

Автоматизированный количественный анализ сульфидов на примере высокобарических гранат-пироксеновых пород Кокчетавского массива (Северный Казахстан)

Бондаренко П.В. , Корсаков А.В. 

Институт геологии и минералогии им. В.С.Соболева СО РАН, Новосибирск, bondarenkopv@igm.nsc.ru; korsakov@igm.nsc.ru

Аннотация. Подсчет соотношения минералов в шлифах и аншлифах является весьма распространенной задачей как в фундаментальных, так и прикладных исследованиях наук о Земле. Данная задача является трудоемкой и время затратной. Экспертная оценка является очень субъективной и зависит от опыта эксперта. В работе представлен автоматизированный метод для идентификации и подсчета процентного соотношения сульфидов в отраженном свете на примере трех наиболее распространенных минералов (пирит, пирротин, халькопирит) в гранат-клинопироксеновых породах Кокчетавского массива с помощью разработанного программного комплекса, который состоит из программы для обучения модели сегментации изображения, пользовательского веб-интерфейса и серверной части. Погрешность нового метода варьирует от 2 до 15 %. Представленный метод является универсальным и при дальнейшем развитии может быть использован для идентификации и подсчета других минералов на изображениях, полученных другим методом или при отличных параметрах съемки.

Ключевые слова: количественная минералогия, нейронные сети, автоматизация, сульфиды, минералогическая характеристика.

Automated quantitative analysis of sulfides on the example of high-pressure garnet-pyroxene rocks of the Kokchetav massif (Northern Kazakhstan)

Bondarenko P.V. , Korsakov A.V. 

Sobolev Institute of Geology and Mineralogy, Siberian Branch of the Russian Academy of Sciences, Novosibirsk, bondarenkopv@igm.nsc.ru; korsakov@igm.nsc.ru

Abstract. Calculating the minerals content in polished and thin sections is a very common task in both academic geology and industry. This task is labor intensive and time consuming if performed manually. The paper presents an automated method for identifying and calculating the percentage of three sulfides (pyrite, pyrrhotite, chalcopyrite) in reflected light using the developed software package, which consists of a program for training an image segmentation model, a web user interface and a server part. The error of the new method varies from 2 to 15%. The method was used in practice to calculate the ratio of sulfides in garnet-clinopyroxene rocks of the Kokchetav metamorphic complex. The presented method is universal and, with further development, can be used to identify and count other minerals in images obtained by a different method or with different shooting parameters.

Keywords: automated mineralogy, neural networks, sulfides, mineralogical characterization.

Введение

Нейронные сети активно применяются для автоматизации решения различных проблем в геологии. На данный момент существует ряд работ, в которых представлены решения задач классификации и детекции различных минералов с помощью нейронных сетей (Zeng X. et al., 2021; Liu H. et al., 2022). В данной работе представлено решение задачи сегментации (определение границ) сульфидных минералов с помощью алгоритмов глубокого обучения. Большинство предшествующих работ по сегментации минералов используют не нейронные сети, а более классические методы машинного обучения (Budennyu S. et al., 2017).

Подсчет соотношения минералов является весьма распространенной задачей как в фундаментальных, так и прикладных исследованиях наук о Земле. При этом точный подсчет в данном случае является нетривиальной и время затратной задачей. При визуальном анализе добиться не-

обходимой точности практически невозможно, погрешность будет зависеть от опыта исследователя и оценить ее также будет проблематично. Более точные оценки можно получить путем ручной разметки изображений в векторных графических редакторах (например, CorelDraw, Inkscape), но данный метод требует колоссального количества времени. В зависимости от сложности изображения на разметку одного снимка может уходить 2–6 час. С целью автоматизации решения данной задачи был разработан программный комплекс на основе нейронной сети, которая была обучена на определение трех наиболее распространенных сульфидных минералов (пирит, пирротин, халькопирит). В качестве объектов исследования использовались снимки полированных шлифов ультравысокобарических гранат-клинопироксеновых пород Кокчетавского массива, полученные с помощью оптической микроскопии в отраженном поляризованном свете. В направлении автоматизации рутинных процессов в геологии в последние годы выходили некоторые исследования, во многих из которых автоматизировались процессы определения минералов на изображениях, полученных более сложными способами (изображения в обратно рассеянных электронах, съемка при УФ-фильтре и т. д.) (Chopard et al., 2019; Schulz et al., 2020; Hrstka et al., 2018). Данный метод отличается тем, что разработан для изображений оптической микроскопии, которая является одним из наиболее дешевых и доступных методов исследования.

