

УДК 004.93

В.М. Долгов, Т.В. Селиверстова

**ПРИМЕНЕНИЕ ГЕНЕТИЧЕСКОГО АЛГОРИТМА ДЛЯ
ПОВЫШЕНИЯ ДОСТОВЕРНОСТИ СЕГМЕНТАЦИИ
НИЗКОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Аннотация. В работе предложен метод обработки изображений, который обеспечивает возможность повышения достоверности сегментации низкоконтрастных областей изображений по сравнению с традиционными методами обработки.

Ключевые слова: низкоконтрастные изображения, генетический алгоритм, сегментация изображений, совокупная межклассовая дисперсия, взвешенное среднее значение элементов класса, оптимальная последовательность границ кластеров.

Постановка проблемы. Для ряда практически важных задач, связанных с обработкой изображений, важнейшей процедурой является сегментация. Все последующие шаги обработки (выделение признаков, распознавание образов, классификация) зависят от качества сегментации. Для решения этой проблемы было предложено достаточно большое количество алгоритмов, однако до сих пор не существует универсального, который позволял бы оптимальным образом выполнять сегментацию изображений.

Для решения этой задачи в основном используются итеративные методы кластеризации, которые базируются на априорном задании количества кластеров и некотором выборе первоначального разбиения. При этом результат их применения существенно зависит от правильности оценки количества кластеров. Одним из таких методов является метод k-средних [6]. Известны также и многие другие методы кластеризации, они основываются на теории графов, нечетких множествах, эвристические и другие [5, 6]. Однако основными проблемами их практического применения являются стандартные оптимизационные сложности дискретного перебора, большое число локальных экстремумов, вычисление вырожденных решений, наличие кластеров различной конфигурации и размера.

© Долгов В.М., Селиверстова Т.В., 2010

Также характерной особенностью задач сегментации изображений является отсутствие какой-либо априорной информации о количестве и вероятностных характеристиках кластеров, а также классифицированной обучающей выборки. В этих условиях для анализа изображений целесообразно использовать алгоритмы кластеризации, базирующиеся на непараметрическом подходе [7]. В настоящее время в рамках этого подхода разработано достаточно много алгоритмов [2, 3], однако область их применения ограничена в силу больших вычислительных затрат и сложности процедуры настройки основных параметров. К тому же, вычислительная сложность известных алгоритмов кластеризации существенно растет при увеличении мощности исследуемого множества данных.

Таким образом, можно сказать, что в данной предметной области не существует определяющего алгоритма и не предложено универсального подхода, позволяющего оптимальным образом сегментировать изображения любых классов.

Целью работы является модификация алгоритма Отсу для осуществления сегментации низкоконтрастных изображений на любое заранее неизвестное число классов и сравнение получаемых на основе предложенного метода результатов с традиционно используемыми подходами. При соответствующей пороговой обработке необходимо вычислить значение совокупной межклассовой дисперсии, после чего сформировать оптимальную последовательность границ кластеров путем последовательного перебора всех возможных вариантов границ. Сформировавшаяся задача является NP-сложной, поэтому для ускорения получения ее решения целесообразно использовать генетический алгоритм.

Основная часть. Алгоритмы сегментации можно условно разделить на алгоритмы выделения контуров и алгоритмы выделения областей изображения. К последним относится так называемая сегментация по порогу, предполагающая отнесение пикселей, значение яркости которых выше некоторого заданного порога, к одному классу, а прочих – ко второму классу. Разновидностью таких методов является метод Отсу [4], позволяющий сегментировать исходное изображение на 2 класса. В данной работе соответствующий алгоритм был модифицирован для обеспечения классификации на любое наперед заданное число классов. При этом значение

совокупной межклассовой дисперсии (σB), используемое в качестве целевой функции генетического алгоритма, вычисляется как сумма межклассовых дисперсий между всеми классами. Для этого в работе применено соотношение (1):

$$\sigma B = \sum_{i=1}^{k-1} \sum_{j=i+1}^k \frac{w_i \cdot w_j \cdot (u_i - u_j)^2}{(j - i)} = \sigma B(Thr) \quad (1)$$

где k – количество кластеров, на которые производится разбиение;

w_i – вероятность попадания точки в класс i ;

Thr – набор порогов, по которым производится кластеризация изображения;

u_i – взвешенное среднее значение элементов класса i .

Исходно [4] это соотношение использовалось для сегментации только на 2 класса. Также в ней отсутствовал коэффициент $1/(j-i)$, введение которого авторами позволяет уменьшить влияние расстояния между несмежными кластерами на σB и, как следствие, улучшить качество кластеризации изображений.

Вероятность попадания точки в соответствующий класс в (1) находится как

$$w_i = p_r(C_i) = \sum_{i=M}^N p_i = w_i(M, N) \quad (2)$$

а взвешенное среднее значение элементов класса

$$u_i = \sum_{j=M}^N j \cdot P(j) = u_i(M, N) \quad (3)$$

В соотношениях (2) и (3) M , N – нижний и верхний уровни серого класса i соответственно; $P(j)$ – значение плотности распределения вероятности исходного изображения для яркости j .

