

ОРИГИНАЛЬНАЯ СТАТЬЯ

DOI: <https://doi.org/10.18599/grs.2025.4.4>

УДК 550.832

Опыт применения методики автоматической увязки данных геофизических исследований скважин с фотографиями керна на карбонатных и терригенных типах разреза

Г.А. Коссов, В.В. Абашикун, Д.М. Езерский*
 ООО «СТИБШ», Россия

В настоящей работе представлена комплексная методика для выполнения автоматической увязки каротажных кривых с фотографиями полноразмерного керна. Предложенный подход сочетает использование алгоритмов машинного обучения для автоматической литотипизации по фотографиям полноразмерного керна и алгоритма амплитудной модальной инверсии, что позволяет в процессе увязки учитывать информацию об исследуемом разрезе. Привязка фотографий керна осуществляется без использования кривой естественной гамма активности образцов или данных лабораторных исследований керна. При выполнении настоящей работы также была проведена валидация разработанного рабочего процесса на наборе данных, представленном карбонатными и терригенными породами (в том числе для случая чистого неглинистого карбонатного разреза) для нейтронного и плотностного каротажа. Анализ результатов обработки данных и их сравнение с результатами лабораторных исследований образцов керна позволили сделать выводы о высокой точности автоматической привязки, которая составила величину размера слаживающего фильтра: ~60 см для нейтронного и ~80 см для плотностного каротажа. Предложенный инструмент позволяет существенно сократить временные затраты на обработку данных геофизических исследований скважин по сравнению с традиционными подходами, снизить вероятность ошибок, связанных с человеческим фактором, и может служить основой для дальнейших исследований в этой области.

Ключевые слова: геофизические исследования скважин, методика автоматической увязки данных, автоматическое литотипирование, фотографии керна, карбонатные и терригенные породы

Для цитирования: Коссов Г.А., Абашикун В.В., Езерский Д.М. (2025). Опыт применения методики автоматической увязки данных геофизических исследований скважин с фотографиями керна на карбонатных и терригенных типах разреза. *Георесурсы*, 27(4), с. 59–66. <https://doi.org/10.18599/grs.2025.4.4>

Введение

Привязка фотографий керна к данным каротажа – ключевой этап предварительной обработки данных. Без этого этапа невозможна дальнейшая совместная петрофизическая интерпретация результатов геофизических исследований скважин (ГИС). Традиционным подходом к выполнению увязки является использование полностью ручных инструментов (Кузнецова, 2017; Петерсилье и др., 2003). В частности, пользователь выполняет увязку каротажа как с кривой естественной радиоактивности образцов керна (Damaschke et al., 2023), так и с данными лабораторных исследований фильтрационно-емкостных свойств (ФЕС). Однако такой подход имеет ряд ограничений. Лабораторных данных может не хватать для увязки

всего целевого интервала, а кривая естественной радиоактивности в некоторых случаях не обладает достаточным контрастом: характерных пиков либо нет, либо они не выражены. Такие примеры иногда встречаются при обработке чистых неглинистых карбонатных разрезов (Коссов и др., 2024).

Так как привязка осуществляется в ручном режиме, то итоговый результат во многом зависит от опыта специалиста. Кроме того, такой подход требует дополнительных временных затрат, в том числе и на проведение работ по получению кривой естественной радиоактивности и лабораторных измерений ФЕС. С развитием различных алгоритмов автоматизации (в частности, нейронных сетей) появляются всё новые инструменты, которые позволяют ускорить и упростить предварительную обработку данных. Задача привязки кривых ГИС не является исключением. Рабочие процессы, основанные на методах кросс-корреляции (Kerzner, 1984), выполняют привязку кривой естественной радиоактивности к кривым ГИС в автоматическом режиме. Алгоритмы машинного обучения также широко применяются для целей увязки из-за

*Ответственный автор: Георгий Андреевич Коссов
 e-mail: GKossov@slb.ru

© 2025 Коллектив авторов

Статья находится в открытом доступе и распространяется в соответствии с лицензией Creative Commons Attribution (CC BY) License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

их возможности находить характерные формы кривых и адаптивно подстраиваться к различным данным (Torres Caceres et al., 2022; Zimmermann et al., 2018). Однако существующие методики так или иначе используют кривую естественной радиоактивности или дополнительную информацию (например, разметку данных для нейронной сети) для выполнения увязки с фотографиями керна. При этом в случае неконтрастной кривой естественной радиоактивности вышеупомянутые алгоритмы могут выполнять привязку некорректно. Ещё одним существенным ограничением является их формализм, который заключается только в минимизации какой-либо метрики схожести рассматриваемых кривых при увязке. Такие алгоритмы не позволяют использовать информацию о геологическом строении изучаемого разреза, которую несут кривые ГИС.

В связи с изложенным целями настоящей работы являлись разработка эффективной и универсальной комплексной методики автоматической увязки каротажных кривых с фотографиями полноразмерного керна, которая не требует анализа кривой естественной радиоактивности или лабораторных измерений ФЕС, и валидация данной методики на наборе данных, представленном карбонатными и терригенными породами.

Материалы и методы

В работе рассматривается набор данных, состоящий из фотографий керна терригенных и карбонатных месторождений Западной Сибири. Всего было доступно ~600 м фото керна в дневном и ультрафиолетовом освещении. Разрешение фотографий составляло ~6000 пикселей на метр. Также в работе использовались данные плотностного и нейтронного каротажа в стандартном (18 дюймов) разрешении, кривые профильной проницаемости и данные сканирования естественной гамма активности образцов керна (Th-232, U-238, K-40). Валидация методики на наборе данных, состоящем из карбонатных пород, проводилась на измеренной в лаборатории плотности по воде.

