

Автоматическая идентификация минералов на изображениях аншлифов с использованием глубокого обучения

А. В. Хвостиков¹, А. С. Крылов², Д. М. Коршунов³,
М. А. Богуславский⁴

Автоматическая идентификация минералов на изображениях аншлифов очень востребована в исследовательской геологии, поскольку позволяет значительно сократить время, затрачиваемое специалистом на изучение руд, и автоматически получать качественную статистику распределения минералов различных месторождений. В этой работе мы предлагаем алгоритм глубокого обучения для автоматической идентификации минералов на изображениях полированных аншлифов и представляем набор данных LumenStone, который объединяет изображения аншлифов различных минеральных ассоциаций и содержит маски семантической сегментации пиксельного уровня.

Ключевые слова: сегментация изображений, глубокое обучение, геология, идентификация минералов, аншлифы, руда.

¹*Хвостиков Александр Владимирович* — к.ф.-м.н., младший научный сотрудник лаборатории математических методов обработки изображений, каф. математической физики, ф-та ВМК, МГУ, e-mail: khvostikov@cs.msu.ru

Khvostikov Alexander Vladimirovich — researcher, Laboratory of Mathematical Methods of Image Processing, Department of Mathematical Physics, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics, MSU

²*Крылов Андрей Серджевич* — д.ф.-м.н., профессор, заведующий лабораторией математических методов обработки изображений, каф. математической физики, ф-та ВМК, МГУ, e-mail: kryl@cs.msu.ru

Krylov Andrey Serdjevich — professor, head of Laboratory of Mathematical Methods of Image Processing, Department of Mathematical Physics, Faculty of Computational Mathematics and Cybernetics, MSU

³*Коршунов Дмитрий Михайлович* — инженер кафедры геологии, геохимии и экономики полезных ископаемых геологического ф-та МГУ, e-mail: dmit0korsh@gmail.com

Korshunov Dmitry Mikhailovich — engineer, Department of Geology, Geochemistry and Economics of Mineral Resources, Geological Faculty, Moscow State University

⁴*Богуславский Михаил Александрович* — к.г.-м.н., доцент кафедры геологии, геохимии и экономики полезных ископаемых геологического ф-та МГУ, e-mail: mboguslavskiy@yandex.ru

Boguslavskiy Mikhail Alexandrovich — assistant professor, Department of Geology, Geochemistry and Economics of Mineral Resources, Geological Faculty, Moscow State University

1. Введение

Существующие программные решения для определения минералов по фотографиям шлифов можно разделить на два типа: использующие цвето-яркостные характеристики изображений [1], и использующие статистические принципы для определения минералов в конкретном образце [2, 3].

Хотя оба типа методов могут решить некоторые проблемы идентификации минералов, каждый из них имеет ряд существенных недостатков и не является универсальным и требует точной калибровки.

В настоящее время, в связи с развитием методов искусственного интеллекта, возникла возможность создать метод решения задачи, основанный на использовании глубокого обучения, и демонстрирующий принципиально более качественные результаты.

2. Используемые данные

Для создания и сравнения различных алгоритмов автоматической идентификации минералов на изображениях шлифов в МГУ имени М.В. Ломоносова нами был создан набор данных LumenStone (<https://imaging.cs.msu.ru/en/research/geology/lumenstone>), содержащий пиксельные семантические маски минералов для изображений аншлифов. Набор данных LumenStone состоит из нескольких поднаборов, соответствующих различным минеральным ассоциациям. Материал был собран с 30 рудных месторождений СНГ, пробы представляют основные рудные ассоциации и сгруппированы по генезису месторождения. Все изображения сделаны с увеличением $\times 100$ и имеют разрешение 3396×2547 . На данный момент в наборе содержится данные для 12 различных минералов.

3. Разработанный алгоритм

В этой работе используется свёрточная нейронная сеть на основе архитектуры U-Net [4] со слоями пакетной нормализации [5] для семантической сегментации изображений аншлифов. Для улучшения обучения и преодоления проблемы исчезающих градиентов, добавлены остаточные связи внутри блоков свертки, аналогично [6] (Рис. 1).