Оптимальную последовательность границ кластеров получаем, когда $\sigma B(Thr)$ достигает максимума:

$$optThr = Arg\{Max\{\sigma B(Thr)\}\}, \quad (4)$$

где $optThr$ – это оптимальная последовательность границ для кластеризации.

Таким образом, при решении данной оптимизационной задачи необходимо получить глобальный максимум. Очевидно, что эта задача является NP-сложной, поэтому для ускорения работы был

использован генетический алгоритм [1], предполагающий выполнение следующих этапов: 1) кодирование последовательностью границ сегментов изображения; 2) создание начальной популяции; 3) определение целевой функции; 4) определение оператора выбора; 5) определение оператора кроссовера; 6) определение оператора мутации; 7) определение оператора миграции; 8) определение количества элиты.

Генетический алгоритм позволяет значительно сократить объём вычислений в данной ситуации, так как главным образом служит для поиска решений в очень больших пространствах, и чем больше число классов, тем существеннее выигрыш.

При этом, благодаря существованию критерия качества сегментации в данном методе, представляется возможным в автоматическом режиме определить оптимальное, с точки зрения целевой функции, число кластеров, что является существенным преимуществом представленного алгоритма с традиционными.

На рис. 1 представлены результаты обработки модельного (рис. 1 а) изображения предложенным методом (рис. 1 б) и методом k -средних [6] (рис. 1 в).

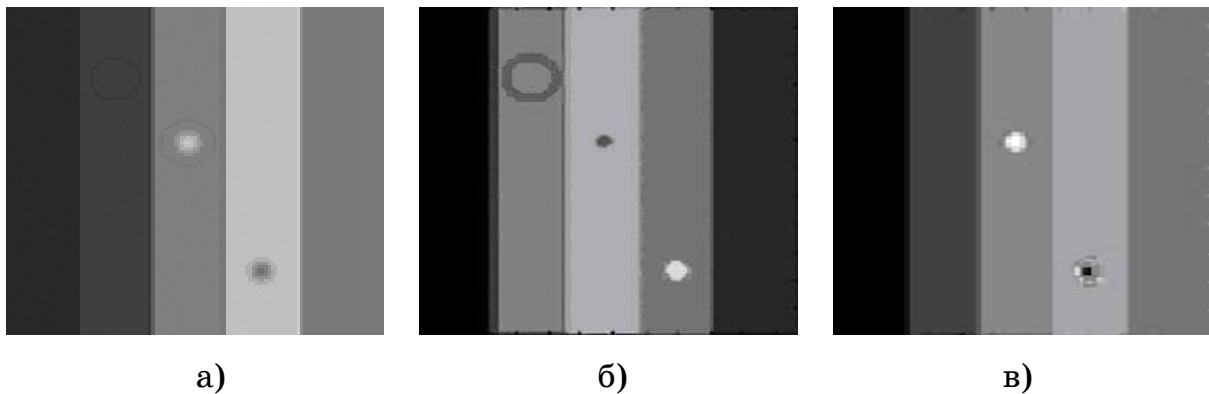


Рисунок 1 - Результаты обработки модельного изображения предложенным методом и методом k -средних

Приведенные результаты показывают, что после обработки модельного изображения предложенным методом появляется возможность обнаружить окружность, находящуюся в низкоконтрастной области, которая была совершенно неразличима на исходном изображении, и с помощью метода k -средних ее обнаружить не удалось, что демонстрирует высокую чувствительность сегментации низкоконтрастных областей предложенным методом.

Рис. 2 демонстрирует результаты сегментации эксперименталь-

ных (рис. 2 а, 2 г) изображений предложенным методом (рис. 2 б, 2 д) и с помощью алгоритма k-средних (рис. 2 в, 2 е).

