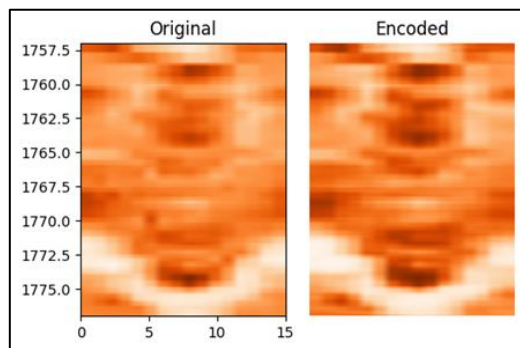


Рисунок 4. Снижение шума и усиление структур автоэнкодером.

После восстановления автоэнкодером изображение передаётся на этап контурной фильтрации. На этом этапе ищутся протяжённые контрастные переходы, которые могут соответствовать геологическим границам.

Сначала реконструированное изображение $\hat{I}$ бинаризуется. Порог выбирается методом Оцу на основе статистики интенсивностей изображения.

Такой выбор удобен для азимутальных изображений, так как контраст и уровень шума заметно меняются по глубине и фиксированный порог часто даёт лишние области или пропускает слабые границы.

На следующем этапе для выделения границ на бинаризованном изображении применяется детектор Канни, обеспечивающий устойчивое выделение протяжённых и непрерывных контуров за счёт сочетания сглаживания, подавления ложных максимумов и двойной пороговой фильтрации.

Для перехода от пиксельного представления к объектному уровню на карте границ $\hat{E}$ применяется алгоритм трассировки контуров, позволяющий извлечь замкнутые и иерархически вложенные контуры. В результате формируется множество контуров $C = \{c_1, \dots, c_n\}$, где каждый контур c_i задаётся последовательностью координат, описывающих границу объекта.

С целью исключения шумовых и геометрически некорректных кандидатов из множества C отбираются только те контуры, которые пересекают крайние азимутальные сектора изображения, что отражает физическую природу искомых структур. Для каждого отобранного контура c_i строится минимальный ограничивающий прямоугольник $b_i = (x_i, y_i, w_i, h_i), i = 1, \dots, N_c$, где N_c – число отобранных контуров (рисунок 5).

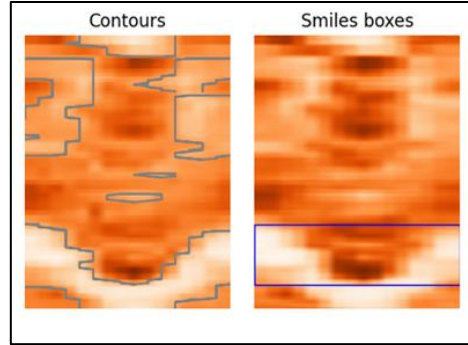


Рисунок 5. Локализация кандидатов.

Но не все контуры соответствуют реальным границам пластов, часть из них – шумовые контуры или артефакты записи. Для выделения только границ из общего числа контуров в работе принят подход, основанный на обучении сверточного бинарного классификатора, способного автоматически различать фрагменты изображений, содержащие паттерны «улыбок», и фоновые участки.

Для множества размеченных участков изображений $\{(p^{(i)}, q^{(i)})\}_{i=1}^N$, где $p^{(i)}$ – часть матрицы азимутального каротажа, соответствующая ограничивающему прямоугольнику, $q^{(i)} \in \{0, 1\}$ – бинарная метка, принимающая значение 1 для паттернов «улыбок» и 0 для фоновых фрагментов, N – размер обучающей выборки, задача сверточного классификатора $f_\varphi(p)$ состоит в том, чтобы оценить вероятность $\hat{q}^{(i)} = f_\varphi(p^{(i)})$ принадлежности каждого фрагмента изображения

классу «улыбок». Параметры модели свёрточного классификатора настраиваются по размеченным фрагментам изображений и определяются как решение задачи минимизации средней функции потерь:

$$\varphi^* = \operatorname{argmin}_{\varphi} \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N L_{BCE} \left(q^{(i)}, f_{\varphi} \left(p^{(i)} \right) \right), \quad (11)$$

где $L_{BCE}(q, \hat{q}) = -q \cdot \log(\hat{q}) - (1 - q) \cdot \log(1 - \hat{q})$ – бинарная кросс-энтропия, φ – параметры классификатора. Для численного решения задачи используется алгоритм Adam.