Геологическая обстановка

В пределах Кокчетавского массива выделяют два крупных блока: Кулетский (восточный) и Кумдыкольский (западный), которые разделены зоной Чаглинского разлома, имеющего северо-восточное простирание. Породы, изучаемые в данной работе, относятся к Кумдыкольскому блоку и были отобраны с отвалов месторождения Кумды-Коль (рис. 1, 2). Оценки пика метаморфизма для пород алмазоносного Кумдыкольского блока более 4 ГПа и 1100 °C (Шацкий и др., 1991; Dobretsov et al., 1995; Maruyama and Parkinson, 2000; Михно и Корсаков, 2015), для высокобарических пород Кулетского блока – 3.8 ГПа и 750 °C (Parkinson, 2000).

Возраст пика метаморфизма для пород Кумдыкольского блока оценивается в 530 млн лет (Shatsky et al., 1999; Hermann et al., 2001; Katayama et al., 2001). Также выделяется стадия регрессивного метаморфизма, отвечающая условиям амфиболитовой фации. Ее возраст был оценен в 525 млн лет (Hermann et al., 2001; Hacker et al., 2003; Херманн и др., 2006).

Отличительной чертой, способствовавшей сохранению реликтов глубинных ассоциаций в породах Кокчетавского массива, являются высокие скорости эксгумации пород, которые были получены

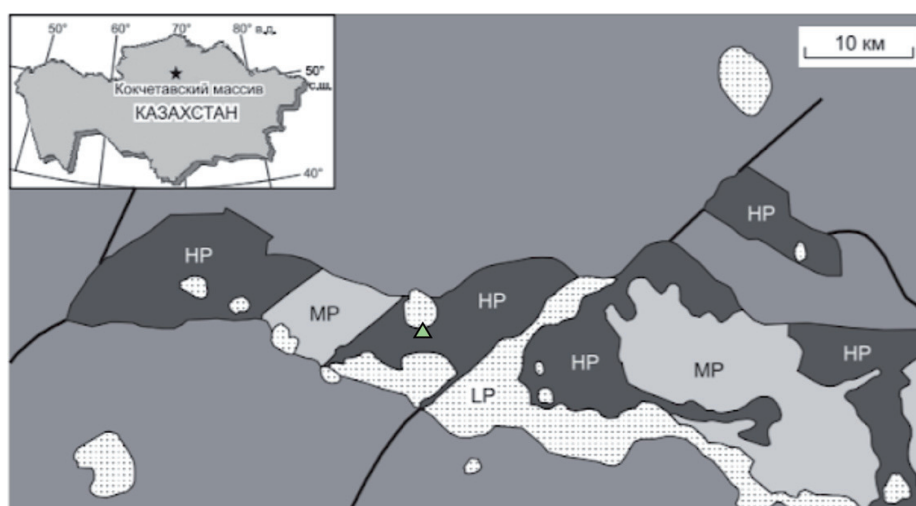


Рис. 1. Геологическая схема центральной части Кокчетавского метаморфического пояса (Добрецов и др., 1998). Породы: HP – высоких, MP – средних, LP – низких давлений. Треугольником отмечено место отбора образцов.

Fig. 1. Geological scheme of the central part of the Kokchetav metamorphic belt (Dobretsov et al., 1998). HP – high, MP – medium, LP – low pressure. The triangle marks the sampling site.



Рис. 2. Образец гранат-клинопироксеновой породы с характерной полосчатой текстурой: слои зеленого цвета сложены преимущественно клинопироксеном, коричневого - гранатом. Содержание сульфидной минерализации в этом образце варьирует в различных прослоях.

Fig. 2. A sample of garnet-clinopyroxene rock with a characteristic banded texture: green layers are composed mainly of clinopyroxene, brown - garnet. Distribution of sulfides within the layers are heterogeneous.

в работах (Перчук и др., 1998; Korsakov et al., 2002). Авторы работы (Dobretsov, Shatsky, 2004) оценивали скорости эксгумации Кумдыкольского блока в 6–20 см/год, что было возможно при его транспортировке в частично-расплавленном состоянии.

