

Методика автоматической обработки фотографий и томографий трещиноватых карбонатов для анализа кавернозности

Г. А. Коссов¹, Д. О. Макиенко²

¹Московский физико-технический институт (национальный исследовательский университет)

²Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ»

Карбонатные породы обладают двумя различными типами первичной пористости: межформенной и внутриформенной. При оценке фильтрационно-емкостных свойств (ФЕС) коллекторов необходимо эти типы пористости разделять, поскольку от этого зависит конечная проницаемость. При определенных условиях в карбонатах происходят процессы выщелачивания, приводящие к образованию каверн – полостей неправильной или округлой формы размером более 1 мм. Каверны могут быть признаком наличия межформенной пористости и, как следствие, зон высокой проницаемости. Существующие методы геофизических исследований скважин (ГИС), такие как ядерно-магнитный каротаж (ЯМК) и скважинные микроимиджеры (FMI), не описывают кавернозные интервалы в полной мере. Метод ЯМК является методом исследования макропористости и не позволяет проводить оценку кавернозности [1]. Метод FMI чувствителен к различным проводящим включениям (например, включениям пирита) и не обладает достаточно высоким вертикальным разрешением для выявления кавернозных зон [2], вследствие чего сильно искажает размеры и формы каверн. Следовательно, единственным надёжным инструментом для анализа и описания каверн являются фотографии и томографии полноразмерного керна [3].

В настоящее время в литературе представлены различные рабочие процессы для автоматической обработки фотографий керна с целью литотипизации, прогноза ФЕС, увязки, детекции и сегментации [4-6]. Однако комплексной автоматической методики по обработке и оценке кавернозности по фотографиям керна нет. Существуют частные подходы по выделению каверн, основанные на применении традиционных алгоритмов компьютерного зрения: градиентных фильтров Собеля и Кэнни, алгоритмов бинаризации, операторов математической морфологии и т.п. При этом такие методы не всегда точны, сильно зависят от качества входного изображения и требуют аккуратного подбора параметров. С недавнего времени стали появляться методики обработки кавернозности и трещиноватости, основанные на глубоких свёрточных нейронных сетях. Они показывают более точные результаты, по сравнению с алгоритмами компьютерного зрения, не требуют подбора множества параметров и универсальны. При этом остаётся открытым вопрос обучения и дообучения таких моделей. Для создания обучающего набора данных необходимо вручную выделять каверны (создавать т. н. маски), притом часть информации неизбежно теряется: истинные формы объектов, значение выпуклости, относительного удлинения, кривизны и т.п.

В соответствии с вышеизложенным целью настоящей работы является разработка комплексной методики для автоматического анализа кавернозных интервалов по фотографиям и 2D срезам томографий полноразмерного керна, сочетающая в себе преимущества традиционных алгоритмов компьютерного зрения и глубоких нейронных сетей. С точки зрения машинного обучения задача выделения каверн является задачей семантической сегментации, т.е. некоторым обобщением задачи классификации, в которой модель должна на входном изображении каждому пикселю поставить в соответствие метку класса: 1 – если пиксель принадлежит каверне и 0 – если пиксель принадлежит фону. По итогу, модель формирует бинарное изображение.

Предлагаемый рабочий процесс включает в себя:

- 1) автоматическое выделение зон с дефектами на фотографиях и 2D срезах томографий керна (выделение некондиционных зон);
- 2) создание инструментов автоматической разметки данных традиционными алгоритмами компьютерного зрения;
- 3) обучение и применение разработанных архитектур глубоких свёрточных нейронных сетей для выделения каверн в виде двумерных объектов (рис. 1);
- 4) оценку параметров объектов в пределах скользящего окна: площадь, удлинение (aspect ratio) и выпуклость (отношение площади объекта к площади выпуклой оболочки) (рис. 2).

Для контроля качества обучения и валидации использовались различные инструменты: матрицы ошибок (confusion matrix), f-метрики, ROC-кривые и IoU-метрика. Валидация разработанной методики была проведена на фотографиях и 2D срезах томографий керна, отобранного из разных скважин карбонатных месторождений.