После применения классификатора остаётся подмножество прямоугольников, для которых вероятность класса «улыбка» превышает заданный порог. Эти «улыбки» далее используются для извлечения количественных геологических характеристик, включая длину «улыбки» и оценку угла залегания продуктивного пласта. Полученная величина угла является количественной характеристикой, необходимой для обновления геонавигационной модели пласта, поскольку она позволяет оценить направление изменения положения границы относительно ствола и использовать эту информацию для корректировки траектории бурения.

Таким образом, в работе выбран модульный подход к распознаванию геологических границ на азимутальных изображениях: предварительная фильтрация, выделение контуров, формирование кандидатов и последующая классификация. Такой выбор обусловлен спецификой промышленных данных: ограниченным объёмом разметки, вариативностью формы паттернов «улыбок», шумами, изменением числа азимутальных секторов и различиями между скважинами и месторождениями. В отличие от end-to-end моделей детекции и сегментации, модульная схема обеспечивает интерпретируемость промежуточных результатов, возможность локального контроля ошибок и более простую интеграцию в рабочие процессы геонавигации.

В четвертой главе приведены результаты апробации разработанных моделей, методик и алгоритмов на реальных данных месторождений. Разработанные в работе модели и методики реализованы как отдельные модули программного обеспечения геонавигации. Апробация проводилась на реальных каротажных данных, зарегистрированных в процессе бурения, и включала как качественный анализ, так и количественную оценку точности. Использовались данные гамма-каротажа, разметка маркеров пластопересечений и изображения азимутального плотностного каротажа с экспертной разметкой.

Апробация методики уточнения положения кровли целевого пласта выполнялась в режиме, имитирующем реальный процесс бурения. Для каждой из 20 тестовых скважин моделировался последовательный прирост доступного

интервала данных с шагом порядка 100 м по глубине. На каждом шаге использовалось только подмножество данных, соответствующее текущей глубине бурения, что позволяло проверить применимость алгоритма в условиях реального геологического сопровождения бурения. Для каждого нового геологического интервала независимо выполнялось сопоставление с опорными скважинами, выделялся устойчивый фрагмент пути выравнивания, после чего рассчитывалась оценка положения кровли целевого пласта. В качестве количественного критерия использовалась абсолютная ошибка прогноза относительно фактического положения кровли, установленного по результатам вскрытия пласта.

Для иллюстрации работы одного шага предложенной методики на рисунке 6 приведён пример сопоставления интервала гамма-каротажа в разбуриваемой скважине с интервалом между парой маркеров в опорной скважине. Серыми линиями показан оптимальный путь выравнивания, а выделенный зеленым фрагмент соответствует устойчивому участку с минимальной средней энергией и высокой локальной контрастностью сигнала.

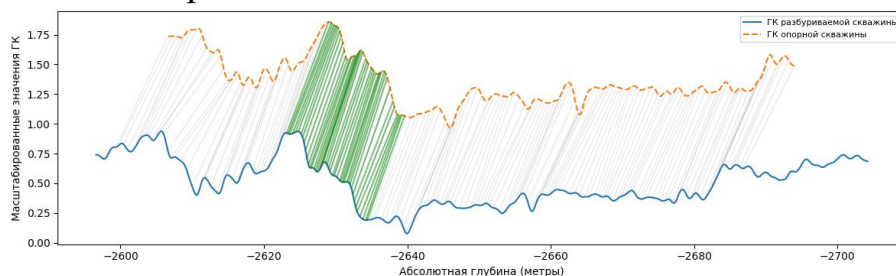


Рисунок 6. Результат сопоставления интервалов.

