



Применение методов компьютерного зрения для автоматического выделения естественных трещин по данным геофизических исследований скважин на одном месторождении Республики Татарстан

Д.Ю. КУПРИН¹,
младший научный сотрудник
kuprin.daniil.geo@gmail.com

Н.В. ДУБИНЯ^{1,2},
к.ф.-м.н., ведущий научный
сотрудник, заведующий
лабораторией
dubinya.nv@gmail.com

С.А. ТИХОЦКИЙ^{1,2},
д.ф.-м.н., академик РАН,
директор
sat@ifz.ru

Е.В. НОВИКОВА¹,
научный сотрудник
helenvn97@gmail.com

Э.Р. ЗИГАНШИН³,
к.г.-м.н., старший
научный сотрудник
eduard-ziganshin@mail.ru

¹ ФГБУН «Институт физики
Земли им. О.Ю. Шмидта
Российской академии наук»
г. Москва, 123242,
Российская Федерация

² ФГАОУ ВО «Московский
физико-технический
институт (Национальный
исследовательский
университет)»
г. Москва, 123242,
Российская Федерация

³ ФГАОУ ВО «Казанский
(Приволжский) федеральный
университет,
Институт геологии и
нефтегазовых технологий»
г. Казань, 420111,
Российская Федерация

**D.Yu. KUPRIN¹,
N.V. DUBINYA^{1,2},
S.A. TIKHOTSKY^{1,2},
E.V. NOVIKOVA¹,
E.R. ZIGANSHIN³**

Исследование нацелено на упрощение стандартных процедур интерпретации данных расширенного комплекса геофизических исследований скважин при работе с коллекторами с ярко выраженной естественной трещиноватостью. Современные методы исследований позволяют использовать азимутальные развертки акустических и электрических свойств пород околоскважинной зоны (микроимиджи) для определения геометрических характеристик естественных трещин, однако получение этой информации является достаточно трудоемкой задачей, требующей привлечения квалифицированных специалистов.

В работе представлен инструмент, потенциально позволяющий снизить нагрузку на экспертов-интерпретаторов. Предлагается использовать алгоритмы компьютерного зрения для обработки азимутальных разверток и получения первичной информации об элементах залегания в автоматическом режиме. Результаты применения такой методики включают в себя предварительные оценки положений естественных трещин и границ пластов, их азимутов и углов падения. Эти данные сопровождаются статистическими оценками точности и достоверности результатов применения алгоритма. Используется математический аппарат, основанный на теории распределений Пирсона, позволяющий ранжировать выделенные элементы по качеству автоматической интерпретации. Такая информация может быть использована для снятия нагрузки с экспертов-интерпретаторов и определения зон некачественной работы алгоритмов компьютерного зрения, требующих ручного анализа. Описаны основные положения предлагаемого алгоритма и продемонстрировано качество его работы на реальных данных, полученных с одного из месторождений углеводородов Республики Татарстан.

Ключевые слова: компьютерное зрение, естественная трещиноватость, распределение Пирсона

Application of computer vision methods for automatic detection of natural fractures based on geophysical well survey data at one field in the Republic of Tatarstan

This research is aimed to simplify the standard procedures of interpretation of data acquired via the employment of an extended suite of well logging methods in naturally fractured reservoirs. Existing methods use azimuthal scans of acoustic and electric properties (microimagers) to determine the geometric parameters of natural fractures in rock masses surrounding the borehole. However, obtaining this information is a rather labor-intensive task which requires the involvement of qualified specialist and experts in the field. This paper presents an algorithm which can potentially reduce the workload of expert interpreters. The proposed computer vision algorithms are used to process azimuthal scans thereby obtaining the initial information about the geological elements present in the borehole in an automated fashion. This information includes preliminary estimates of the spatial orientations of natural fractures and bed boundaries, alongside their azimuths and dip angles. These data are accompanied by statistical estimates of the accuracy and reliability of such detections. A mathematical apparatus based on Pearson's distributions theory is used rank the detected elements in terms of quality of automatic interpretation. This information can be used to lift the burden off expert interpreters while also highlighting areas where the computer vision algorithms performed poorly and which must be analysed manually. This paper describes the main provisions of the proposed algorithm and demonstrates the quality of its work on real data, obtained from one of the oilfields of the Republic of Tatarstan.

