

УДК 004.93'12

**ПРИМЕНЕНИЕ ТЕКСТУРНЫХ ПРИЗНАКОВ
ДЛЯ АНАЛИЗА ГРАНУЛОМЕТРИЧЕСКОГО СОСТАВА ЩЕБНЯ**

А. И. Макаров¹, В. А. Ермаков¹, Д. А. Екимов^{1,2}

¹*Петрозаводский государственный университет, Физико-технический институт,
просп. Ленина, 33, 185910, г. Петрозаводск, Россия*

²*Карельский научный центр РАН (КарНЦ РАН), Отдел комплексных научных исследований,
E-mail: edmitr2007@mail.ru, ул. Пушкинская, 11, 185910, г. Петрозаводск, Россия*

Сравнивается точность классификации гранулометрического состава щебня по его изображению: исходный и модифицированный метод, в основе которого лежит алгоритм, предложенный Д. Рубином. Дана модификация с усреднением признаков по всем направлениям; метод с использованием классифицирующего признака как разность функций распределения интенсивностей проекций фрагментов. Приведены результаты серии экспериментов по определению гранулометрического состава щебня этими методами, в которых использовался щебень пяти фракций, измеренный сертифицированной лабораторией. Показано, что наивысшую точность имеет предлагаемый модифицированный метод Д. Рубина с усреднением по всем направлениям.

Гранулометрический состав, автокорреляционная функция, текстурный подход

DOI: 10.15372/FTPRPI20190106

Гранулометрический состав — важный показатель физических свойств и структуры материала. Методы измерения гранулометрического состава щебня делятся на контактные и бесконтактные. Один из контактных методов — ситовой, в котором применяется стандартный набор сит для просеивания с круглыми или квадратными отверстиями. Ситовой анализ требует участия человека и большого ручного объема работы. Продолжительность просеивания должна быть такой, чтобы при контрольном интенсивном ручном встряхивании каждого сита в течение 1 мин через него проходило не более 0.1 % общей массы просеиваемой навески [1]. При механическом просеивании его продолжительность для применяемого прибора устанавливают опытным путем.

Задача определения гранулометрического состава тех или иных сыпучих материалов (горной породы, земли, продуктов химического производства) актуальна в области технического контроля в горнодобывающих, перерабатывающих, химических и других областях промышленности [2]. Ситовой анализ для определения фракционного состава сыпучего материала не применим в тех случаях, когда требуется оперативная оценка размеров гранул. Получение оперативных данных о размерах и форме зерна на основе анализа изображения позволяет управлять процессом дробления материалов и селективностью обогащения руды [3]. Например, существует автоматический измеритель лещадности щебня, который состоит из ленты, приводящейся в движение электроприводом, по которой движутся зерна щебня, попадающие в зону срабатывания инфракрасного датчика, ламп подсветки и видеокамер [4, 5].

Цель настоящей работы — разработка экспрессного метода определения гранулометрического состава зерен щебня, лежащих плотным слоем друг на друге, с точностью, сопоставимой с результатами ситового анализа.

Для измерения параметров зерен в [6] выполняют их сегментацию на изображении с последующим анализом размеров полученных сегментов. При этом используют такие методы сегментации, как метод поиска объекта по макету, метод Виолы – Джонса с признаками Хаара, поиск объекта по дескрипторам ключевых точек и поиск объекта по контурам Кэнни [7]. В качестве недостатков такого подхода можно указать высокий уровень ошибок при сегментации зерен на изображении, а также то, что размеры сегментов на изображении не равны размерам зерен щебня, так как некоторые из них перекрывают друг друга. Для устранения этого недостатка в [8–10] предлагается использовать как двумерные, так и трехмерные изображения, полученные с помощью лазерных и цветных сканеров.

В [11 – 13] применяются текстурные признаки, которые являются разновидностью классифицирующих признаков, предназначенных для описания и классификации текстур, и могут быть рассчитаны с применением статистического, структурного, спектрального, фрактального и других методов [14]. Д. Рубин предложил выразить значения автокорреляционной функции изображения исследуемого образца через линейную комбинацию значений этих функций, полученных в результате анализа гравия известных фракций. Достоинство метода — простой алгоритм и быстрая обработка данных.

