

Безреференсный критерий качества сегментации частиц керамического проппанта на 3D изображениях рентгеновской микротомографии

Е.П. Серкова^{1,2}, И.В. Сафонов¹, И.В. Якимчук¹, В.Ю. Евстеева^{1,2}

¹Московский научно-исследовательский центр Шлюмберже, Пудовкина 13, Москва, Россия, 119285

²МГУ им. М.В.Ломоносова, Ленинские горы 1, Москва, Россия, 119991

Аннотация. Нефтегазовая промышленность ежегодно использует сотни тысяч тонн различных типов керамического проппанта. Рентгеновская микротомография может использоваться для детального исследования качества данного материала. Для анализа необходимо выполнить сегментацию 3D изображений касающихся друг друга сферических частиц проппанта. Для сегментации используется алгоритм маркерного водораздела. Способ детектирования маркеров имеет ряд параметров, которые оказывают определяющее влияние на результат сегментации. Предлагается безреференсный критерий качества сегментации частиц, основанный на оценке их коэффициента компактности, который вычисляется через трёхмерные центральные геометрические моменты второго порядка. Демонстрируется преимущество данного подхода для оценки коэффициента компактности над широко распространённым способом на основе отношения площади поверхности связанной области к её объёму.

1. Введение

Различные виды проппанта (от словосочетания propping agent – расклинивающий агент) используются при добыче нефти и газа с применением технологии гидроразрыва пласта. Ежегодно в мире производится сотни тысяч тонн керамического проппанта, частицы которого представляют собой гранулы сферической формы с размером около 1 мм. Для оценки качества проппанта и его свойств проводят тест на разрушение, в ходе которого пачку частиц проппанта подвергают воздействию нагрузки. Некоторое число частиц в ходе теста разрушается. Доля разрушившихся частиц зависит от величины нагрузки и качества проппанта, в некоторых случаях она составляет только несколько процентов. Использование рентгеновской микротомографии позволяет оценить количество разрушенных гранул и детально анализировать морфометрические свойства каждой частицы проппанта до и после нагружения.

В результате сканирования томографом и реконструкции создается полутоновое трёхмерное изображение размера 4000x4000x2000 вокселей и с глубиной цвета 8 бит на воксель. Пример реального изображения керамических частиц проппанта до нагружения показан на рисунке 1. Частицы были сканированы с помощью SkyScan 1172 microCT (Bruker MicroCT, Бельгия). На изображении видны частицы проппанта, также на изображениях после нагружения присутствуют осколки частиц. Обычно сканируют насыпной образец из нескольких сотен частиц. Области гранул по интенсивности хорошо отделяются от фона, однако они касаются

друг друга, поэтому основной задачей сегментации является разделение контактирующих областей.

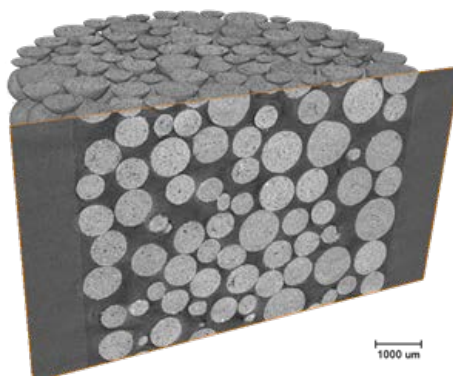


Рисунок 1. Объёмное изображение частиц пропантанта.

Традиционным способом сегментации касающихся регионов является применение алгоритма маркерного водораздела к инвертированной карте расстояний, построенной по бинарному изображению. Данный алгоритм имеет несколько параметров, выбор которых определяет качество сегментации. Поскольку доля разрушенных частиц может быть равной нескольким процентам, то даже единичные ошибки сегментации могут значительно смещать оценку качества материала. Выбор параметров сегментации вручную оператором - это долгий и неочевидный процесс, кроме того, довольно сложно визуально обнаружить ошибки сегментации в 3D изображении. Предварительные эксперименты показали, что оптимальные параметры сегментации меняются от изображения к изображению, невозможно однократно настроить параметры по предварительно размеченному эталону. Поэтому важно разработать безреференсный критерий качества, который позволит в автоматическом режиме подбирать параметры и с минимальным количеством ошибок проводить сегментацию изображений частиц пропантанта.