В высокобарических гранат-клинопироксеновых породах Кокчетавского метаморфического комплекса сульфидные минералы долго время оставались без должного внимания исследователей и считались низкотемпературными наложенными минералами. Полифазные включения минералообразующей среды, расположенные в порфиروبластах граната и содержащие сульфиды были описаны в двух работах (Hwang et al., 2002; Михно, Корсаков, 2015). Также сульфиды были описаны в составе полифазных ламелей в высококалийном клинопироксене, который является признаком ультравысоких давлений (Hwang et al., 2013). Эти находки позволяют предполагать, что сульфиды также являлись участниками процесса субдукции. Таким

образом, на данный момент не существует единого мнения относительно образования сульфидов в данных породах.

Согласно существующим представлениям, изучаемые породы образовались в результате субдукции корового материала на глубины 150–200 км и дальнейшей эксгумации (Dobretsov et al., 1995). В работах (Dobretsov, Shatsky, 2004; Буслов и др., 2014) показано, что происходила субдукция не единого блока, сложенного переслаивающимися толщами пород, различных фрагментов континентальной коры, характеризующихся разнообразным набором литологических типов пород. Породы Кокчетавского массива отличаются степенью деформированности и условиями пика метаморфизма (Dobretsov et al., 1995; Shatsky et al., 1995; Theunissen et al., 2000). Изученные гранат-клинопироксеновые породы относятся к алмазоносному высокобарическому блоку (Sobolev, Shatsky, 1990; Perchuk et al., 2002; Mikhno, Korsakov, 2013), в них наблюдаются ламели калишпата в клинопироксене, в некоторых образцах встречаются алмазы, что является неоспоримым признаком ультравысоких давлений. Наличие сульфидных минералов и высокая алмазоносность гранат-клинопироксеновых пород способствовала выбору именно этих пород в качестве объекта исследований.

Методика автоматизированного анализа

Оптическая микроскопия является одним из наиболее широко распространенных методов исследования вещества в науках о Земле. В отраженном свете сульфиды значительно отличаются от силикатных минералов и получается контрастное изображение, при помощи которого обучение нейронной сети происходит быстро и эффективно. Важно подчеркнуть, что нейронная сеть может быть обучена для определения других минералов по изображению, полученным в отличных условиях. Оптимальные параметры съемки следует выбирать из условий каждой конкретной задачи.

Непосредственный подсчет занимаемой объектом площади является примитивной задачей компьютерных наук, сложность заключается именно в том, чтобы обучить нейронную сеть верно определять минералы и их границы на изображении. Данный класс задач относится к области семантической сегментации (подраздел компьютерного зрения), активно исследуемой компьютерными

науками и для которой уже существуют некоторые обобщенные алгоритмы решения (Ronneberger et al., 2015; Lin et al., 2017).

Для автоматизации процесса количественного анализа сульфидов был создан программный комплекс, состоящий из трех частей: программа для обучения модели сегментации изображения (определения минералов), пользовательский веб интерфейс для работы с изображениями, серверная часть.

Программа для обучения модели сегментации получает на вход выборку размеченных изображений (комбинация снимка и размеченной маски, в данном случае получены с помощью бесплатного сервиса Supervisely (<https://app.supervise.ly>), а возвращает бинарный файл с весами обученной модели. С помощью метрики intersection over union (IoU) оценивается качество работы нейросети. Метрика показывает соотношение площади пересечения предсказанного класса и размеченного класса, к отношению их объединения. Этот параметр варьирует от 0 до 1, чем ближе значение к единице, тем качественнее работа нейросети. Процесс обучения нейронной сети требует некоторое количество подобных обучающих итераций в зависимости от сложности задачи и величины обучающей выборки. Чем больше величина обучающей выборки, тем лучше для процесса обучения. Но для экономии времени и более быстрого обогащения обучающей выборки можно применять способ искусственного увеличения количества данных – аугментацию, который заключается в различных преобразованиях изображений выборки. В данной работе применялся способ аугментации с использованием аффинных преобразований: поворот, растяжение, сдвиг, зеркальное преобразование; добавление шумов, изменение контрастности и яркости. Кроме создания искусственного разнообразия обучающей выборки, на практике полезным оказалось также создание дополнительное разнообразие входных данных на этапе съемки фотоколлекции, немного изменяя значения экспозиции, баланса белого и контрастности. Это позволяет обученной нейронной сети в будущем успешно работать на большем диапазоне входных данных. Для написания кода программы использовался высокоуровневый язык программирования Python. Специализированные для обучения нейросетей библиотеки от Google: Tensorflow и Keras (<https://www.tensorflow.org/>; <https://keras.io/>).

