

Л.В. Иванов, М.Г. Горбонос, Б.Ф. Коньшин

МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ВЫБОРА ОПТИМАЛЬНЫХ ПОРОГОВ РАЗДЕЛЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ПРИ АНАЛИЗЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ МАССИВОВ ГОРНЫХ ПОРОД

Рассмотрены методы и алгоритмы выбора оптимальных значений для порогов разделения объектов при анализе изображений массивов горных пород.

Ключевые слова: массив горных пород, буровзрывные работы, фотопланограмма, гранулометрический состав массив анализ изображений.

Введение

Наиболее быстрым способом оценки гранулометрического состава массива для оперативной корректировки параметров паспорта буровзрывных работ является анализ фотопланограммы взрываемого уступа карьера [1]. Она представляет собой растровое изображение (рис. 1), которое отображается в памяти компьютера в виде точек. Каждая точка несет числовое значение своей яркости в диапазоне от 0 до 255 (в случае монохромных изображений) [2].

Более темным тонам соответствует более низкое значение яркости, а следовательно меньшее числовое значение точки. Светлым тонам соответствует большее числовое значение из данного диапазона. Поэтому все трещины и тени представлены (с точки зрения анализа человеком) более темными точками, а скальная поверхность массива – более светлыми. На этом базируется методика распознавания для

любой разновидности фотопланиметрического метода. Принципиальная модель анализа фотопланограммы выглядит следующим образом (рис. 2) [3].

Исходным множеством объектов «П» является совокупность пикселей всего изображения.

После применения процедуры сегментации изображения исходное множество П преобразуется в элементы множества M_1 .

Применение процедуры фильтрации объектов по уровню яркости разбивает множество M_1 на два подмножества M_2 (с недостаточной яркостью) и M_3 . В M_3 содержатся только те объекты, которые обладают достаточной яркостью для объекта типа «отдельность».

Процедура фильтрации объектов по площади, проведенная над множеством M_3 исключает из него объекты, площадь которых соответствует площади объектов мелкой выработки (множество M_4). В результате множество «О» содержит только объекты-отдельности, их площади и позиции сохраняются в перечне объектов-отдельностей.

Проблема сепарабельности объектов

В силу возникающей при восприятии изображения неопределенности [4], представленные множества M_2 (тени), M_4 (мелкая выработка) и О (от-

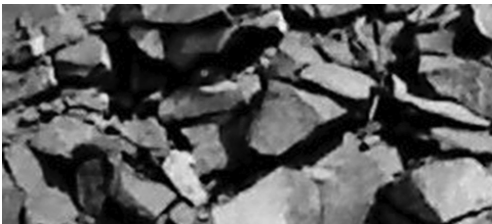


Рис. 1. Увеличенная часть изображения

дельности) в одном и том же пространстве признаков могут пересекаться (рис. 3).

Это связано с тем, что чем крупнее объект, относящийся к множеству O , тем большую тень он будет давать для множества M_2 . А та, в свою очередь, в силу своих размеров и возможной недостаточности глубины может оказываться в области O . Также, в силу малого размера и не достаточно низкой яркости некоторых теней множества M_2 , они могут попадать в область объектов мелкой выработки M_4 . Соответственно при разделении множеств O и M_2 , M_4 и M_2 неизбежно появление ошибок. В силу неважности объектов множества M_4 для последующего анализа, неопределенность, связанную с разделением M_4 и M_2 можно не учитывать.

В случае же отнесения объекта множества O к множеству M_2 , он пропадет из итогового списка отдельностей и дальнейшая оценка гранулометрического состава будет искажена.

Проверить адекватность разделения, не прибегая к помощи другого вида анализа, нельзя. В теоретическом плане эта проблема до сих пор остается не решенной. В работе Олдендерфера и Блэшфилда «Кластерный анализ» [5] подробно рассматриваются и в итоге отвергаются дополнительные пять методов проверки устойчивости:

1. кофенетическая корреляция [6] – не рекомендуется и ограничена в использовании;

2. тесты значимости (дисперсионный анализ) [7] – всегда дают значимый результат;