В данной работе мы предлагаем критерий качества сегментации объёмных изображений частиц пропантанта, основанный на максимизации среднего коэффициента компактности связанных областей, и демонстрируем эффективность подобного подхода.

2. Сегментация областей частиц

Последовательность этапов сегментации показана на рисунке 2. Светлые частицы пропантанта значительно отличаются от темного пустотного фона и держателя. Гистограмма интенсивностей центральной части изображения внутри держателя является бимодальной. Целесообразно использовать для сегментации вокселей частиц пороговое отсечение с порогом Otsu [1]. В результате из исходного полутонового изображения G получаем бинарное изображение T . На нём соприкасающиеся частицы сливаются, необходимо их разделить.

Одним из стандартных способов разделения касающихся выпуклых областей без отверстий (“дыр”) является применение алгоритма водораздела [2] к инвертированной карте расстояний. Для иллюстрации идеи алгоритма водораздела для 2D изображений обычно используется следующая простая аналогия [3]: изображение рассматривается как геологический рельеф; источники воды, так называемые исходные бассейны, помещают в локальные минимумы рельефа и начинают наполнять бассейны; в местах, где встречаются воды разных бассейнов, строят барьеры. Для 3D изображений алгоритм водораздела работает точно так же, как и для 2D.

Частицы пропантанта пористые, причем поры бывают как *закрытые*, то есть несвязанные с внешним пустотным пространством (фоном), так и *открытые*, то есть связанные с фоном. Морфологическая операция заливки “дыр” в 3D заполняет только закрытые поры. Чтобы залить оба типа пор необходимо выполнить операцию заливки “дыр” для 2D срезов. Теоретически это необходимо сделать для срезов во всех 3-х взаимно перпендикулярных направлениях. Это гарантирует заливку открытых пор, пронизывающих частицу насквозь

параллельно краям изображения. Однако на практике такие поры не встречаются, поэтому достаточно выполнить заливку “дыр” для 2D срезов только в одном направлении. Заметим, что в результате заливки “дыр” в 2D иногда заполняются участки между несколькими касающимися частицами, но это не влияет на последующие этапы обработки. В результате обработки срезов из бинарного изображения T получается изображение T_f .

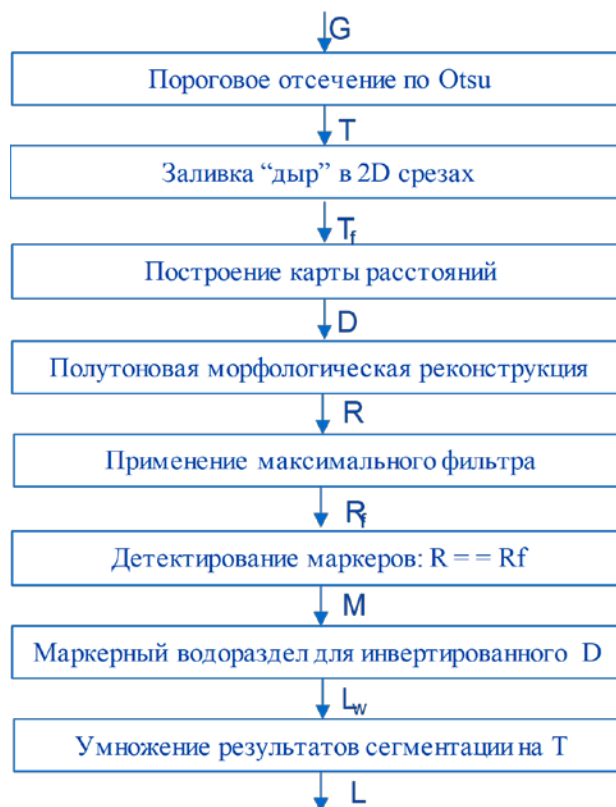


Рисунок 2. Последовательность этапов сегментации.

