

УДК 004.415.25

ФОРМИРОВАНИЕ КАРТЫ МАРКЕРОВ ДЛЯ АЛГОРИТМА ВОДОРАЗДЕЛА НА ОСНОВЕ ПОИСКА КЛЮЧЕВЫХ ТОЧЕК

Бурнашев Р.Э., Берестов А.П., Рябчиков М.Ю.

*ФГБОУ ВО «Магнитогорский государственный технический университет им. Г.И. Носова»,
Магнитогорск, e-mail: mr_mgn@mail.ru*

В работе рассматривается способ обработки изображения с целью выделения контуров хаотично расположенных материалов на основе геометрического подхода. Сложность решения данной задачи связана со слабой различимостью границ между кусками материалов, а также с частичным перекрытием отдельных кусков вышерасположенными материалами. Альтернативные подходы, как правило, основанные на поиске статистических связей между оценками геометрии и моментами частей изображения сложно использовать в задачах управления, вследствие неадекватности таких зависимостей при изменении свойств материалов. Предлагаемый способ основан на применении алгоритма водораздела с картой маркеров, формируемой путем поиска и кластеризации ключевых точек на изображении. Практическое применение способа рассматривается на примере определения лещадности щебня. Полученные результаты позволяют частично автоматизировать процесс формирования карты маркеров для последующего использования в алгоритме водораздела.

Ключевые слова: лещадность, алгоритм водораздела, дескриптор, сегментация, автоматизированная обработка изображения

WATER SOURCES FORMATION FOR THE WATERSHED ALGORITHM BASED ON A SEARCH OF KEYPOINTS

Burnashev R.J., Berestov A.P., Ryabchikov M.Y.

*Nosov Magnitogorsk State Technical University, Magnitogorsk,
e-mail: mr_mgn@mail.ru*

We consider a way of image processing based on geometric approach in order to detect contours of chaotically located materials. Problem of this task is low discernibility of borders between materials parts. Another issue is particular overlapping of different parts by upper materials. Alternative approaches which are usually based on a search of statistical links between estimation of the image parts geometry and moment are hard to use in operation tasks. It happens due to inadequacy of such relation after changing properties of materials. The suggested way is based on using watershed algorithm with a water sources formation. This formation occurs with the use of search and clustering the keypoints on the image. Example of using this method – identification of macadam flakiness. Method helps to make formation of the water sources particularly automated for the further use in watershed algorithm.

Keywords: flakiness of macadam, watershed algorithm, descriptor, segmentation, automated image processing

Оперативная обработка изображений с целью определения геометрических характеристик формы хаотично расположенных материалов является актуальной проблемой. Область применения таких систем чрезвычайно широка [1–12]. Сложность решения данной задачи связана с произвольным расположением материалов в несколько слоев, их частичным перекрытием, например, при движении материалов в потоке на конвейерной ленте.

Существуют два принципиально разных подхода к решению данной проблемы. Первый подход – геометрический. Он предполагает поиск контуров кусков материалов, по которым далее решается задача оценки параметров формы. Альтернативный подход – статистический. Он основан на поиске набора определяющих параметров, расчет которых осуществляется на базе совокупности моментов частей исходного изображения. Оба подхода имеют свои достоин-

ства и недостатки, подробно рассмотренные в работах многих авторов. Основной проблемой геометрического подхода является перекрытие отдельных кусков материалов другими, а также наличие слабо выраженных границ между областями разных кусков на изображении. Данная работа направлена на совершенствование геометрического подхода путем разработки более совершенных алгоритмов сегментации изображения, основанных на алгоритме водораздела.

Сегментация изображения на основе алгоритма водораздела

В работе [6] был предложен алгоритм обработки изображения для оценки лещадности щебня, представленный на рисунке 1. Лещадность – процент содержания зерен, у которых соотношение наибольшего линейного размера к наименьшему более чем 3:1 [13].