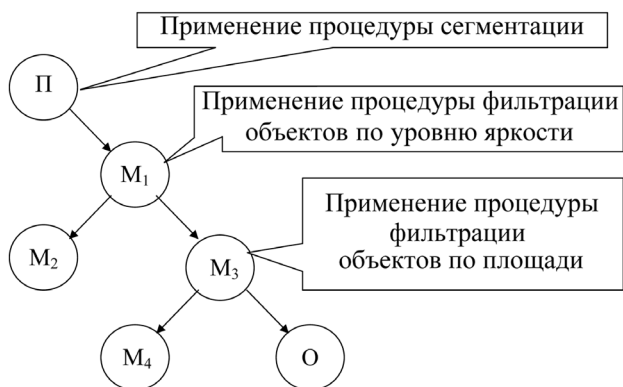


Рис. 2. Модель анализа изображения массива горных пород

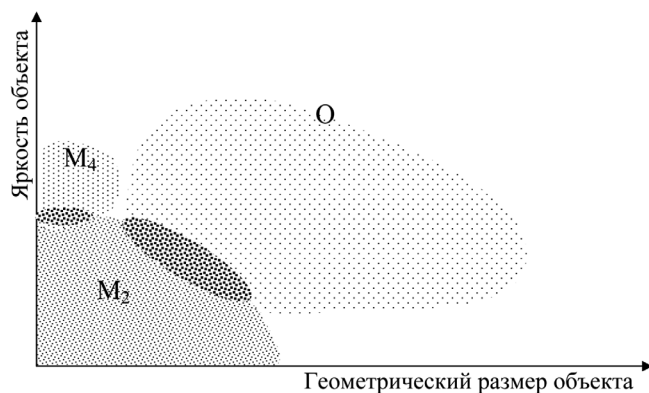


Рис. 3. Отражение неопределенности восприятия объектов

3. методика повторных (случайных) выборок [8] – не доказывает обоснованность решения;

4. тесты значимости для внешних признаков [9] – пригодны только для повторных измерений;

5. методы Монте-Карло [10] – очень сложны и доступны только опытным математикам.

В связи с этим потребовалось провести анализ выходных множеств объектов на каждом этапе классификации, начиная с процедуры сегментации, т.к. чем лучше сформировано исходное множество объектов, тем более точные результаты дают последующие процедуры классификации.

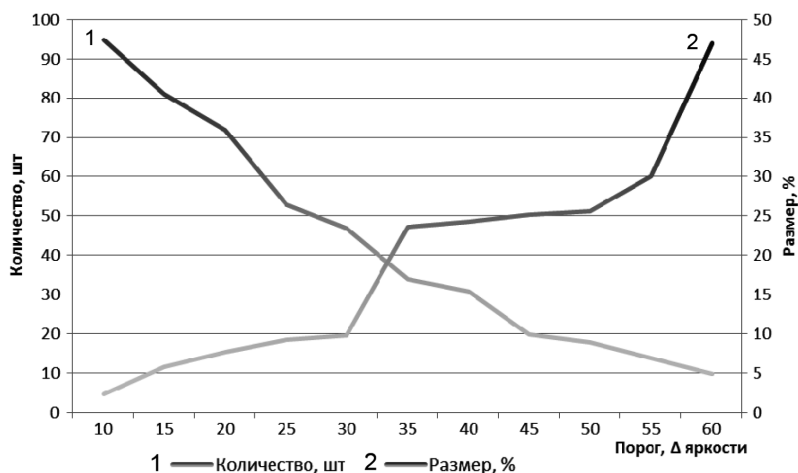


Рис. 4. Количество найденных сегментов и процент занимаемой площади наибольшего куска в зависимости от уровня порога

На рис. 4 представлены диаграммы количества найденных сегментов и максимальной площади сегмента в % от общей площади изображения, построенные на основе полученной выборки с тестового примера (рис. 1).

Зависимость количества найденных сегментов от уровня порога носит почти линейный характер, поэтому установить по ней какой-либо оптимум почти невозможно. К счастью, зависимость процента занимаемой площади для наибольшего куска от этого же порога имеет не нелинейный характер, и позволяет судить о процессе изнутри.

До отклонения в 30 единиц объединение шло плавно, постепенно наращивая площади сегментов за счет незначительных отклонений. Максимальный размер куска не превышал 10% от общей площади изображения. Но как только порог превысил 30 единиц, произошло слияние нескольких независимых сегментов, приведших к новообразованию в четверть общей площади изображения, что можно расценивать как переход порога в неоптимальную зону. Дальнейшее его увеличение приводит к все большему и большему накоплению ошибки,

вплоть до трактовки 50% изображения как единой зоны.