На следующем этапе для изображения T_f строится геодезическая карта расстояний D , в которой значение каждого вокселя равно евклидову расстоянию до ближайшего вокселя фона. Инвертированная карта расстояний D играет роль рельефа для алгоритма водораздела. Если исходными бассейнами назначить все локальные минимумы в $(-D)$, то это приведет к пере-сегментации (*over-segmentation*), потому что частицы не всегда являются идеально выпуклым телом, а ряд осколков вогнутые области. Для того чтобы избежать чрезмерной сегментации, обычно используют алгоритм маркерного водораздела, в котором маркеры задают положение исходных бассейнов [4].

Существует несколько десятков подходов для нахождения маркеров. Было протестировано несколько из них. В нашем случае наилучший результат обеспечила следующая последовательность операций. Сначала выполняется полутоновая морфологическая реконструкция наращением [5]. Эта операция использует два изображения: “источник (*seed*)”, который задаётся как $(D - \text{delta}_h)$ и определяет изображение, подвергаемое наращению, и “маску”, которая задаётся как D и определяет максимальное допустимое значение для каждого вокселя. Маска ограничивает распространение значений с большей интенсивностью для локальной окрестности. Результат морфологической реконструкции R выглядит точно также как изображение-источник, но со срезанными локальными пиками, где параметр delta_h определяет высоту пиков. Разность $(D - R)$ представляет собой, так называемую, операцию “*h-dome*”; $((D - R) > 0)$ представляет собой операцию “*h-maxima*”.

На рисунке 3 показан пример генерации маркеров для изображения, содержащего две касающиеся области, имеющие ряд дефектов в виде каверн (рисунок 3(a)). Карта расстояний

приведена на рисунке 3(б). График на рисунке 3(в) демонстрирует изменение значений на карте расстояний вдоль оси K . На графике есть четыре локальных максимума, три из которых относятся к правой области. Увеличение параметра δh позволяет объединить некоторые близко расположенные локальные максимумы в единый маркер. Например, на рисунке 3(в) два центральных локальных пика объединяются в одну область. Однако регулировка параметра δh не позволяет исключить из рассмотрения все избыточные локальные пики, например, самый правый пик на рисунке 3(в). Применение максимального фильтра (полутонного морфологического фильтра наращивания) к изображению R и сравнение результата фильтрации R_f с R позволяет получить бинарное изображение с маркерами $M = (R == R_f)$, на котором практически отсутствуют маркеры, соответствующие излишним локальным максимумам. Максимальный фильтр использует структурный элемент кубической формы, где размер стороны куба задается параметром max_filter_size . Рисунок 3(в) иллюстрирует смысл параметров δh и max_filter_size .

