

# Автоматическая идентификация минералов на изображениях аншлифов с использованием глубокого обучения

А. В. Хвостиков<sup>1</sup>, А. С. Крылов<sup>2</sup>, Д. М. Коршунов<sup>3</sup>,  
М. А. Богуславский<sup>4</sup>

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.

---

<sup>1</sup>*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

<sup>2</sup>*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

<sup>3</sup>*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

<sup>4</sup>*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  $3396 \times 2547$ . 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

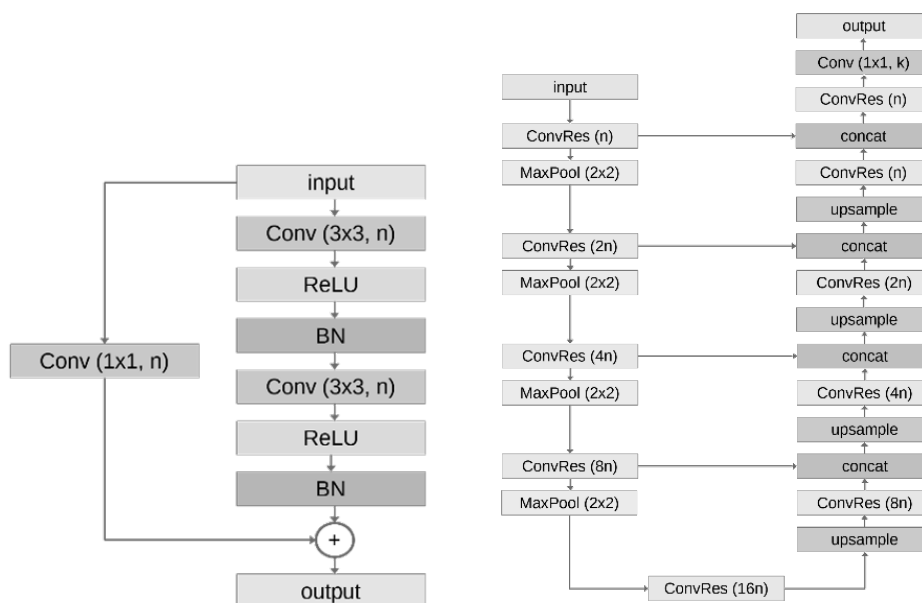


Рис. 1. Используемый ConvRes блок и архитектура разработанной нейросетевой модели.

(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). Общее количество правильно распознанных пикселей 94.6%. Пример работы обученной нейросетевой модели приведен на Рис. 2.

#### 4. Разработанное ПО

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

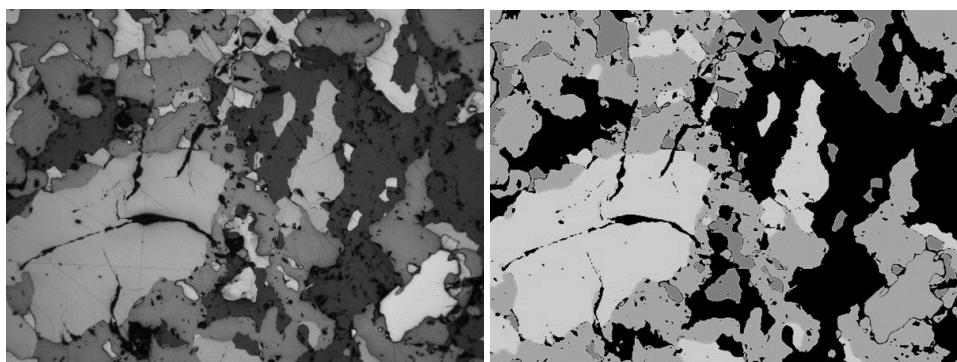


Рис. 2. Пример работы обученной нейросетевой модели. Слева исходное изображение, справа предсказанная разметка.

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] 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.