Анализ результатов тестирования предложенного алгоритма на данных 20 скважин различных месторождений показывает, что использование устойчивого фрагмента выравнивания в сочетании с агрегированием по нескольким опорным скважинам обеспечивает получение оценок положения кровли целевого интервала с достаточной точностью даже в условиях локальных искажений и различий между скважинами. Средняя величина отклонения прогнозного положения кровли от фактического на тестовых скважинах составила около 3 м, что соответствует требуемой инженерной точности сопровождения бурения транспортной секции. Наблюдаемые единичные выбросы обусловлены, как правило, выраженной геологической невыдержанностью разреза.

Тестирование алгоритма анализа перезаписи гамма-каротажа проводилось на данных 19 скважин с различной формой каротажных кривых и различным качеством записи. В выборке присутствовали как интервалы с выраженной пикообразной структурой, так и участки со сглаженной формой сигнала, пропусками и локальными искажениями. Для каждой скважины алгоритм запускался при различных длинах интервала перезаписи, после чего оценивались

значение коэффициента корреляции Пирсона, величина найденного глубинного сдвига и устойчивость результата при увеличении длины окна.

Результаты тестирования показали, что выраженность геологического репера является ключевым фактором для успешности автоматического сопоставления перезаписи и основного каротажа. Для интервалов с выраженными реперами (68 % выборки) наблюдались устойчивые значения коэффициента корреляции в диапазоне 0,8–0,98 и стабильное определение сдвига, а доля успешных решений составила 86 %. Это можно объяснить тем, что коэффициент корреляции Пирсона чувствителен к наличию контрастных экстремумов и обеспечивает однозначный максимум при совпадении характерных пиков. В случае же невыраженной или сглаженной формы сигнала корреляция снижается, а положение максимума становится менее устойчивым, следовательно, при близкой к линейной структуре сигнала информативность коэффициента корреляции уменьшается, что приводит к росту неопределённости решения. Для успешных автоматических случаев средняя абсолютная величина смещения относительно экспертной разметки составила не более 0,5 м, что соответствует требованиям промышленной геонавигации и обеспечивает корректную глубинную привязку повторной записи.

На рисунке 7 приведён пример работы алгоритма при использовании интервала перезаписи длиной 25 м. Верхняя кривая на рисунке соответствует исходной записи гамма-каротажа, нижняя – перезаписи. Вычисленный сдвиг составил 1 м, при этом коэффициент корреляции равен 0,96.

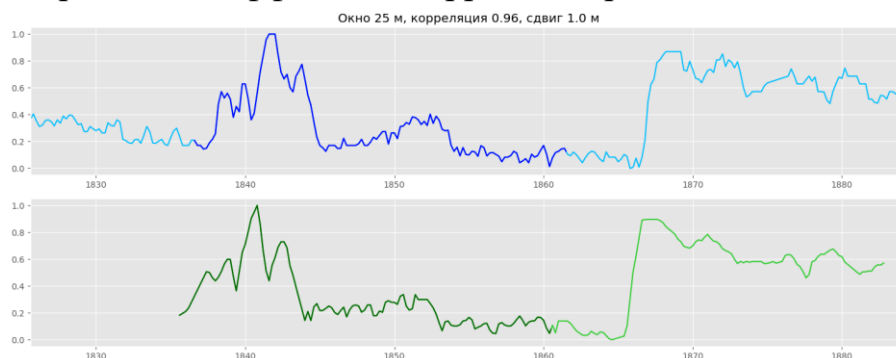


Рисунок 7. Пример определения сдвига между основным интервалом гамма-каротажа и интервалом перезаписи.

Оптимальным диапазоном длины интервала по результатам тестирования является 20–25 м. Отдельно установлено, что наличие разрывов записи или локальных искажений приводит к снижению коэффициента корреляции и нестабильности оценки сдвига. Такие случаи являются показателем наличия проблем в данных и требуют привлечения к анализу инженера.