Выбор кривых плотностного и нейтронного каротажа для увязки с фотографиями керна обусловлен следующими факторами:

- плотностной и нейтронный каротаж обычно всегда доступен для анализа;
- для этих кривых есть методы повышения вертикального разрешения;
- с помощью кривых высокого разрешения можно выполнять дополнительную проверку качества привязки, т. к. они имеют разрешение, сопоставимое с фотографиями керна.

Предлагаемый рабочий процесс для автоматической привязки реализован на языке Python 3 в виде набора скриптов и включает в себя следующие методики и инструменты:

- методика автоматического литотипирования по фотографиям керна (Abashkin et al., 2020; Seleznev et al., 2019);
- инструмент автоматической увязки каротажной кривой с фотографиями керна (Коссов и др., 2024; Коссов, Абашкин, 2024);
- алгоритм автоматического детектирования пиков (Felinger, 1998);
- различные Python библиотеки для визуализации результатов и расчёта метрики контроля качества;

нормированное значение корня среднеквадратичной ошибки (NRMSE – Normalized Root Mean Square Error);

• алгоритм HRA (Heterogeneous Rock Analysis) (Słota-Valim, Lis-Śledziona, 2021; Suarez-Rivera et al., 2012), который выделяет классы горных пород со схожими petroфизическими свойствами по всему разрезу. Этот метод позволяет разделять интересующий интервал на кластеры, используя для этих целей каротажные кривые и различные статистические инструменты, включая метод главных компонент (PCA – Principal Component Analysis) (Abdi, Williams, 2010) и алгоритм кластеризации k-means;

• метод тонкослоистого анализа SHARP (Synergetic High Resolution Analysis and Reconstruction for Petrophysics Evaluation) (Allen, Bordakov, 2009; Bordakov et al., 2015; Tabanou, Antoine, 1995), который разрабатывался для повышения разрешения каротажных кривых, используя для этих целей алгоритм модальной инверсии. В качестве входных параметров алгоритм принимает исследуемую кривую и лиофациальную модель разреза. Стандартным подходом к её построению является HRA на кривых электрического каротажа, однако лиофациальная модель может быть получена другими способами, например методикой автоматического литотипирования по фотографиям керна (Abashkin et al., 2020; Seleznev et al., 2019);

• для проверки качества увязки применяются различные метрики (NRMSE, матрицы метрик и визуальное сравнение с результатом SHARP реконструкции).

Пределы применимости методики

Пределы применимости методики определяются ограничениями, которые накладывает алгоритм автоматической увязки (а именно алгоритм амплитудной модальной инверсии): одномерность функции отклика прибора (сглаживающий фильтр), её независимость от азимута и амплитуды сигнала. Таким образом, методика не применима для учёта загрязнения околоскважинного пространства фильтратом бурового раствора и для учёта анизотропии. Помимо стандартного ограничения на увязку в виде шага дискретизации данных (нельзя выполнить привязку точнее шага дискретизации), точность увязки зависит от размера сглаживающего фильтра (т.е. от разрешения каротажного прибора), который определяется типом увязываемой кривой (т.е. типом каротажа). Пласти мощностью меньше, чем размер сглаживающего фильтра, после свёртки неразрешимы на восстановленной кривой. Выбор оптимального положения происходит на основании значений метрики, которая рассчитывается между исходной кривой и восстановленной. При большом размере фильтра (который больше, чем ширина характерного пика) восстановленные кривые от двух различных положений привязываемого участка (положение А и положение Б) малоразличимы (рис. 1). Другими словами, размер сглаживающего фильтра задаёт коридор допустимых оптимальных положений. Например, для каротажной кривой плотности размер сглаживающего фильтра равняется 0.86 м.

Схема рабочего процесса

Для упрощения изложения в дальнейшем рассматривается привязка каротажных данных к фотографиям керна (а не наоборот), хотя обе операции симметричны и взаимозаменяемы. Общая схема рабочего процесса представлена

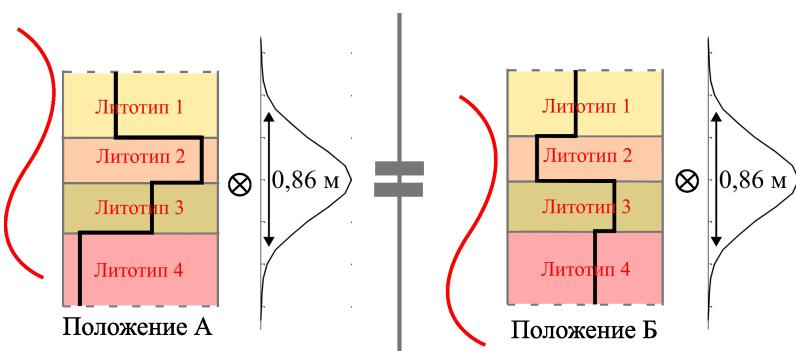


Рис. 1. Различные положения привязываемого участка кривой и соответствующие им высокоразрешенные кривые. Фрагменты привязываемой кривой представлены красным цветом, чёрным цветом обозначены блоковые кривые высокого разрешения после SHARP деконволюции.