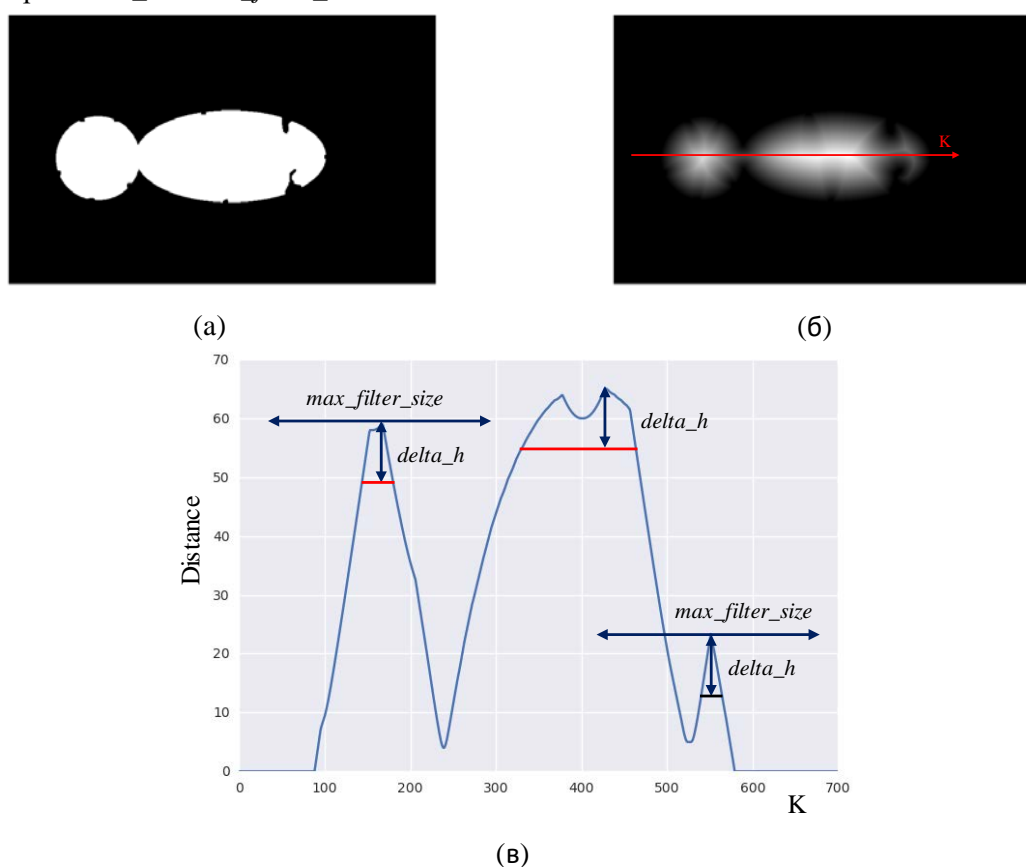


Рисунок 3. Иллюстрация параметров поиска маркеров.

Следующим этапом является сегментация изображения ($-D$) с помощью маркерного водораздела с маркерами из M , где каждому маркеру присвоен уникальный номер. На заключительном этапе необходимо маскировать результаты сегментации водоразделом L_w бинарным изображением частиц пропантанта T , для чего L_w умножается на T .

3. Безреференсный критерий качества сегментации

Результаты сегментации зависят от значения параметров δh и max_filter_size . Уменьшение обоих ведет к пере-сегментации, т.е. разделению области гранулы на части; увеличение обоих ведет к недо-сегментации (under-segmentation), т.е. к “слипанию” областей разных частиц. Как автоматически выбрать оптимальные значения параметров, основываясь только на самом анализируемом изображении? В обзоре [6] рассматривается несколько десятков различных безреференсных критериев качества сегментации планарных изображений. Все они не

являются универсальными, а зависят от решаемой задачи. При сегментации областей более-менее одинаковой формы в качестве критерия может использоваться фактор формы.

Частицы керамического проппанта, как правило, имеют шарообразную форму. Это свойство можно использовать для формулировки безреференсного критерия качества сегментации. Шар является наиболее компактным телом в трёхмерном пространстве. Максимальный средний коэффициент компактности сегментированных областей (или, просто, компактность; также используется термин сферичность) соответствует наилучшему качеству сегментации:

$$Q = \frac{1}{N} \sum_i^N C_i,$$

где N – количество сегментированных регионов с объемом больше порога Vt ; C_i – коэффициент компактности i -го региона, который изменяется от 0 до 1 и равен 1 для шара. Порог Vt вводится, чтобы исключить из рассмотрения небольшие по размеру помехи и осколки. Кроме того, сложно определить, какой должна быть компактность для областей, состоящих только из нескольких вокселей.

Рассмотрим, как будет изменяться Q в случае неправильной сегментации. Разделение шарообразных областей на части ведет к уменьшению Q . “Слипание” этих областей друг с другом также ведет к уменьшению Q . Заметим, данный критерий предполагает, что не все частицы проппанта разрушаются под нагрузкой. Действительно, в наших экспериментах разрушается не более половины частиц, но если бы разрушались почти все частицы, то данный критерий был бы неприменим.

