

# АЛГОРИТМ РАЗРЕЗА ГРАФА В ЗАДАЧЕ СЕГМЕНТАЦИИ ЛЕЙКОЦИТАРНЫХ КЛЕТОК

А. А. ЗАХЛЕВНЫХ

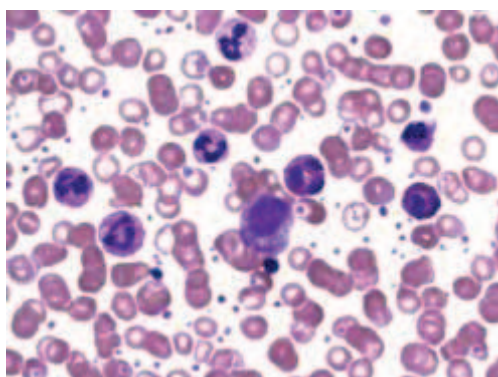
Пермский государственный национальный исследовательский университет, 614990, Пермь, Букирева, 15

В течение 200 лет наиболее распространенным методом диагностики является анализ периферической крови с помощью микроскопа. Такой анализ требует высокой квалификации врача-лаборанта и больших трудозатрат. В настоящее время большое развитие получили системы автоматизированной микроскопии, которые позволяют провести анализ мазка крови в автоматическом режиме, а также выполнить преклассификацию основных типов лейкоцитов для дальнейшей валидации врачом. В данной работе рассмотрено применение алгоритма разреза графа для задачи сегментации лейкоцитарной клетки на ядро и цитоплазму. В ней рассмотрена принципиальная возможность использования алгоритмов общего назначения для решения задачи по сегментации клеток лейкоцитарного ряда. Исходными данными являются:

- изображение малого кадра, содержащее лейкоцит
- маска ядра лейкоцита
- маска фоновой области

Изображение малого кадра получается следующим образом:

- система получает изображение общего кадра (рис. 1)



**Рис. 1.** *Изображение общего кадра периферической крови*

- алгоритм сегментации общего кадра находит места возможного расположения лейкоцитарных клеток
- вокруг каждого потенциального лейкоцита выделяется область, в которой точно выделяется ядро и фон

- полученные данные поступают на вход рассматриваемого алгоритма

Основные критерии правильного функционирования данного алгоритма:

- в цитоплазму не включаются прилипшие эритроциты,
- в цитоплазму не включаются участки фона,
- цитоплазма прилипшего лейкоцита не должна добавляться к цитоплазме объекта,
- сегментация цитоплазмы эозинофилов,
- у артефактов не должна достраиваться цитоплазма.

Используемые обозначения:

$z$  – значение цвета RGB,

$\alpha$  – значение непрозрачности (0 или 1 для жесткой сегментации),

$k$  – номер Гауссовой компоненты от 1 до  $K$ , где  $K$  – число Гауссовых компонент,

$\mu$  – среднее значение Гауссовой компоненты,

$\Sigma^{-1}$  – обратная матрица ковариации,

$\det \Sigma$  – определитель матрицы ковариации,

$\pi$  – вес Гауссовой компоненты в смеси.

Задача сегментации изображения в градациях серого была сформулирована в работе Бойкова и Жолли [2] и обобщена для случая цветного изображения в работе авторов алгоритма GrabCut [1]. Ее начальным условием является полностью определенное тернарное изображение  $T$  (изображение с 3 допустимыми значениями).

Изображение представляется одномерным массивом значений яркости  $\mathbf{z} = (z_1, \dots, z_n, \dots, z_N)$ . Сегментация изображения выражается массивом значений непрозрачности.  $\alpha = (\alpha_1, \dots, \alpha_N)$  В общем случае,  $0 \leq \alpha_n \leq 1$ , но в случае жесткой сегментации  $\alpha_n \in \{0, 1\}$ , где 0 – фон и 1 – объект. Параметр  $\theta$  описывает распределения яркости объекта и фона, он выражается гистограммами яркости  $\theta = \{h(z; \alpha), \alpha = 0, 1\}$ , одна для фона и одна для объекта. Гистограммы строятся из помеченных пикселей  $T_F, T_B$  тернарного изображения. Сегментация сводится к получению неизвестных значений непрозрачности  $\alpha$  из данного изображения  $z$  и модели  $\theta$ .

