

УДК 004.932

СЕГМЕНТАЦИЯ СНИМКОВ МИКРОФОКУСНОЙ РЕНТГЕНОГРАФИИ

С.А. Ильина

Научный руководитель: доцент, к.ф.-м.н. М.Е. Семенов

Национальный исследовательский Томский политехнический университет,

Россия, г. Томск, пр. Ленина, 30, 634050

E-mail: sai8@tpu.ru

SEGMENTATION OF MICROFOCUS X-RAY IMAGES

S.A. Iliina

Scientific Supervisor: Assoc. Prof., PhD M. E. Semenov

Tomsk Polytechnic University, Russia, Tomsk, Lenin ave., 30, 634050

E-mail: sai8@tpu.ru

Abstract. *In this article proposing solving a segmentation problem of microfocus X-ray image using the algorithm based on a minimum spanning tree. Program image processing was realized using the scikit-image library in the Python programming language.*

Введение. Одной из задач машинного обучения является задача сегментации, заключающаяся в разбиении изображения на множество покрывающих его областей. После применения сегментации к изображению, его представление становится легче анализировать, так как пиксели объединены в более крупные области. Существует множество различных алгоритмов сегментации изображений, полученных с использованием технологии микрофокусной рентгенографии [1, 2]. Мы предлагаем использовать сегментацию изображения с использованием графов. В этом случае граф $G = (V, E)$ формируется следующим образом: каждому пикселю изображения сопоставляется вершина графа $v_i \in V$, а ребро $e=(v_i, v_j) \in E$ соединяет вершины v_i и v_j на основании определённых свойств пикселей (например, контрастность, цвет, расположение). Вес ребра $w(e)=w(v_i, v_j)$ определяется исходя из сходства соседних вершин v_i и v_j .

В данной работе мы использовали алгоритм Фелценцвальба [3]. Данный алгоритм относится к методам сегментации без учителя и не требует предварительной разметки данных для обучающей выборки. Алгоритм основан на построении минимального остовного дерева – ациклического связного подграфа связного неориентированного графа, в который входят все вершины исходного графа и при этом обладающий минимальным суммарным весом рёбер. На вход алгоритму подаётся граф $G = (V, E)$ с $n=|V|$ вершинами и $m=|E|$ рёбрами. На выходе получаем сегментацию вершин на компоненты $S = (C_1, C_2, \dots, C_r)$. Используя обозначения из статьи [3] кратко приведём описание алгоритма.

- 0) Отсортировать рёбра графа в порядке неубывания весов $\pi = (o_1, \dots, o_m)$.
- 1) Начинают с сегментации S^0 , где каждая вершина v_i является отдельной компонентой.
- 2) Шаг 3 выполняется для $q = 1, 2, \dots, m$.
- 3) Строится сегментация S^q , на основе сегментации S^{q-1} . Пусть v_i и v_j обозначают вершины, соединённые q -м ребром в последовательности π , т.е. $o_q = (v_i, v_j)$. Если вершина v_i принадлежит компоненте C_i^{q-1} и вершина v_j принадлежит компоненте C_j^{q-1} причём $C_i^{q-1} \neq C_j^{q-1}$ и $w(o_q) \leq$

$MInt(C_i^{q-1}, C_j^{q-1})$, то сегментация S^q получается из сегментации S^{q-1} путём объединения компонент C_i^{q-1} и C_j^{q-1} . Иначе $S^q = S^{q-1}$.

4) Возвращается $S = S^m$.

Здесь $MInt(C_i^{q-1}, C_j^{q-1}) = \min(Int(C_i) + \tau(C_i), Int(C_j) + \tau(C_j))$ – минимальное внутреннее отличие между компонентами C_i^{q-1} и C_j^{q-1} , которые были созданы на шаге $q-1$, τ – пороговая функция, контролирующая уровень при котором отличие между двумя компонентами C_i и C_j должно быть больше чем их внутренние отличия, чтобы между ними существовала граница, $Int(C) = \max_{e \in MST(C,E)} w(e)$ – внутреннее отличие компоненты C , входящей в множество вершин графа V , $MST(C, E)$ – наибольший вес в минимальном остовном дереве для этой компоненты.

Вычислительные эксперименты и их обсуждение. Для демонстрации возможностей выбранного алгоритма проведём обработку изображения, полученного с использованием технологии микрофокусной рентгенографии. На снимке (рис. 1а) приведён набор семян подсолнечника из коллекции, предоставленной лабораторией Цифрового сельского хозяйства Сколковского института науки и технологий. Для определения коэффициента выполненности (high quality seed) требуется составить таблицу с геометрическими характеристиками объектов (ядро, лузга): площадь, высота и ширина.

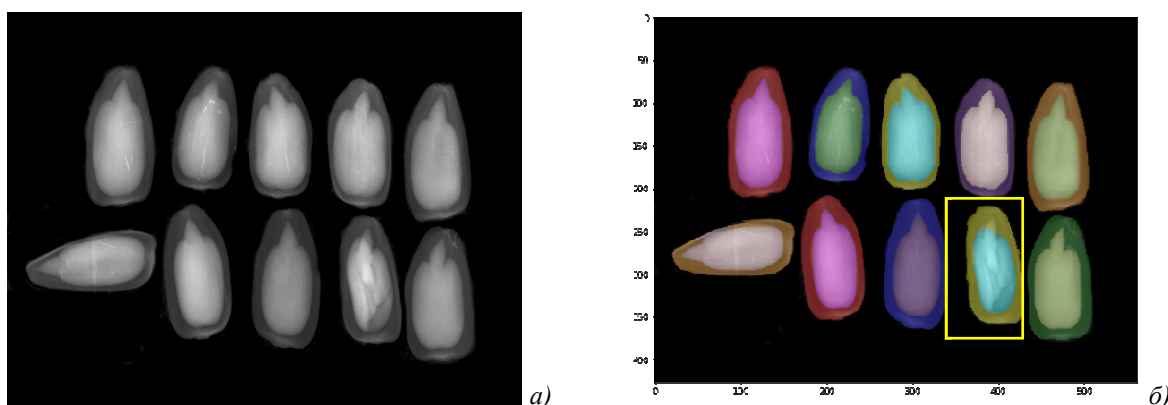


Рис. 1. а) исходное изображение, б) исходное изображение с маской при $scale=10$, $sigma=0.125$, $min_size=1850$, в желтой рамке – дефектный объект

