

Автоматизация процесса подготовки исходных данных для гидрогеологического моделирования

Ильина Софья Андреевна^{1,2*}

iliinasa@mail.ru

Семенов Михаил Евгеньевич^{2,3}

semenov.me@talantiuspeh.ru

¹Москва, АО "ВНИПИПромтехнологии"

²Томск, Томский политехнический университет

³п.г.т. Сириус, Университет «Сириус»

При создании компьютерных гидрогеологических моделей важным фактором является качество исходных данных, которые могут иметь различные формы представления. Так, одним из вариантов получения исходной информации являются изображения геологических разрезов интересуемого участка с отмеченными скважинами. Такие разрезы содержат в себе информацию о литологическом составе слоёв, о положении скважин относительно азимута, их глубине и уровне их устья. В зависимости от целей построения гидрогеологических разрезов они также могут содержать дополнительную информацию, например, уровень подземных вод на участке или области оруднения с определённым процентом содержания некоторого вещества. Однако в процессе извлечения информации из исходных данных такого формата возникают проблемы: отсутствие масштабной линейки на изображениях разрезов увеличивает время их обработки, при этом полученная информация может содержать большие погрешности и ошибки.

В связи с этим, в данной работе предлагается метод автоматизации данного процесса, основанный на компьютерной обработке изображений. Предлагаемый алгоритм получает на вход полное изображение геологического разреза в виде растрового файла (скан, фотография, снимок экрана и др.), результатом его работы является электронная таблица (*.xlsx), содержащая информацию по каждой скважине, представленной на входном изображении, а именно: номер скважины, абсолютные отметки её устья и уровня подземных вод, глубины подошвы и(или) кровли и описание литологического состава для каждого слоя, границы областей оруднений.

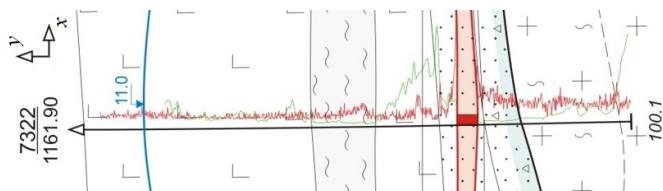


Рис. 1. Изображение разреза скважины 7322, 1161.90 – абсолютная отметка устья, 111.0 – уровень подземных вод, 100.1 – глубина скважины, область красного цвета – урановое оруднение

Так как на вход поступает полное изображение разреза, первым этапом алгоритма является обнаружение вертикальных проекций скважин на разрезе (Рис. 1). Поиск скважин осуществляется путём поиска их номеров методами оптического распознавания символов (Optical Character Recognition, OCR) вблизи линии азимута. Азимут всегда располагается ниже разреза, а отметки скважин вдоль азимута определяют положение забоя и устья проекции скважины на разрезе по оси абсцисс. Зная положение устья скважины по оси абсцисс, её положение по оси ординат определяется обнаружением верхней границы разреза, вблизи устья скважины методами OCR распознаются её номер и абсолютная отметка устья. Далее алгоритм анализирует пиксели вдоль линии скважины, для обнаружения пересечений слоёв. Для анализа выделяются квадраты размером 8×8 пикселей, бинаризируются методом Оцу [1], и проверяются на наличие на них вертикальной линии соответствующей линии скважины и линии ориентированной горизонтально, соответствующей разделу слоёв, уровню подземных вод или границе оруднения, в зависимости от цвета линии на исходном изображении.

Таким образом, анализируется область вблизи линии скважины до тех пор, пока не будет обнаружена отметка её забоя – короткая горизонтальная черта, ниже которой отсутствует линия скважины. Ниже отметки забоя расположено значение его глубины, которое распознаётся методами OCR. Зная глубину скважины, абсолютный уровень её устья и количество пикселей между двумя этими отметками, можно вычислить абсолютные и относительные глубины разделов слоёв, границ областей оруднения. Для определения масштаба использована формула:

$$mpp = \frac{deep_p - wellhead_p}{deep_m},$$

где $deep_p$, $wellhead_p$ – положение забоя и устья скважины по оси ординат в пикселях, $deep_m$ – указанная глубина скважины в метрах.

В процессе анализа скважины, при обнаружении линий раздела слоёв (чёрные, ориентированные горизонтально линии), вырезается фрагмент изображения, не менее 30 пикселей в высоту и 100 пикселей в ширину, содержащий условные обозначения слоя, расположенного между двумя линиями раздела. Эти фрагменты поступают на вход классифицирующей нейронной сети, которая определяет литологический состав, соответствующий данным условным обозначениям. В случае обнаружения уровня подземных вод (синяя, горизонтально ориентированная линия), вырезается фрагмент изображения правее и выше обнаруженной точки, содержащий глубину уровня вод в метрах, которая извлекается из данного фрагмента методами OCR.

Описанный алгоритм реализован средствами языка программирования Python. Для работы с изображениями использовались возможности библиотеки OpenCV [2], такие как функции бинаризации, изменение цветовой схемы, чтение и запись изображений. Методы OCR реализованы при помощи механизма

TesseractOCR [3], использованы такие операции как выделение текста на изображении с учётом его ориентации и шрифта (Orientation and script detection, OSD), распознавание текста при помощи LSTM (Long short-term memory) нейронной сети, обученной на наборе символов русского и английского алфавитов, ограничение допустимого набора символов при распознавании (для распознавания чисел допустимыми символами являются только цифры от 0 до 9 и точка). Определение литологического состава производится при помощи классифицирующей нейронной сети линейной конфигурации с двумя полносвязными слоями, функцией активации ReLU (Rectified linear unit) и многопеременной логистической функцией (Softmax). На данный момент реализуется классификация на 42 класса, в последствии возможно увеличение числа классов.

Применение всех перечисленных технологий позволило реализовать безошибочное извлечение числовых значений из изображения разреза, которые определяют номер скважины, абсолютную отметку устья, глубину забоя и уровень подземных вод. Также получено достаточно точное определение линий раздела слоёв и границ оруднений. Обусловленная алгоритмом погрешность определения точки пересечения границы слоя (или оруднения) с линией скважины не превышает 8 пикселей, в проведённых экспериментах погрешность не превышала 3 пикселей, в переводе на метры погрешность будет зависеть от глубины скважины. Однако возможны случаи ложного обнаружения линии, т. к. некоторые условные обозначения литологического состава слоя могут восприниматься алгоритмом как линии раздела слоёв. Таким образом, могут появиться лишние линии раздела внутри одного слоя, которые можно впоследствии исключить, объединяя соседние слои с одинаковым составом. Случай не обнаружения разделов слоёв не наблюдалась, бинаризация методом Оцу увеличивает контраст, явно выделяя все контуры изображения. Основной проблемой на данном этапе является высокая ошибка классификации при определении литологического состава слоёв (около 54% на 56 примерах), определяемая формулой:

$$accuracy = \frac{P}{N},$$

где P – количество верно классифицированных слоёв, N – общее количество слоёв в выборке. Возможными вариантами уменьшения ошибки являются увеличение обучающей выборки, в том числе путём дополнительной аугментации, или изменения конфигурации нейронной сети.

- [1] Otsu N. A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, vol. 9, no. 1, Jan. 1979. – P. 62–66.
- [2] OpenCV [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/opencv/opencv/>, свободный (дата обращения: 10.11.2023).
- [3] TesseractOCR [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://github.com/tesseract-ocr/tesseract/>, свободный (дата обращения: 10.11.2023).