

УДК 615.155.3+612.112.9

И.Г. Герасимов, В.А. Решетюк

Донецкий национальный технический университет, г. Донецк
кафедра автоматизированных систем управления
Донецкий национальный медицинский университет, г. Донецк
НИИ медицинских проблем семьи
E-mail: iggerasim@mail.ru

**АВТОМАТИЗИРОВАННОЕ ВЫДЕЛЕНИЕ КОНТУРОВ
И ТЕКСТУРНЫХ ЭЛЕМЕНТОВ КЛЕТОК МЕТОДОМ
ДИНАМИЧНОЙ ПИРАМИДЫ**

Рисунок и цвет несовместимы.
Поль Сезанн

Abstract

Gerasimov I.G., Reshetuk V.A. The automated allocation of contours and textural elements of cages the method of the dynamical pyramid. The algorithm of allocation of contours and elements of their structure, an including new method of the analysis — construction of a dynamical pyramid, is approved on an example of blood cells. The received qualitative results specify that the developed approach can be used in biomedical diagnostics and for the decision of similar problems concerning any other objects.

Keywords: analysis of image, contours, texture, cages of blood, dynamic pyramid.

Анотація

Герасимов І.Г., Решетюк В.А. Автоматизоване виділення контурів та текстурних елементів клітин методом динамічної піраміди. Алгоритм виділення контурів і елементів їх текстури, що включає новий метод аналізу — побудову динамічної піраміди, випробувано на прикладі клітин крові. Отримані якісні результати вказують на те, що підхід, який розробляється, може бути використовуване в біомедицинській діагностиці та заради рішення аналогічних задач відносно любых інших об'єктів.

Ключові слова: аналіз зображення, оконтурювання, текстура, клітки крові, динамічна піраміда.

Аннотация

Герасимов И.Г., Решетюк В.А. Автоматизированное выделение контуров и текстурных элементов клеток методом динамической пирамиды. Алгоритм выделения контуров объектов и элементов их текстуры, включающий новый метод анализа — построение динамической пирамиды, апробирован на примере клеток крови. Полученные качественные результаты указывают на то, что разрабатываемый подход может быть использован в биомедицинской диагностике и для решения аналогичных задач относительно любых других объектов.

Ключевые слова: анализ изображения, оконтуривание, текстура, клетки крови, динамическая пирамида.

Общая постановка проблемы. Выделение контуров — основа всех конструируемых биомедицинских компьютерных систем, предназначенных для анализа изображений (снимков) клеток. Задача выделения контура представляет собой частный

случай более общей задачи выделения границ кластера, для чего применяются разнообразные методы [1–4], однако получаемые с их помощью результаты во многом оставляют желать лучшего. Причин, по которым автоматизированное выделение контуров клеток зачастую не приводит к желаемым результатам, несколько. Из них особенно затрудняют решение задачи наличие на снимке в фоне и в границах анализируемого объекта близких по величинам цветовых характеристик, с одной стороны, и клеток разных типов, у которых значения цветовых характеристик различны, с другой. Автоматизация выделения контуров клеток еще более усложняется в случае, когда изображения проекций клеток в разной степени перекрываются. При этом определенный вклад в перечисленные трудности вносят присутствующие на снимке посторонние объекты. Все сказанное тем более относится и к текстурным элементам клеток, анализ которых представляет интерес в биомедицинской диагностике.

Таким образом, автоматизированное выделение контуров и текстурных элементов клеток, наряду с зарекомендовавшими себя методами, в общем случае требует отличных от применяемых в настоящее время подходов.

Постановка задачи исследования. С целью реализации автоматизированного выделения контуров и текстурных элементов клеток применили последовательно несколько методов и алгоритмов, которые в подобных конструкциях до сих пор использовали самостоятельно или даже вовсе не применяли. Это — метод адаптивного квантования [1, 2], метод динамичной пирамиды, алгоритм построения которой описан далее, анализ дисперсии плотностей, векторное дифференцирование и векторизация изображений на основе триангуляции [5, 6].