Обработка изображения была проведена с использованием библиотеки *scikit-image* на языке *Python*, в которой реализован алгоритм Фелценцвальба [3] для сегментации многоканального (например, RGB) изображения. На вход алгоритма подается изображение (рис. 1а), а также необходимо задать параметры: $scale$, $sigma$ и min_size . Значение параметра $min_size=1850$ выбрано из соотношения размеров исходного изображения и желаемого результата сегментирования – наименьший по площади объект (ядро семечки) не может быть меньше указанного значения, значение параметра $scale=10$ выбрано с учетом желаемого размера сегментов и их количества (на снимке 10 объектов), для выбора значения параметра $sigma$ мы варьировали значения в пределах от 0 до 0,5 и остановились на 0,125, так как изображению не требовалось излишнее сглаживание. Для построения взвешенного графа по входному изображению использовано евклидово расстояние между пикселями в цветовом пространстве, вычисляемое по формуле $distance = \sqrt{(R_2 - R_1)^2 + (G_2 - G_1)^2 + (B_2 - B_1)^2}$, где R_i, G_i, B_i - координаты i -го пикселя в цветовом пространстве, $i=1, 2$. Значения этих расстояний становятся весами рёбер, а

пиксели – вершинами графа, в итоге получим граф, с количеством вершин равным количеству пикселей в изображении, а количество рёбер $m = 4hw - 3h - 3w + 2$, где h, w – ширина и высота изображения в пикселях. То есть каждый пиксель связан ребром с восьмью окружающими его пикселями, пиксели в углах связаны с тремя соседними, а на краях – с пятью.

На выходе мы получили целочисленную маску (*integer mask*), обозначающую метки сегментов (рис. 1б), то есть массив размером $h \cdot w$, где h, w – ширина и высота изображения в пикселях, а каждый элемент массива содержит некоторое целое число, обозначающее номер сегмента, которому принадлежит соответствующий пиксель изображения. С использованием встроенной функции *regionprops* мы получили доступ к геометрическим характеристикам выделенных сегментов и сформировали итоговую таблицу (рис. 2а). Заметим, что для дополнительной обработки дефектного ядра (желтая рамка, на рис. 1б) мы использовали функцию *clear_border*.

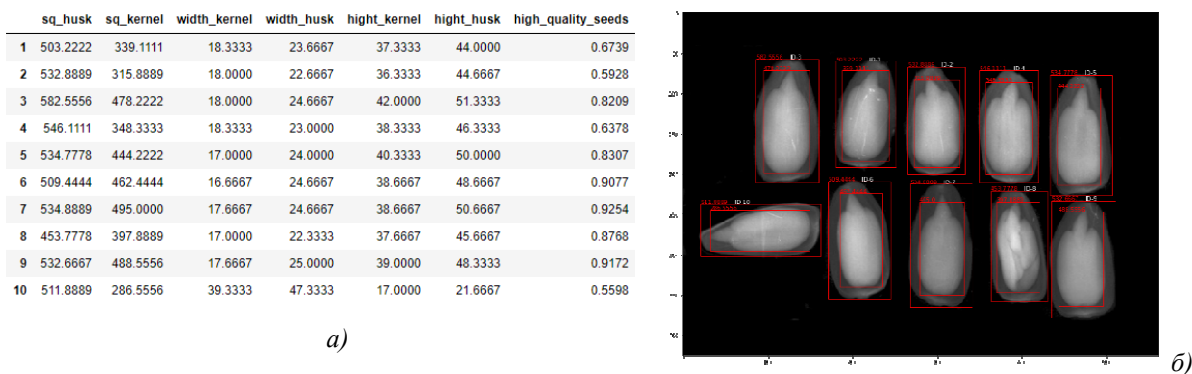


Рис. 2. а) Итоговая таблица, размеры в мм,

б) исходное изображение с минимальными ограничивающими прямоугольниками

В ходе вычислительного эксперимента мы продемонстрировали возможность решения задачи сегментации изображения с помощью алгоритма машинного обучения без учителя, привели рекомендации по выбору параметров алгоритма. В будущем мы планируем рассмотреть возможность пакетной обработки графических изображений.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Брач Е.А., Гаврилова В.А., Белов П.Е., Грязнов А.Ю., Жамова К.К., Кострин Д.К. Компьютерный метод оценки выполненности семян // Биотехносфера. – 2015. – Т. 38., № 2. – С. 28-30.
2. Прияткин Н.С., Архипов М.В., Гусакова Л.П., Бойцов А.А., Потрахов Н.Н., Староверов Н.Е., Щукина П.А., Капусткина А.В. Автоматический анализ и классификация цифровых рентгеновских и газоразрядных изображений семян пшеницы, поврежденных клопом вредная черепашка, для прогноза их посевных качеств // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». – 2018. – № 6. – С. 60-67.
3. Felzenszwalb P.F., Huttenlocher D.P. Efficient Graph-Based Image Segmentation // International Journal of Computer Vision. – 2004. – V. 59(2) – P. 167-181.