

УДК 004.93

П.А. Шагалова, А.Д. Ерофеева, М.М. Орлова, Ю.С. Чистякова, Э.С. Соколова

## ИССЛЕДОВАНИЕ АЛГОРИТМОВ ПРЕДОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ПОВЫШЕНИЯ ЭФФЕКТИВНОСТИ РАСПОЗНАВАНИЯ МЕДИЦИНСКИХ СНИМКОВ

Нижегородский государственный технический университет им. Р.Е. Алексеева

Проведено исследование алгоритмов предобработки изображений с целью повышения качества распознавания объектов на медицинских снимках эритроцитов, деформированных в сдвиговом потоке. Выполнено сравнение алгоритмов предобработки изображений на основе совокупности показателей качества распознавания объектов на изображениях. Описаны преимущества и недостатки исследованных алгоритмов, определены подходы, позволяющие оптимизировать задачу предобработки изображений для распознавания объектов на медицинских снимках.

*Ключевые слова:* бинаризация, алгоритмы предобработки изображения, оценка качества распознавания.

### Введение

Задача автоматизации процесса распознавания объектов на изображении является актуальной во многих сферах деятельности. Поскольку изображение может быть искажено шумами, иметь неравномерную яркость, засвеченные или затемненные области, для качественного распознавания объектов на изображении необходимо выполнить его предварительную обработку. Важно выбрать способ очистки изображения от помех, не вызывающий значительных искажений изображения с целью сохранения объектов распознавания. В настоящей статье представлено исследование алгоритмов предобработки изображения с целью повышения качества распознавания объектов на медицинских снимках.

### Постановка задачи

В данной работе исследуются объекты на изображениях, полученных с устройства для деформации эритроцитов в сдвиговом потоке [1]. Примеры объектов поиска на изображениях представлены на рис. 1.

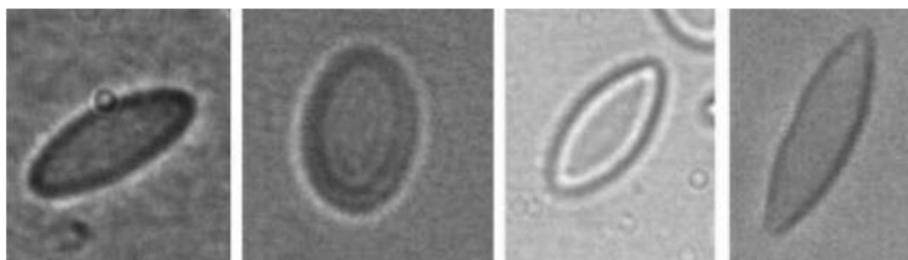


Рис. 1. Искомые объекты на изображениях

Для распознавания объектов на полутоновых изображениях необходимо выполнить бинаризацию – преобразовать полутоновое изображение в черно-белое, где пиксели могут принимать одно из двух значений: 0 или 1. Известно, что применение алгоритмов бинаризации искажает исследуемое изображение – возникает потеря целостности объектов, их наложение, слияние, что не позволяет в дальнейшем провести качественный поиск объектов ин-

интереса на изображении. Повышение качества бинаризации и предобработки изображений является актуальной задачей при построении систем компьютерного зрения для решения задач распознавания объектов на изображениях в разных прикладных областях. Объекты, полученные в результате применения алгоритмов бинаризации, считаются искомыми объектами на изображениях.

Качество распознавания объектов на изображении определяется качеством бинаризации изображения, которое, в свою очередь, зависит от подбора алгоритма бинаризации и настройки его параметров, позволяющих наилучшим образом решить поставленную задачу. Также имеет значение качество предобработки входных данных для алгоритмов поиска объектов на изображении. Для поиска деформированных эритроцитов на изображениях были исследованы методы адаптивной бинаризации, а именно: методы Ниблэка, Бернсена, Оцу и метод Зака, а также применены следующие виды фильтрации шумов: двусторонний фильтр, сглаживание путем усреднения, фильтр Гаусса, медианный фильтр, нелокальный метод фильтрации. Исследование с целью повышения качества изображений было выполнено в следующем порядке: сначала были исследованы алгоритмы бинаризации по выбранным метрикам, затем были предприняты попытки улучшить результаты бинаризации, используя различные фильтры и методы математической морфологии для удаления шума.