В результате выполнения данной работы точность выделения дефектов нейросетевыми алгоритмами предобработки составила ~95%. На валидационном наборе данных доля верно сегментированных объектов составила 85%. Были получены нейронные сети, обученные на уникальном наборе данных и способные эффективно выделять каверны. В результате дальнейшей обработки выделенных каверн сформированы кривые, отражающие изменение важных для каверн параметров: размера, удлинения и выпуклости (рис. 2). Практическим результатом данной методики является получение кривой кавернозности (рис. 1), с помощью которой можно оценить зоны вторичной пористости и более точно определить интервалы первичной межформенной пористости. Кавернозный лог представляет собой долю пикселей, отнесённых к кавернам, в пределах некоторого скользящего окна, делённую на размер окна. Разработанная методика активно применяется геологами и петрофизиками, позволяет сэкономить время и повысить качество интерпретации фотографий керна. Рабочий процесс прошёл апробацию на сторонних данных карбонатного месторождения, по результатам которой с помощью кривой кавернозности был выделен отдельный кавернозный петротип, неразделимый по данным ЯМК.

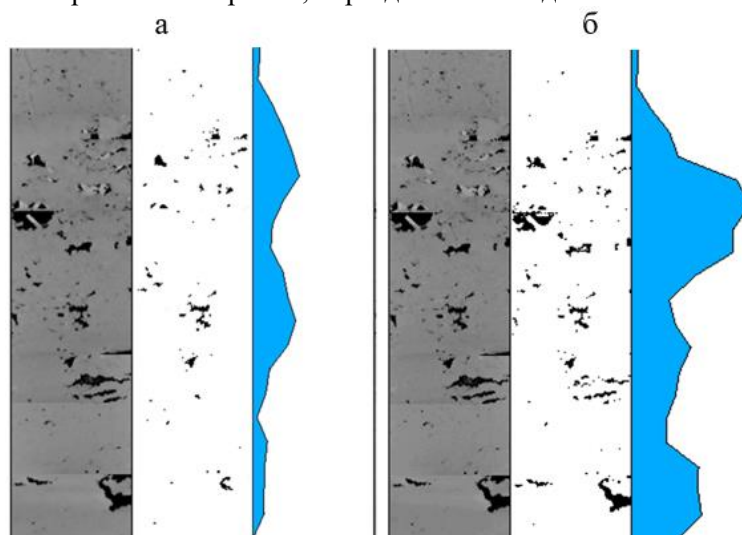


Рис. 1. Выделенные настоящей методикой каверны (синим цветом представлены кривые кавернозности): а – маска, полученная алгоритмами компьютерного зрения, б – маска, уточнённая глубокой свёрточной нейронной сетью

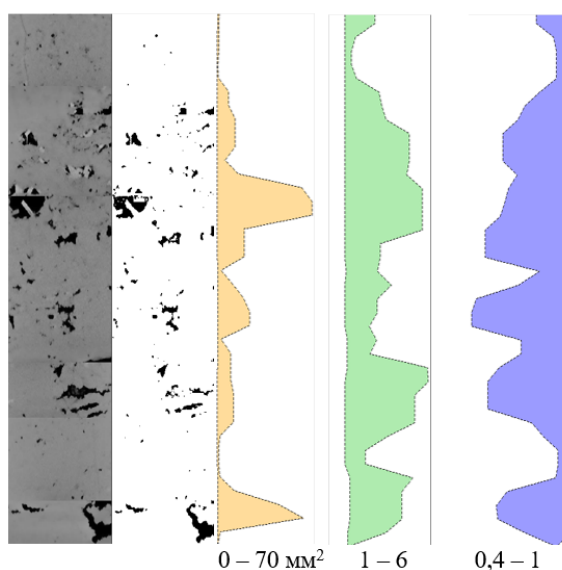


Рис. 2. Оценка полученной маски, кривые по глубине, отражающие изменение размера, удлинения и выпуклости. Цветовые обозначения: жёлтый – размер, зелёный – удлинение, фиолетовый – выпуклость

Литература

1. Топорков В.Г., Денисенко А.С. Практическое применение данных ЯМР для оценки свойств и структуры пород продуктивных нефтегазоносных залежей // Каротажник. 2008. № 12. С. 162–188.
2. Терехов О.В. [и др.]. Применение микроимиджеров для решения геологических задач (на примере Малышевского месторождения) // Нефтегазовое Дело. 2011. Т. 9. № 1. С. 20–24.
3. Damaschke M. [et al.]. Unlocking national treasures: The core scanning approach // Geol. Soc. Lond. Spec. Publ. 2023. V. 527: SP527-2022.
4. Abashkin V. [et al.]. Digital analysis of the whole core photos // EAGE Publications BV. 2020. P. 1–5.
5. Baraboshkin E.E. [et al.]. Deep convolutions for in-depth automated rock typing // Comput. Geosci. 2020. V. 135: 104330.
6. Коссов Г., Абашкин В. Метод автоматической увязки результатов геофизических исследований скважин с фотографиями керна // Геофизика. 2024. Т. 3. С. 46–52.