Keywords: computer vision, natural fractures, Pearson distribution

¹ Federal State Budgetary Institution of Science O.Yu. Schmidt Institute of Physics of the Earth of the Russian Academy of Sciences, Moscow, 123242, Russian Federation

² Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education Moscow Institute of Physics and Technology (National Research University), Moscow, 123242, Russian Federation

³ Federal State Autonomous Educational Institution of Higher Education Kazan (Volga Region) Federal University, Institute of Geology and Oil and Gas Technologies Kazan, 420111, Russian Federation

Введение

Геофизические исследования скважин (ГИС) являются важнейшим источником информации о верхних слоях земной коры и напрямую используются в решении множества задач освоения и разработки месторождений нефти и газа. На сегодняшний день активно развиваются различные методы получения, обработки и интерпретации данных ГИС, все более широкое распространение получают так называемые специальные методы ГИС, проводящиеся в сравнительно небольшом количестве скважин, но несущие дополнительную полезную информацию. К таким методам относятся определения азимутальных изменений электрических [1] и акустических [2] свойств пород околоскважинной зоны, представляемые в виде разверток этих свойств – микроимиджей. Использование этих данных позволяет получать ценную информацию об элементах залегания, границах пластов и трещинах, присутствующих в породе. Согласно опубликованным работам, данные о естественных трещинах, полученные с помощью скважинных микроимиджей, находятся в количественном согласии с результатами прямых исследований на керновом материале [3] и могут быть использованы для решения различных задач освоения и разработки месторождений с выраженной естественной трещиноватостью.

Естественные трещины и границы пластов проявляются на микроимиджах, благодаря существенному контрасту их свойств со свойствами вмещающей породы, причем, эти структурные элементы можно отличить друг от друга. Более того, наблюдаемые трещины можно разделить на естественные и наведенные бурением – последние как правило субвертикальны, тогда как естественные трещины преимущественно не лежат в вертикальной плоскости, их пространственная ориентация определяется тектоническим режимом, присутствовавшим в массиве на момент их возникновения [4]. Наконец, совместная интерпретация акустического и электрического микроимиджей позволяет разделить проводящие и непроводящие трещины, что может представлять основу для решения специальных задач оптимизации разработки трещиноватых коллекторов.

Необходимо понимать, что получение информации о естественных трещинах является достаточно трудоемкой задачей, требующей специальных методов анализа, требовательных к опыту и времени эксперта-интерпретатора [5]. Это обосновывает актуальность развития методов автоматического интерпретации, которые могут быть использованы в качестве вспомогательного инструмента анализа данных для экспертов – однако не для замены ручной интерпретации. В последнее время наблюдается рост интереса к применению методов искусственного интеллекта для решения задач полуавтоматической интерпретации данных скважинных микроимиджей: используются методы глубокого обучения [6], сверточных нейронных сетей [7] и компьютерного зрения [8]. В первых двух случаях обучение методов проводится на данных ручной интерпретации, что предъявляет существенные требования к объемам обучающих выборок. Поскольку свойства пород и естественных трещин достаточно сильно разнятся между отдельными объектами, такие методы хорошо показывают себя в условиях значительного представительства специальных методов ГИС на месторождении. В случаях, когда такие данные представлены только на ограниченном количестве скважин, методы

компьютерного зрения могут оказаться более состоятельными. Однако в этом случае результаты автоматического выделения могут быть недостаточно качественными и требовать дополнительной ручной интерпретации.