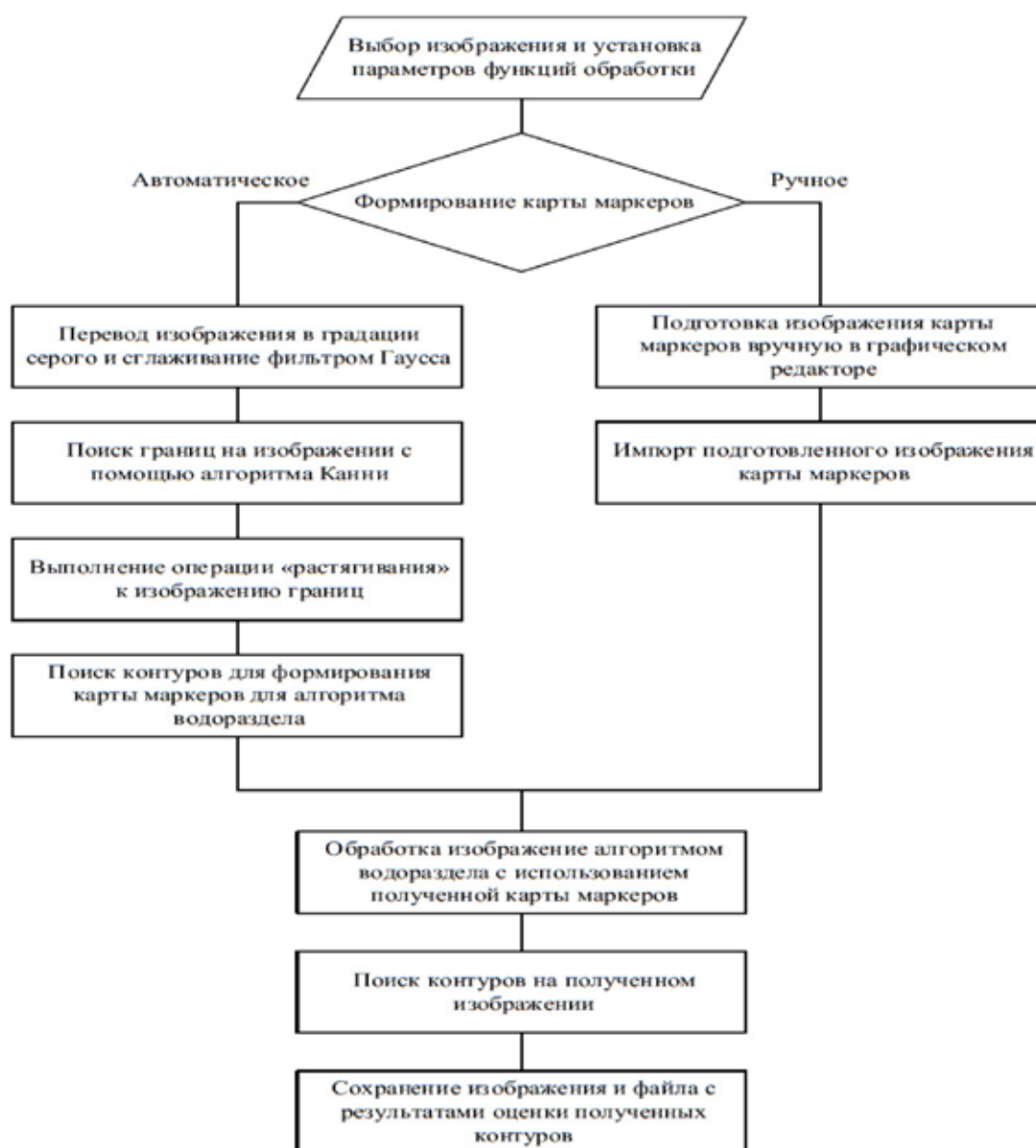


Рис. 1. Алгоритм автоматической обработки изображения

Одной из его проблем является сложность формирования карты маркеров на исходном изображении. При использовании ручной расстановки маркеров алгоритм выдает приемлемые результаты, что видно на рис. 2, б. Однако при использовании автоматической расстановки маркеров с помощью детектора границ Канни и операции «растягивания» эффективность работы алгоритма снижается, рис. 2, в.

Возможным способом совершенствования алгоритма может послужить формирование карты маркеров на основе поиска объекта по дескрипторам ключевых точек. Для получения таких дескрипторов требуется предварительная обработка изображений, на которых присутствует выходной продукт. Затем на изображении с камеры также происходит поиск дескрипторов, их кластеризация и построение карты маркеров.