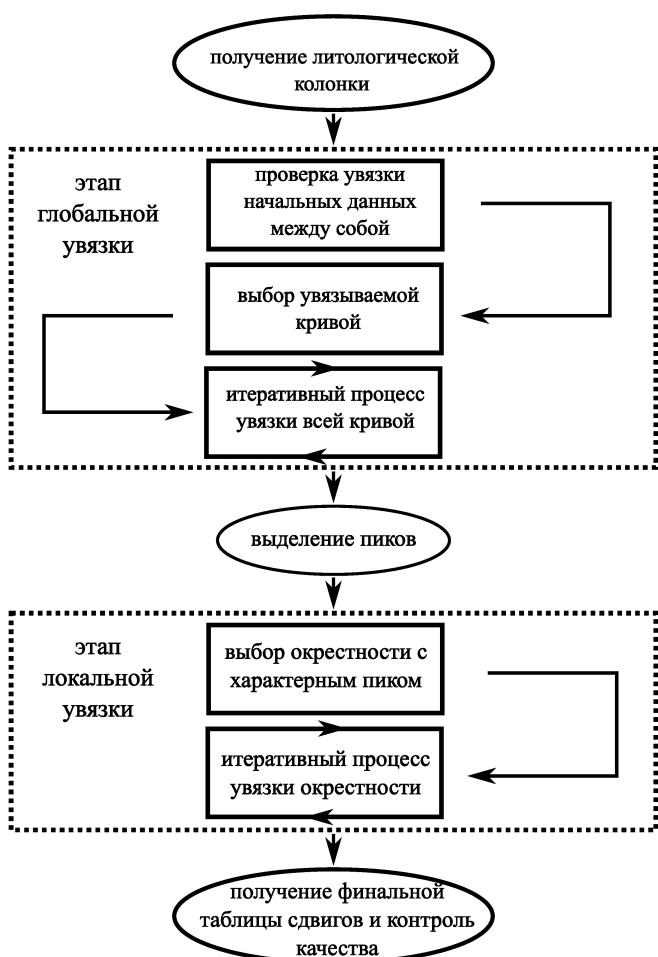


Рис. 2. Общая схема рабочего процесса

на рис. 2 и состоит из двух последовательных этапов: этапа глобальной увязки и этапа локальной доувязки. Вначале осуществляется построение лиофациальной модели по фотографиям керна методикой автоматического литотипирования (Abashkin et al., 2020; Seleznev et al., 2019), т. к. в дальнейшем она будет необходима для выполнения привязки (раздел «Построение литологической модели»).

Затем следует этап глобальной увязки, на котором проверяется степень увязки каротажных данных между собой, и выбирается увязываемая кривая (раздел «Этап глобальной увязки»). Если каротажные кривые увязаны, то привязка выполняется по одной кривой. В противном случае необходимо выполнять увязку каждой кривой по отдельности.

Далее в рамках данного этапа выполняется увязка выбранной кривой целиком и вычисляется сдвиг всей кривой на постоянную величину (в интервале нескольких метров). Данный шаг позволяет исключить случай постоянного сдвига при дальнейшем рассмотрении и сконцентрироваться на локальных доувязках. После завершения этапа глобальной увязки алгоритм возвращает соответствующую таблицу сдвигов и матрицу метрики (NRMSE).

Далее наступает этап локальной увязки (раздел «Этап локальной увязки»), в котором алгоритм применяется ещё раз, но уже к областям, содержащим характерные пики, выделенные вручную, либо с применением инструмента автоматического детектирования пиков (раздел «Алгоритм детектирования пиков»). Такой подход позволяет выполнять увязку с применением окон (областей) различного размера. Данный этап подразумевает итерационное применение алгоритма автоматической увязки. После выполнения каждой итерации формируется соответствующая финальная таблица сдвигов и матрица метрики, по результатам анализа которой определяется число необходимых итераций. Процесс увязки заканчивается тогда, когда все привязываемые участки кривой лежат в допустимом интервале относительного увязанного положения. После завершения локальной доувязки осуществляется контроль качества увязки по результатам SHARP реконструкции привязываемых кривых (раздел «Анализ результатов»).

Построение литологической модели

Алгоритм автоматической увязки использует литологическую колонку, которая может быть получена различными методами. В настоящей работе для этих целей применялись алгоритмы автоматического литотипирования по фотографиям керна, описанные в работах (Abashkin et al., 2020; Seleznev et al., 2019). По результатам цветового и текстурного анализа изображений были сформированы соответствующие кривые-предикторы. Методом кластеризации k-means получены литологические колонки для исследуемых карбонатных и терригенных разрезов, содержащие 5 классов литотипов (Коссов и др., 2024). Количество классов определялось с помощью различных инструментов контроля качества кластеризации (анализ парусов, значений инерции и БИК (Байесовский информационный критерий)) (Seleznev et al., 2020). При построении литологической колонки имеется возможность использовать дополнительную информацию помимо кривых-предикторов: словарь определенных литотипов,

размеченные пользователем границы между литотипами и кривую профильной проницаемости. Использование кривой профильной проницаемости для расстановки границ позволило получить более надёжную лиофациальную модель при обработке фотографий карбонатного разреза.

Этап глобальной увязки

Результаты геофизических исследований, выполненные в различные спуско-подъёмные операции или на различных приборах, часто оказываются несогласованными между собой. Поэтому перед привязкой рекомендуется выполнить начальный контроль качества данных ГИС – проверить начальную увязку кривых. Для этих целей также применяется итерационный алгоритм автоматической привязки. Как было показано выше в процессе автоматической привязки используется литологическая колонка, полученная методикой автоматического литотипирования, причём настоящая методика не накладывает каких-либо требований на способ построения литологической модели (в данной работе для этой цели использовалась техника автоматического литотипирования (Seleznev et al., 2020, 2019)). Поэтому если для первой кривой ГИС применить какую-либо технику кластерного анализа (например, HRA – Heterogeneous Rock Analysis (Słota-Valim, Lis-Śledziona, 2021; Suarez-Rivera et al., 2012)) и разбить исследуемый интервал на кластеры, то можно выполнить автоматическую привязку второй кривой к полученной модели. В случае увязанных данных алгоритм покажет нулевой сдвиг (с учётом погрешностей алгоритма). Если же данные разувязаны, то сдвиг будет отличный от нуля. В таком случае, прежде чем переходить к следующему шагу, необходимо выполнить либо совместную увязку кривых ГИС стандартными алгоритмами (Петерсилье и др., 2003), либо дальнейшую увязку каждой кривой по отдельности. На рис. 3 показан результат проверки увязки начальных данных ГИС одной из исследуемых скважин. Оптимальное положение (с учётом погрешности) соответствует нулевому сдвигу между кривыми, т. е. кривые увязаны. Колонка для привязки была получена методом HRA по каротажной кривой плотности.