Цель данного исследования – усилить алгоритмы выделения естественных трещин методами компьютерного зрения таким образом, чтобы задача дальнейшей доинтерпретации экспертом была максимально упрощена. В качестве инструмента были выбраны подходы математической статистики, позволяющие определять качество выделения каждого элемента. Использование такого подхода позволяет дополнить данные о каждой трещине информацией о том, требует ли она дальнейшего рассмотрения или нет. Дальнейшее применение такого полуавтоматического выделения естественных трещин позволит не заменить, но упростить работу эксперта-интерпретатора.

В качестве объекта исследования была выбрана одна скважина, расположенная на месторождении Республики Татарстан, на которой проведены специальные геофизические исследования и выполнена ручная интерпретация данных о естественной трещиноватости, которая может быть использована для оценки качества работы алгоритма автоматического выделения трещин и определения их геометрических характеристик методами компьютерного зрения.

Месторождение тектонически приурочено к западной части Южно-Татарского свода. Скважина вскрыла разрез, представленный осадочными породами каменноугольного, пермского и четвертичного возрастов. Нефтеперспективными породами являются известняки московского и башкирского ярусов среднего каменноугольного возраста. Продуктивные интервалы чередуются с плотными известняками, в некоторых случаях содержащими глинистый материал. Породы башкирского яруса больше обладают естественной трещиноватостью, чем породы московского яруса.

Математический алгоритм

Подробно предлагаемый подход рассмотрен в работе [9], содержащей в себе детальное описание математических операций, необходимых для первичной обработки микроимиджа. На этапе предобработки изображения последовательно выполняются перевод в градации серого, размытие методом Гаусса, бинаризация (выделение на изображении двух областей) и скелетонизация. Далее на обработанных изображениях выделяются границы – области резкого изменения цвета, соответствующие переходу от одной части породы к другой с сильным контрастом электрических или акустических свойств. В рамках описываемого подхода выделение границ производится с использованием трех алгоритмов: подходов Собеля [10], Шарра [11] и Кэнни [12]. В результате обработанное изображение содержит в себе выделенные зоны резкого изменения свойств породы.

При дальнейшей интерпретации обработанных имиджей происходит автоматический подбор синусоидальной линии, наиболее точно соответствующей выделенной границе. Используется именно синусоидальная линия вследствие того, что сечение плоской (или близкой к плоской на масштабе околоскважинной зоны) трещины стволом скважины при азимутальной развертке дает именно такую границу между трещиной и ненарушенной породой (рис. 1).