Решение задачи и результаты исследований. Для выделения любого объекта на изображении, по крайней мере, в первом приближении, необходим его анализ в градациях серого (см. эпиграф). Однако проекция изображения любого объекта на плоскость (а именно с ними приходится работать) не имеет четких геометрических границ (только вероятностные) за счет оптических эффектов, возникающих на границах объекта (тень, абберация, дифракция, интерференция) [7]. Поэтому анализ цветного изображения в градациях серого только облегчает задачу выделения контура и элементов текстуры, но не дает и, в общем случае, никогда не даст однозначного решения.

Исследовали при комнатной температуре нативный препарат гепаринизированной (5 мкл/мл) капиллярной крови здоровых добровольцев (мужчин и женщина, возраст 19–20 лет). Оцифрованные изображения получали посредством микроскопа ЛЮМАМ-РЗ («ЛЮМО») с объективом $\times 90$, цифровой видеокамеры CCD Oscar Color Camera OS-35II («SCAR») и программы для захвата, хранения и просмотра изображений ASUS Live Version 4.6 B2. Математическую обработку проводили с помощью пакета статистических программ R for Windows FAQ Version for R-2.4.1.

Типичное изображение образца крови представлено на рис. 1а. Наиболее представительными клетками крови являются лейкоциты, эритроциты и тромбоциты. На приведенном изображении в поле зрения находятся эритроциты и нейтрофил (одна из форм лейкоцитов). Представление цветного изображения в градациях серого приведено на рис. 1б. Цветное изображение будем называть «оригинальным», а в градациях серого — «исходным». Исходное изображение представляет собой матрицу размером $m \times n$ (382×512) пикселей, каждый элемент которой (x_{ij}) характеризуется значением плотности белого цвета (далее — плотности) от 0 (отсутствие белого цвета) до 255 (максимальная интенсивность белого цвета) — градации серого.

На рис. 1 видны несколько эритроцитов, причем некоторые из них перекрывают другие и одна из таких пар — лишь частично (верхний край снимка), и один нейтрофил, которые находится в центре изображения.

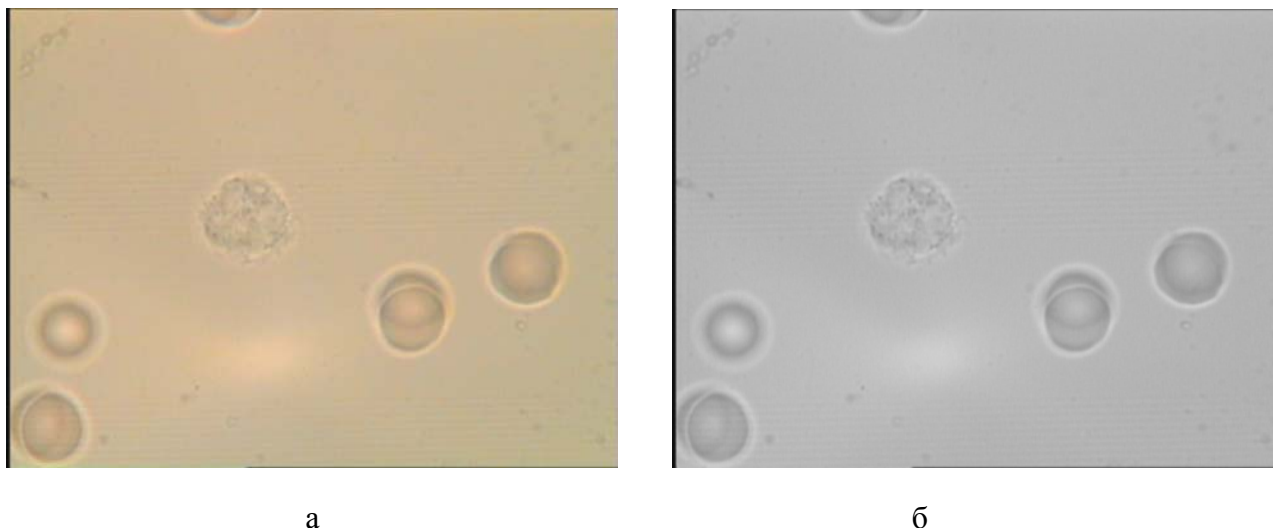


Рисунок 1 — Оригинальное (а) и исходное (б) изображения эритроцитов и нейтрофила (в центре)