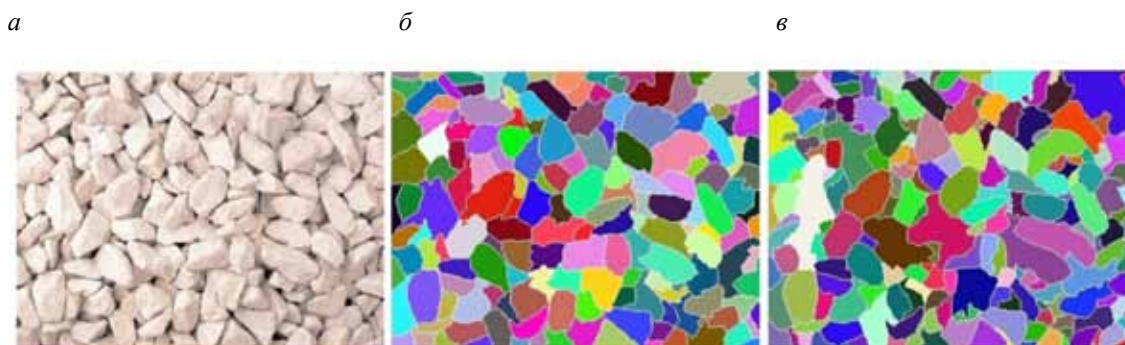


Рис. 2. Обработка исходного изображения по алгоритму:
 а – исходное изображение; б – результат выполнения алгоритма с формированием карты маркеров вручную; в – результат выполнения алгоритма с автоматическим формированием карты маркеров

Разработка способа формирования ключевых точек

Способ основывается на вычислении ключевых точек на исходных обучающих изображениях и выделении фрагментов этих изображений с целью получения перцептивного хеша. Далее ключевые точки ищутся на новых изображениях, выполняется их кластеризация, и ищутся соответствия хеша с эталонами. При достаточной степени совпадения считаем, что кластер описывает отдельный кусок материала. Далее выполняем поиск центров кластеров и формируем карту маркеров.

Такой метод поиска объекта имеет следующие недостатки: низкая скорость проверки на совпадение на большом наборе хешей (поиск по 1 млн хешей занимает больше 30 с); низкая скорость получения ключевых точек.

Для устранения этих недостатков использовали алгоритм HEngine для поиска хешей по базе с расстояния Хэмминга меньше 10. Это позволяет примерно в 60 раз ускорить поиск нужных данных, но также требует перевода хешей в бинарный вид.

Так как предполагается работа с бинарными хешами, а совпадение считаем расстоянием Хэмминга, то SURF дескрипторы не подходят. В OpenCV есть два типа дескрипторов: с плавающей точкой (SURF) и бинарные (ORB). Использовали второй вариант (ORB), который представляет улучшенную версию и комбинацию детектора ключевых точек FAST и бинарных дескрипторов BRIEF. Также он работает

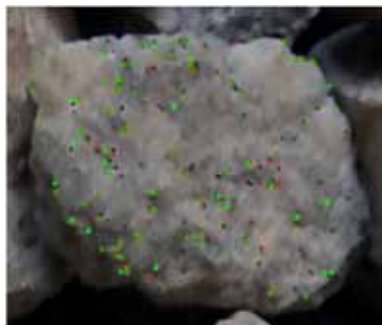
быстрее SURF метода. Однако ORB имеет недостаток, связанный с тем, что дескриптор использует для хранения одной точки тридцать два байта памяти, а в задаче подразумевается, что одна точка имеет восемь байт информации. Требуется сжатие тридцати двух байт в восемь, при незначительных потерях в качестве.

Для решения проблемы использовали алгоритм rHash. 32 байта представим в виде матрицы 16×16 бит, а потом пропустим ее через перцептивный хеш rHash, получая в результате число размеров восемь байт.

Шаги работы алгоритма: 1) Получаем ключевые точки и дескрипторы ORB, выбираем количество требуемых точек на изображении; 2) Полученные дескрипторы по 32 байта представляем в виде битовой матрицы 16×16. 3) Конвертируем матрицу в 64-битное число с помощью RHash; 4) Сохраняем 64-битные отпечатки в файл в JSON формате или используем базу данных; 5) Выбираем требуемое расстояние Хэмминга и запускаем HEngine, который будет выполнять поиск; 6) Выполняем 1–3 шага для изображения с камеры; 7) Запускаем HEngine, который возвращает все хеши в заданном пределе; 8) Выполняем кластеризацию и формируем карту маркеров на изображении.

