

Применение сверточных и полносвязных нейронных сетей для автоматических исследований фотографий и томографий трещиноватых карбонатов

В.В. Абашкин (ООО «Технологическая Компания Шлюмберже»), Г.А. Коссов* (ООО «Технологическая Компания Шлюмберже»), Д.О. Макиенко (ООО «Технологическая Компания Шлюмберже»), И.А. Селезнёв (ООО «Технологическая Компания Шлюмберже»)

Введение

Одной из особенностей карбонатов является наличие двух различных типов первичной пористости: межформенной и внутриформенной. Этот факт необходимо учитывать при оценке фильтрационных и емкостных свойств коллекторов, поскольку от этого зависит конечная проницаемость. Даже при одинаковой пористости проницаемость таких карбонатов может различаться на несколько порядков. Важно различать хемогенные и механогенные отложения, формирующие межформенную пористость, и биогенные отложения. В последнем случае поровое пространство образовано полостями внутри скелетов организмов, которые изолированы друг от друга и, как следствие, проницаемость таких пород чрезвычайно низкая. Кроме того, карбонаты растворимы, и при определенных условиях происходят процессы выщелачивания, приводящие к образованию каверн. Эти каверны перекрывают первоначальную пористость, в результате чего образуется вторичная пористость (кавернозная пористость). Поскольку первичная пористость сильно влияет на процессы выщелачивания, вначале необходимо определять зоны вторичной пористости, прежде чем выделять целевые интервалы с межформенной пористостью. Таким образом, каверны могут быть признаком наличия межформенной пористости и, как следствие, зон высокой проницаемости.

Существующие методы геофизических исследований скважин, такие как ядерно-магнитный каротаж (ЯМК) и скважинные микроимиджеры (FMI), не позволяют в полной мере описывать кавернозные интервалы. Метод ЯМК, который используется для определения макропористости, не позволяет увидеть поры размером более 8 микрон [9], а FMI не обладает достаточно высоким вертикальным разрешением для выявления кавернозных зон [7]. В последнее время для целей изучения структуры, состава и свойств горных пород всё чаще используются фотографии и томографии керн [4]. Разрабатываются различные программные комплексы [1, 3, 8], позволяющие автоматизировать процессы литотипизации, сегментации, увязки, выделения зон кавернозности и трещиноватости и т. п. Важной особенностью существующих алгоритмов автоматической обработки является требование к высокому качеству входных данных. На практике на фотографиях и томографиях керн могут встречаться различные дефекты, возникающие как в результате исследования, транспортировки и хранения керн, так и в результате естественных причин: технологические отверстия, выпилы, механические повреждения, надписи, следы химической обработки, вставки, неконсолидированный керн. Наличие таких нарушений может искажать результаты дальнейшей обработки фотографий керн (например, выделение зон кавернозности), что затрудняет использование полученной информации совместно с другими геолого-геофизическими данными.

В настоящей работе предлагается методика, основанная на свёрточных и полносвязных нейронных сетях, которая позволяет выполнять автоматическую предобработку фотографий и томографий керн для последующей задачи получения кривой кавернозности карбонатных отложений. В контексте данной задачи любые трещины и технологические отверстия, присутствующие на фото, могут интерпретироваться как каверны и, как следствие, искажать информацию. Поэтому трещины и отверстия необходимо выделять и исключать на этапе предобработки изображений карбонатных пород. Целью настоящей работы являлась разработка методов автоматического выделения трещин, технологических отверстий и каверн с применением сверточных и полносвязных нейронных сетей.

Используемые методы

Предлагаемый рабочий процесс включает в себя нейросетевые методы автоматического анализа цветовой, текстурной и структурной информации, которая может быть получена при обработке изображений и томографий керна. Полносвязная сеть в качестве признаков использует цветовые и текстурные кривые-предикторы [2, 5]. Цветовые предикторы несут информацию о средних цветах (для цветовых моделей RGB и HSV) и об основных цветовых кластерах. Текстурные кривые отражают структурные особенности изображения [6], в частности содержат в себе: нормализованные гистограммы интенсивностей пикселей (1D и 2D-гистограммы), матрицы совместной встречаемости для фильтров с различными масками, профили градиента интенсивности пикселей в вертикальном и горизонтальном направлении, характеристики вариограмм интенсивностей для окон различного размера и т.д. Сверточная сеть работает непосредственно с самими изображениями в масштабе 96x96 пикселей (в цветовой модели RGB), которые формируются по результатам сканирования полноразмерной фотографии или слоя томографии керна окном фиксированного размера. Для контроля качества обучения и валидации использовались различные инструменты: матрицы ошибок (confusion matrix), f-метрики и ROC-кривые. Валидация алгоритмов проводилась на размеченных данных, которые не использовались в обучении (фото и томографии керна, отобранного из разных скважин карбонатных месторождений).