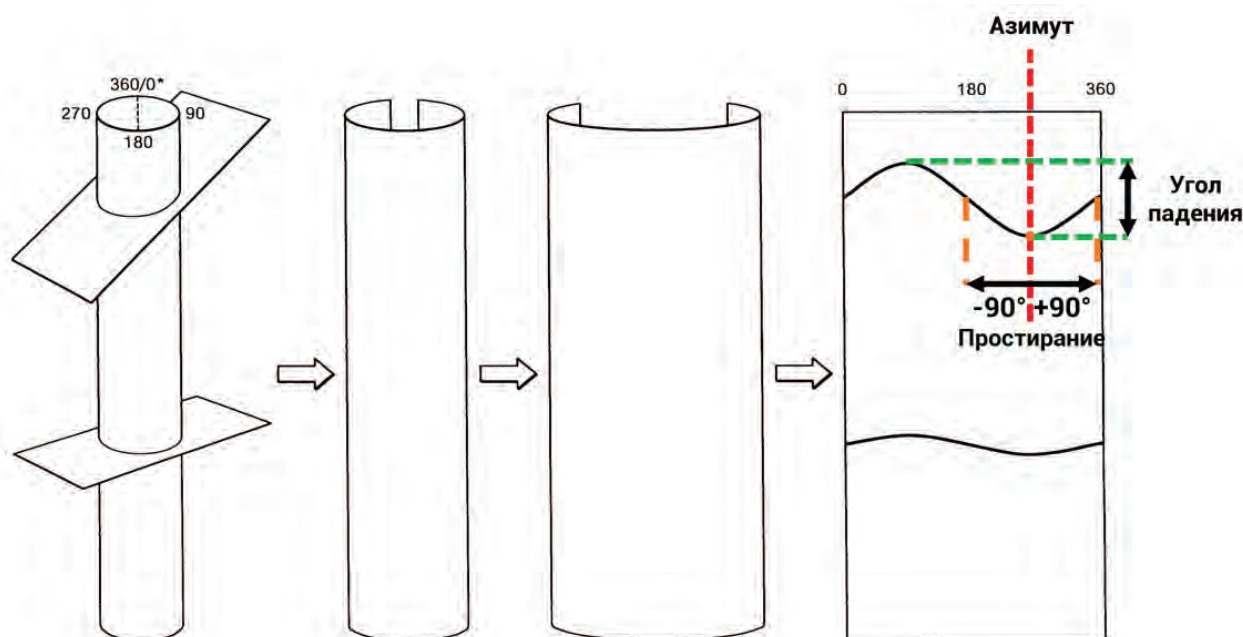


Рис. 1. Отображение естественных трещин на азимутальных развертках

Результат обработки растровых изображений скважинных имиджей представляет собой черно-белые изображения. На этих изображениях белым отмечены участки обработанного скважинного имиджа, отображающие естественные трещины и границы пластов. Далее изображения обрабатываются с целью получения координат каждого белого пикселя. Полученные массивы координат используются в виде входных данных для функции оптимизации, с помощью которой подбирается синусоида, характеризующаяся минимальным расстоянием до выделенных границ в определенной метрике. Для решения задачи оптимизации используется метод SLSQP (Sequential Least Squares Programming – последовательное программирование по методу наименьших квадратов) [13].

Обратная задача может быть решена для участка скважинного микроимиджа. Реализуется ее решение в скользящем окне по глубине, ширина которого подобрана так, чтобы содержать не более одной трещины. В первую очередь определяется, присутствуют ли контрастные зоны на рассматриваемом участке микроимиджа. Если трещина присутствует, происходит расчет параметров синусоидальной функции $y = A \cdot \sin(x + B) + C$, наиболее достоверно описывающей положение контрастной границы на микроимидже. Здесь x и y – координаты точки на рассматриваемом участке микроимиджа. Как можно заключить из рис. 1, амплитуда синусоиды A связана с углом падения и может быть в него пересчитана для известного радиуса скважины; фаза синусоиды B соответствует углу простираения; свободный член C определяет глубину трещины. При использовании скользящего окна шаг по вертикали задается существенно меньше, чем характерные значения амплитуды A , что приводит к множественному выделению каждой трещины.

Повторные выделения одной и той же трещины необходимы для оценки качества интерпретации. При наличии ярких контрастов, хорошо лежащих на синусоидальные линии, повторные выделения трещины дают те же значения определяемых параметров A , B и C . Однако,

если трещина обладает незначительно отличающимися от вмещающей породы свойствами, находится близко к другим трещинам или в окружении каверн, имеет неплоскую геометрию, то повторные выделения с большой вероятностью дают различные значения искомых параметров. Благодаря этому появляется возможность статистического анализа успешности выделения. В рамках текущего подхода множественные выделения одной и той же трещины обрабатываются следующим образом: строится частотная гистограмма по всем реализациям, далее определяется статистический закон, корректно описывающий наблюдаемое множество решений. На данном этапе используются распределения типа Пирсона [14], позволяющие определить не только модовое значение и дисперсию распределения, но и учесть его асимметрию.

В работе [15] также описан аппарат, использованный для определения параметров распределения по различным реализациям.