В алгоритме, предложенном Бойковым и Жолли, существует 2 типа связей в графе. Первый тип связей – N-связи. Они связывают соседние пиксели в 4-связном или 8-связном пространстве. На практике хорошие результаты достигаются при использовании 8-связности (соседи по вертикали, по горизонтали, по диагонали). Эти связи описывают цену за размещение границы сегментации между соседними пикселями. Эта цена должна быть максимальной в регионах с низким градиентом и мини-

мальной в регионах с высоким градиентом – грани. Таким образом, функция  $N$  описывает градиент изображения, иногда ее называют функцией гладкости. Для  $N$ -связей подходящим весом связи между соседними пикселями  $m$  и  $n$  является:

$$N(m, n) = \frac{\gamma}{\text{dist}(m, n)} e^{-\beta \|z_m - z_n\|^2},$$

где функция  $\text{dist}$  – евклидово расстояние между соседними пикселями в используемом цветовом пространстве.

Авторы показали, что более эффективно устанавливать  $\beta > 0$ , так как это снижает тенденцию к сглаживанию регионов с высоким контрастом. Константа выбрана как:

$$\beta = \frac{1}{2(z_m - z_n)^2}$$

Второй тип связей –  $T$ -связи. Они соединяют каждую вершину с вершиной класса «фон» и вершиной класса «объект». Эти связи описывают вероятность того, что этот пиксел принадлежит к классу «фон» или к классу «объект». Для каждой вершины существует 2  $T$ -связи.  $T$ -связь класса «фон» соединяет пиксел с вершиной класса «фон». Объектная  $T$ -связь класса «объект» соединяет пиксел с вершиной класса «объект». Веса этих связей зависят от состояния тернарного изображения. Если пользователь указал, что отдельный пиксел точно принадлежит классу «фон» или классу «объект», это отражается тем фактом, что вес конкретной связи будет таков, что пиксел будет отнесен в нужную группу. Для неопределенных пикселей используется информация распределений яркости класса «фон» и класса «объект».

Функция  $U$  (сила  $T$ -связей) оценивает значения непрозрачности  $\alpha$  для данных  $z$ , учитывая параметры модели  $\theta$  и определена как:

$$U(\alpha, k, \theta, z) = -\log \sum_{i=1}^K \left[ \frac{\pi(\alpha_n, k_n)}{\sqrt{\det \Sigma(\alpha_n, k_n)}} e^{\frac{1}{2} (z_n - \mu(\alpha_n, k_n))^T \Sigma(\alpha_n, k_n)^{-1} (z_n - \mu(\alpha_n, k_n))} \right].$$

Суммирование выполняется по смеси класса «объект» или по смеси класса «фон». Энергетическая функция  $E$  определяется как сумма энергий связей каждого пикселя, ее минимум соответствует хорошей сегментации. Она учитывает распределение цвета объекта и фона, использует связь непрозрачности с физическими свойствами объекта, его плотностью. Вид энергетической функции напоминает энергию Гиббса:

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + N(\alpha, z)$$

Сегментация является результатом глобальной минимизации энергии:

$$\hat{\alpha} = \underset{\alpha}{\operatorname{arg\,min}} E(\alpha, \theta)$$

Для каждой модели должны быть вычислены параметры  $\theta$ , состоящие из весового коэффициента  $\pi$ , среднего значения  $\mu$  и матрицы ковариации  $\Sigma$  из 2К Гауссовых компонент для распределения класса «объект» и класса «фон». Также необходимы определитель матрицы ковариации и обратная матрица ковариации.

$$\theta = \{\pi(\alpha, k), \mu(\alpha, k), \Sigma(\alpha, k), \alpha = 0, 1, k = 1 \dots K\}$$

Минимизация производится стандартным алгоритмом минимального разреза графа. На основе этих данных предложена и реализована методика, использующая алгоритм разреза графа для достижения оптимальной жесткой сегментации лейкоцитарных клеток. Главным отличием от методики, рассмотренной выше, является отсутствие взаимодействия с пользователем. Это возможно, так как в конкретном частном случае можно заменить взаимодействие на общую информацию о кадрах периферической крови, такую как предполагаемая форма объектов, окраска, взаимное расположение. С точки зрения реализации, эта информация включена следующим образом:

- Использованы 3 опорных Гауссовых распределения:
  - Распределение цветов фона  
На каждом кадре отделяется фон и достраивается его модель
  - Распределение цветов эритроцитов  
Для каждого кадра выполняется сбор цветов эритроцитов
  - Распределение цветов ядер лейкоцитов  
Для каждого кадра обновляется модель цветов ядерДанные цвета не сильно изменяются от кадра к кадру. Их можно считать опорными моделями.
- Изменен вид энергетической функции, чтобы учесть опорные модели.

$$E(\alpha, k, \theta, z) = U(\alpha, k, \theta, z) + N(\alpha, z) + S(\alpha, \theta_s, z)$$

Такой вид энергии позволил учесть степень схожести конкретного пиксела с опорными моделями. Дополнительное слагаемое позволило сильнее различать цвета объекта.

- Проведена оптимизация используемых в методе констант для лучшей сходимости алгоритма в условиях таких цветовых моделей.

Работа алгоритма будет рассмотрена на примере изображения контрольной клетки, где цвет цитоплазмы практически неотличим от цвета окружающих эритроцитов (рис. 2а).

Основные этапы алгоритма:

1. Построение цветовой модели

В основе моего алгоритма также лежит построение 2 моделей смесей Гауссовых распределений:

Первая модель строится из цветов пикселей точно относящихся к фону. Данные пиксели определяются как области фона и области объектов, отделенные фоном от ядра лейкоцита.

Вторая модель строится из цветов пикселей, являющихся передним планом и прилегающих к ядру.