Полученные выводы позволили формализовать выбор оптимального порога разделения объектов. Введем следующие обозначения:

d – порог разделения объектов по яркости для процедуры сегментации;

$T = \{t_1, t_2, \dots, t_n\}$ – множество обнаруженных сегментов для порога d ;

$S = \{s_1, s_2, \dots, s_n\}$ – множество площадей обнаруженных сегментов t_n ;

0,10 и 0,25 – выявленные в результате экспериментальных исследований значения допустимой минимальной и максимальной площади сегмента от всего изображения.

Соответственно границы оптимального порога разделения объектов для процедуры сегментации задаются следующим образом:

$$0,10 \leq \frac{\text{Max}(s_1, s_2, \dots, s_n)}{\sum_1^n s} \leq 0,25 \quad (1)$$

Для выбора оптимального значения порога фильтрации объектов по уровню яркости (классификация на отдельности и тени) можно воспользоваться характерной зависимостью,

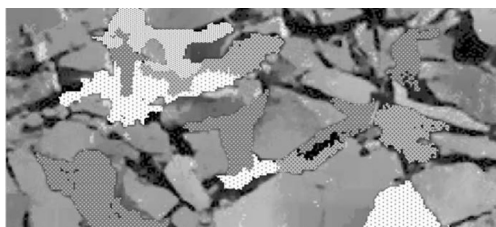


Рис. 5. Теневые объекты

связанной с особой устойчивостью теневых объектов. Она заключается в том, что по своей природе тени обладают заведомо меньшей вариативностью яркости, чем светлые отдельные, и поэтому даже с весьма узким порогом сегментации модель все равно объединяет их в достаточно крупные объекты (рис. 5)

Соответственно за оптимальный порог фильтрации по яркости можно принять яркость первого встретившегося крупного объекта при движении вниз от середины гистограммы яркости изображения (рис. 6).

Оптимальное значение порога фильтрации по площади можно получить с помощью выявленной зависимости снижения эффективности (рис. 7) каждой следующей итерации фильтра (2) при постепенном увеличении порога разделения по площади:

Введем следующие обозначения:

$d = \{0,05, 0,10, \dots, d_n\}$ – множество значений порога разделения объектов по площади;

O – начальное множество объектов;

$C = \{c_1, c_2, \dots, c_n\}$ – множество перечней объектов из множества O , не прошедших фильтрацию с порогом d_n .

Соответственно оптимальный порог найден, когда новая итерация не вносит никаких изменений, т.е. выполнено условие:

$$c_{n+1} = c_n. \quad (2)$$

Выводы

Таким образом, значения порогов разделения объектов по каким-либо критериям становится адаптивными к обрабатываемому изображению, что позволяет более точно производить изначальную разбивку и последующую классификацию объектов на отдельности и тени. А это, в свою очередь, приводит к общему повышению качества распознавания объектов на изображении и большей точности последующего построения гранулометрического состава массива.

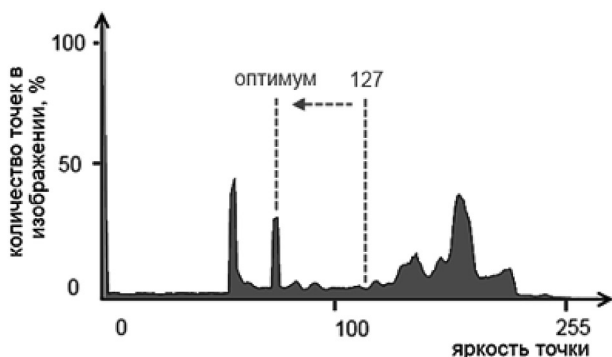


Рис. 6. Поиск оптимума порога фильтрации по уровню яркости

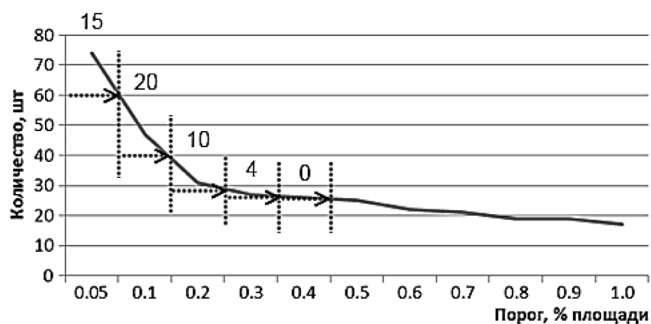


Рис. 7. Количество оставшихся объектов при повышении значения порога разделения по площади