Алгоритм детектирования пиков

В случае наличия переменного сдвига в привязываемой кривой, данная методика позволяет его обнаружить. Для этих целей применяется этап локальной увязки, который выполняет доувязку выделенных фрагментов исходной кривой, а именно характерных пиков. Для выделения таких фрагментов разработаны подходы с использованием как ручных (с помощью выделения зон), так и автоматических инструментов (алгоритм детектирования характерных пиков, описанный в (Felinger, 1998;

Massart, 1988)). С помощью зонации имеется возможность выбирать любые участки на исследуемой кривой и привязывать только их (не только интервалы с характерными пиками, но и, например, участки без дефектов при записи). В автоматическом режиме пики выделяются вместе со своей окрестностью (рис. 4). При наложении этих окрестностей друг на друга происходит их объединение в одну большую окрестность. Таким образом происходит адаптивный подбор размеров увязываемых областей в зависимости от вида обрабатываемой кривой.

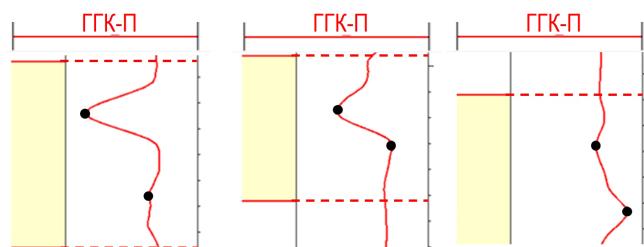


Рис. 4. Фрагмент результата применения инструмента для автоматического выделения пиков для кривой плотностного каротажа (ГГК-П). Пики выделены черными точками, увязываемые области – желтыми интервалами.

Этап локальной увязки

После того, как фрагменты кривой были выделены, к ней применяется алгоритм автоматической доувязки. При этом вместо увязки всей кривой увязываются только отдельно выделенные участки, содержащие характерные пики. Такой подход улучшает точность работы алгоритма, поскольку уменьшается количество допустимых паттернов (оптимальных положений). Процесс локальной увязки происходит итеративно. По результатам выполнения каждой итерации формируются матрица метрики (NRMSE) (рис. 5) и таблица сдвигов. Число строк в таблице сдвигов равняется числу привязываемых интервалов, и равняется числу строк в матрице метрик, а число столбцов всегда постоянно и равняется двум: старые и новые глубины. С помощью матриц метрики контролируется качество увязки на каждой итерации, т. к. на ней изображены оптимальные положения всех привязываемых фрагментов кривой (выделены синим цветом). Процесс локальной увязки завершается, когда сдвиг для всех фрагментов соответствует нулевому значению (с учётом погрешностей). На матрицах метрики это проявляется в том, что все синие индикаторы лежат внутри допустимого коридора погрешности, который определяется размером сглаживающего фильтра и зависит от типа привязываемой кривой. Итеративность алгоритма исключает из рассмотрения вопрос подбора окна для локальной увязки и позволяет быть уверенным, что для всех отдельных фрагментов кривой будет найдено оптимальное положение.

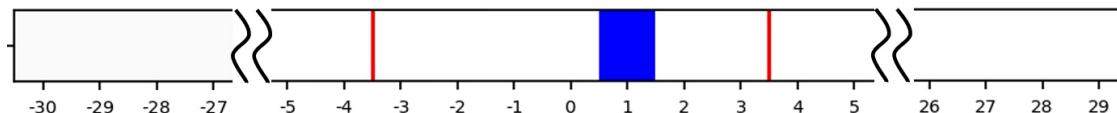


Рис. 3. Матрица метрик для случая проверки увязки кривых между собой, синее значение – оптимальное положение, горизонтальные значения – шаги дискретизации данных (один шаг = 0.1 м). Красные линии определяют допустимый коридор погрешности увязки. Матрица имеет одну строку, т. к. обработке подвергалась вся кривая целиком.

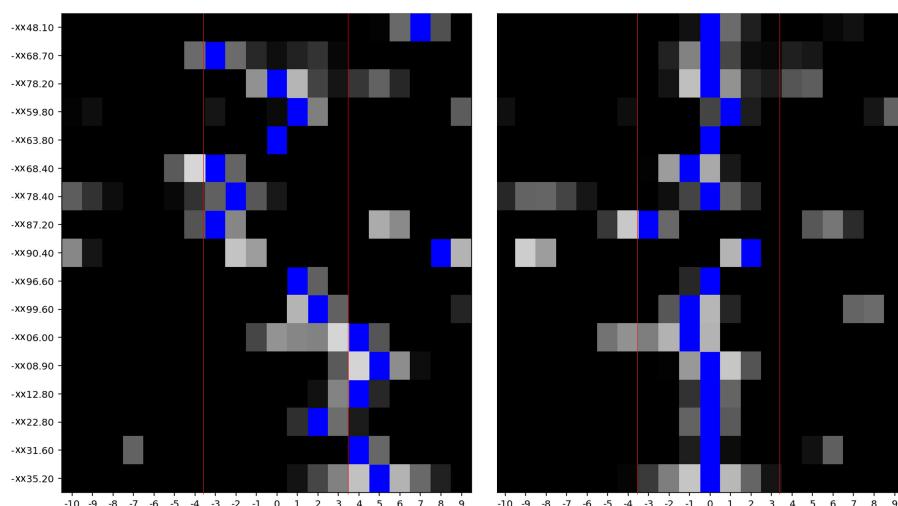


Рис. 5. Пример матриц метрик (NRMSE) для двух последовательных итераций локальной увязки кривой нейтронного каротажа. Синие значения – оптимальные положения увязываемых областей, минимум метрики NRMSE. Вертикальная ось – значения глубин привязываемых областей, горизонтальная – шаги дискретизации данных (один шаг = 0.1 м). Допустимый коридор выделен красными линиями и определяется размером сглаживающего фильтра.