Таким образом, в ходе применения алгоритма выделения естественных трещин методами компьютерного зрения определяются единичные трещины, для каждой из которых определяются глубина, углы падения и простираения, а также статистические законы, характеризующие качество определения этих трех параметров. На рис. 2 представлен пример применения этого подхода для исследуемых данных: слева показан исходный микроимидж, в середине показаны результаты ручной интерпретации (зеленые линии), а также выделенные трещины по средним (желтые) и модальным (красные) значениям найденных распределений. Правый рисунок дополнен синими линиями, показывающими множественные выделения одних и тех же трещин. На рисунке можно заметить наличие определенного количества некорректных выделений, не рассматривающихся далее ввиду их недостаточной представительности, а также отдельные артефакты результатов применения компьютерного зрения. Корректный выбор пороговых значений происходит при статистическом анализе.

Объект исследования

Описанный алгоритм был применен для анализа данных, полученных на одном из карбонатных месторождений, расположенном на территории Республики Татарстан, между западным склоном Южно-Татарского свода и восточным бортом Мелекесской впадины. Разрез изучаемой скважины представлен комплексом осадочных пород каменноугольного, пермского и четвертичного возрастов. Нефтенасыщение установлено в известняках верейских и башкирско-серпуховских отложений среднего карбона. Породы башкирского яруса сложены плотными известняками. В данном интервале наблюдается наличие естественной трещиноватости, вносящей существенный вклад в фильтрационно-емкостные свойства разрабатываемых пластов.

Рассматриваемая скважина характеризуется большим объемом проведенных в ней геофизических исследований. На скважине проведены различные геофизические исследования скважин (ГИС), включающие в себя стандартный комплекс исследований, кросс-дипольные акустические исследования и электромагнитное микросканирование. Микроимиджи подтверждают наличие вывалов и техногенных трещин, усложняющих процедуру интерпретации. Подробно объект исследования описан в работах [15, 16].

Результаты

Описанный алгоритм был применен к данным, которые содержит в себе электрический микроимидж, полученный на изучаемой скважине. Согласно результатам ручной интерпретации, рассматриваемый интервал (мощность 100 м) содержал в себе 415 структурных элементов, 363 из которых отнесены к границам пластов, 24 – к залеченным и 28 – к частично проводящим естественным трещинам.

На рис. 3 показано сопоставление результатов ручной и автоматического выделения естественных трещин. Слева представлен анализ углов падения трещин, справа – азимутов падения. По горизонтальной оси для каждой трещины отложены результаты автоматического выделения, по вертикальной – результаты ручного выделения экспертом-интерпретатором. Критерием, позволяющим выделить каждую трещину в отдельности, является определенная глубина.

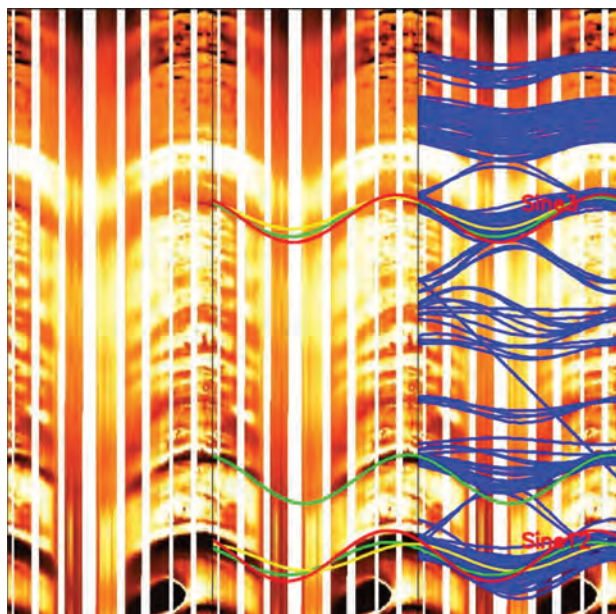


Рис. 2. Пример работы алгоритма

Использовался двоякритерий оценки достоверности результатов автоматического выделения естественных трещин. Во-первых, оценивалась дисперсия геометрических параметров, на основании которой выделенные естественные трещины классифицировались по качеству их автоматического выделения. Качество указано цветом: ярко-зеленые точки характеризуются минимальной дисперсией, красные – максимальной дисперсией распределения. Во-вторых, определялись зоны достоверности выделений, позволяющие соотнести класс качества выделения каждой естественной трещины с соответствующей этому классу зоной: такие зоны ограничены сплошными линиями разных цветов.