1. Кутузов Б.Н. Методы ведения взрывных работ. Ч. 1. Разрушение горных пород взрывом; 2-е изд. – М.: МГИ, 2009. – 471 с.
2. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах – Новосибирск: НГТУ, 2002. – 168 с.
3. Иванов Л.В. Оценка потерь полезной информации при автоматизированном бесконтактном анализе состояния массива горных пород // Горный информационно-аналитический бюллетень. – 2013. – № 2. – С. 3–8.
4. Утробин В.А. Элементы теории активного восприятия изображений // Информатика и системы управления. – 2010. – С. 61–69.
5. Олдендерфер М.С., Блэшфилд Р.К. Кластерный анализ; пер. с англ./ Под ред. И.С. Енюкова – М.: Финансы и статистика, 1989. – 215 с.
6. Райзин В.Дж. Классификация и кластер – М.: Мир, 1980. – 391 с.
7. Шеффе Г. Дисперсионный анализ – М.: Наука, 1980. – 512 с.
8. Крыанев А.В., Лукин Г.В. Математические методы обработки неопределенных данных – М.: Физматлит, 2006. – 213 с.
9. Ким Дж.-О., Мьюллер Ч.У., Клекка У.Р. Факторный, дискриминантный и кластерный анализ – М.: Финансы и статистика, 1989. – 215 с.
10. Соболев И.М. Метод Монте-Карло – М.: Наука, 1985. – 76 с. **ГИАБ**

КОРОТКО ОБ АВТОРАХ

Иванов Лев Викторович – аспирант,
Горбонос Михаил Григорьевич – кандидат технических наук, профессор,
Коньшин Борис Федорович – кандидат технических наук, доцент,
МГИ НГТУ «МИСиС».

UDC 622:658.011.56

METHODS AND ALGORITHMS FOR SELECTING THE OPTIMAL THRESHOLD OF THE SEPARATION OF OBJECTS IN THE IMAGE ANALYSIS OF ROCKS

Ivanov L.V., Graduate Student,
Gorbonos M.G., Candidate of Technical Sciences, Professor,
Kon'shin B.F., Candidate of Technical Sciences, Assistant Professor,
MGI NITU «MISiS».

This article discusses the methods and algorithms for choosing optimal values for the thresholds for separating objects in the analysis of images of rock massifs.

Key words: array of rocks, blasting, fotoprogramma, granulometric composition of the array image analysis.

REFERENCES

1. Kutuzov B.N. *Metody vedeniya vzryvnykh rabot. Ch. 1. Razrushenie gornykh porod vzryvom*; 2-e izd. (Blasting methods, part 1. Rock fragmentation by blasting; 2nd edition), Moscow, MGI, 2009, 471 p.
2. Gruzman I.S., Kirichuk V.S., Kosykh V.P., Peretyagin G.I., Spektor A.A. *Tsifrovaya obrabotka izobrazhenii v informatsionnykh sistemakh* (Digital image processing in information systems), Novosibirsk, NGTU, 2002, 168 p.
3. Ivanov L.V. *Gornyi informatsionno-analiticheskii byulleten'*, 2013, no 2, pp. 3–8.
4. Utrobin V.A. *Informatika i sistemy upravleniya*, 2010, pp. 61–69.
5. Oldenderfer M.S., Bleshfield R.K. *Klasternyi analiz*; per. s angl. Pod red. I.S. Enyukova (Cluster analysis; English–Russian translation, Enyukov I.S. (Ed.)), Moscow, Finansy i statistika, 1989, 215 p.
6. Raizin V.Dzh. *Klassifikatsiya i klaster* (Classification and cluster), Moscow, Mir, 1980, 391 p.
7. Sheffe G. *Dispersionnyi analiz* (Dispersion analysis), Moscow, Nauka, 1980, 512 p.
8. Kryanev A.V., Lukin G.V. *Matematicheskie metody obrabotki neopredelennykh dannyykh* (Mathematical methods of uncertain data processing), Moscow, Fizmatlit, 2006, 213 p.
9. Kim Dzh.-O., Myuller Ch.U., Klekka U.R. *Faktornyi, diskriminantnyi i klasternyi analiz* (Factor, discriminatory and cluster analysis), Moscow, Finansy i statistika, 1989, 215 p.
10. Sobol' I.M. *Metod Monte-Karlo* (Monte Carlo method), Moscow, Nauka, 1985, 76 p.