4. Коэффициент компактности

Существует несколько способов вычисления коэффициента компактности связанных областей. В огромном количестве публикаций коэффициент компактности планарных областей определяют через отношение площади области к квадрату периметра, например, в [6]. Аналогичное определение компактности для 3D области в [8]:

$$C_a = \frac{36\pi V^2}{S^3},$$

где V – объем области, S – площадь внешней поверхности.

Работа [7] подробно анализирует недостатки вычисления коэффициентов компактности через периметр для 2D и площадь поверхности для 3D. Во-первых, периметр и площадь поверхности сложно вычислить инвариантно к повороту и достаточно точно в силу цифровой природы изображений. Во-вторых, поверхность областей неидеальна, на ней есть разного рода помехи, возникающие при регистрации и сегментации объектов интереса. В-третьих, на оценку компактности серьезное влияние оказывают “дыры” в объектах.

В работе Vrbiesca [10] предлагается коэффициент компактности, отличающийся от C_a , но также вычисляемый из объема и площади поверхности области. Демонстрируется, что данный коэффициент компактности меньше зависит от помех на поверхности.

Существует несколько различных алгоритмов вычисления площади поверхности. Например, в статье [8] для вычисления площади поверхности предлагается использовать алгоритм marching cubes [9]. Приблизительно площадь поверхности можно оценить как количество вокселей внешней оболочки, где оболочка есть разность области и результата её эрозии со структурным элементом $3 \times 3 \times 3$ в форме куба (26-связность) или шара (18-связность) или креста (6-связность). Все поры должны быть предварительно залиты. Какой способ определения площади поверхности предпочтительнее использовать?

Zunic и др. в [11] демонстрируют преимущества вычисления коэффициента компактности через центральные геометрические моменты второго порядка:

$$C_m = \frac{3^{5/3} \mu_{000}^{5/3}}{5(4\pi)^{2/3} \mu_{200} + \mu_{020} + \mu_{002}},$$

где центральные геометрические моменты:

$$\mu_{pqr} = \sum_x \sum_y \sum_z I(x, y, z)(x - m_{100})^p (y - m_{010})^q (z - m_{001})^r,$$

геометрические моменты:

$$m_{pqr} = \sum_x \sum_y \sum_z I(x, y, z)x^p y^q z^r,$$

где $I(x, y, z)$ индикаторная функция, которая равна 1 на вокселях области и равна 0 на всех других вокселях. Геометрический момент нулевого порядка равен объему области, а геометрические моменты первого порядка - это координаты центра масс. C_m изменяется в диапазоне от 0 до 1. Для шара C_m равен 1.

Следует отметить, что статья [11] основывает свои результаты на работе Мамиствалова [12], в которой рассматривается теория распознавания n -мерных тел с помощью инвариантов, построенных на геометрических моментах до n -го порядка. Отношение $\frac{\mu_{200} + \mu_{020} + \mu_{002}}{\mu_{000}^{5/3}}$ это так называемый первый трёхмерный инвариант на геометрических моментах. Он не изменяется (точнее сказать изменяется незначительно) при аффинных преобразованиях изображений. Соответственно C_m , который является домноженной на константу обратной величиной к первому инварианту, также обладает свойством инвариантности к повороту и масштабированию. Вообще, геометрические моменты широко используются в статистике для описания функции плотности вероятности, в физике твердого тела для описания распределения масс. Согласно монографии [13] в настоящее время растёт интерес к использованию инвариантов, основанных на моментах для анализа и распознавания 2D и 3D изображений. В первую очередь речь идет об инвариантах на ортогональных моментах, таких как моменты Гаусса-Эрмита, Цернике, Чебышева, Лежандра и Фурье-Меллина.

Рассмотрим, какой способ вычисления коэффициента компактности лучше подходит для нашей задачи. Вычислим коэффициенты компактности для шара различного радиуса с помехами в виде шероховатости, выступов и каверн на поверхности. Помехи для шаров разного радиуса генерируются случайным образом. На рисунке 4 показан срез шара с типичными помехами на поверхности. В следующем эксперименте определим, какие коэффициенты компактности позволяют лучше различать шары от тел, образованных отсечением от шара сегментов разного размера.