Был проведен анализ известных метрик для оценки качества работы исследуемых алгоритмов, в результате были выбраны такие метрики как точность, полнота и  $F$ -мера. Дадим определения используемых в данном исследовании метрик [2].

Точность (*precision*) – отношение объектов, распознанных системой как основной класс (и при этом действительно являющихся объектами основного класса), ко всем объектам, найденным системой как основной класс (1):

$$\text{precision} = \frac{TP}{TP+FP}, \quad (1)$$

где  $TP$  – количество найденных системой объектов основного класса,  $FP$  – количество ложных срабатываний.

Полнота (*recall*) – отношение объектов, распознанных системой как основной класс (и при этом действительно являющихся объектами основного класса) к общему количеству объектов основного класса (2):

$$\text{recall} = \frac{TP}{TP+FN}, \quad (2)$$

где  $TP$  – количество найденных системой объектов основного класса,  $FN$  – количество объектов основного класса, не распознанных системой.

В реальных условиях достичь максимальных значений точности и полноты одновременно достаточно сложно, следовательно, приходится находить компромиссные решения. Необходима метрика, рассчитываемая на основании точности и полноты, которая может быть использована как агрегированный критерий качества. Такой метрикой является  $F$ -мера (3):

$$F\text{-measure} = \frac{2}{\frac{1}{\text{precision}} + \frac{1}{\text{recall}}} \quad (3)$$

Как видно из формулы (3),  $F$ -мера достигает единицы, когда значения полноты и точности равны единице, и стремится к нулю, если значения полноты или точности стремятся к нулю.

### Анализ методов бинаризации

При проведении исследований из медицинской базы данных были выбраны 20 изображений с различным уровнем шума, разной плотностью объектов поиска, сделанных при различном уровне освещения. К выбранному множеству изображений были применены методы бинаризации, а именно методы Ниблэка, Бернсена, Оцу и метод Зака. Описание

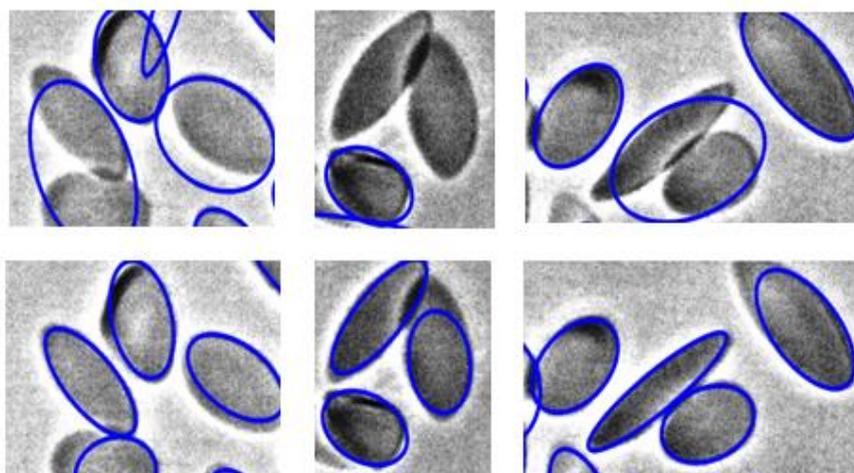
принципа работы данных алгоритмов представлено в источниках [3-6]. В результате исследований для методов Бернсена и Ниблэка параметры были подобраны эмпирически. Для метода Ниблэка размер окна составил 25, значение коэффициента  $k$  было выбрано равным 0,2 (оно используется при расчете порогового уровня яркости). Для метода Бернсена размер окна также составил 25, а порог яркости был выбран равным 20. Методы Зака и Оцу не требуют выбора и настройки дополнительных параметров. Результаты оценки алгоритмов бинаризации по выбранным метрикам приведены в табл. 1.