Анализ результатов

В настоящей работе методика была провалидирована на данных терригенных и карбонатных месторождений, причём для карбонатного типа разреза была доступна большая выборка лабораторных измерений фильтрационно-емкостных свойств. Благодаря этому была возможность оценить качество работы методики не только с помощью разработанных алгоритмов контроля качества, но и сравнением с лабораторными измерениями. Причём такая диагностика позволяет выявлять интервалы керна с перепутанной кровлей и подошвой (рис. 6).

На терригенном типе разреза не было доступно лабораторных измерений, и контроль качества осуществлялся с помощью индикаторов. Индикаторы отражают изменение значения метрики NRMSE для каждого увязываемого фрагмента кривой до и после привязки. Если метрика уменьшилась, то считается, что увязанное положение фрагмента «лучше» исходного (т. е. привязанное положение лучше соответствует литологической модели), и индикатор загорается зелёным цветом. Если же метрика после увязки возрастает, то индикатор загорается красным, что сигнализирует о необходимости обратить на этот фрагмент внимание и либо исключить его из обработки, либо проверить выделенные пике, либо выполнить увязку этого интервала вручную.

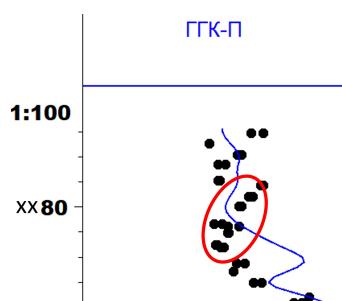


Рис. 6. Пример обнаруженного интервала керна с перепутанной кровлей и подошвой, точками обозначены лабораторные измерения плотности

Результаты привязки нейтронного каротажа для терригенного типа разреза представлены на рис. 7. Красным цветом обозначена исходная непривязанная кривая, синим – результат после привязки к литологической колонке. Зелёным и красным цветом обозначены соответствующие индикаторы для привязываемых фрагментов. Справа представлены соответствующие матрицы метрики (NRNSE) для каждой итерации локальной доуязки. Матрицы метрики показывают, что для локальной доуязки было достаточно совершить три итерации алгоритма, после которых все увязываемые фрагменты лежат внутри допустимого коридора, определяемого размером сглаживающего фильтра нейтронного каротажа. После выполнения уязки был проведён контроль качества методом индикаторов, по результатам которого верно привязались пять из шести интервалов (обозначены зелёным цветом). Красный индикатор сигнализирует о том, что данный пик следует увязать вручную.

Результаты привязки плотностного каротажа для карбонатного типа разреза представлены на рис. 8. Красным цветом также обозначена исходная непривязанная кривая, синим – результат после привязки к литологической колонке. Фиолетовая линия на литологической колонке – кривая профильной проницаемости, которая использовалась для выделения границ между литотипами. Чёрными точками обозначены лабораторные измерения плотности образцов керна.

Зелёным цветом обозначены соответствующие индикаторы для привязываемых фрагментов. Справа представлены соответствующие матрицы метрики (NRNSE) для каждой итерации локальной доуязки. Матрицы метрики показывают, что для локальной доуязки было достаточно совершить три итерации алгоритма, после которых все увязываемые фрагменты лежат внутри допустимого коридора, определяемого размером сглаживающего фильтра плотностного каротажа. После выполнения уязки был проведён контроль качества сравнением с лабораторными данными и методом индикаторов, по результатам которого

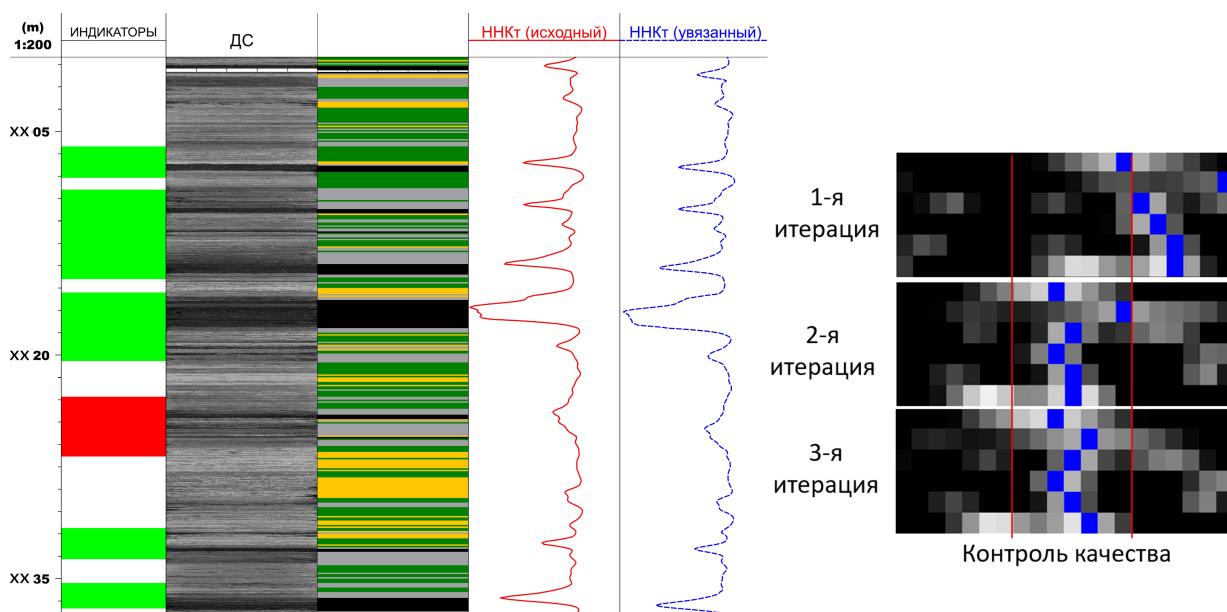


Рис. 7. Результат привязки для терригенного типа разреза. Красная кривая – кривая ННКт (нейтрон-нейтронный каротаж по тепловым нейtronам) до увязки, синяя – привязанная