Выводы

Применение методов компьютерного зрения является актуальным трендом при решении различных задач анализа информации. Свое место эта группа алгоритмов находит и в решении задач освоения и разработки месторождений углеводородов. Скважинные микроимиджи, несущие важную информацию о породах околоскважинной

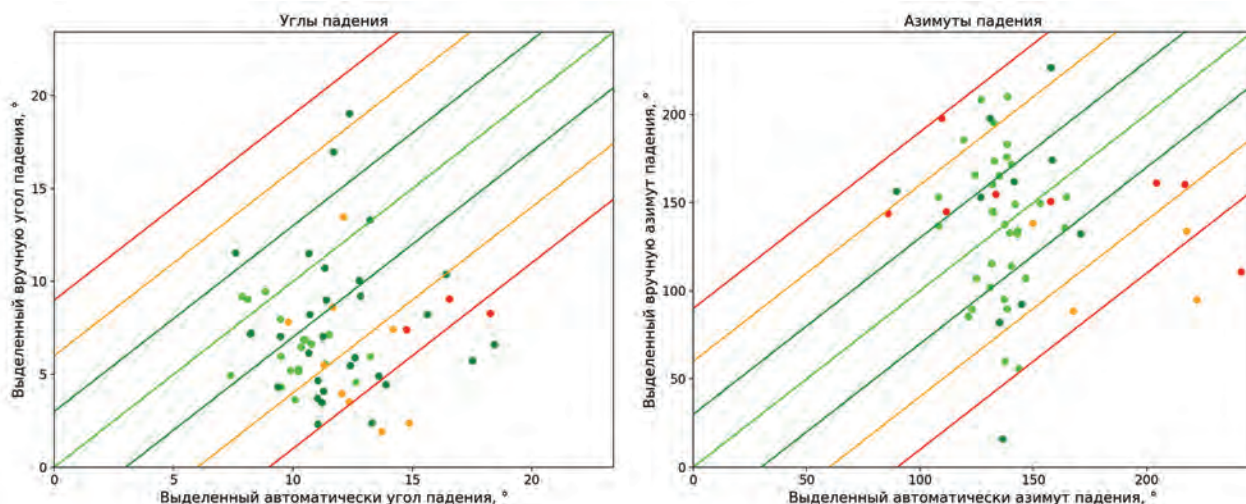


Рис. 3. Сравнение результатов ручного и автоматического выделения структурных элементов на скважинном имидже



зоны, особенно ценные при работе с трещиноватыми коллекторами, нуждаются в интерпретации, требующей как времени, так и опыта эксперта. Упростить эту задачу позволяют алгоритмы автоматического выделения с использованием описанных в статье подходов. Само по себе компьютерное зрение в некоторой степени может справиться с задачей автоматического выделения структурных элементов, однако, как показывают результаты непосредственного применения описываемых алгоритмов к реальным геофизическим данным, пока не наблюдается идеальное соответствие между работой эксперта-интерпретатора и работой подхода, основанного на компьютерном зрении. Поэтому рано говорить о том, чтобы полностью заменить работу интерпретаторов. В то же время, статистический анализ результатов автоматического выделения позволяет усилить этот подход, отделяя трещины, которые не требуют ручного анализа, от трещин, определяемых на низком уровне качества. Такой инструмент может существенно снизить нагрузку на экспертов, что приведет к дальнейшему снижению затрат на решение задач освоения месторождений нефти и газа, представленных трещиноватыми коллекторами.