Таблица 1

## Оценка качества методов бинаризации

Метод	Точность	Полнота	F-мера
Ниблэка	0,95	0,82	0,88
Бернсена	0,93	0,81	0,86
Зака	0,89	0,62	0,73
Оцу	0,89	0,78	0,83

Анализ полученных данных позволил выявить особенности исследуемых изображений, а также сильные и слабые стороны каждого алгоритма бинаризации. Несмотря на то, что метод Оцу продемонстрировал более низкие показатели точности и полноты по сравнению с методами Ниблэка и Бернсена (табл. 1), у него есть преимущество перед указанными алгоритмами при обработке соприкасающихся эритроцитов. Пример распознавания соприкасающихся эритроцитов методом Оцу в сравнении с обработкой тех же изображений методом Бернсена представлен на рис. 2.



**Рис. 2. Пример распознавания соприкасающихся эритроцитов:**  
сверху – применение метода Бернсена, снизу – метода Оцу

Также в процессе исследования было выяснено, что для части входных изображений характерно большое количество шума типа «соль», который представляет собой множество белых пикселей, случайным образом разбросанных по изображению. Гистограмма такого изображения представлена на рис. 3.

В правой крайней части гистограммы можно наблюдать выраженный пик (выброс), значение которого более чем в два раза превосходит все остальные столбцы гистограммы (этот пик соответствует большому количеству белых пикселей). Исследования показали, что метод Оцу и метод Зака чувствительны к шуму данного типа. Пример результата обработки изображения с шумом типа «соль» методом Зака в сравнении методом Ниблэка представлены на рис. 4.

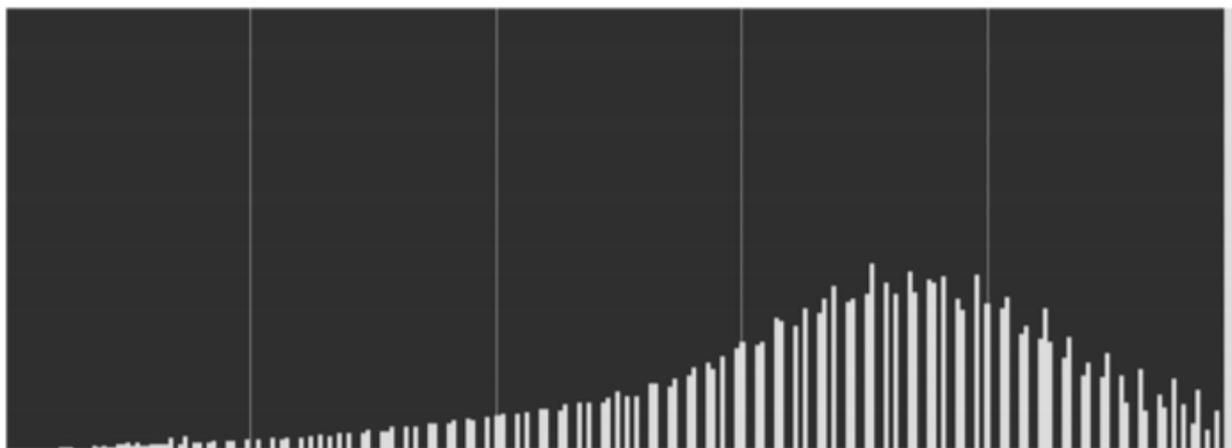


Рис. 3. Пример гистограммы изображения с шумом типа «соль»