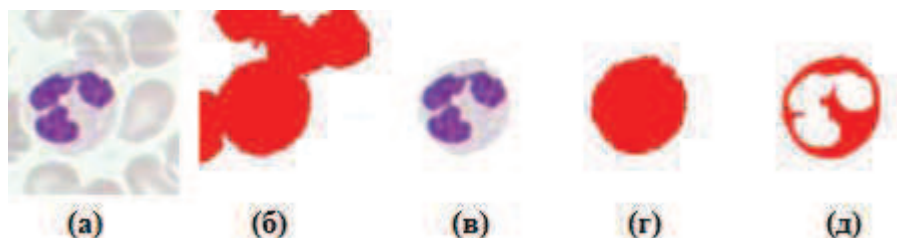


Рис. 2. Этапы работы алгоритма

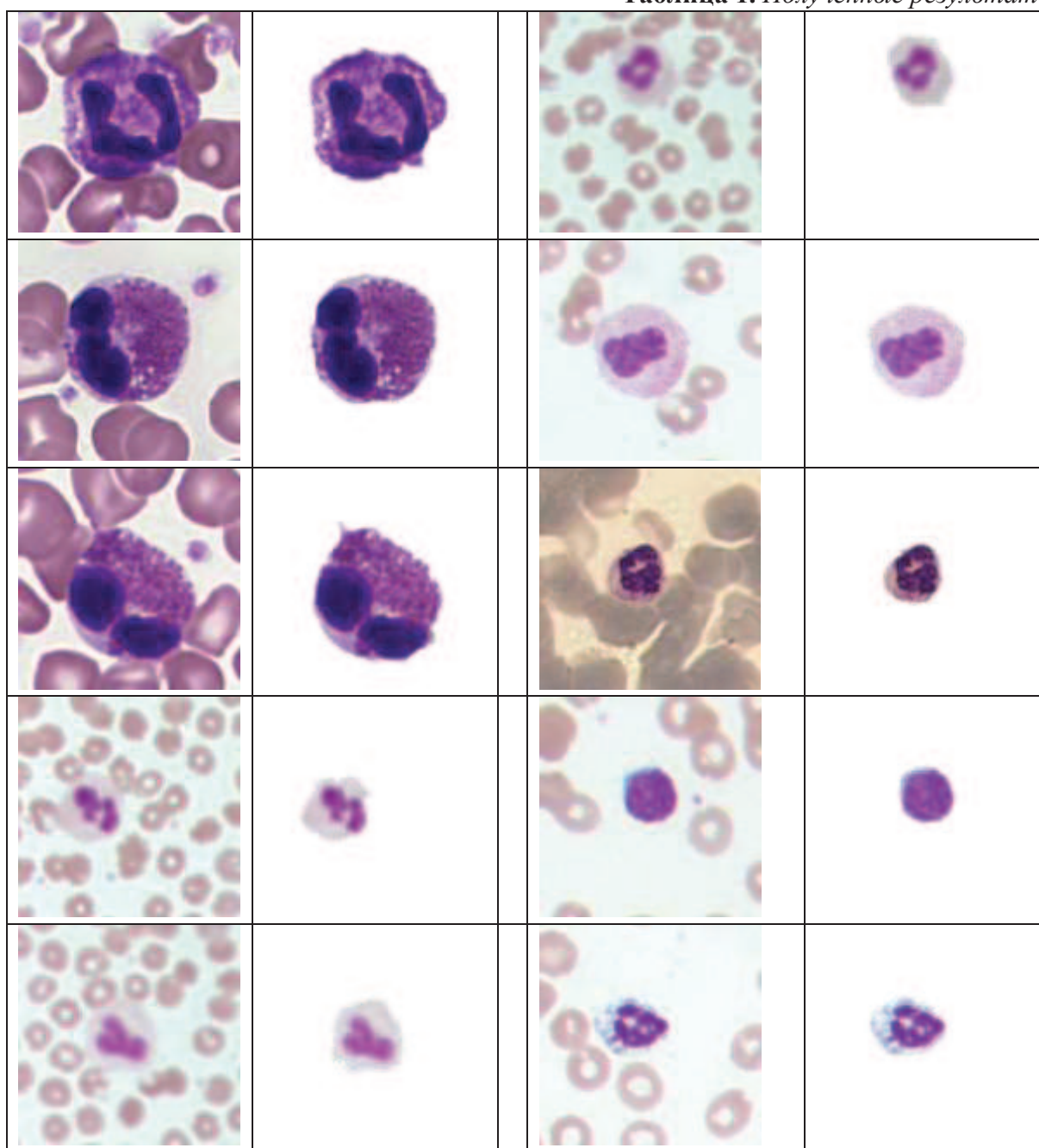
Оба региона разделяются на  $K$  кластеров, Гауссовы компоненты инициализируются цветами каждого кластера. [3] Такое построение моделей исключило взаимодействие пользователя. Получившееся начальное приближение изображено на рисунке 2б.

2. Каждому пикселу ставится в соответствие компонент смеси. Цвет пиксела заменяется средним значением соответствующей компоненты Гауссовой смеси.
3. Для каждого пиксела вычисляется значение энергетической функции.
4. Применяется алгоритм разреза графа для получения нового распределения пикселей по классам «фон» и «объект»
5. Шаги 1-3 повторяются до момента сходимости. Данный момент определяется набором критериев, связанных с геометрией лейкоцитов. Обычно, сходимость достигается за 1-3 итерации, так как изображения не имеют сложных форм (рис. 2в).
6. В результате получаем маску объекта, включающую в себя ядро и цитоплазму (рис. 2г).
7. Необходимо вычесть известную маску ядра для того, чтобы получить маску цитоплазмы.

8. Выполняем морфологическую обработку, необходимую для улучшения качества преклассификации (рис. 2д). На этом этап сегментации малого кадра заканчивается.

Результаты работы данной методики проиллюстрированы в таблице 1. Предложенный алгоритм способен сегментировать лейкоцитарные клетки на малом кадре при наличии маски ядра и фона. Особенностью является его неинтерактивность, важная для автоматизированных систем. Данная методика легко может быть адаптирована для решения частных задач компьютерного зрения.

**Таблица 1.** Полученные результаты



## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Boykov Y., Jolly M.-P.* Interactive graph cuts for optimal boundary and region segmentation of objects in N-D images // Proc. 8th Intern. Conf. on Computer Vision. Vancouver, Canada. 2001. Vol. 1. P. 105–112.
2. *Rother C., Kolmogorov V., Blake A.* “GrabCut” - interactive foreground extraction using iterated graph cuts // ACM Transactions on Graphics. 2004. Vol. 23. P. 309–314.
3. *Blake A., Rother C., Brown M., Perez P. Torr P.* Interactive image segmentation using an adaptive GMMRF // Proc. 8th European Conf. Computer Vision. Prague, Czech Republic. 2004. Vol. 1. P. 428–441.