Для апробации модели распознавания геологических границ, реализованной в виде последовательности обработки данных азимутального

плотностного каротажа, были использованы промышленные данные 25 скважин из различных регионов Западной и Восточной Сибири. В выборке присутствовали измерения, полученные приборами с различными радиусами действия и уровнем зашумленности, что позволяет оценить устойчивость предложенного подхода к изменению аппаратных и геологических условий. Экспертная разметка включала порядка 750 паттернов «улыбок», соответствующих пересечениям горизонтальным стволом скважины границ пластов. Для валидации результатов использовалась разметка, выполненная экспертами-геонавигаторами. Разбиение на обучающую, валидационную и тестовую выборки выполнялось на уровне скважин: 12 скважин использовались для обучения, 6 – для валидации, 7 – для финального тестирования.

В процессе апробации модели анализа азимутального плотностного каротажа имитировался режим последовательного поступления данных, характерный для реального процесса бурения горизонтальной секции, при котором увеличение доступного интервала имиджа производилось с шагом 20 м по глубине. На каждом шаге прироста запускалась последовательность обработки данных, реализующая предложенную модель анализа имиджей. Азимутальные изображения разбивались на перекрывающиеся участки (окна) с шагом 5 м, что позволило корректно выявлять объекты, которые занимают лишь часть интервала, а также снизить чувствительность последовательности обработки данных к шуму и локальным изменениям контраста. Для исключения повторных обнаружений одной и той же структуры применялось подавление перекрывающихся ограничивающих прямоугольников по глубине. Такой подход позволил устранить избыточные повторные детекции одной и той же структуры и повысить стабильность результатов при пошаговом приросте данных.

Количественная оценка выполнялась на тестовой выборке по метрикам бинарной классификации. По результатам сопоставления размеченных экспертами и выделенных моделью интервалов по глубине на тестовой выборке метрики точности модели составили: точность (precision) – 65 %, полнота (recall) – 85 %, F1-мера – 74 %. Значение полноты 85 % показывает, что основная часть размеченных геологических границ была успешно обнаружена алгоритмом. Это важно для задач геонавигации, поскольку пропуск границ может привести к снижению эффективности бурения. Большинство пропущенных алгоритмом объектов из экспертной разметки относятся к интервалам с низким качеством записи или браком данных азимутального каротажа. Снижение точности связано с появлением интервалов, ошибочно отнесённых алгоритмом к «улыбкам». Анализ таких случаев показал, что значительная их часть соответствует структурам, визуально схожим с «улыбками», а также может быть связана с неполнотой или неоднозначностью экспертной разметки.

На рисунке 8 приведен пример последовательной обработки изображения азимутального каротажа в рамках разработанного подхода. В этом примере синусоидальный паттерн выражен достаточно отчётливо, однако на исходном изображении присутствуют локальные шумовые включения. После прохождения через автоэнкодер контур «улыбки» становится более гладким и подавляются второстепенные границы, а детектор Канни выделяет преимущественно одну структуру. В результате классификатор корректно идентифицирует один положительный объект.

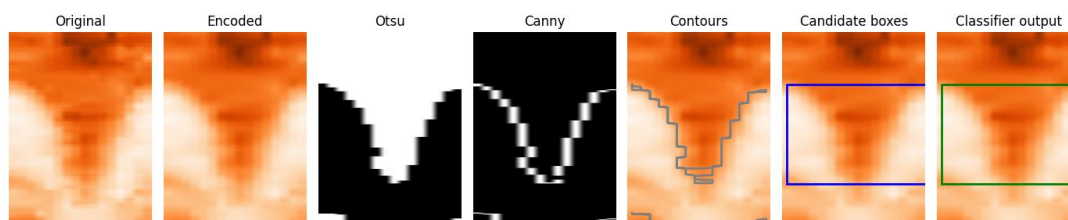


Рисунок 8. Пример выделения «улыбки».