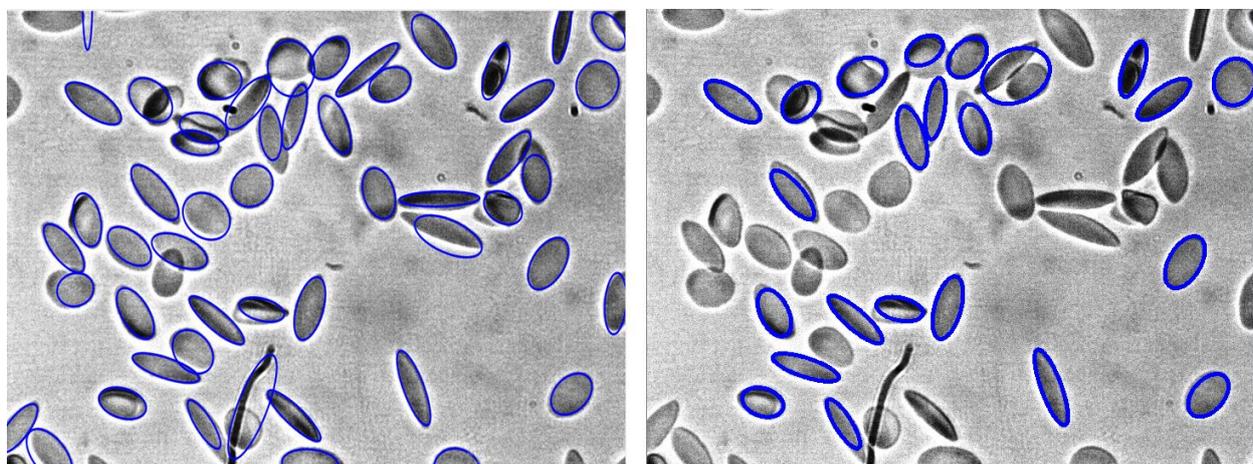
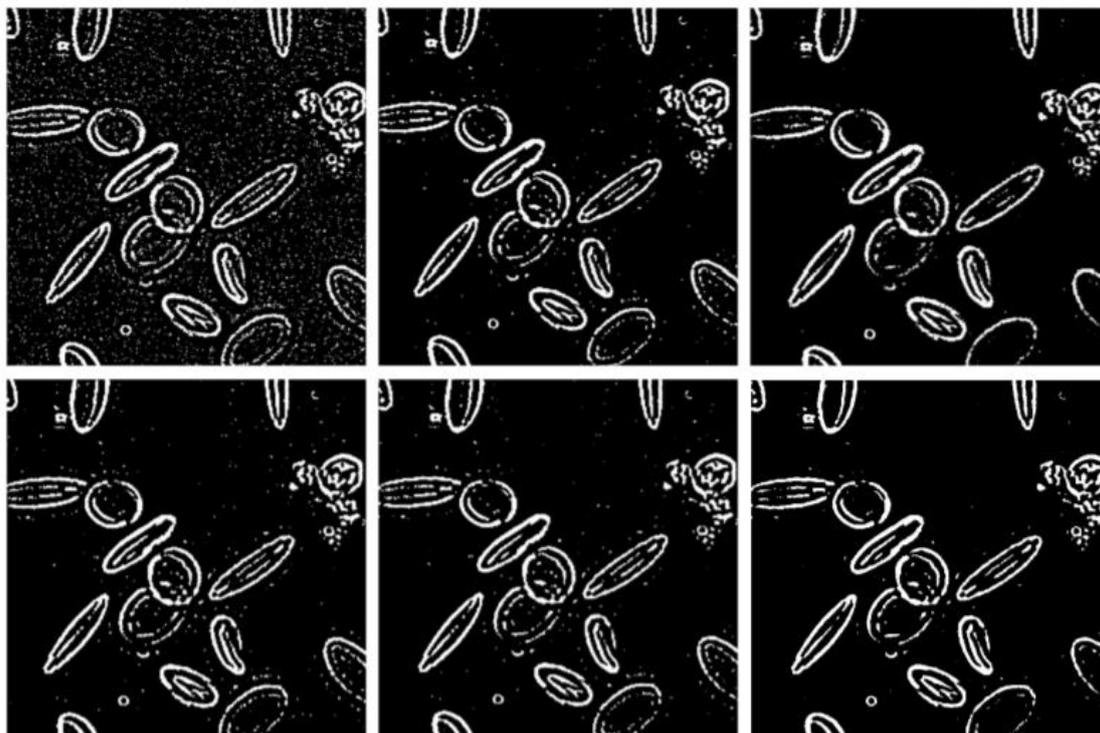