ОПИСАНИЕ ЭКСПЕРИМЕНТА

В исследовании использовался щебень пяти фракций с известным гранулометрическим составом, который измерялся согласно ГОСТ 33029-2014 [15] в сертифицированной лаборатории Петрозаводского государственного университета:

Номер образца (класса)	Размер фракции, мм
1	4.0 – 8.0
2	8.0 – 11.2
3	8.0 – 16.0
4	11.2 – 16.0
5	16.0 – 22.4

Для проведения экспериментов с использованием машинного зрения необходимо соблюдать особые условия, которые должны быть одинаковыми. Во время съемки щебень равномерно распределялся в поле зрения фотокамеры таким образом, чтобы избежать просветов между зернами и образования куч. Принципиальная схема установки для проведения эксперимента приведена на рис. 1.

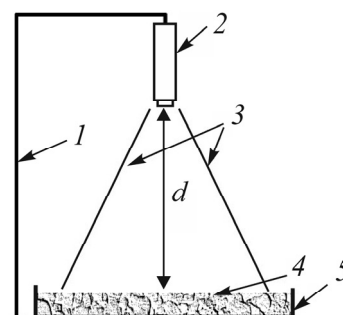


Рис. 1. Экспериментальная установка: 1 — штатив; 2 — фотокамера; 3 — поле зрения камеры; 4 — исследуемый образец (щебень); 5 — поддон со щебнем; d — расстояние от объектива до исследуемого образца

Для съемки каждой фракции применялась фотокамера Canon со следующими настройками: расстояние от объектива до предмета — 150 см; ручной режим съемки; ISO — 800; время выдержки 0.1 с; разрешение изображения 4608×3456 ; формат кадра 4:3. Снимки делались в освещенном помещении без вспышки.

Фракции поочередно высыпались в специальный поддон, где после тщательного перемешивания происходила съемка. В результате получены 150 изображений, т. е. по 30 изображений для каждого образца с разрешением 1024×1024 пикселей (рис. 2).

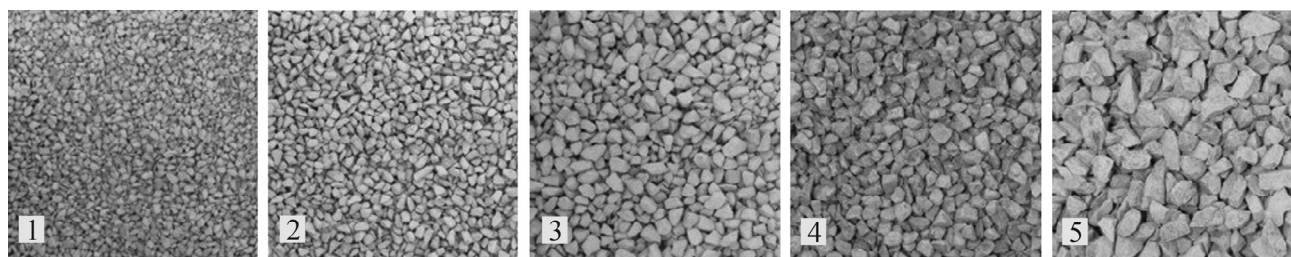


Рис. 2. Примеры изображений образцов щебня пяти фракций: 1–5 — номера образцов

ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ ЧАСТЬ

Значения автокорреляционных функций, рассчитанные методом, приведенным в [11] для каждой фракции, показаны на рис. 3.

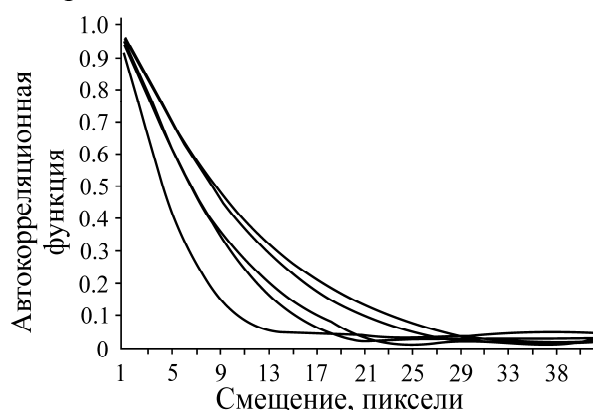


Рис. 3. Кривые автокорреляционной функции для пяти классов. Алгоритм Д. Рубина. Нижняя кривая — наименьшая фракция, верхняя — наибольшая

Изображение смещалось в горизонтальном направлении относительно своей копии от 1 до 40 пикселей с шагом 1 пиксель, так как при дальнейшем смещении различия в автокорреляционных функциях были незначительны. Для определения межклассового различия образцов рассчитывалось евклидово расстояние между различными классами [16]. В качестве показателя различительной способности взято отношение минимального евклидова расстояния между различными классами и максимального расстояния между элементами одного класса. Чем выше это значение, тем лучше различительная способность. Для расчета различий между классами использовалось специально разработанное программное обеспечение. Из рис. 3 следует, что предложенный метод способен находить различия в представленных пяти образцах. Кривые построены с 90 %-м доверительным интервалом. Результаты расчета мер внутриклассового и межклассового различия приведены в табл. 1.