Поиск контуров и элементов текстуры клеток осуществляли, используя исходное изображение, представленное в градациях серого цвета. Для выделения контуров объектов и их текстурных элементов предложили метод динамической пирамиды, суть которого изложена далее. Первым этапом алгоритма объединение на изображении соседних пикселей по следующему принципу. Прежде всего (шаг 0), рассчитывали среднее значение плотности (P_0) и дисперсию (σ_0). Затем (шаг 1), начиная от левого верхнего края изображения, для четырех пикселей, образующих квадрат, находили среднее значение плотности и присваивали его каждому из пикселей. Эту процедуру повторяли с каждой четверкой пикселей, следуя слева направо и сверху вниз. В случае наличия «лишних» пикселей на краях изображения, каждый из них исключали, заменяя значение плотности последнего из пикселей, вошедших в квадрат, на среднее между его плотностью и плотностью «лишнего пикселя». Таким образом, получали матрицу размером $[(m-a)/2] \times [(n-b)/2]$ ($a, b=0, 1$). По значениям плотности элементов матрицы рассчитывали среднее (P_1) и дисперсию (σ_1). Операцию повторяли до исчерпания возможности ее применения. На k -ом шаге приходили к прямоугольной матрице соответствующего размера со средним (P_k) и дисперсией (σ_k).

Изображения, полученные в результате проведения процедуры объединения соседних пикселей (построение пирамиды), представлены на рис. 2. Как видно из рисунка, на каждом шаге происходит изменение «качества» изображения. Число шагов в данном случае составило 8, вплоть до матрицы размером 3×4 . На рис. 2 приведены изображения, полученные на шагах 2–5). Далее контуры объектов все более размываются и подробности текстуры закономерно утрачиваются.

На следующем этапе необходимо выбрать из изображений, полученных в результате объединения пикселей, наиболее «контрастное» в смысле отличия текстурных элементов и контуров объекта от фона изображение. Для этого строили график зависимости $\sigma(k)$ и находили его минимум (рис. 3). Именно он соответствует наиболее контрастному в указанном смысле изображению по причине того, что на оригинальном снимке площадь фона существенно больше по сравнению с объектами. Это соотношение сохраняется и при последующих преобразованиях изображения. Следовательно, минимум дисперсии соответствует изображению, на котором фоновый шум минимален.