Пользовательский веб-интерфейс был создан для того, чтобы сделать метод доступным для исследователей, которые не обладают навыками программирования. Интерфейс работает из браузера, не требует взаимодействия с кодом программы, а также позволяет использовать данный метод без установки какого-либо программного обеспечения. Внешний вид интерфейса после обработки входного изображения представлен на рисунке 3.

Серверная часть программного комплекса отвечает за обработку изображений, полученных от веб-интерфейса. Возможна обработка запросов от нескольких пользователей одновременно. При запуске сервер загружает в память файл с обученной моделью и при запросе от пользователя использует эту модель для автоматической разметки изображений и расчета долей минералов. Результатами работы сервера является автоматически «отрисованная» маска минералов и процентное соотношение содержания сульфидов с погрешностями. Маска разметки с прозрачностью 50 % накладывается на исходное изображение и отправляется интерфейсу, который отрисовывает изображение в веб-браузере, что дополнительно позволяет визуально контролировать качество работы программы (рис. 3).

Процесс обучения нейронной сети, несомненно, требует времени. Чем сложнее объекты (например, все интересующие минералы имеют близкие оптические цветовые характеристики и могут быть окрашены различными оттенками одного цвета и не выделяются контрастно на фоне других минералов породы), тем времени потребуется больше. Однако, один раз обучив нейросеть идентификации необходимых минералов, метод можно в дальнейшем многократно применяться, в том числе для данных минералов в других породах, что значительно упрощает рутинный процесс идентификации минералов и позволяет значительно сокращать время, необходимое на проведение данной работы.

В данном случае нейронная сеть довольно быстро обучалась по снимкам сульфидов в отраженном свете. На написание кода программы для обучения модели потребовалось приблизи-

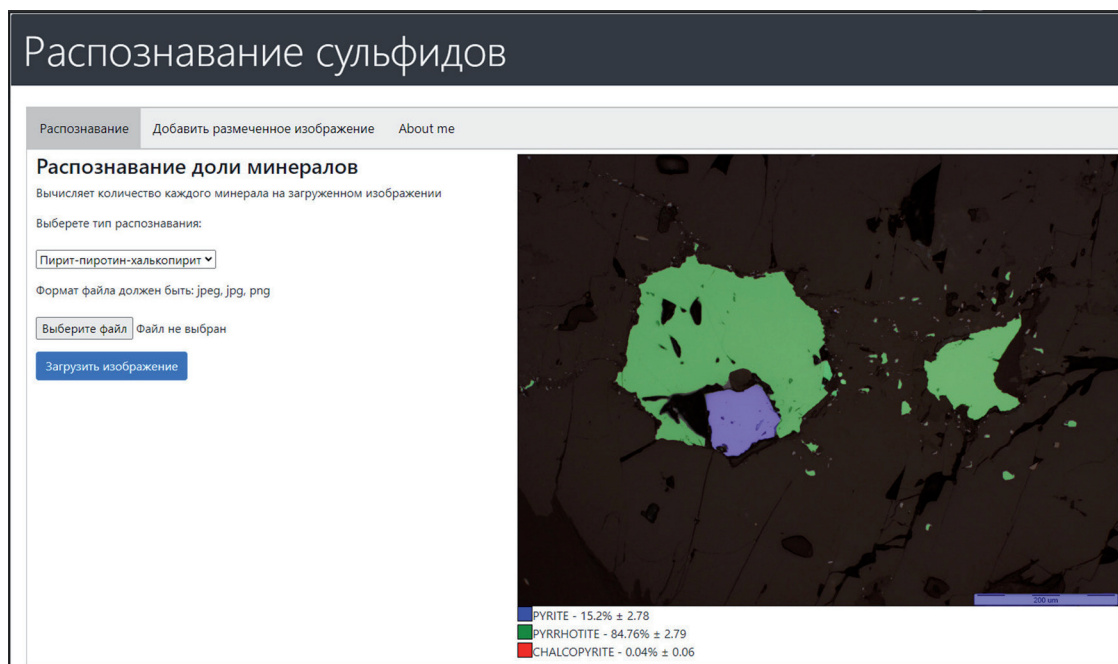


Рис. 3. Пользовательский веб-интерфейс после обработки входного изображения.

Fig. 3. Web user interface after processing the input image.

