

УДК 621.391

И.К. ВАСИЛЬЕВА, Е.А. ПАНКРАТОВА*Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского "ХАИ", Украина***МОРФОЛОГИЧЕСКАЯ ОБРАБОТКА ИЗОБРАЖЕНИЙ В ПСЕВДОЦВЕТАХ КАК СПОСОБ ПОВЫШЕНИЯ ПРАВДОПОДОБНОСТИ КЛАССИФИКАЦИИ**

Предложен способ повышения правдоподобности классификации образов, основанный на морфологической фильтрации изображений в псевдоцветах, и рассмотрены приложения, для которых целесообразно его применение. Разработан алгоритм цифровой обработки, использующий в качестве исходных данных результаты статистического поэлементного распознавания классов клеток по одноканальным изображениям микропрепаратов крови. Полученные результаты позволяют рекомендовать использовать данный подход при разработке интеллектуальных систем распознавания образов.

Ключевые слова: обработка изображений, классификация, топологические признаки, продукционная модель, база знаний.

Введение

Эффективность алгоритмов анализа изображений в первую очередь определяется точностью классификации образов. При поэлементной классификации устанавливается принадлежность каждого пикселя изображения к определенному классу. Количественными идентификационными характеристиками точки изображения с пространственными координатами (x, y) являются значения интенсивности сигналов в каналах приема информации. Обучающие образы каждого класса используются для вычисления оценок параметров соответствующей дискриминантной функции, после чего структура классификатора становится фиксированной, и качество его работы будет зависеть только от того, насколько хорошо реальные совокупности образов отвечают эталонным описаниям классов объектов.

При статистическом подходе к построению многоальтернативного решающего правила считают, что контрольная выборка \bar{x} (измеренные значения сигнальных признаков в текущем пикселе изображения) принадлежит классу a_n , $1 \leq n \leq N$, для которого функция правдоподобия максимальна [1]:

$$f(\bar{x}|a_n) = \max_{1 \leq k \leq N} \{f(\bar{x}|a_k)\} \Rightarrow \bar{x} \in a_n. \quad (1)$$

Поскольку на практике плотности $f(\bar{x}|a_k)$ либо полностью неизвестны, либо, в лучшем случае, известен их вид, но неизвестны параметры, то в правило (1) подставляются оценки $\hat{f}(\bar{x}|a_k)$, получаемые на этапе обучения. Т.о., поэлементная классификация пикселей сегментирует изображение на области, относящиеся к различным классам. Путем цветового кодирования результаты распознавания можно пред-

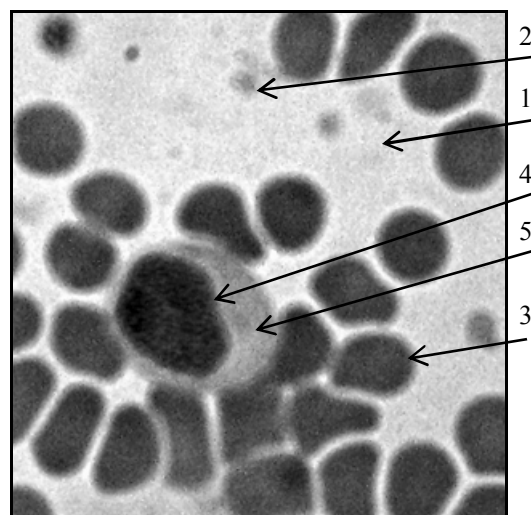
ставить в виде N -арного изображения в псевдоцветах (N – число классов). Ошибки автоматического распознавания при этом визуально проявляются в нарушении топологических свойств эталонных множеств (появление несвязных компонент, отдельных изолированных точек, незамкнутых контуров, дыр в объектах). Условно говоря, подобные ошибки классификации на изображении можно считать своего рода помехами, причем информация о характеристиках этого шума априори отсутствует, однако зачастую имеются сведения об эталонных образах различных классов. Для повышения правдоподобности классификации образов к полученному изображению в псевдоцветах целесообразно применять методы фильтрации. В этом случае необходимо либо проводить предварительный анализ свойств помех для обрабатываемого изображения в интерактивном режиме [2, 3], либо использовать алгоритмы устойчивой локально-адаптивной обработки [4 – 6]. Положения скользящих окон определяются в соответствии с данными статистического поэлементного распознавания (выбирается участок изображения, содержащий преимущественно пиксели одного цвета, т.е. одного класса); размеры окон устанавливаются по эквивалентным размерам эталонов образов соответствующего класса. Т.о., при таком подходе используются морфологические методы, оперирующие с дескрипторами областей: целью постклассификационной обработки изображений является выявление топологических свойств объектов, описание основных связей и закономерностей во вторичном структурном признаковом пространстве, что позволит затем выполнить морфологическую обработку – устранение ошибок поэлементной классификации. Последовательность операций обработки при этом подбирается эмпирически путем комбинирования нужных морфо-