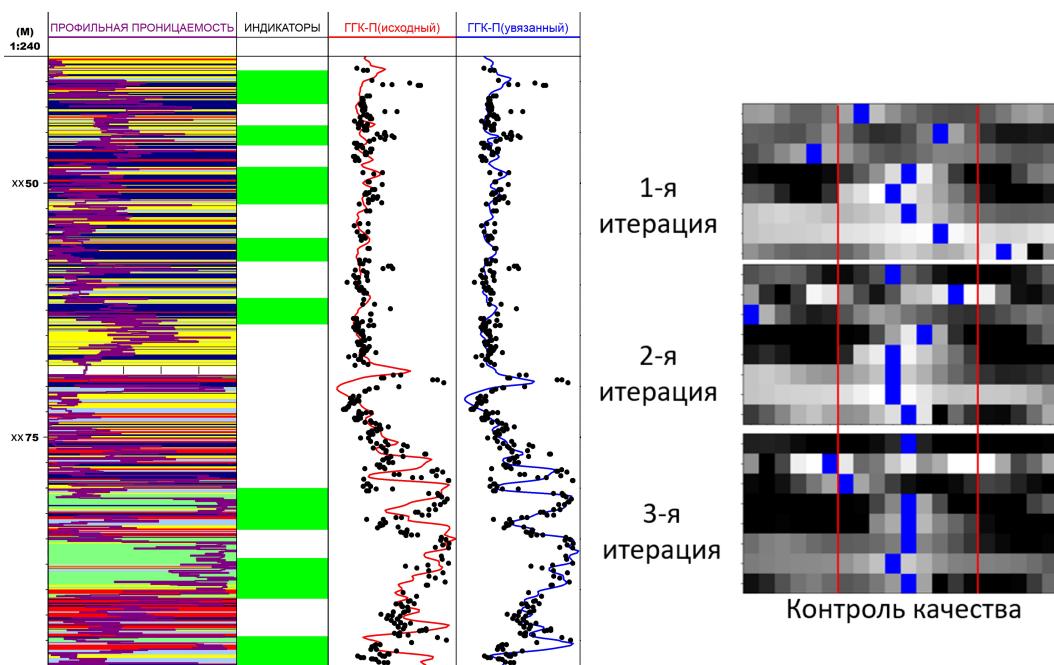


Рис. 8. Результат привязки для карбонатного типа разреза. Красная кривая – каротажная кривая ГГК-П (гамма-гамма-плотностной каротаж) до увязки, синяя – привязанная, чёрными точками обозначены лабораторные данные, фиолетовая линия – кривая профильной проницаемости.

верно привязались все увязываемые участки кривой (обозначены зелёным цветом).

Следует учитывать, что на данных примерах выполнялась привязка кривых ГИС к фотографиям керна ради упрощения изложения. Для привязки керна к кривым ГИС достаточно в полученной матрице сдвигов поменять столбцы местами и применить новую матрицу к фотографиям.

Выводы

Применение предложенного подхода позволило впервые решить проблему сопоставления глубины кривых ГИС с фотографиями полноразмерного керна

в автоматическом режиме. Алгоритм демонстрирует высокое качество увязки для данных, сдвинутых как на постоянную, так и на переменную величину. В предложенном подходе используется алгоритм автоматической литотипизации, который позволяет получать надёжную литологическую колонку по фотографиям полноразмерного керна и данным компьютерной томографии, причём привязка осуществляется с учётом наилучшего соответствия кривых ГИС данной модели. Применение литологической колонки во время увязки позволяет учитывать геологическое строение разреза, что улучшает точность работы алгоритма. Следует отметить, что разработанный рабочий процесс также позволяет выполнять

привязку керна к данным ГИС, что может быть актуально при неполном выносе керна. В таких случаях процедура увязки проводится аналогично описанному методу, с той лишь разницей, что алгоритм обрабатывает только те участки каротажной кривой, которые охарактеризованы керном. Результатом работы методики является таблица сдвигов, которая в дальнейшем может быть дополнена или изменена экспертом и применена к кривой или группе кривых (при привязке керна к ГИС надо в таблице сдвигов поменять столбцы местами). Методика показала высокое качество увязки на данных терригенных и карбонатных месторождений. По результатам обработки набора данных, представленного карбонатными и терригенными породами, была выполнена привязка кривых плотностного и нейтронного каротажа, и осуществлена валидация результатов. Точность привязки определяется размерами сглаживающих фильтров исследуемых кривых и составляет ~80 см и ~60 см для плотностного и нейтронного каротажа соответственно. Ввиду того, что операции деконволюции выполняются за очень короткое время, предложенный алгоритм можно рассматривать как инструмент для быстрой проверки степени увязки начальных данных, что также расширяет области использования методики. Таким образом, данный подход может быть полезен для улучшения точности геофизических исследований скважин и определения фильтрационно-емкостных свойств тонкослоистых пропластков горных пород в околоскважинном пространстве.