Рисунок 4. Срез шара с типичными помехами на поверхности.

Графики на рисунке 5 показывают для шара в зависимости от его радиуса изменение C_m , C_a (где площадь поверхности вычислена алгоритмом *marching cubes*), C_a (где площадь поверхности вычислена с помощью эрозии), компактность *Bribiesca*, а также теоретическое значение компактности равное 1. Значения C_a для обоих способов оценки площади поверхности сильно отличаются от 1 и имеют значительные флуктуации. Значения C_m близки к 1 кроме шаров с радиусом менее 10. Компактность *Bribiesca* близка к 1 для всего диапазона рассматриваемых размеров.

Графики на рисунке 6 демонстрируют коэффициенты компактности при изменении формы тела от полушария ($L=0$) до шара ($L=60$). Рисунок 7 иллюстрирует смысл параметра L . C_m и C_a

позволяют отличить целый шар от шара с отсеченным сегментом, тогда как коэффициент компактности Vribiesca дает близкие значения даже для шара и полушария.

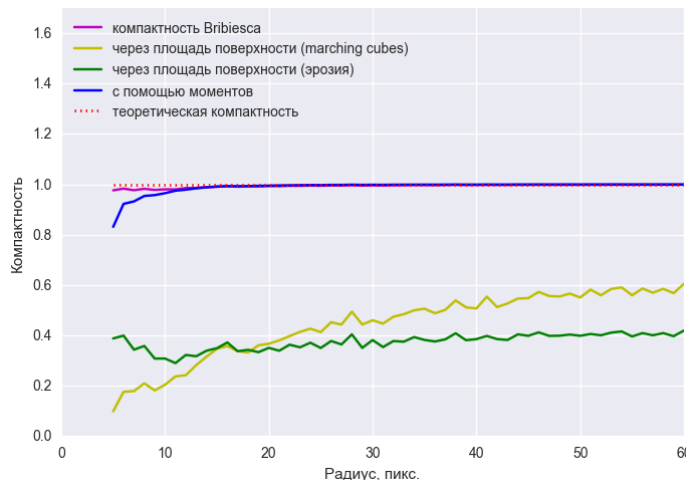


Рисунок 5. Коэффициенты компактности для шаров с помехами на поверхности.

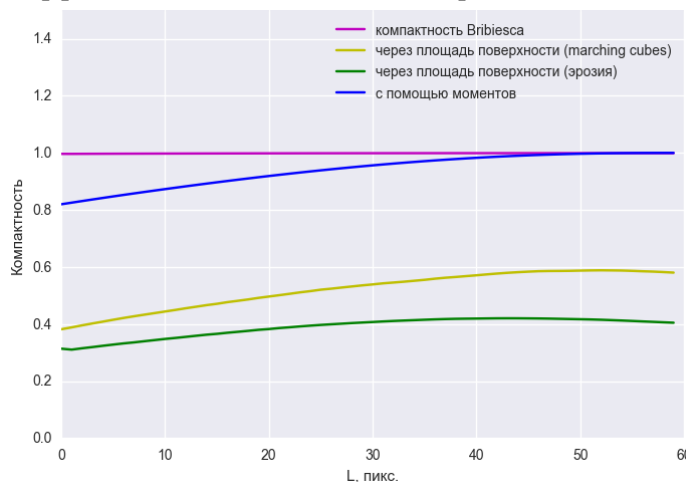


Рисунок 6. Коэффициенты компактности при изменении формы тела от полушария до шара.

Из данных экспериментов можно сделать вывод, что использование коэффициента компактности C_m , основанного на центральных геометрических моментах второго порядка, имеет очевидные преимущества перед более популярными способами, основанными на оценке площади поверхности. Кроме того, можно показать, что C_m существенно более устойчив к присутствию открытых и закрытых пор в частице по сравнению с C_a .