Полученные результаты показывают, что настройка алгоритма ориентирована прежде всего на снижение числа пропущенных объектов, даже если это сопровождается увеличением количества ложных срабатываний. Такой результат оправдан в рассматриваемой задаче, поскольку приоритетом является минимизация пропусков пересечений границ пластов.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты и выводы:

1. Разработан целостный комплекс моделей для геонавигации, объединяющий прогноз положения кровли целевого интервала в транспортной секции, распознавание геологических структур на азимутальных изображениях в горизонтальной секции, а также контроль сходимости перезаписей гамма-каротажа при переходе от транспортной к горизонтальной секции.
2. Сформулирован и реализован новый модифицированный алгоритм динамической трансформации временной шкалы для сопоставления интервалов каротажа при геонавигации в реальном времени и последующего уточнения расстояния до кровли целевого пласта при бурении транспортной секции горизонтальной скважины, отличающийся тем, что это обеспечивает более устойчивую и физически согласованную привязку интервалов каротажа по сравнению с классической версией алгоритма.
3. Предложена новая математическая модель распознавания геологических границ пласта на азимутальных изображениях в

окрестности горизонтального ствола бурящейся скважины с учётом цилиндрической геометрии; реализована обучаемая композиция на основе алгоритмов компьютерного зрения и сверточных нейронных сетей, что обеспечивает устойчивую работу при ограниченной разметке и прямую геологическую интерпретацию.

4. Впервые сформулирован и реализован алгоритм для автоматического поиска сдвига перезаписи гамма-каротажа при переходе от транспортной к горизонтальной секции.
5. Разработанный комплекс моделей и алгоритмов позволяет обеспечить раннее выявление выхода из продуктивного пласта в горизонтальной секции и уточнение положения кровли в транспортной секции для оперативной корректировки траектории бурящейся скважины в реальном времени.
6. Разработанные решения проверены на реальных данных бурящихся скважин из разных регионов и интегрированы в программное обеспечение геонавигации, где применяются в режиме непрерывного сопровождения бурения горизонтальных скважин.

Список публикаций по теме диссертации из перечня научных изданий, рекомендуемых ВАК

1. Галкина А. В., Каневская Р. Д. О современных подходах к решению задачи автоматической корреляции геологических разрезов скважин // Автоматизация и информатизация ТЭК. – 2025. – № 3(620). – С. 56–64.
2. Галкина А. В., Лисицына М. Ю., Рахимов Т. Р., Филатов Д. А., Филимонов В. П. Разработка алгоритма и программного модуля для автоматического анализа сходимости и качества данных гамма-каротажа при геонавигации // Нефтяное хозяйство. – 2020. – № 11. – С. 48–50.
3. Галкина А. В., Каневская Р. Д. Математическое моделирование горизонтальной секции бурящейся скважины по данным азимутального плотностного каротажа // Автоматизация и информатизация ТЭК. – 2025. – № 9(626). – С. 27–35.

Патент на изобретение

1. Галкина А. В., Кудашов К. В., Лисицина М. Ю. и др. Способ бурения горизонтальной скважины : пат. RU 2806206 С1 Рос. Федерация. Оpubл. 30.10.2023.

Прочие публикации

1. Галкина А.В. Выделение коллекторов по комплексу ГИС с привлечением алгоритмов машинного обучения // Третий международный молодежный

- научно-практический форум «Нефтяная столица». г. Нижневартовск, 18–19 февраля 2020 г.: Сборник материалов. – М., 2020.
2. Галкина А.В. Повышение эффективности геонавигации с использованием машинного обучения // Цифровые технологии в добыче углеводородов: от моделей к практике: сборник тезисов науч.-техн. конф. Уфа, 2021.
 3. Галкина А.В., Лисицина М.Ю., Рахимов Т.Р. Подходы к решению задач геонавигации в сложных геологических условиях // Информационные технологии для наук о Земле и цифровизация в геологии и горнодобывающей промышленности (ITES-2022): материалы VI Всероссийской конференции. Владивосток, 3–8 октября 2022 г. Владивосток: Издательство ДВФУ, 2022.
 4. Галкина А.В., Лисицина М.Ю., Рахимов Т.Р. Повышение эффективности геонавигации с помощью технологий компьютерного зрения // Геобайкал-22: сборник материалов конференции. 2022.