Основной проблемой, возникающей при сегментации геологических изображений, является несбалансированность данных. Например, в поднаборе LumenStone S1 количество пикселей, соответствующих халькопириту (Csp), в 17 раз меньше числа пикселей, соответствующих фону

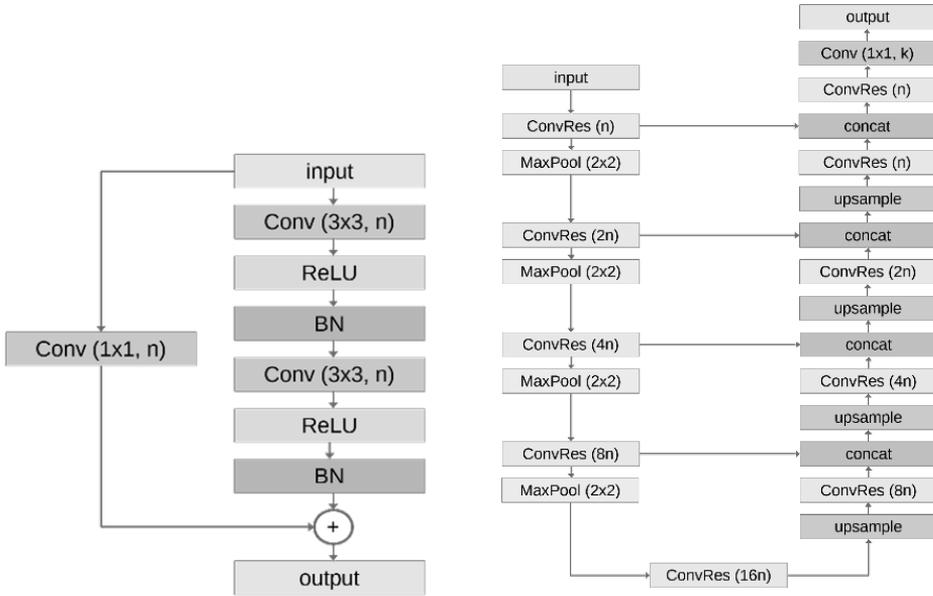


Рис. 1. Используемый ConvRes блок и архитектура разработанной нейросетевой модели.

(BG). Для преодоления проблемы дисбаланса данных при обучении нейросетевой модели мы используем модифицированную версию метода балансировки данных, предложенного ранее в [7]. Это позволяет повысить точность распознавания редко присутствующих минералов.

Модель была обучена на 59 изображениях из LumenStone S1 в течение 50 эпох с оптимизатором Adam, начальным значением скорости обучения 10^{-3} и автоматическим снижением скорости обучения в 10 раз на плато. На тестовом наборе LumenStone S1 обученная модель продемонстрировала следующие значения меры качества IoU: 0.86 для фона (BG), 0.71 для халькопирита (Csp), 0.48 для галенита (Gl), 0.67 для борнита (Brt), 0.89 для пирита / марказита (Py / Mrc), 0.82 для сфалерита (Sph) и 0.34 для тенантит-тетраэдритовой группы (Tnt / Ttr). Пример работы обученной нейросетевой модели приведен на Рис. 2.

4. Разработанное ПО

Для удобства использования специалистами-геологами было разработано и зарегистрировано (свидетельство 2021616571) кроссплатформен-

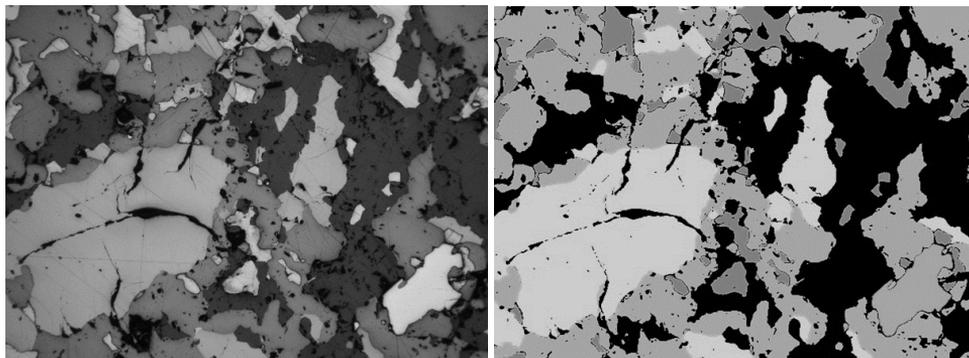


Рис. 2. Пример работы обученной нейросетевой модели. Слева исходное изображение, справа предсказанная разметка.