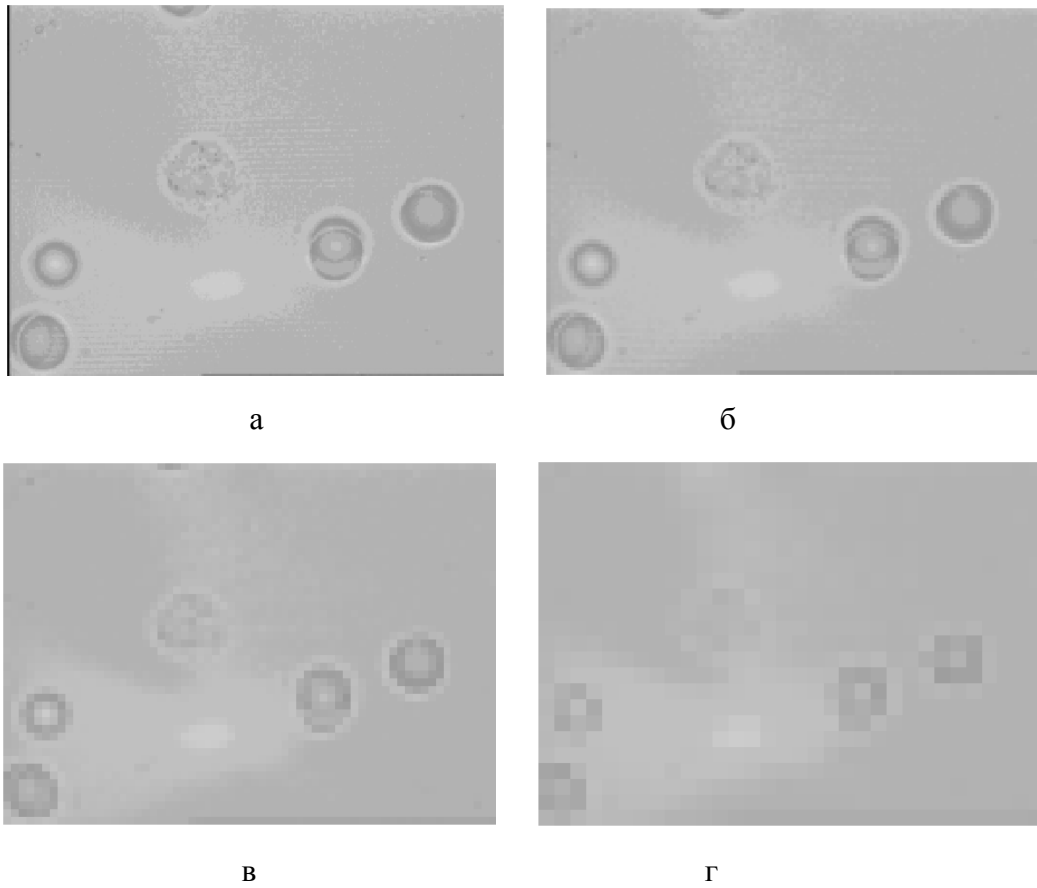


Рисунок 2 — Изображения, полученные при пошаговом построении динамичной пирамиды: 192×256 (а), 96×256 (б) , 48×64 (в) , 24×32 (г) пикселей

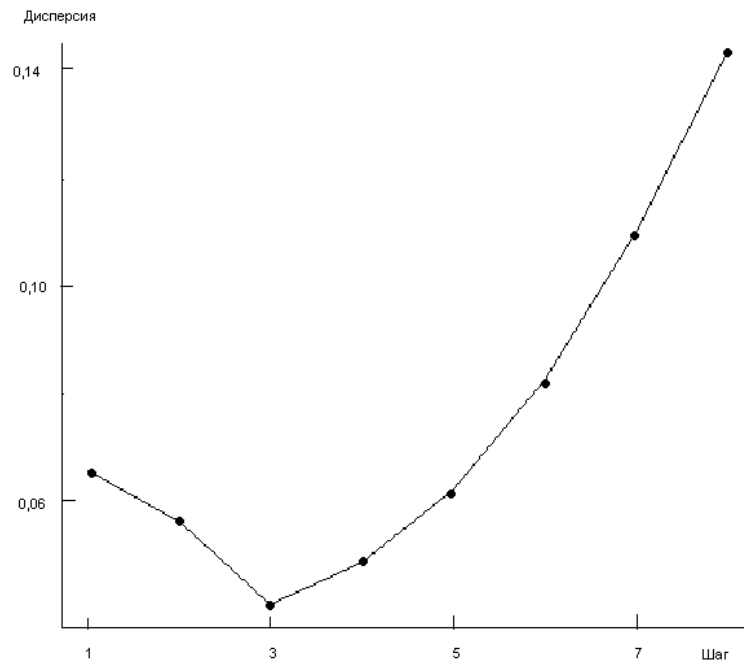


Рисунок 3 — Зависимость дисперсии от шага преобразования изображения (пояснение в тексте)

Зависимость дисперсии от шага преобразования изображения приведена на рис. 3. Как видно из рисунка, минимальное значение σ имеет место при $k = 3$. Изображение, для которого дисперсия минимальна (рис. 2в), использовали для выделения контуров объектов и элементов их текстуры.