Результаты

На основе проведенного анализа, были сделаны выводы относительно эффективности использования свёрточных и полносвязных нейронных сетей для выделения дефектов на фотографиях и томографиях керна. По результатам валидации доля верно предсказанных трещин и отверстий полносвязной сетью составила ~94% и ~96% соответственно (рисунок 1), а свёрточной ~98% и ~99% (рисунок 2). При обработке томографий керна свёрточная сеть использовалась для выделения трещин (рисунок 3), т.к. технологические отверстия на изучаемой скважине отсутствовали.

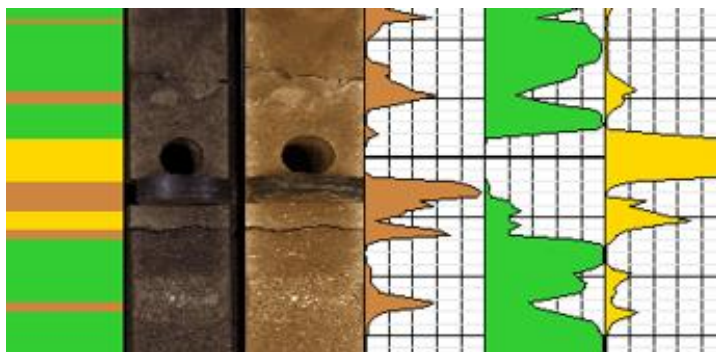


Рисунок 1. Результат применения полносвязной сети для обработки фотографий керна. Коричневый цвет – трещины, желтый – отверстия, зелёный – зона без дефектов

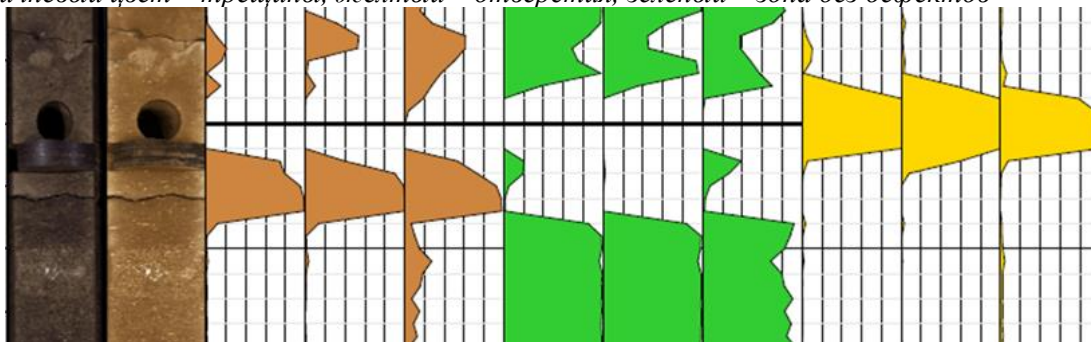


Рисунок 2. Результат применения свёрточной сети для обработки фотографий керна. Коричневый цвет – трещины, желтый – отверстия, зелёный – зона без дефектов

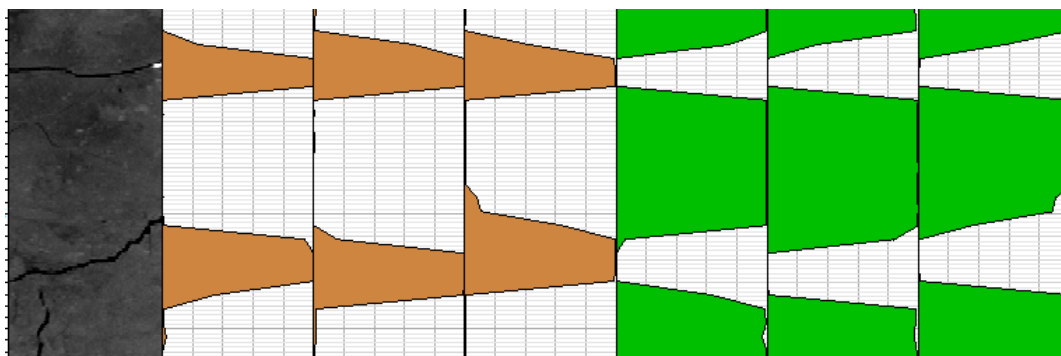


Рисунок 3. Результат применения свёрточной сети для обработки томографии керна. Коричневый цвет – трещины, зелёный – зона без дефектов

