

МНОГОПОТОЧНЫЙ ГРАДИЕНТНЫЙ СПУСК В ЗАДАЧЕ ОПТИМИЗАЦИИ ПАРАМЕТРОВ СЕГМЕНТАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

*Серкова Екатерина Павловна^{1,2},
Евстефеева Виктория Юрьевна^{1,2}*

1: студент, факультет ВМК МГУ имени М. В. Ломоносова, Москва, Россия

*2: стажер, научно-исследовательский центр компании Schlumberger, Москва,
Россия*

E-mail: katrin96@inbox.ru, evstefeeva.vika@gmail.com

При сегментации трехмерных томографических изображений с помощью алгоритма маркерного водораздела [1] возникает задача автоматического выбора оптимальных параметров. В ряде случаев критерием оптимальности служит максимум среднего 3D коэффициента компактности [2] сегментированных областей. В данной работе анализируются два целочисленных параметра сегментации, влияющих на детектирование маркеров. Как правило, для рассматриваемого диапазона параметров значения критерия формируют выпуклую поверхность с единственным экстремумом. В некоторых случаях поверхность может иметь несколько локальных максимумов. Простейшим способом нахождения глобального максимума является вычисление значений всей сетки, однако полный перебор параметров выполняемый даже на многоядерной станции в 10-20 параллельных потоков требует существенных вычислительных затрат. Поэтому для поиска оптимальных параметров предлагается использовать алгоритм градиентного спуска [3] с постоянным шагом (1). В отличие от классического метода предсказания следующих шагов алгоритма и предварительное вычисление значений для них выполняются в параллельных потоках. Кроме того, для уменьшения риска попадания в локальный максимум предлагается запускать одновременно несколько алгоритмов градиентного спуска из разных начальных точек, таким образом в случае нескольких локальных максимумов выбрать среди них глобальный.

$$\vec{x}^{j+1} = \vec{x}^j - \frac{\vec{\nabla} F(\vec{x}^j)}{|\vec{\nabla} F(\vec{x}^j)|} \cdot \lambda, \quad (1)$$

Будем считать заданным количество потоков, которые дают максимальную производительность. Чаще всего оно определяется даже не количеством ядер процессора, а требованиями потока к оперативной памяти. При первом запуске алгоритма N начальных точек

предлагается выбирать случайным образом. Для другого изображения в качестве первой начальной точки выбирается координата оптимума с предыдущего обработанного изображения аналогичного типа и размера, остальные $N - 1$ начальных точек выбираются в качестве наиболее вероятных из координат максимумов, обнаруженных при предыдущих запусках. Предсказания следующих шагов основываются на накопленной статистике по K предыдущим запускам и выбираются наиболее вероятные направления.

Реализованный алгоритм позволяет существенно сократить время для нахождения оптимальных параметров сегментации. В таблице приведены время работы для одного трехмерного изображения размером $500 \times 500 \times 238$, из выбранной точки алгоритм сошелся к локальному максимуму за 2 шага. Параметры рабочей станции - 2 CPU Intel Xeon E5-2650 v3 @ 2.3 GHz, 2x10 cores, 64 Gb RAM.

Таблица 1: Зависимость времени вычисления оптимальных значений от количества потоков

Число потоков	Время, мин
1	27.7
2	14.7
4	9.2
6	6.8
8	6.2
10	4.2

Полный перебор параметров в 10 потоков выполняется за 26.3 минуты. Предложенный метод эффективнее по времени. Сходимость к глобальному максимуму можно гарантировать использованием большого количества потоков.

Литература

1. Safonov I. V., Mavrin G. N., Kryzhanovsky K. A. Segmentation of convex cells with partially undefined boundaries //Pattern recognition and image analysis. – 2006. – Т. 16. – №. 1. – С. 46-49.
2. Žunić J., Hirota K., Martinez-Ortiz C. Compactness measure for 3d shapes //Informatics, Electronics & Vision (ICIEV), 2012 International Conference on. – IEEE, 2012. – С. 1180-1184.
3. Хемди А. Таха. Введение в исследование операций: пер. с

англ./Хемди А. Таха.—7-е изд //М.: Издательский дом «Вильямс», 2005.—912 с.