Над матрицей этого изображения проводили процедуру дифференцирования плотности и находили длины векторов производных в их экстремумах. Эти величины скалярные и не зависят от того, возрастает или убывает анализируемая функция, то есть какой именно экстремум (минимум или максимум) имеет место. Результат последнего преобразования приведен на рис. 4.

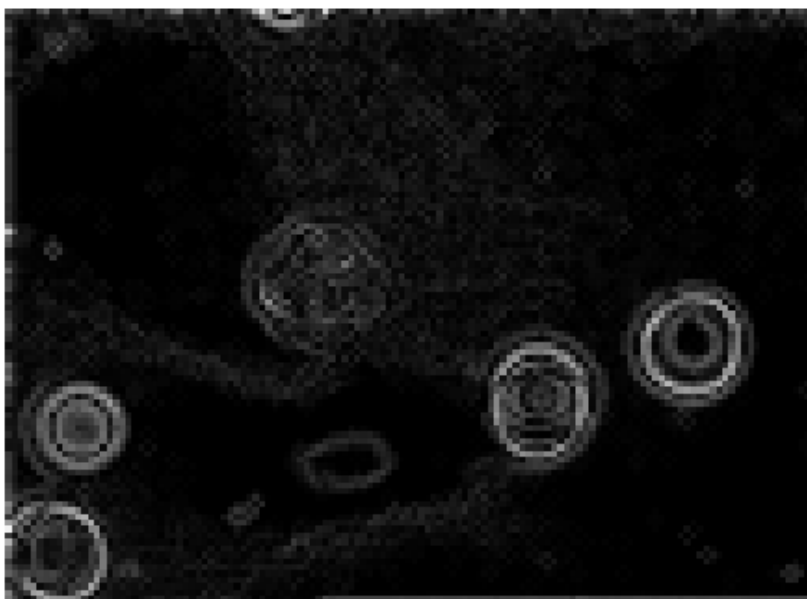


Рисунок 4 — Длины векторов производных плотности изображения, приведенного на рис. 2в

Следующим этапом была кластеризация плотностей. Минимальное число классов (кластеров), на которые можно разделить весь массив, по определению равно двум: фон и объект(ы). Однако на оригинальном и, соответственно на исходном, изображении в результате технических погрешностей работы видеокамеры имеются области, не принадлежащие ни к фону, ни к объектам, в которых белый цвет полностью отсутствует. На рис. 1 они видны в виде двух полос по левому краю (более широкая) и по части нижнего края справа (менее широкая). Поэтому минимальное число классов в данном случае равно трем. Кроме того, на оригинальное изображение содержит объекты двух видов: эритроциты и нейтрофил. По такой причине, следовательно, число классов может быть увеличено до четырех. При этом кластер наибольшего объема содержит информацию (шум) о фоне, кластер наименьшего объема — информацию (шум) о результатах технических погрешностей работы видеокамеры, а остальные (один или два) кластеры средних объемов — информацию об объектах. Изображения, полученные в результате кластеризации, представлены на рис. 5. На рисунке 5а приведены изображения для кластера среднего объема, а на рис. 5б — для второго по величине кластера.

Как видно при сопоставлении рис. 5 с оригинальным или исходным изображениями (рис.1), в первом случае оказываются хорошо локализованными эритроциты (рис 5а), тогда как во втором (рис. 5б) — эритроциты и нейтрофил. При этом последнее изображение, кроме того, к сожалению, оказывается несколько зашумленным. Тем не менее, точки, выделенные на изображении, приведенном на рис. 5а, естественно использовать в качестве опорных для

трассировки контуров (эритроциты) и области нахождения (нейтрофил) клеток. Далее, учитывая полученный результат, на изображении, приведенном на рис. 5б, достаточно просто избавиться от шума и выделить контуры нейтрофила и элементы текстуры клеток. Последний этап — выделение контуров объектов и элементов их текстуры — в итоге оказывается тривиальным и для его реализации можно использовать один из подходящих известных методов, например [5, 6].