Рис. 4. Пример распознавания объектов на изображениях с шумом типа «соль»: слева – метод Ниблэка, справа – метод Зака

#### Анализ методов шумоподавления

Анализ результатов работы алгоритмов бинаризации изображений, представленных в предыдущем разделе, показал необходимость применения методов шумоподавления. Для сравнения были выбраны пять методов фильтрации: фильтр Гаусса, двусторонний фильтр, медианный фильтр, сглаживание путем усреднения, нелокальная фильтрация. Параметры каждого исследуемого метода предобработки медицинских изображений подобраны эмпирически. Для медианного фильтра, сглаживания путем усреднения и фильтра Гаусса в результате исследований был выбран размер ядра равным 5, стандартные отклонения по осям  $O_x$  и  $O_y$  – равными 3. Выбранный размер ядра 5 обеспечивает удаление мелких шумов, не стирая при этом тонкие границы объектов. Для двустороннего фильтра диаметр окрестности пикселя был выбран равным 30, а значения параметров  $\sigma_{Color}$  (стандартное отклонение в цветовом пространстве) и  $\sigma_{Space}$  (стандартное отклонение в пространстве координат) равными 60. Для метода нелокальной фильтрации эмпирически были подобраны следующие значения параметров: 21 – размер окна (используется для вычисления взвешенного среднего для данного пикселя), 10 – сила шумоподавления, 5 – размер шаблона участка, который используется при вычислении весов. На рис. 5 представлены результаты сравнения указанных методов фильтрации.

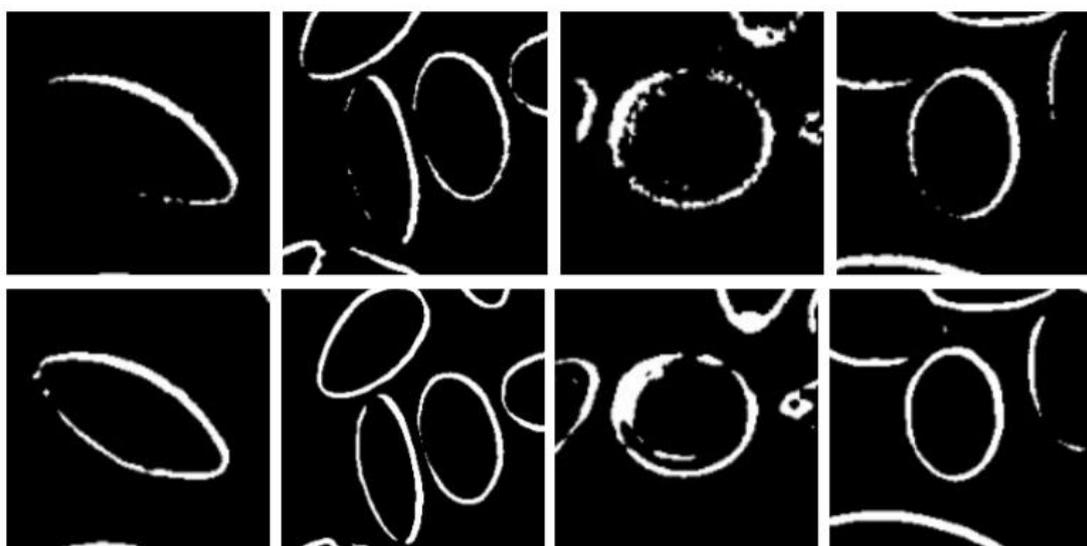


**Рис. 5. Применение методов фильтрации**

*Верхний ряд, слева направо: изображение без фильтрации, применение фильтра Гаусса, применение двустороннего фильтра.*

*Нижний ряд, слева направо: применение медианного фильтра, сглаживание путем усреднения, нелокальная фильтрация*

Как можно видеть из рис. 5, двусторонний фильтр и метод нелокальной фильтрации убирают большую часть шума. При этом применение двустороннего фильтра в некоторых случаях ухудшает качество распознавания, так как он сохраняет границу объекта хуже, чем метод нелокальной фильтрации (рис. 6).