тельно три полные рабочие недели. Вычислительные затраты на одну итерацию обучения пяти моделей нейронной сети (без времени подготовки коллекции размеченных изображений) на одном графическом процессоре составляют 20 часов. В данном случае до получения первых применимых результатов (значение метрики intersection over union 0.6) потребовалось около 10 итераций. Из-за контрастности сульфидов по сравнению с силикатными минералами, нейросеть в короткие сроки была обучена отличать сульфидные минералы от силикатных и затем происходил процесс обучения по разделению сульфидов на пирит, пирротин и халькопирит. На рисунке 4 представлены некоторые стадии обучения нейронной сети.

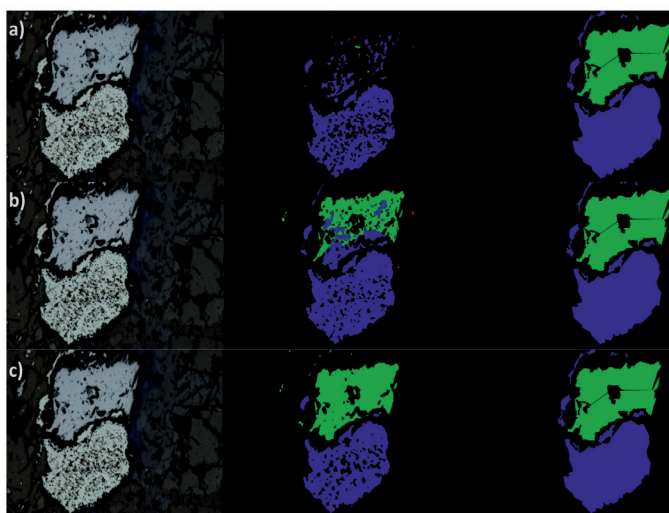


Рис. 4. Результат работы нейросети в различные этапы обучения: а – начальный, б – середина обучения, с – на сегодняшний момент. Слева фотография участка шлифа в отраженном свете, посередине – разметка участка нейросетью, справа – ручная разметка. Цвета при разметке объектов: синий – пирит, зелёный – пирротин, красный – халькопирит.

Fif. 4. The result of the work of the neural network at various stages of training: a – initial, b – middle of training, c – at the moment. On the left is a photograph of the section in reflected light, in the middle – marking the section with a neural network, on the right – manual marking. Colors for marking objects: blue – pyrite, green – pyrrhotite, red – chalcopyrite.

Принцип работы и оценка погрешности

Нейронная сеть обрабатывает каждое изображение пятью моделями, обученными на разных частях объема данных. Каждая модель идентифицирует и считает долю минералов (пирит, пирротин, халькопирит). Из пяти полученных значений вычисляется среднее для каждого минерала.

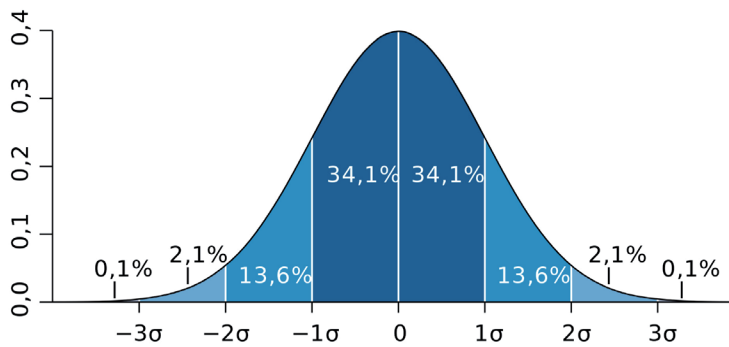


Рис. 5. График плотности вероятности нормального распределения и процент попадания случайной величины на отрезки, равные среднеквадратическому отклонению (σ).
 Fig. 5. Graph of the probability density of the normal distribution and the percentage of the random variable falling into segments equal to the standard deviation (σ).

Далее вычисляется величина погрешности по формуле:

$$\sigma^{\#} = 1.96 \sqrt{\frac{\sum (x_i - \mu)^2}{4}}$$

Коэффициент 1.96 перед величиной выборочного стандартного отклонения (σ) обеспечивает вероятность 95 % попадания истинного значения в полученный доверительный интервал (рис. 5).

Погрешность выражается в процентах и варьирует в пределах от 2 до 15 % в зависимости от особенностей исходного изображения. При получении большей погрешности, работу нейронной сети следует считать некорректной. В таком случае необходимо дополнительное обучение моделей, либо исходное изображение является не подходящим (низкое разрешение, наличие других сульфидных минералов, недостаточное освещение и т. д.).

Результат работы программы представляет собой вычисленные маски минералов, наложенные на исходное изображение, и подсчитанные процентные соотношения сульфидов с погрешностями (рис. 6).