Литература

- Коссов Г., Абашкин В. (2024). Метод автоматической увязки результатов геофизических исследований скважин с фотографиями керна. *Геофизика*, 3, с. 46–52. <https://doi.org/10.34926/geo.2024.94.33.006>
- Коссов Г., Абашкин В., Езерский Д. (2024). Алгоритм автоматической увязки данных гис с фотографиями керна. *Труды VII Международной геолого-геофизической конференции*.
- Кузнецова Г. (2017). Методические приемы привязки керна к геофизическим исследованиям. *Территория Нефтегаз*, с. 20–26.
- Петерсилье В., Поросун В., Яценко Г. (2003). Методические рекомендации по подсчету геологических запасов нефти и газа объемным методом. Москва-Тверь, 258 с.
- Abashkin V.V., Seleznev I.A., Chertova A.A., Istomin S.B., Romanov D.V., Samokhvalov A.F. (2020). Quantitative analysis of whole core photos for continental oilfield of Western Siberia. *SPE Russian Petroleum Technology Conference, OnePetro*. <https://doi.org/10.2118/202017-MS>
- Abdi H., Williams L.J. (2010). Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews. WIREs Computational Statistics*, 2, pp. 433–459. <https://doi.org/10.1002/wics.101>
- Allen D.F., Bordakov G.A. (2009). Method for quantifying resistivity and hydrocarbon saturation in thin bed formations. U.S. Patent No. 7,617,050.
- Bordakov G.A., Kliegl M.V., Goswami J.C. (2015). Robust Well Log Sharpening With Unknown Tool Response Function. U.S. Patent Application No. 14/151,687. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.20141285>
- Damaschke M., Fellgett M., Howe M., Watson C. (2023). Unlocking national treasures: The core scanning approach. *Geological Society, London, Special Publications* 527, SP527-2022. <https://doi.org/10.1144/sp527-2022-58>
- Felinger A. (1998). Data analysis and signal processing in chromatography. Elsevier, 414 p.
- Kerzner M.G. (1984). A solution to the problem of automatic depth matching. *SPWLA Annual Logging Symposium*, SPWLA, SPWLA-1984.
- Massart D.L. (1988). Data handling in science and technology. *Chemometrics*, 488 p.
- Seleznev I., Abashkin V., Chertova A., Istomin S., Samokhvalov A., Romanov D. (2019). Quantitative Analysis of Whole Core Images. *Geomodel 2019*, pp. 1–5. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.201950103>
- Seleznev I., Abashkin V., Chertova A., Makienko D., Istomin S., Romanov D., Samokhvalov A. (2020). Joint Usage of Whole Core Images Obtained in Different Frequency Ranges for the Tasks of Automatic Lithotype Description and Modeling of Rocks' Petrophysics Properties. *Geomodel 2020*, pp. 1–5. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202050090>
- Ślota-Valim M., Lis-Śledziona A. (2021). The Use of Well-Log Data in the Geomechanical Characterization of Middle Cambrian Tight Sandstone Formation: A Case Study from Eastern Pomerania, Poland. *Energies*, 14, 6022. <https://doi.org/10.3390/en14196022>
- Suarez-Rivera R., Edelman E., Handwerger D., Hakami A., Gathogo P. (2012). Improving geologic core descriptions and heterogeneous rock characterization via continuous profiles of core properties. *SPWLA Annual Logging Symposium*, SPWLA, SPWLA-2012.
- Tabanou J.R., Antoine J. (1995). Method and apparatus for detecting and quantifying hydrocarbon bearing laminated reservoirs on a workstation. U.S. Patent No. 5,461,562.
- Torres Caceres V.A., Duffaut K., Yazidi A., Westad F.O., Johansen Y.B. (2022). Automated well-log depth matching—1d convolutional neural networks vs. classic cross correlation. *Petrophysics*, 63, pp. 12–34. <https://doi.org/10.30632/PJV63N1-2022a2>
- Zimmermann T., Liang L., Zeroug S. (2018). Machine-learning-based automatic well-log depth matching. *Petrophysics*, 59, pp. 863–872. <https://doi.org/10.30632/PJV59N6-2018a10>

Сведения об авторах

Георгий Андреевич Коссов – научный сотрудник, ООО «СТИБШ»

Россия, 125171, Москва, Ленинградское ш., д. 16а, стр. 3
e-mail: gkossov@slb.ru

Владимир Викторович Абашкин – кандидат физ.-мат. наук, руководитель проектов, ООО «СТИБШ»

Россия, 125171, Москва, Ленинградское ш., д. 16а, стр. 3
e-mail: vabashkin@slb.ru

Дмитрий Михайлович Езерский – ведущий петрофизик, отдел обработки и интерпретации данных ГИС, ООО «СТИБШ»

Россия, 125171, Москва, Ленинградское ш., д. 16а, стр. 3
e-mail: dezersky@slb.ru

*Статья поступила в редакцию 18.12.2024;
Принята к публикации 10.06.2025; Опубликована 20.12.2025*

IN ENGLISH

ORIGINAL ARTICLE

Applying the Automated Depth-Shifting Workflow of Well Logging Data and Whole Core Images for Carbonate vs Clastic Rocks

G.A. Kossov*, V.V. Abashkin, D.M. Ezersky

STISS LLC, Moscow, Russian Federation

*Corresponding author: George A. Kossov, e-mail: gkossov@slb.ru

Abstract. This paper describes a novel approach for automatic depth shifting geophysical well logs data and whole core images. The proposed approach combines the use of machine learning algorithms for automatic lithotype description via whole core images and an amplitude modal inversion algorithm, enabling the integration of stratigraphic information during the shifting process. The automatic shifting with whole core images is performed without using the natural gamma radiation curve of drill core or core routine data. As part of this study, the proposed workflow was validated on clastic and carbonate datasets (including non-clayey carbonates rocks) for neutron and density logs. The automatic shifting results have high accuracy, with precision equal to that of the smoothing filter (approximately 60 cm for neutron logs and 80 cm for density logs.), according to the analysis of the processed data and comparison with core routine data. The proposed technique significantly reduces the time required for processing well logging data compared to traditional approaches, minimizes errors related to human factors, and can serve as a foundation for further research in this area.