ТАБЛИЦА 1. Максимальные значения внутриклассового различия образцов и межклассовые различия образцов

Номер класса	1	2	3	4	5
Мера различия	8.49	5.21	4.01	2.22	2.69
1	0	53.24	93.80	76.48	109.10
2	53.24	0	56.58	54.27	75.27
3	93.80	56.58	0	70.71	40.15
4	76.48	54.27	70.71	0	75.56
5	109.10	75.27	40.15	75.56	0

Из табл. 1 видно, что минимальное евклидово расстояние между различными классами составляет 40.15 (для классов 3 и 5), максимальное расстояние между элементами одного класса — 8.49 (для класса 1). Отношение максимального значения внутри класса и минимального значения между классами равно 4.7.

Второй метод для обработки изображений использует классифицирующий признак РИФ (разность функций распределения интенсивностей проекций фрагментов), алгоритм вычисления которого изложен в [17]. Результаты расчета мер внутриклассового и межклассового различия для исследуемых образцов щебня приведены в табл. 2.

ТАБЛИЦА 2. Максимальные значения внутриклассового различия образцов и межклассовые различия образцов

Номер класса	1	2	3	4	5
Мера различия	1.64	0.95	1.33	1.10	1.33
1	0	21.53	27.16	26.89	43.38
2	21.53	0	12.18	12.74	34.57
3	27.16	12.18	0	6.73	40.15
4	26.89	12.74	6.73	0	23.91
5	43.38	34.57	40.15	23.91	0

Из табл. 2 следует, что минимальное евклидово расстояние между различными классами составляет 6.73 (для классов 3 и 4), максимальное расстояние между элементами одного класса — 1.64 (для класса 1). Отношение максимального значения внутри класса и минимального значения между классами равно 4.1, что также показывает схожий с методом Д. Рубина результат в способности отличать разные фракции.

Идея третьего способа вычисления классифицирующего признака во многом совпадает с алгоритмом Д. Рубина с тем отличием, что вместо одномерной функции автокорреляции рассчитывается двумерная, которая ввиду равновероятной ориентации зерен щебня усредняется по всем направлениям для повышения точности оценки. Данный метод изложен в [17]. Вычисление двумерной функции автокорреляции реализовано с применением теоремы о корреляции [14].

Усредненные по 30 изображениям образцов каждого класса значения автокорреляционной функции представлены на рис. 4. Указаны 90 %-е доверительные интервалы средних значений коэффициента корреляции. Исходя из полученных кривых, можно сделать вывод, что данный метод способен различать разные фракции друг от друга, при этом точность данного метода выше, чем у первого. Результаты расчета мер внутриклассового и межклассового различия приведены в табл. 3.

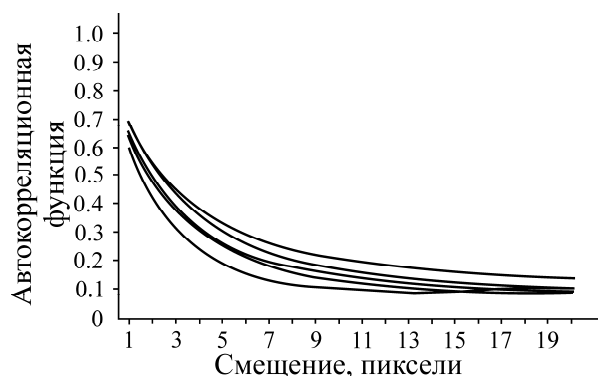


Рис. 4. Усредненные автокорреляционные функции для классов 1–5. Модификация с усреднением признаков. Нижняя кривая — наименьшая фракция, верхняя — наибольшая

ТАБЛИЦА 3. Максимальные значения внутриклассового различия образцов и межклассовые различия образцов

Номер класса	1	2	3	4	5
Мера различия	9.19	5.92	5.24	11.87	7.07
1	0	127.20	188.30	258.10	297.80
2	127.20	0	125.50	190.10	255.40
3	188.30	125.50	0	125.10	189.30
4	258.10	190.10	125.10	0	122.20
5	297.80	255.40	189.30	122.20	0

Из табл. 3 следует, что минимальное евклидово расстояние между различными классами составляет 122.20 (для классов 4 и 5), максимальное расстояние между элементами одного класса — 11.87 (для класса 4). Отношение максимального значения внутри класса и минимального значения между классами равно 10.3. Это является наилучшим результатом и отражает способность алгоритма хорошо различать разные фракции, т. е. чем выше показатель, тем лучше различительная способность.