логических функций (размыкания, замыкания, усечения, заполнения областей и т.п.) [7]. Таким образом, целью данной работы являлось исследование применимости алгоритмов морфологической фильтрации для уменьшения количества ошибок поэлементного статистического распознавания образов.

1. Алгоритм распознавания объектов на оптических изображениях микропрепаратов крови

Визуально-микроскопический анализ крови является одним из самых распространенных методов медицинской диагностики, при этом выполняется он, в основном, вручную (по крайней мере, в отечественных клинических лабораториях). Недостатками ручного метода являются низкая точность результатов, субъективность оценок, высокая трудоемкость, малый объем выборки анализируемых частиц. Для решения актуальной задачи автоматизации процедуры общего анализа крови, в первую очередь, требуется разработка алгоритмов, обеспечивающих достоверную автоматическую классификацию форменных элементов крови. Это позволит в дальнейшем выделить на изображении все объекты одного класса и провести ряд дополнительных количественных и качественных исследований, например, статистическую обработку, включающую построение гистограмм в разных каналах приема изображения, оценки численных характеристик эмпирических распределений, автоматический подсчет количества клеток различных классов.

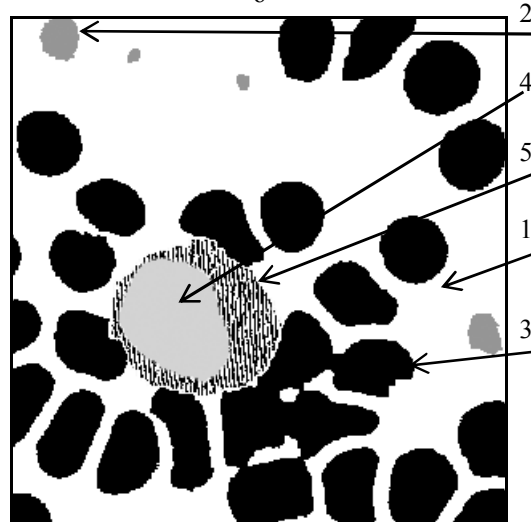
На оптических снимках окрашенных микропрепаратов крови можно выделить четыре основных класса объектов, различающиеся по цвету: плазма, тромбоциты, эритроциты и лейкоциты (ядро и цитоплазма). Однако цветовые признаки классов сильно зависят от различных схем окраски препаратов, качества реагентов, технологии окрашивания, поэтому эталонные описания классов, базирующиеся на цветовых моделях, например, RGB, могут быть неадекватны реальным образам объектов на исследуемом изображении. Если же использовать только яркостную информацию, то достоверность распознавания оставляет желать лучшего. Так, на рис. 1, а, б представлены одноканальное изображение микропрепарата крови и визуализация результатов его поэлементного статистического распознавания: каждому пикселю изображения ставилось в соответствие значение признака (интенсивность сигнала), решение о классе принималось по методу максимального правдоподобия (1) и текущий пиксель маркировался цветом распознанного класса. Для сравнения на рис. 1, в продемонстрированы результаты дальнейшей обработки изображения в псевдоцветах, полученного после статистической классификации.



а



б



в

Рис. 1. Исходное одноканальное изображение препарата крови (а) и результаты двухэтапной обработки – статистическое распознавание (б) и последующая морфологическая фильтрация (в): 1 – плазма (белый цвет); 2 – тромбоцит (темный серый); 3 – эритроцит (черный); 4 – ядро лейкоцита (светлый серый); 5 – цитоплазма лейкоцита

Как видно на рис. 1, б, структура распознанных объектов неоднородна, контуры изрезаны, имеется большое количество ошибок классификации. В частности, цитоплазма лейкоцита отнесена к классу «тромбоцит», у образцов эритроцитов появились контуры класса «тромбоцит», образы тромбоцитов имеют малоразмерные области класса «эритроцит» и вкрапления класса «лейкоцит», на фоне плазме имеются как изолированные точки, так и крупно-размерные несвязные объекты сложной конфигурации, классифицированные как «тромбоцит». Информацию об образах ошибок распознавания и топологических дескрипторах эталонных образов (форма, размеры, показатель связности и пр.) можно использовать для повышения достоверности распознавания. Процедура принятия решения в этом случае может быть реализована в виде вывода на знаниях, как это принято в экспертных системах [8].