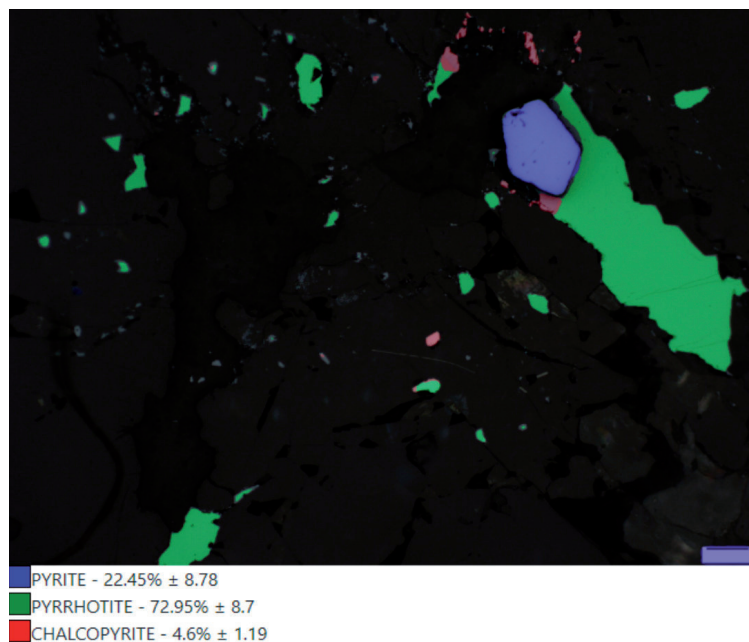


Рис.6. Результат работы программы, черным цветом закрашены несulfидные минералы породы.

Fig.6. The result of the program, non-sulfide minerals of the rock are painted in black.

Результаты и обсуждение

В высокобарических гранат-клинопироксеновых породах Кокчетавского метаморфического комплекса сульфидные минералы долго время оставались без должного внимания исследователей

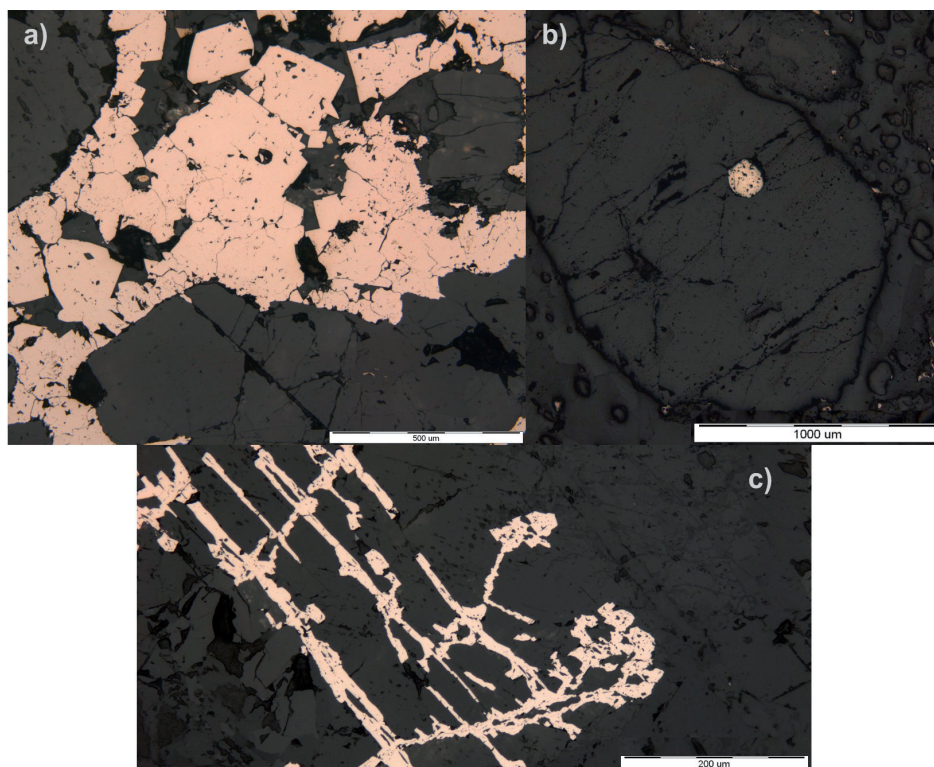


Рис. 7. Сульфиды различных типов: а – сульфиды матрикса, б – включения сульфидов, с – заполняющие трещины.
Fig. 7. Sulfides of various types: a – matrix sulfides, b – sulfide inclusions, c – filling cracks.