Keywords: geophysical well logging, automatic depth shifting, automatic lithotype description, whole core images, carbonate vs clastic rocks

Recommended citation: Kossov G.A., Abashkin V.V., Ezersky D.M. (2025). Applying the Automated Depth-Shifting Workflow of Well Logging Data and Whole Core Images for Carbonate vs Clastic Rocks. *Georesursy = Georesources*, 27(4), pp. 59–66. <https://doi.org/10.18599/grs.2025.4.4>

References

- Abashkin V.V., Seleznev I.A., Chertova A.A., Istomin S.B., Romanov D.V., Samokhvalov A.F. (2020). Quantitative analysis of whole core photos for continental oilfield of Western Siberia. *SPE Russian Petroleum Technology Conference, OnePetro*. <https://doi.org/10.2118/202017-MS>
- Abdi H., Williams L.J. (2010). Principal component analysis. *Wiley interdisciplinary reviews. WIREs Computational Statistics*, 2, pp. 433–459. <https://doi.org/10.1002/wics.101>
- Allen D.F., Bordakov G.A. (2009). Method for quantifying resistivity and hydrocarbon saturation in thin bed formations. U.S. Patent No. 7,617,050.
- Bordakov G.A., Kliegl M.V., Goswami J.C. (2015). Robust Well Log Sharpening With Unknown Tool Response Function. U.S. Patent Application No. 14/151,687. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.20141285>
- Damaschke M., Fellgett M., Howe M., Watson C. (2023). Unlocking national treasures: The core scanning approach. *Geological Society, London, Special Publications* 527, SP527-2022. <https://doi.org/10.1144/sp527-2022-58>
- Felinger A. (1998). Data analysis and signal processing in chromatography. Elsevier, 414 p.
- Kerzner M.G. (1984). A solution to the problem of automatic depth matching. *SPWLA Annual Logging Symposium*, SPWLA, SPWLA-1984.
- Kossov G., Abashkin V. (2024). A method for automatic depth shifting of geophysical well logs with whole core images. *Geophysics*, 3, pp. 46–52. (In Russ.) <https://doi.org/10.34926/geo.2024.94.33.006>
- Kossov G., Abashkin V., Ezersky D. (2024). Automated workflow for depth-shifting GWL curves to the drill core images. *Proceedings of the VII International Geological and Geophysical Conference*. (In Russ.)
- Kuznetsova G. (2017). Methodological techniques for depth-shifting of the drill core to geophysical logs. *Territoriya Neftegaz*, pp. 20–26. (In Russ.)
- Massart D.L. (1988). Data handling in science and technology. *Chemometrics*, 488 p.
- Petersillier V., Poroskun V., Yatsenko G. (2003). Methodological recommendations for calculating geological reserves of oil and gas. Moscow-Tver, 258 p. (In Russ.)
- Seleznev I., Abashkin V., Chertova A., Istomin S., Samokhvalov A., Romanov D. (2019). Quantitative Analysis of Whole Core Images. *Geomodel 2019*, pp. 1–5. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.201950103>
- Seleznev I., Abashkin V., Chertova A., Makienko D., Istomin S., Romanov D., Samokhvalov A. (2020). Joint Usage of Whole Core Images Obtained in Different Frequency Ranges for the Tasks of Automatic Lithotype Description and Modeling of Rocks' Petrophysics Properties. *Geomodel 2020*, pp. 1–5. <https://doi.org/10.3997/2214-4609.202050090>
- Ślota-Valim M., Lis-Śledziona A. (2021). The Use of Well-Log Data in the Geomechanical Characterization of Middle Cambrian Tight Sandstone Formation: A Case Study from Eastern Pomerania, Poland. *Energies*, 14, 6022. <https://doi.org/10.3390/en14196022>
- Suarez-Rivera R., Edelman E., Handwerger D., Hakami A., Gathogo P. (2012). Improving geologic core descriptions and heterogeneous rock characterization via continuous profiles of core properties. *SPWLA Annual Logging Symposium*, SPWLA, SPWLA-2012.
- Tabanou J.R., Antoine J. (1995). Method and apparatus for detecting and quantifying hydrocarbon bearing laminated reservoirs on a workstation. U.S. Patent No. 5,461,562.
- Torres Caceres V.A., Duffaut K., Yazidi A., Westad F.O., Johansen Y.B. (2022). Automated well-log depth matching—1d convolutional neural networks vs. classic cross correlation. *Petrophysics*, 63, pp. 12–34. <https://doi.org/10.30632/PJV63N1-2022a2>
- Zimmermann T., Liang L., Zeroug S. (2018). Machine-learning-based automatic well-log depth matching. *Petrophysics*, 59, pp. 863–872. <https://doi.org/10.30632/PJV59N6-2018a10>

About the Authors

Georgy A. Kossov – Researcher, STISS LLC
Build. 3, 16a, Leningradskoe shosse, Moscow, 125171, Russian Federation
e-mail: gkossov@slb.ru

Vladimir V. Abashkin – Cand. Sci. (Physics and Mathematics), Project Manager, STISS LLC
Build. 3, 16a, Leningradskoe shosse, Moscow, 125171, Russian Federation
e-mail: vabashkin@slb.ru

Dmitry M. Ezersky – Petrophysicist, GWL Data Processing and Interpretation Department, STISS LLC
Build. 3, 16a, Leningradskoe shosse, Moscow, 125171, Russian Federation
e-mail: dezersky@slb.ru

Manuscript received 18 December 2025;
Accepted 10 June 2025; Published 20 December 2025

© 2025 The Authors. This article is published in open access under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) License (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>)