ное ПО с графическим интерфейсом для тестирования и визуализации результатов предложенного метода идентификации минералов. Интерфейсная часть реализована с помощью JS и фреймворка Electron, бэкенд часть реализована на Python 3. ПО позволяет загружать изображения, визуализировать маски, выполнять идентификацию минералов с помощью обученной нейросетевой модели, визуализировать результаты и вычислять простую статистику по распределению минералов.

5. Заключение

В рамках проекта планируется существенно расширить набор данных LumenStone, провести дополнительное тестирование устойчивости разработанного метода сегментации при варьировании условий съемки, а также используемых объективов. Кроме того, планируется разработать новые алгоритмы и методы для улучшения качества автоматической идентификации минералов на изображениях аншлифов.

6. Благодарность

Работа выполнена при поддержке научно-образовательной школы МГУ "Мозг, когнитивные системы, искусственный интеллект".

Список литературы

- [1] 1. López-Benito A. et al., "Automated ore microscopy based on multispectral measurements of specular reflectance. I—A comparative

- study of some supervised classification techniques”, *Minerals Engineering*, **146** (2020), 106136.
- [2] Berrezueta E. et al., “Ore petrography using optical image analysis: application to Zaruma-Portovelo deposit (Ecuador)”, *Geosciences*, **6**:2 (2016), 30.
- [3] Köse C., Alp İ., İkibaş C., “Statistical methods for segmentation and quantification of minerals in ore microscopy”, *Minerals Engineering*, **30** (2012), 19–32.
- [4] Ronneberger O., Fischer P., Brox T., “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation”, International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention (Springer, Cham), 2015, 234–241.
- [5] Ioffe S., Szegedy C., “Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift”, International conference on machine learning (PMLR), 2015, 448–456.
- [6] Zhang Z., Liu Q., Wang Y., *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **15**:5 (2018), 749–753.
- [7] A. Kochkarev, A. Khvostikov, D. Korshunov et al., “Data balancing method for training segmentation neural networks”, *CEUR Workshop Proceedings*, **2744** (2020), 1–10.

**Deep learning-based automatic identification of minerals in
images of polished sections**
**Khvostikov A.V., Krylov A.S., Korshunov D.M., Boguslavskiy
M.A.**

Automatic identification of minerals in images of polished section is highly demanded in exploratory geology since it can significantly reduce the time spent by a human expert in the study of ores, automatically provide high quality statistics of mineral distribution of different deposits. In this work we propose a deep-learning based algorithm for automatic identification of minerals in images of polished sections and present LumenStone dataset which unites high-quality geological images of different mineral associations and provides pixel-level semantic segmentation masks.

Keywords: Image Segmentation, Deep Learning, Geology, Mineral Identification, Polished Sections, Ore.

References

- [1] I. López-Benito A. et al., “Automated ore microscopy based on multispectral measurements of specular reflectance. I—A comparative study of some supervised classification techniques”, *Minerals Engineering*, **146** (2020), 106136.
- [2] Berrezueta E. et al., “Ore petrography using optical image analysis: application to Zaruma-Portovelo deposit (Ecuador)”, *Geosciences*, **6**:2 (2016), 30.
- [3] Köse C., Alp İ., İkibaş C., “Statistical methods for segmentation and quantification of minerals in ore microscopy”, *Minerals Engineering*, **30** (2012), 19–32.
- [4] Ronneberger O., Fischer P., Brox T., “U-net: Convolutional networks for biomedical image segmentation”, International Conference on Medical image computing and computer-assisted intervention (Springer, Cham), 2015, 234–241.
- [5] Ioffe S., Szegedy C., “Batch normalization: Accelerating deep network training by reducing internal covariate shift”, International conference on machine learning (PMLR), 2015, 448–456.
- [6] Zhang Z., Liu Q., Wang Y., *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, **15**:5 (2018), 749–753.
- [7] A. Kochkarev, A. Khvostikov, D. Korshunov et al., “Data balancing method for training segmentation neural networks”, *CEUR Workshop Proceedings*, **2744** (2020), 1–10.