и считались низкотемпературными наложенными на эксгумированные породы минералами. Полифазные включения минералообразующей среды, расположенные в порфиробластах граната и содержащие сульфиды были описаны в двух работах (Hwang et al., 2003; Михно, Корсаков, 2015). Также сульфиды были описаны в составе полифазных ламелей высококалийного клинопироксена, который является признаком ультравысоких давлений (Hwang et al., 2013). Эти находки позволяют предполагать, что сульфиды также являлись участниками процесса субдукции. Таким образом, на данный момент не существует единого мнения относительно образования сульфидов в данных породах.

В изучаемых образцах гранат-клинопироксеновых породы были выделены сульфиды трех типов: сульфиды матрикса, расположенные в межзерновом пространстве и имеющие контакты с различными зёрнами минералов; включения сульфидов, в высокобарических пороодообразующих минералах (гранат либо клинопироксен); сульфиды, заполняющие трещины. Сульфиды различных типов были представлены пиритом, пирротинном и халькопиритом зачастую в виде сростаний в различном процентном соотношении (рис. 7). С целью подсчета точного процентного соотношения различных сульфидов во всех трех типах использовался описанный метод с использованием созданного программного комплекса. С помощью автоматизации процесса удалось получить процентное соотношение исследуемых сульфидов для коллекции более сотни изображений, что было бы затруднительно сделать вручную.

Было установлено, что соотношения минералов в группах сульфидов включений и сульфидов матрикса в пределах погрешности идентичны и при этом значительно отличаются от сульфидов трещин. В сульфидах матрикса количество пирротина варьирует от 50.8 % до 99.2 %, пирита от 1 до 48.3 %, халькопирита от 0 до 2.2 %. В сульфидах включений количество пирротина варьирует от 60.7 % до 98.9 %, пирита 0.7 % до 39.3 %, халькопирита от 0 до 5 %. Благодаря полученным данным в сочетании с прочими характеристиками был сделан вывод о сингенетичности сульфидов включений и матрикса.

Заключение

Представлен метод автоматизированного количественного анализа сульфидов (пирит, пирротин, халькопирит) с помощью программного комплекса на основе нейронной сети. Данный метод имеет погрешность от 2 до 15 % и позволяет значительно ускорить процесс рутинной минералогической характеристики. На практике метод применялся для исследования снимков участков шлифов сульфидсодержащих гранат-пироксеновых пород Кокчетавского месторождения, полученных с помощью оптической микроскопии в отраженном свете. На основании данных, полученных с помощью разработанного метода, был сделан вывод о сингенетичности сульфидов включений и матрикса.

Представленный метод является универсальным и при дальнейшем развитии его можно адаптировать для идентификации и количественного анализа большего числа минералов, а также для работы с изображениями, полученными при других параметрах съемки (например, не отраженный, а проходящий свет). Программный комплекс включает в себя удобный пользовательский интерфейс, что позволяет исследователям без навыков программирования применять описанный метод.

Работа выполнена по государственному заданию ИГМ СО РАН (122041400241-5).