ВЫВОДЫ

Выполнено экспериментальное сравнение трех методов для классификации гранулометрического состава щебня с использованием системы машинного зрения. Установлено, что метод Д. Рубина и признак РИФ дают близкие значения различительной способности 4.7 и 4.1 соответственно. Наибольшая различительная способность (10.3) достигнута с применением модификации метода Д. Рубина с усреднением по всем направлениям. Точность предложенного метода почти в 2 раза выше.

Результаты экспериментального исследования показали, что предложенный метод может успешно применяться в системах машинного зрения для решения задачи экспрессного определения гранулометрического состава. Возможными направлениями использования таких систем является не только производство щебня, но и рудоподготовка, где управление процессом дробления материалов позволяет влиять на селективность обогащения руды.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ГОСТ 8269.0-97. Щебень и гравий из плотных горных пород и отходов промышленного производства для строительных работ. Методы физико-механических испытаний. — М.: Госстрой России, 1998. — 98 с.

2. Вильзитер В., Желтов С. Ю., Князь В. А., Ходарев А. Н., Моржин А. В. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW и IMAQ Vision. — М.: ДМК Пресс, 2007. — 394 с.
3. Барнов Н. Г., Лавриненко А. А., Лусинян О. Г., Чихладзе В. В. Влияние метода дробления на процесс обогащения свинцово-цинковой руды // ФТПРПИ. — 2017. — № 4. — С. 175–182.
4. Бурнашев Р. Э., Рябчиков М. Ю., Гребенникова В. В. Управление работой центробежной дробилки СС-0.36 с учетом значения коэффициента крепости исходного материала по методу Прото-дьяконова // Автоматизированные технологии и производства. — 2014. — № 6. — С. 203–208.
5. Пат. РФ 68523, МПК E01C. Автоматический измеритель лещадности щебня / П. М. Аникин. — № 2007113473/22; заявл. 10.04.07 // Оpubл. в БИ. — 2007. — № 33. — 4 с.
6. Рябчиков М. Ю., Бурнашев Р. Э., Богданов Н. В. Способ оценки геометрических параметров зерен щебня и использование результатов оценки для управления процессом дробления в дробилках центробежно-ударного типа действия // Приволжский науч. вестн. — 2015. — № 6–1 (46). — С. 44–47.
7. Рябчиков М. Ю., Бурнашев Р. Э., Берестов А. П. Обзор проблем применения типовых методов сегментации для оценки параметров движущихся в потоке материалов // Молодой ученый. — 2017. — № 4–1 (7). — С. 7–10.
8. Lanaro F. and Tolppanen P. 3D characterization of coarse aggregates, Eng. Geol., 2002, Vol. 65, No. 1 — P. 17–30.
9. Tolppanen P., Stephansson O., and Stenlid L. 3-D degradation analysis of railroad ballast, Bull. Eng. Geol. Environ., 2002, Vol. 61, No. 1. — P. 35–42.
10. Lee J. R., Smith M. L., and Smith L. N. A new approach to the three- dimensional quantification of angularity using image analysis of the size and form of coarse aggregates, Eng. Geol., 2007, Vol. 91, No. 2–4. — P. 254–264.
11. Rubin D. M. A simple autocorrelation algorithm for determining grain size from digital images of sediment, J. Sediment. Res., 2004, Vol. 74, No. 1. — P. 160–165.
12. Buscombe D., Rubin D. M., and Warrick J. A. A universal approximation of grain size from images of noncohesive sediment, J. Geophys. Res., 2010, Vol. 115, Paper F02015.
13. Bosnic I., Sousa H., Cascalho J. P., Taborda R., Ribeiro M., and Lira C. New insights into image analysis applied to beach grain-size variability, Actas das 2 as Jornadas de Engenharia Hidrografica extended abstract book, 2012. — P. 275–278.
14. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2005. — 1072 с.
15. ГОСТ 33029-2014. Дороги автомобильные общего пользования. Щебень и гравий из горных пород. Определение гранулометрического состава; введ. 01.06.2016. — М.: Стандарт-Информ, 2016. — 5 с.
16. Мандель И. Д. Кластерный анализ. — М.: Финансы и статистика, 1988. — 176 с.
17. Екимов Д. А. Методы получения и анализа изображений хаотично расположенных однотипных объектов: дис. ... канд. техн. наук. — Петрозаводск, 2017. — 102 с.

Поступила в редакцию 21/XI 2018

После доработки 25/XII 2018

Принята к публикации 29/I 2019