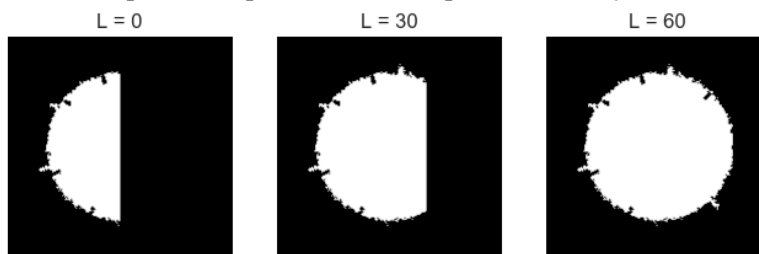


Рисунок 7. Иллюстрация значения параметра L.

5. Результаты и выводы

Для демонстрации эффективности предлагаемого подхода было сегментировано 5 изображений с фиксированными параметрами δ_h и max_filter_size и путем адаптивного выбора данных

параметров с помощью максимизации критерия Q . Причем установленные фиксированные параметры были оптимальными по критерию Q для двух других изображений, обработанных в одном из предыдущих экспериментов. Для поиска параметров, соответствующих максимуму Q , используется метод градиентного спуска (в данном случае подъема), где начальная точка - это фиксированные параметры. Пример значения критерия качества сегментации в зависимости от параметров $delta_h$ и max_filter_size показан на рисунке 8.

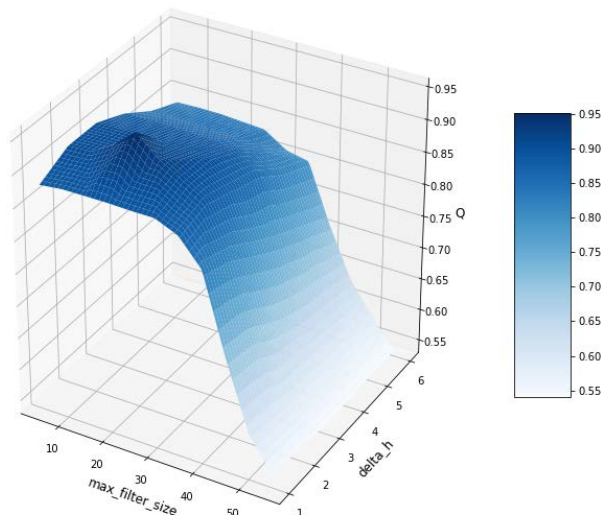


Рисунок 8. Пример значения критерия качества сегментации в зависимости от параметров.

Таблица 1. Количество ошибочно сегментированных частиц.

Изображение	Фиксированные параметры	Адаптивные параметры
1	37	0
2	37	0
3	54	0
4	44	2
5	38	1



Рисунок 9. Срез 3D изображения с ошибками сегментации при использовании фиксированных параметров.

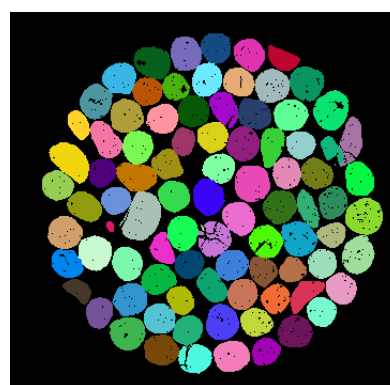


Рисунок 10. Срез 3D изображения с корректной сегментацией при адаптивном выборе параметров.

Для фиксированного и адаптивного набора параметров считалось количество неправильно сегментированных частиц для каждого изображения (см. таблица 1). Общее количество частиц на каждом изображении равно 615. При использовании фиксированных параметров на каждом из изображений сегментировалось неправильно по несколько десятков частиц. На рисунке 9 показан срез сегментированного изображения (каждая область показана уникальным цветом), на котором можно увидеть, что одна эллипсоидальная частица сегментировалась как две области, десять пар соседних частиц попарно объединились в одну область. Для адаптивных параметров либо ошибок сегментации не было вообще, либо ошибочно сегментировались только 1 или 2 частицы. На рисунке 10 показан срез изображения, на котором все частицы сегментировались верно.