Ядром экспертной системы является база знаний, состоящая из декларативных (факты, понятия) и процедурных знаний (правила и действия), используемых при решении конкретной узкоспециализированной задачи. В данном случае, декларативные знания – это описания топологических свойств эталонов классов и образов ошибок распознавания: форма областей, максимальная и минимальная площади областей (число пикселей одного цвета), число отверстий, число связных компонент, взаимное расположение объектов разных классов и т.п. Эвристические процедурные описания представляют собой правила обработки изображений с целью устранения выявленных ошибок поэлементной классификации. По сути, предлагаемый алгоритм – локально-адаптивная морфологическая фильтрация изображения в псевдоцветах (цвет каждого пикселя соответствует наиболее правдоподобию классу). При этом размеры окна фильтра изменялись в зависимости от характеристических размеров выделяемого класса. Координаты положения окна (x_0, y_0) для k -го класса определились по максимуму числа пикселей, отнесенных к k -му классу. Для их поиска был использован метод покоординатного спуска с ограничением по числу итераций. Ограничение накладывалось для того, чтобы расстояние от исследуемой точки (x_i, y_j) до оптимальной точки (x_0, y_0) не превышало характеристического диаметра эталона данного класса. Последовательность выполняемых морфологических функций в выделенном окне подбиралась таким образом, чтобы максимально устранить ошибки поэлементной классификации, выявленные по результатам визуального анализа изображений в псевдоцветах: сгладить контуры, разорвать узкие перешейки, убрать острые выступы, заполнить узкие углубления и небольшие отверстия, удалить изолированные точки. Кроме того, при

уточнении решения о классе текущего пикселя учитывался метод k -ближайших соседей: точке изображения с координатами (x_i, y_j) присваивалась метка (цвет) класса a_n , если четыре ее ближайших соседа (x_{i-1}, y_j) , (x_{i+1}, y_j) , (x_i, y_{j-1}) , (x_i, y_{j+1}) тоже принадлежат данному классу.

На основании декларативных знаний об образах ошибочных решений были сформированы правила преобразования – переклассификации элементов изображения в выделяемом окне. Для представления процедурных знаний использовалась продукционная модель [8], оперирующая с выражениями общего вида «ЕСЛИ (условие), ТО (действие)». Ниже представлен фрагмент базы правил для вторичной морфологической обработки классифицированных оптических изображений микропрепаратов крови. Для простоты записи приняты следующие обозначения: Σ^k – суммарное количество пикселей, имеющих цвет, назначенный классу a_k , S^k – площадь области (в пикселях), занимаемой на изображении объектом класса a_k , $p(x, y)$ – текущий элемент изображения, (x_0, y_0) – координаты положения окна.

Правило:

ЕСЛИ ($k = 2$) [текущий элемент отнесен к классу № 2 «тромбоцит»], ТО:

– определить координаты положения окна (x_0, y_0) ;

– установить размеры скользящего окна $h_x^k \times h_y^k$;

– ЕСЛИ ($\Sigma^2 < S_{\min}^2$) И ($\Sigma^3 + \Sigma^4 = 0$ [в окне нет объектов классов № 3 «эритроцит» и № 4 «лейкоцит»]), ТО $\forall p(x, y): 2 \leftarrow 1$ [всем элементам в окне заменить маркер «тромбоцит» (2) на «плазма» (1)].

Результаты морфологической обработки изображений в псевдоцветах, как отмечалось выше, представлены на рис. 1, в (без операции размыкания). Очевидно, что в этом случае существенно уменьшилось количество ошибок статистического поэлементного распознавания образов.

Заключение

Одним из возможных путей увеличения достоверности распознавания является повышение размерности признакового пространства. В данной работе для классификации образов использованы и сигнальные, и топологические признаки объектов. Предлагаемая процедура вторичной обработки изображения включает два этапа. На первом выполняется поэлементная статистическая классификация, результаты которой представляются в виде сегментированного

изображения в псевдоцветах. Второй этап – морфологическая фильтрация, последовательность и содержание операций которой определяются эмпирической базой знаний образов и ошибок распознавания и эталонов различных классов. Для формирования базы декларативных и процедурных знаний требуются результаты анализа визуального представления результатов поэлементной классификации тестового изображения и априорная информация о топологических свойствах эталонных образов классов.