**Рис. 6. Сравнение метода нелокальной фильтрации и двустороннего фильтра**  
*Верхний ряд – применение двустороннего фильтра, нижний ряд – нелокальная фильтрация*

Таким образом, наиболее эффективным инструментом предобработки для решения поставленной задачи является метод нелокальной фильтрации. Применение данного метода позволило повысить точность всех алгоритмов бинаризации. Результаты оценки работы алгоритмов бинаризации совместно с использованием нелокальной фильтрации приведены в табл. 2. Использование методов шумоподавления позволило повысить точность распознавания объектов на изображении.

Таблица 2

### Оценка качества методов бинаризации совместно с методом нелокальной фильтрации

Методы	Точность	Полнота	F-мера
Ниблэка + нелокальная фильтрация	0,98	0,80	0,87
Бернсена + нелокальная фильтрация	0,94	0,79	0,85
Зака + нелокальная фильтрация	0,95	0,77	0,84
Оцу + нелокальная фильтрация	0,94	0,76	0,84

Для повышения значения метрики полноты было принято решение объединить результаты двух алгоритмов бинаризации. Это связано с тем, что при обработке изображения только одним алгоритмом бинаризации значение полноты распознавания может быть ниже, чем у другого метода, но при этом будут обнаружены эритроциты, которые не находит лучший метод по значению метрики полнота. Таким образом, объединив результаты распознавания объектов двумя методами бинаризации (выполнив конъюнкцию бинаризованных изображений), мы сможем распознать большее число объектов на изображении и при этом увеличить значение полноты распознавания.

Кроме того, для решения проблемы разъединения контуров соприкасающихся объектов был апробирован и показал высокую эффективность подход, основанный на методах математической морфологии, при котором к бинаризованному изображению сначала была применена операция эрозии, а затем операция дилатации.

Проведенный анализ решения задачи распознавания на изображении деформированных в сдвиговом потоке эритроцитов показал, что за основу следует выбрать метод бинаризации Ниблэка (так как изначально он показывал лучшие результаты), и повысить точность его работы с помощью метода нелокальной фильтрации. Затем следует объединить полученные на предыдущем шаге результаты с результатами метода Оцу, скомбинированным с методами математической морфологии. Результат применения данного подхода в сравнении с результатами применения только метода Ниблэка приведен в табл. 3.

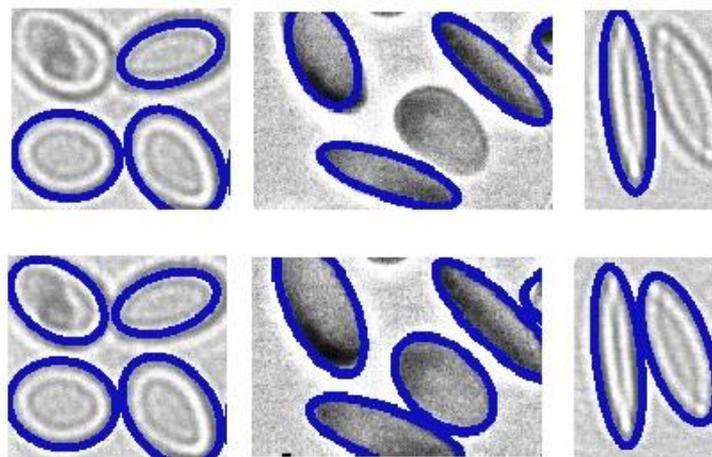
Таблица 3

### Сравнение результатов

Методы	Точность	Полнота	F-мера
Ниблэка	0.95	0.82	0.88
Ниблэка + нелокальная фильтрация + Оцу+ математическая морфология	0.96	0.90	0.93

Примеры объектов, найденных с помощью нового разработанного подхода, в сравнении с методом Ниблэка, представлены на рис. 7.