Литература

1. Chen M.Y., Dahan C.A., Ekstrom M.P., Lloyd P.M., Rossi D.J. Formation imaging with microelectrical scanning arrays // *The Log Analyst*. – 1987. – V. 28. I. 3. – P. 294–306.
2. Zemanek J., Glenn E.E., Norton L.J., Caldwell R.L. Formation evaluation by inspection with the borehole televiewer // *Geophysics*. – 1970. – V. 35. I. 2. – P. 254–269.
3. Khoshbakht F., Azizzadeh M., Memarian H., Nourozi G., Moallemi S.A. Comparison of electrical image log with core in a fractured carbonate reservoir // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2012. – V. 86–87. – P. 289–296.
4. Silva I., Domingos F., Marinho P., Laronga R., Khan S. Advanced Borehole Image Applications in Turbidite Reservoirs Drilled With Oil Based Mud: A Case Study From Deep Offshore Angola // *SPWLA 44th Annual Logging Symposium*, Galveston, Texas, June 2003. – Paper 2003-AA SPWLA.
5. Tang, X.M., Zheng Y., Patterson, D. Processing array acoustic-logging data to image near-borehole geologic structures // *Geophysics*. – 2007. 72. – P. 1MA-Z35.
6. Lin L., Huang H., Zhang P., Yan W., Wei H., Liu H., Zhong Z. A deep-learning framework for borehole formation properties prediction using heterogeneous well-logging data: A case study of a carbonate reservoir in the Gaoshiti-Moxi area, Sichuan Basin, China // *Geophysics*. – 2024. – V. 89. I. 1. – P. 1JF-WB87.
7. Olya B.A.M., Mohebian R., Bagheri H., Hezaveh A.M., Mohammadi A.K. Toward real-time fracture detection on image logs using deep convolutional neural network YOLOv5 // *Interpretation*. – 2024. – V. 12. – N. 2.
8. Da Silva Bomfim L., Soares M.V.T., Vidal A.C., Pedrini H. Geological reservoir characterization tasks based on computer vision techniques // *Marine and Petroleum Geology*. – 2025. – V. 173. – P. 107–231.
9. Куприн Д.Ю., Дубиня Н.В. Использование методов компьютерного зрения для обработки и интерпретации данных скважинного микроимиджера // *Наука и технологические разработки*. – 2024. – Т. 103. – № 2. – С. 37–58.
10. Sobel I., Feldman G. An isotropic 3x3 image gradient operator // *Computer Science, Physics, Engineering*. – 1990.
11. Scharf H. Optimale Operatoren in der Digitalen Bildverarbeitung / Diss. ... Doktorwunde der Naturwissenschaftlich-Mathematischen Gesamtfakultät. Heidelberg: Ruprecht-Karls-Universität. – 2000. – 190 p.
12. Canny J. A computational approach to edge detection // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1986. – V. PAMI-8. I. 6. – P. 679–698.
13. Kraft D. A Software Package for Sequential Quadratic Programming: Tech. Rep. DFVLR-FB 88-28 // *Oberpfaffenhofen: German Aerospace Center – Institute for Flight Mechanics*. – 1988. – 33 p.
14. Elderton W.P., Johnson N.L. Systems of Frequency Curves // *Cambridge (UK): Cambridge University Press*. – 1969. – Pp. 12–110.
15. Зиганшин Э.Р., Дубиня Н.В., Новикова Е.В., Воронов И.А. Оценка современного напряженно-деформированного состояния массива карбонатных горных пород на нефтяном месторождении // *Russian Journal of Earth Sciences*. – 2024. – Т. 24. – С. ES5006.
16. Муслимов Р.Х., Абдулмзитов Р.Г., Хисамов Р.Б., Миронova Л.М., Гатиятуллин Н.С., Ананьев В.В., Смелков В.М., К. Тухватуллин Р., Успенский Б.В., Плотнокова И.Н., Войтович Е.Д. Нефтегазоносность Республики Татарстан. – Казань: Фэн, 2007. – 315 с.