Пример результата выделения ключевых точек и поиска объекта можно видеть на рис. 3. Серые маркеры показывают найденные ключевые точки, зеленые – совпадающие точки, красные – совпадающие стандартным методом ORB полным перебором.

а



б



*Рис. 3. Пример поиска объекта по дескрипторам:
а – исходное изображение;
б – поиск признаков на общем изображении с выделением кластеров
и формированием карты маркеров*

Заключение

Таким образом, использование дескрипторов ключевых точек может повысить точность автоматического формирования карты маркеров, но для его реализации требуются изображения искомого продукта. Также данный метод использует большое количество операций, что негативно сказывается на быстрейшем алгоритме.

Список литературы

1. Мацко И.И. Развитие системы мониторинга технологических процессов производства стальной заготовки / О.С. Логунова, И.В. Посохов, В.В. Павлов // Автоматизированные технологии и производства. – 2013. – №5. – С. 91–98.
2. Пишнограева Ю.В., Суспицын Е.С. Разработка программного обеспечения автоматизированного анализа архив-

ных данных системы детектирования продольных трещин // Автоматизированные технологии и производства. – 2014. – №6. – С. 51–57.

3. Лукьянов С.И. Результаты промышленной апробации системы автоматической диагностики продольной трещины слитка в кристаллизаторе / С.И. Лукьянов, А.А. Апет // Автоматизированные технологии и производства. – 2014. – №6. – С. 75–80.

4. Посохов, И.А. Методика классификации изображений серного отпечатка на основе характеристики гистограммы яркости / И.А. Посохов, О.С. Логунова // Автоматизированные технологии и производства. – 2014. – №6. – С. 92–104.

5. Бурнашев, Р.Э. Управление работой центробежной дробилки СС-0.36 с учетом значения коэффициента крепости исходного материала по методу Протождьяконова / Р.Э. Бурнашев, М.Ю. Рябчиков, В.В. Гребенникова // Автоматизированные технологии и производства. – 2014. – №6. – С. 203–208.

6. Рябчиков, М.Ю. Алгоритмическое обеспечение системы контроля и управления лещадностью продуктов дроб-

бления / М.Ю. Рябчиков, Р.Э. Бурнашев // Автоматизированные технологии и производства. – 2015. – №1(7). – С. 4–8.

7. Рябчиков, М.Ю. Исследование влияния угла освещения на качество определения контуров зерен щебня, расположенных в несколько слоев / М.Ю. Рябчиков, Р.Э. Бурнашев, Е.С. Рябчикова, Н.В. Богданов, А.И. Сунаргулова // Автоматизированные технологии и производства. – 2015. – № 3 (9). – С. 18–20.

8. Самарина И.Г. Обзор приборов магнитной структуроскопии стали в прокатном производстве / И.Г. Самарина, В.Э. Каюмова // Автоматизированные технологии и производства. – 2015. – № 3 (9). – С. 46–49.

9. Самарина И.Г. Обзор систем регулирования и измерения толщины цинкового покрытия / И.Г. Самарина, В.Э. Каюмова // Автоматизированные технологии и производства. – 2016. – № 2 (12). – С. 28–33.

10. Заливин А.Н. Обнаружение движущихся объектов методом вычитания фона с использованием смеси гауссовых

распределений / А.Н. Заливин, Н.С. Балабанова // Автоматизированные технологии и производства. – 2016. – № 3 (13). – С. 29–32.

11. Филатова А.Е. Морфологическая фильтрация полутоновых изображений на основе локальных статистик / А.Е. Филатова // Автоматизированные технологии и производства. – 2016. – № 3 (13). – С. 33–39.

12. Сырейщикова Н.В., Пшеничникова Д.А. Входной контроль металлоизделий, сырья, комплектующих с использованием статистических методов менеджмента качества // Автоматизированные технологии и производства. – 2016. – № 4 (14). – С. 61–69.

13. Рябчиков М.Ю. Проблемы совершенствования автоматизированных систем управления дробильно-сортировочными комплексами / М.Ю. Рябчиков, Р.Э. Бурнашев, Е.С. Рябчикова, А.П. Берестов // Промышленные АСУ и контроллеры. – 2017. – № 1. – С. 3–12..