Рассмотренный подход может быть использован при проектировании экспертных систем для решения задач распознавания и диагностики.

Литература

1. Фомин, Я.А. Статистическая теория распознавания образов [Текст] / Я.А. Фомин, Г.П. Тарловский. – М.: Радио и связь, 1986. – 264 с.
2. Pratt, W.K. Digital Image Processing. Fourth Edition [Text] / W.K. Pratt. – NY, USA: Wiley-Interscience, 2007. – 807 p.
3. Обработка случайных сигналов и процессов: учебное пособие [Текст] / А.Н. Беседин, А.А. Зелен-

ский, Г.П. Кулемин, В.В. Лукин. – Х.: Нац. аэрокосм. ун-т «Харьк. авиац. ин-т», 2005. – 469 с.

4. Local Adaptive Filtering of Images Corrupted by Nonstationary Noise [Text] / V.V. Lukin, D.V. Fevraliev, N.N. Ponomarenko, O.B. Pogrebnyak, K. Egiazarian, J. Astola // Proceedings of International Conference "Image Processing: Algorithms and Systems". – San Jose, USA, 2009. – SPIE Vol. 7245. – 12 p.

5. Применение устойчивых оценок параметров выборки данных при обработке изображений [Текст] / А.А. Роечко, Д.В. Февралев, Н.Н. Пономаренко, В.В. Лукин // Восточноевропейский журнал передовых технологий. – 2007. – № 3/2 (27). – С. 21 – 31.

6. Обнаружение однородных участков изображений на основе тестов на гауссовость [Текст] / П.Е. Ельцов, С.К. Абрамов, М.Л. Усс, В.В. Лукин // Радиоелектронні і комп'ютерні системи. – 2011. – № 1 (49). – С. 38 – 45.

7. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений [Текст] / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.

8. Смолин, Д.В. Введение в искусственный интеллект: конспект лекций [Текст] / Д.В. Смолин. – М.: Физматлит, 2004. – 208 с.

Поступила в редакцию 3.09.2011

Рецензент: д-р техн. наук, проф., проф. каф. приема, передачи и обработки сигналов В.В. Лукин, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков.

МОРФОЛОГІЧНА ОБРОБКА ЗОБРАЖЕНЬ У ПСЕВДОКОЛЬОРАХ ЯК ЗАСІБ ПІДВИЩЕННЯ ПРАВДОПОДІБНОСТІ КЛАСИФІКАЦІЇ

І.К. Васильєва, Є.О. Панкратова

Запропоновано спосіб підвищення правдоподібності класифікації образів, заснований на морфологічній фільтрації зображень у псевдокольорах, і розглянуті застосування, для яких доцільно його застосування. Розроблено алгоритм цифрової обробки, що використовує в якості вихідних даних результати статистичного поелементного розпізнавання класів кліток за одноканальними зображеннями мікропрепаратів крові. Отримані результати дозволяють рекомендувати використовувати даний підхід при розробці інтелектуальних систем розпізнавання образів.

Ключові слова: обробка зображень, класифікація, топологічні ознаки, продукційна модель, база знань.

MORPHOLOGICAL PROCESSING OF IMAGES IN PSEUDOCOLORS AS A METHOD OF CLASSIFICATION IMPROVING

I.K. Vasilyeva, E.A. Pankratova

A method of increasing of image classification reliability that based on morphological filtration of images in pseudocolors is proposed, and applications for which the use of his is expedient are considered. Algorithm of digital image processing that makes use as input data the results of statistical pixel-by-pixel identification of cells' classes by the single-channel images of microscopic blood specimens is developed. The finding allows recommending the suggested approach to be used at design of intelligence systems for pattern recognition.

Key words: image processing, classification, topological signatures, production model, knowledgebase.

Васильєва Ирина Карловна – канд. техн. наук, доцент кафедри виробництва радіоелектронних систем летальних апаратів, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина, e-mail: i.vasilyeva@mail.ru.

Панкратова Евгения Александровна – магистрант кафедри виробництва радіоелектронних систем летальних апаратів факультета радіоелектронних систем летальних апаратів, Национальный аэрокосмический университет им. Н.Е. Жуковского «ХАИ», Харьков, Украина.