References

1. Chen M.Y., Dahan C.A., Ekstrom M.P., Lloyd P.M., Rossi D.J. Formation imaging with microelectrical scanning arrays // *The Log Analyst*. – 1987. – Vol. 28. I. 3. – Pp. 294–306.
2. Zemanek J., Glenn E.E., Norton L.J., Caldwell R.L. Formation evaluation by inspection with the borehole televiewer // *Geophysics*. – 1970. – Vol. 35. I. 2. – Pp. 254–269.
3. Khoshbakht F., Azizzadeh M., Memarian H., Nourozi G., Moallemi S.A. Comparison of electrical image log with core in a fractured carbonate reservoir // *Journal of Petroleum Science and Engineering*. – 2012. – Vol. 86–87. – Pp. 289–296.
4. Silva I., Domingos F., Marinho P., Laronga R., Khan S. Advanced Borehole Image Applications in Turbidite Reservoirs Drilled With Oil Based Mud: A Case Study From Deep Offshore Angola // *SPWLA 44th Annual Logging Symposium*, Galveston, Texas, June 2003. – Paper 2003-AA SPWLA.
5. Tang, X.M., Zheng Y., Patterson, D. Processing array acoustic-logging data to image near-borehole geological structures // *Geophysics*. 2007. 72. – P. 1MA-Z35.
6. Lin L., Huang H., Zhang P., Yan W., Wei H., Liu H., Zhong Z. A deep-learning framework for borehole formation properties prediction using heterogeneous well-logging data: A case study of a carbonate reservoir in the Gaoshiti-Moxi area, Sichuan Basin, China // *Geophysics*. – 2024. – Vol. 89. I. 1. – P. 1JF-WB87.
7. Olya B.A.M., Mohebian R., Bagheri H., Hezaveh A.M., Mohammadi A.K. Toward real-time fracture detection on image logs using deep convolutional neural network YOLOv5 // *Interpretation*. – 2024. – Vol. 12. – No. 2.
8. Da Silva Bomfim L., Soares M.V.T., Vidal A.C., Pedrini H. Geological reservoir characterization tasks based on computer vision techniques // *Marine and Petroleum Geology*. – 2025. – Vol. 173. – Pp. 107–231.
9. Kuprin D.Yu., Dubinya N.V. Using computer vision methods for processing and interpreting borehole microimager data // *Science and technological developments*. – 2024. – Vol. 103. – No. 2. – Pp. 37–58.
10. Sobel I., Feldman G. An isotropic 3x3 image gradient operator // *Computer Science, Physics, Engineering*. – 1990.
11. Scharf H. Optimale Operatoren in der Digitalen Bildverarbeitung / Diss. ... Doktorwunde der Naturwissenschaftlich-Mathematischen Gesamtfakultät. Heidelberg: Ruprecht-Karls-Universität. – 2000. – 190 p.
12. Canny J. A computational approach to edge detection // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 1986. – V. PAMI-8. I. 6. – Pp. 679–698.
13. Kraft D. A Software Package for Sequential Quadratic Programming: Tech. Rep. DFVLR-FB 88-28 // *Oberpfaffenhofen: German Aerospace Center – Institute for Flight Mechanics*. – 1988. – 33 p.
14. Elderton W.P., Johnson N.L. Systems of Frequency Curves // *Cambridge (UK): Cambridge University Press*. – 1969. Pp. 12–110.
15. Ziganshin E.R., Dubinya N.V., Novikova E.V., Voronov I.A. Assessment of the current stress-strain state of a carbonate rock mass in an oil field // *Russian Journal of Earth Sciences*. – 2024. – Vol. 24. – P. ES5006.
16. Muslimov R.Kh., Abdulmazitov R.G., Khisamov R.B., Mironova L.M., Gatiyatullin N.S., Ananyev V.V., Smelkov V.M., K. Tukhvattullin R., Uspensky B.V., Plotnikova I.N., Voitovich E.D. Oil and gas potential of the Republic of Tatarstan. – Kazan: Feng Publ, 2007. – 315 p.