Литература

1. Буслов М.М., Добрецов Л.Н., Вовна Г.М., Киселев В.И. Структурное положение, состав и геодинамическая природа алмазоносных метаморфических пород Кокчетавской субдукционно-коллизонной зоны Центрально-Азиатского складчатого комплекса (Северный Казахстан) // Геология и геофизика. 2015. Т. 56. № 1–2. С. 89–109.
2. Михно А.О., Корсаков А.В. Карбонатитовый, силикатный и сульфидный расплавы: гетерогенность минералообразующей среды в породах сверхвысоких давлений Кокчетавского массива // Геология и геофизика. 2015. Т. 26. № 1–2. С. 110–132.
3. Перчук А.Л., Япаскурт В.О., Подлесский С.К. Условия формирования и динамика подъема эклогитов Кокчетавского массива (район горы Сулу-Тюбе) // Геохимия. 1998. Т. 10. С. 979–988.
4. Budennyu S., Pachezhertsev A., Bukharev A., Erofeev A., Mitrushkin D. & Belozarov B. Image Processing and Machine Learning Approaches for Petrographic Thin Section Analysis // SPE Russian Petroleum Technology Conference. 2017. doi:10.2118/187885-ms.
5. Chopard A., Marion P., Royer J.-J., Taza R., Bouzahzah H., Benzaazoua M. Automated sulfides quantification by multispectral optical microscopy // Minerals Engineering. 2019. V. 131. P. 38–50. doi:10.1016/j.mineng.2018.11.005.
6. Dobretsov N.L., Sobolev N.V., Shatsky V.S., Coleman R.G., Ernst W.G. Geotectonic evolution of diamondiferous paragneisses, Kokchetav Complex, northern Kazakhstan: The geologic enigma of ultrahigh pressure crustal rocks within a Paleozoic foldbelt // Island Arc. 1995. V. 4. № 4. P. 267–279.
7. Dobretsov N.L., Shatsky V.S. Exhumation of high-pressure rocks of the Kokchetav massif: facts and models // Litos. 2004. V. 78. № 3. P. 307–318.
8. Hwang S., Shen P., Yui T., Chu H. Metal-sulfur-COH-silicate fluid mediated diamond nucleation in Kokchetav ultrahigh-pressure gneiss // Eur. J. Miner. 2003, V. 15, P. 503–511.
9. Hwang S.L., Yui T.F., Chu H.T., Shen P., Sobolev N.V. Oriented kokchetavite compound rods in clinopyroxene of Kokchetav ultrahigh-pressure rocks // Journal of Asian Earth Sciences. 2013. P. 56 – 69.
10. Korsakov A. V., Theunissen K., Smirnova L. V. Intergranular diamonds derived from partial melting of crustal rocks at ultrahigh-pressure metamorphic conditions // Terra Nova. 2004. V. 16. P. 146 – 151.
11. Lin T.-Y., Dollar P., Girshick R., He K., Hariharan B., Belongie S. Feature Pyramid Networks for Object Detection // 2017 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR). 2017. P. 936–944. doi:10.1109/cvpr.2017.106.
12. Liu He, Ren Yi-Li, Li Xin, Yan-Xu Hu, Jian-Ping Wu, Bin Li, Lu Luo, Zhi Tao, Xi Liu, Jia Liang, Yun-Ying Zhang, Xiao-Yu, Wen-Kai Fang, Rock thin-section analysis and identification based on artificial intelligent technique // Petroleum Science. 2022. V. 19. P. 1605–1621.
13. Mikhno A.O., Korsakov A.V. K₂O prograde zoning pattern in clinopyroxene from the Kokchetav diamond-grade metamorphic rocks: Missing part of metamorphic history and location of second critical end point for calc-silicate system // Gondwana Research. 2013. V. 23. № 3. P. 920–930.
14. Perchuk L.L., Safonov O.G., Yapaskurt V.O., Barton Jr. J.M. Crystal-melt equilibria involving potassium-bearing clinopyroxene as indicator of mantle-derived ultrahigh-potassic liquids: an analytical review // Litos. 2002. V. 60. P. 89–111.

15. Ronneberger O., Fischer P., Brox T. U-Net: Convolutional Networks for Biomedical Image Segmentation // *Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention*. 2015. P. 234–241. doi:10.1007/978-3-319-24574-4_28.
16. Shatsky V.S., Sobolev N.V., Vavilov M.A. Diamond-bearing metamorphic rocks from Kokchetav massif (Northern Kazakhstan) // *Ultrahigh Pressure Metamorphism* / Ed. by R. Coleman, X. Wang. Cambridge University Press. 1995. P. 427–455.
17. Sobolev N.V. & Shatsky V.S. Diamond inclusions in garnets from metamorphic rocks: a new environment for diamond formation // *Nature*. 1990. V. 343. P. 742–746.
18. Schulz B., Sandmann D. & Gilbricht S. SEM-Based Automated Mineralogy and Its Application in Geo- and Material Sciences // *Minerals*. 2020. V. 10(11). P. 1004. doi:10.3390/min10111004.
19. Theunissen K., Dobretsov N.L., Korsakov A.V., Travin A., Shatsky V.S., Smirnova L., Boven A. Two contrasting petrotectonic domains in the Kokchetav megamélange (north Kazakhstan): Difference in exhumation mechanisms of ultrahigh-pressure crustal rocks, or a result of subsequent deformation? // *Island Arc*. 2000. V. 9. No. 3. P. 284–303.
20. Zeng X., Xiao Y., Ji X., Wang G. Mineral Identification Based on Deep Learning That Combines Image and Mohs Hardness // *Minerals*. 2021. V. 11. P. 506. <https://doi.org/10.3390/min11050506>.