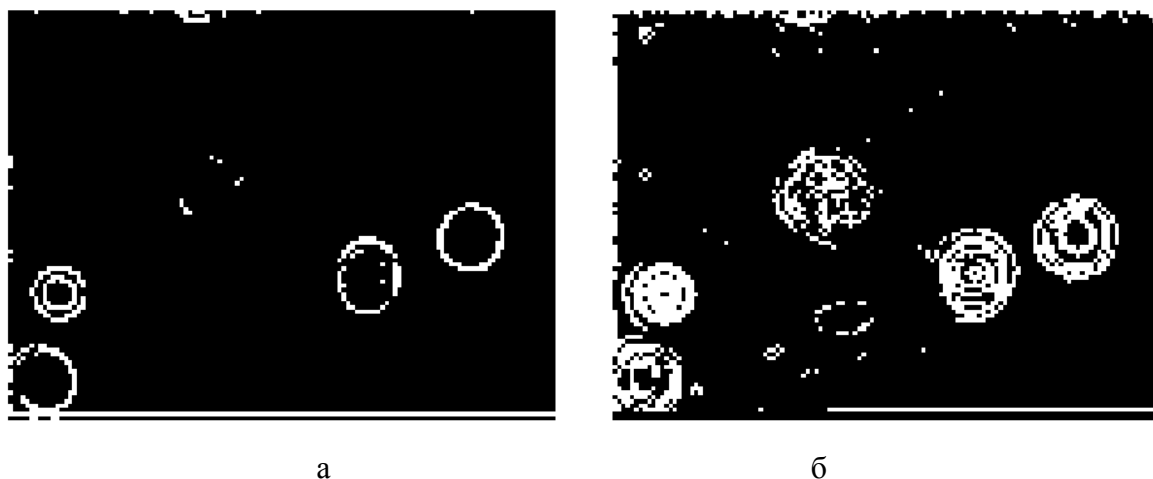


Рисунок 5 — Результаты кластеризации изображения, приведенного на рис. 4: кластер среднего объема при кластеризации на три класса (а), второй по величине кластер при кластеризации на четыре класса (б)

Заключение. Алгоритм выделения контуров и элементов их текстуры, включающий новый метод анализа — построение динамической пирамиды, апробирован на примере клеток крови. Полученные качественные результаты указывают на то, что разрабатываемый подход может быть использован в биомедицинской диагностике и для решения аналогичных задач относительно любых других объектов.

Литература

1. Ярославский Л. П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. — М.: Радио и связь. — 1987. — 296 с.
2. Dhawan A. P., Buelloni G., Gordon R. Enhancement of mammography features by optimal adaptive neighborhood image processing // *Trans. Med. Imaging*. — 1986. — V. 5. — P. 8–15.
3. Cosman P. C., Gray R.M., Olshe R. A. Evaluating quality of compressed medical images // *Proceedings of the IEEE “SNR, subjective rating, and diagnostic accuracy”*. — 1994. — V. 82, № 6. — P. 919–932.
4. Rosenfeld A., Troy E. B. Visual texture analysis // *Conference record of the Symposium on feature extraction and selection in pattern recognition*. — IEEE. — 1970. — V. 70. — P. 51.
5. Костюк Ю. Л., Новиков Ю. Л. Графовые модели цветных растровых изображений высокого разрешения // *Вестн. ТГУ*. — 2002. — № 275. — С. 153–160.
6. Костюк Ю. Л., Кон А. Б., Новиков Ю. Л. Алгоритмы векторизации растровых изображений на основе триангуляции и их реализация // *Вестн. ТГУ*. — 2003. — № 276. — С. 131–137.
7. Кухлинг Х. *Справочник по физике*. — М.: Мир, 1985. — 519 с.

Здано в редакцію:
12.03.2009р.

Рекомендовано до друку:
д.т.н, проф. Скобцов Ю.О.