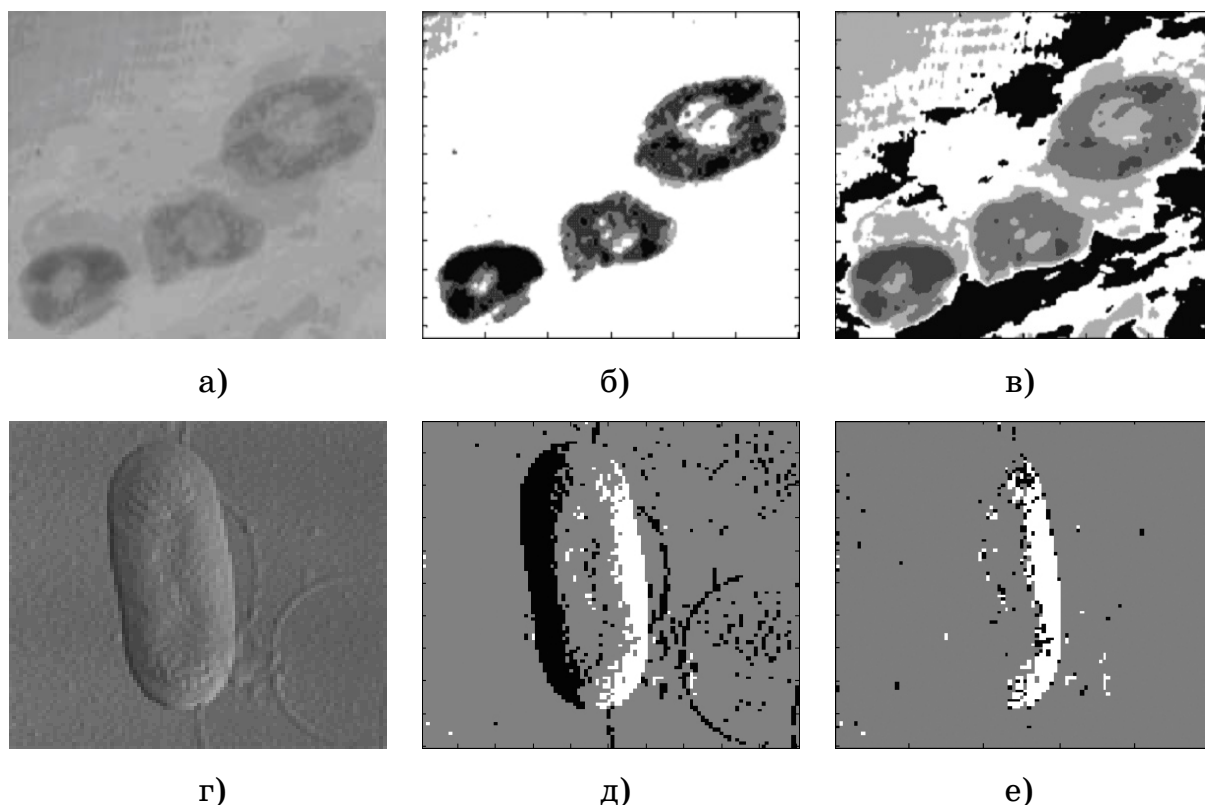


Рисунок 2 - Сравнение результатов обработки экспериментальных изображений предложенным методом и методом k-средних

Анализ результатов обработки экспериментального (рис. 2 а) изображения наглядно показывает, что с помощью предложенного метода (рис. 2 б) появляется возможность выделить объекты, слабо различимые на исходном изображении, а после обработки этого изображения методом k-средних на полученном изображении (рис. 2 в) выделяются ненужные области, что не удовлетворяет поставленной задаче. Эти результаты демонстрируют существенное повышение достоверности сегментации при обработке предложенным методом. Обработка экспериментального (рис. 2 г) изображения методом k-средних (рис. 2 е) позволяет выделить только часть объекта, находящегося на исходном изображении, и не дает возможности выделить весь объект, что позволяет обработка изображения предложенным методом (рис. 2 д). Таким образом, представленные на рис. 1 и рис. 2 результаты наглядно показывают преимущества обработки низкоконтрастных изображений предложенным методом по сравнению с методом k-средних.

Выводы и перспективы дальнейших исследований. Таким образом, использование предложенного в статье метода обеспечивает высокое качество сегментации низкоконтрастных полутоновых изображений. Получаемые в результате применения метода данные могут быть использованы для осуществления последующих шагов обработки изображений при решении реальных практических задач. Перспективы дальнейших исследований по проблематике роботы связаны с усовершенствованием предложенного метода сегментации для обработки цветных изображений.

ЛИТЕРАТУРА

1. Chun-mei W. Maximum Variance Image Segmentation Based on Improved Genetic Algorithm / W. Chun-mei, W. Su-zhen, Z. Chong-ming, Z. Jun-zhong // Software Engineering, Artificial Intelligence, Networking and Parallel/Distributed Computing. – V. 2. – 2007. – P. 491 - 494.
2. Comaniciu D., Meer P. Distribution free decomposition of multivariate data // Pattern Analysis and Applications. – Vol. 2. – 1999. – P. 22 - 30.
3. Halkidi M. On Clustering Validation Techniques / M. Halkidi, V. Batistakis, M. Vazirgiannis // Journal of Intelligent Information Systems, Kluwer Academic Publishers. Manufactured in The Netherlands. – V. 17. – 2001. – P. 107 - 145.
4. Otsu N. A. A Threshold Selection Method from Gray-level Histograms / N. A. Otsu // IEEE Transactions Systems, Man, Cybernetics – V. 9. – 1979. – P. 62 - 66.
5. Айвазян С. А. и др. Прикладная статистика: Классификация и снижение размерности // М. Финансы и статистика, 1989, 607 с.
6. Дуда Р., Харт П. Распознавание образов и анализ сцен // Издательство «Мир», Москва, 1976, 511 с.
7. Фукунага К. Введение в статическую теорию распознавания образов // М.: Наука, 1979. С. 176 - 205.

Получено 30.01.2010г.