В результате выполнения настоящей работы была получена кривая кавернозности (рисунок 4) в автоматическом режиме, которая содержит информацию о выделенных кавернах на количественном уровне в виде непрерывной кривой.

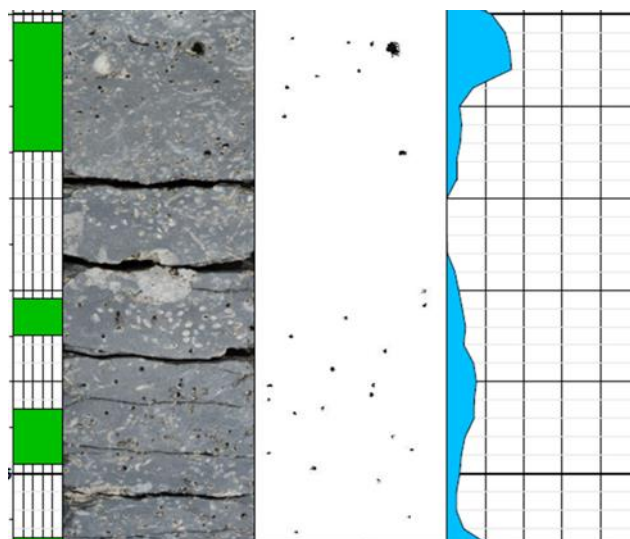


Рисунок 4. Пример кривой кавернозности, полученной по результатам обработки фотографий керна.

Выводы

Ввиду отличия в точности на 4% для обработки небольшого объёма данных в пределах одной скважины целесообразнее использовать полносвязные сети из-за их скорости применения. В случае же наличия достаточно большого количества данных для обучения (более тысячи изображений) рекомендуется применять сверточные сети из-за их более высокой точности и отсутствия необходимости ручного конструирования признаков. Полученная с помощью нейронных сетей информация позволила построить кривую кавернозности в автоматическом режиме, с помощью которой были оценены зоны вторичной пористости и более точно определены интервалы первичной межформенной пористости. Также с помощью данной кривой был выделен петротип, неразделимый по данным ЯМК.

References

1. Abashkin V. et al. Digital analysis of the whole core photos EAGE Publications BV, 2020.P. 1–5.
2. Abashkin V. V. et al. Quantitative analysis of whole core photos for continental oilfield of Western Siberia OnePetro, 2020.

3. Baraboshkin E. E. et al. Deep convolutions for in-depth automated rock typing // Computers & Geosciences. 2020. (135). P. 104330.
4. Damaschke M. et al. Unlocking national treasures: The core scanning approach // Geological Society, London, Special Publications. 2023. № 1 (527). P. SP527-2022.
5. Kossov G. A., Seleznev I. A. INFLUENCE OF NEURAL NETWORK PARAMETERS FOR THE QUALITY OF PREDICTION FOR THE TASKS OF AUTOMATIC LITHOTYPE DESCRIPTION // Problems of Informatics. 2023. № 1 (58). P. 48–59.
6. Seleznev I. et al. Variograms and Co-Occurrence Matrices in Problems of Description of Lithotypes and Modeling of Petrophysical Properties of Rocks from Whole Core Images // Geomodel 2021. № 1. P. 1–5.
7. Terekhov O. V. et al. Primenenie mikroimidzherov dlya resheniya geologicheskikh zadach (na primere Malyshevskogo mestorozhdeniya) // Neftegazovoe delo. 2011. № 1 (9). S. 20–24.
8. Thomas A. et al. Automated lithology extraction from core photographs // First Break. 2011. № 6 (29).
9. Toporkov V. G., Denisenko A. S. Prakticheskoe primeneniye dannykh YAMR dlya ocenki svoystv i struktury porod produktivnykh neftegazonosnykh zalezhej // Karotazhnik. 2008. № 12. S. 162–188.