Таким образом, предложенный безреференсный критерий сегментации 3D изображений керамического проппанта позволяет в автоматическом режиме обеспечивать высокое качество сегментации.

6. Литература

- [1] Otsu, N. A threshold selection method from gray-level histograms / N. Otsu // *IEEE transactions on systems, man, and cybernetics*. – 1979. – Vol. 9(1). – P. 62-66.
- [2] Vincent, L. Watersheds in digital spaces: an efficient algorithm based on immersion simulations / L. Vincent, P. Soille // *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*. – 1991. – Vol. 6. – P. 583-598.
- [3] Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Гонсалес Р., Вудс Р. // М.: Техносфера. – 2005.
- [4] Safonov, I.V. Segmentation of convex cells with partially undefined boundaries / I.V. Safonov, G.N. Mavrin, K.A. Kryzhanovsky // *Pattern recognition and image analysis*. – 2006. – Vol. 16(1). – P. 46-49.
- [5] Vincent, L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms / Vincent L. // *IEEE transactions on image processing*. – 1993. – Vol. 2(2). – P. 176-201.
- [6] Zhang, H. Image segmentation evaluation: A survey of unsupervised methods / H. Zhang, J.E. Fritts, S.A. Goldman // *Computer vision and image understanding*. – 2008. – Vol. 110(2). – P. 260-280.
- [7] Montero, R.S. State of the art of compactness and circularity measures / R.S. Montero, E. Bribiesca // *International mathematical forum*. – 2009. – Vol. 4(27). – P. 1305-1335.
- [8] Zhao, B. 3D quantitative shape analysis on form, roundness, and compactness with μ CT / B. Zhao, J. Wang // *Powder Technology*. – 2016. – Vol. 291. – P. 262-275.
- [9] Lorensen, W.E. Marching cubes: A high resolution 3D surface construction algorithm / W.E. Lorensen, H.E. Cline // *ACM siggraph computer graphics*. – ACM. – 1987. – Vol. 21(4). – P. 163-169.
- [10] Bribiesca, E. An easy measure of compactness for 2D and 3D shapes / E. Bribiesca // *Pattern Recognition*. – 2008. – Vol. 41(2). – P. 543-554.
- [11] Žunić, J. Compactness measure for 3d shapes / J. Žunić, K. Hirota, C. Martinez-Ortiz // *IEEE on International Conference Informatics, Electronics & Vision (ICIEV)*. – 2012. – P. 1180-1184.
- [12] Mamistvalov, A.G. N-dimensional moment invariants and conceptual mathematical theory of recognition n-dimensional solids / A.G. Mamistvalov // *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*. – 1998. – Vol. 20(8). – P. 819-831.
- [13] Flusser, J. 2D and 3D Image Analysis by Moments / J. Flusser, T. Suk, B. Zitová // John Wiley & Sons, 2016.

Unsupervised segmentation of ceramic proppant particles in 3D microCT images

E.P. Serkova^{1,2}, I.V. Safonov¹, I.V. Yakimchuk¹, V.Yu. Evstefeeva^{1,2}

¹Schlumberger Moscow Research, Pudovkina 13, Moscow, Russia, 119285

²Moscow State University, Leninskie Gory 1, Moscow, Russia, 119991

Abstract. Oil and gas industry uses different types of ceramic proppants in millions of kilograms per year. X-ray microtomography (microCT) imaging can be applied for investigation of quality of the material. For analysis, it is necessary to segment spherical contacting particles of proppant. We apply a marker-controlled watershed for segmentation. The method of markers detection has several parameters which have crucial influence on segmentation outcome. To optimize segmentation quality, we propose unsupervised measure based on a compactness of 3D connected regions, where compactness is calculated via central geometric moments of second order. In addition, we demonstrate advantages of our technique for compactness estimation over the method based on ratio of surface area and volume of a region.

Keywords: watershed segmentation, compactness, microtomography.