Как видно из полученных результатов, применение двух методов бинаризации в совокупности с методами предобработки изображения (нелокальной фильтрации и морфологических операций) позволяют повысить показатели точности и полноты и, как следствие, повысить их агрегированный показатель – F-меру, в сравнении с использованием одного метода бинаризации на необработанных входных данных.



**Рис. 7. Сравнение метода Ниблэка и нового разработанного подхода:**  
*верхний ряд* – результаты бинаризации изображения методом Ниблэка,  
*нижний ряд* – результаты применения нового комбинированного подхода

Приведем итоговые параметры полученного решения. Для метода Ниблэка оптимальный размер окна равен 25, значение коэффициента  $k = 0,2$ . Для метода нелокальной фильтрации выбраны следующие значения параметров: размер окна (используемого для вычисления взвешенного среднего для данного пикселя) равен 21, сила шумоподавления равна 10, размер шаблона участка, который используется для вычисления весов, равен 7. Метод Оцу не требует использования и настройки дополнительных параметров. Размер ядра морфологических операций: для эрозии – 7, для дилатации – 5.

### Выводы

В ходе исследования было проанализировано использование алгоритмов преобразования изображений в задаче распознавания объектов на медицинских снимках – деформированных в сдвиговом потоке эритроцитов. Был предложен подход к решению рассматриваемой задачи, включающий в себя фильтрацию изображения, комбинацию двух алгоритмов бинаризации и последующую обработку изображений методами математической морфологии. Предложенный подход обеспечивает высокую точность распознавания объектов на изображениях и может быть использован для решения поставленной задачи.

### Библиографический список

1. А.С. № 1363065 Россия, МКИ J01N 33/14. Устройство для деформации эритроцитов в сдвиговом потоке / Левин Г.Я., Яхно В.Г., Царевский Н.Н., Котяева Н.П.; опубл. 30.12.1987. бюл. № 48 (заявка № 3954988/28-14 от 16.09.1085).
2. **Fawcett, T.** An introduction to ROC analysis / T. Fawcett // Pattern Recognition Letters. – 2006. – №27. – P. 861-874.
3. **Otsu, N.A.** Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms / N.A. Otsu // A Threshold Selection Method from Gray-Level Histograms. – 1979. – №1. – С. 62-66.
4. **Niblack, W.** An Introduction to Digital Image Processing / W. Niblack. Prentice-Hall, 1986.
5. **Bernsen, J.** Dynamic thresholding of grey-level images / J. Bernsen // Eighth International Conference on Pattern Recognition. Proceedings, 1986. – С. 1251-1255.
6. **Zack, G.W.** Automatic measurement of sister chromatid exchange frequency / G.W. Zack, W.E. Rogers, S.A. Latt // Journal of Histochemistry and Cytochemistry. – 1977. – №25. – С. 741-753.

*Дата поступления  
в редакцию: 21.01.2020*

**P.A. Shagalova, A.D. Erofeeva, M.M. Orlova, Yu.S. Chistyakova., E.S. Sokolova**

**RESEARCH OF APPLICATION OF IMAGING PREPROCESSING ALGORITHMS FOR  
IMPROVING EFFICIENCY OF RECOGNITION OF MEDICAL PICTURES**

Nizhny Novgorod state technical university n.a. R.E. Alekseeva

**Purpose:** The article deals with the application of imaging preprocessing algorithms for improving efficiency of objects recognition in medical images.

**Design / methodology / approach:** Image binarization, image filtering algorithms and mathematical morphology methods.

**Findings:** Comparison of various image preprocessing algorithms is described, recognition quality assessments metrics are calculated, as well as approaches that allow the best way to solve the problem are identified.

**Research limitations / implications:** Proposed solution is used for objects recognition in medical images.

**Originality / value:** The proposed approach, includes image filtering, a combination of binarization algorithms and results handling by mathematical morphology methods, can be used to improve recognition quality in medical image analysis systems.

*Key words:* binarization, image preprocessing algorithms, recognition quality assessment.