

УДК 004.932

**Е.В. Пугин**, аспирант, Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (Муром, Россия) (e-mail: egor.pugin@gmail.com)

**А.Л. Жизняков**, д-р техн. наук, профессор, Муромский институт (филиал) ФГБОУ ВО «Владимирский государственный университет им. Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых» (Муром, Россия) (e-mail: lvovich@newmail.ru)

**Д. В. Титов**, канд. техн. наук, ФГБОУ ВО «Юго-Западный государственный университет» (Курск, Россия) (e-mail: umsswsu@gmail.com)

### СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ КРОВЕНОСНЫХ СОСУДОВ ГЛАЗНОГО ДНА С ПРИМЕНЕНИЕМ НЕЧЁТКОГО ПРЕДСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЯ

*Сегментация изображений является важной задачей при обработке изображений. Среди наиболее распространённых методов – методы, основанные на кластеризации пикселей, гистограммные методы, морфологические методы, сегментация водоразделом, многомасштабная сегментация и другие. Перспективным направлением в обработке изображений является использование методов нечёткой логики и теории нечётких множеств. Их применение позволяет повысить качество обработки за счёт представления информации в нечётком виде.*

*В статье предлагается новый метод сегментации изображений с применением выделения границ на основе нечёткого представления изображения и нечётких пикселей. Предлагаются функции принадлежности для описания нечётких пикселей, приводятся требования к их форме и виду. Наиболее подходящими функциями принадлежности для нечёткого представления изображения являются  $s$ -функция и  $\pi$ -функция. Приводится описание нового метода выделения границ на основе оператора Собеля и разработанной нечёткой формы изображения. При этом стандартные вычисления градиента яркости изображения дополняются их нечёткими версиями, которые затем комбинируются для получения итогового результата. Проведена экспериментальная проверка разработанного метода на примере изображений глазного дна. Кроме нечёткого выделения границ для выделения кровеносных сосудов изображения подвергались предобработке (получение полутонового изображения, наложение маски, операция контрастирования), использовались морфологические операторы (утоньшение границ, дилатация), а также применялся алгоритм удаления мелких деталей. В ходе тестирования разработанный алгоритм показал приемлемые результаты в задаче сегментации кровеносных сосудов. В дальнейшем нечёткая модель изображения может быть расширена до использования нечётких признаков второго и более высоких типов.*

**Ключевые слова:** нечёткие пиксели, нечёткое представление изображения, сегментация изображений, нечёткие признаки, кровеносные сосуды.

**DOI:** 10.21869/2223-1560-2018-22-1-6-17

**Ссылка для цитирования:** Пугин Е.В., Жизняков А.Л., Титов Д. В. Сегментация изображений кровеносных сосудов глазного дна с применением нечёткого представления изображения // Известия Юго-Западного государственного университета. 2018. Т. 22, № 1(76). С.6-17.

\*\*\*

#### Введение

Для извлечения информации из снимков кровеносных сосудов глазного дна применяют различные методы обработки изображений. Сегментация изображений является одним из таких методов и может использоваться для после-

дующего извлечения информации о сосудах. Известны различные алгоритмы сегментации. Среди наиболее распространённых – методы, основанные на кластеризации пикселей [1-4], гистограммные методы [5; 6], методы с выделением краёв [7; 8], морфологические методы [9; 37], сегментация водоразделом [10; 36],

многомасштабная сегментация [11–15] и некоторые другие [35].

Перспективным направлением в обработке изображений является использование нечётких множеств и нечёткой логики [16]. Известные методы нечёткой сегментации, фильтрации изображений [17–19] используют различные подходы к формированию нечётких признаков изображения (с использованием лингвистических переменных, нечётких правил, нечётких множеств I типа и др.). Однако данные подходы имеют ряд ограничений.

Применение лингвистических переменных оправдано, только когда результаты хорошо различимы [20–22], в противном случае качество обработки значительно снижается. В некоторых алгоритмах [23; 24] переход к нечётким множествам осуществляется на поздних стадиях обработки, когда исходное изображение улучшено, преобразовано, подвергнуто другим изменениям, что означает потерю части полезной информации. Аналогичным образом негативно может сказываться ранняя дефаззификация полученных результатов [25]. Другим недостатком является использование нечётких множеств первого типа, которые сохраняют лишь малую долю неопределённости. Для решения этой проблемы были введены нечёткие множества второго типа, а также более высоких порядков [26; 27]. Также получили развитие другие типы множеств, базирующиеся на нечётких: грубые множества, мягкие множества, мягкие грубые множества, размытые множества и другие [28; 29].

В статье предлагается новый подход к обработке изображений с помощью нечётких множеств, который предполагает переход к нечёткому изображению (нечётким пикселям) на самых ранних ста-

диях обработки. При этом в дальнейшем все извлекаемые признаки будут также нечёткими, а процесс дефаззификации в наилучшем случае должен производиться только при извлечении информации из вычислительной системы, то есть при её выдаче человеку. Предлагаемый подход к сегментации предполагает использование методов выделения границ и морфологических методов.

### Нечёткое представление изображения

Непрерывное изображение можно представить в виде двумерного сигнала  $f(x, y)$ , где  $x$  и  $y$  – координаты в пространстве. При формировании цифрового изображения осуществляется переход к дискретным координатам и значениям яркости:

$$F(x, y) = D[f(x, y)], \quad (1)$$

где  $D[\cdot]$  – оператор преобразования непрерывного сигнала в дискретный, реализуемый аппаратно;  $F(x, y)$  – дискретное изображение. Очевидно, что при недостаточном уровне квантования, значения сигнала округляются до целых чисел. Тогда реальный уровень интенсивности точки  $R(x, y)$  можно восстановить с помощью выражения вида

$$R(x, y) = F(x, y) + d(x, y), \quad (2)$$

где  $d(x, y)$  – ошибка округления. Более заметные искажения вносятся различными шумами  $v(x, y)$ , которые могут иметь значения больше 1. Для простоты будем считать, что шум является аддитивным. При этом более сложные модели шума впоследствии могут быть исследованы аналогичным образом. Тогда реальный уровень интенсивности принимает вид

$$R(x, y) = F(x, y) + d(x, y) + v(x, y). \quad (3)$$

Вычисления, не учитывающие эти детали, в скором времени могут накапливать большую вычислительную ошибку относительно исходного непрерывного изображения. Методы теории нечётких множеств позволяют сохранять неопределённость до самых поздних стадий обработки и анализа. Для этого необходимо перейти к нечёткой модели изображения  $U(F, x, y)$ :

$$U(F, x, y) = \mu(F(x, y)), \quad (4)$$

где  $\mu(F(x, y))$  – функция принадлежности пикселя с координатами  $(x, y)$  значению интенсивности  $F(x, y)$ .

Нечёткий пиксель является нечётким признаком изображения. Известны различные определения "нечёткого признака" [17; 18]. В этой работе под нечётким признаком изображения будем понимать такой признак изображения, который выражается с помощью нечётких множеств. Тогда, нечёткий признак первого типа — нечёткий признак, представленный нечёткой функцией принадлежности первого типа. Соответственно, нечёткий признак N-типа — нечёткий признак, представленный нечёткой функцией принадлежности N-типа.

Известно большое число видов функций принадлежности. Среди них необходимо выбирать те, которые удовлетворяют следующим условиям:

$$\lim_{x \rightarrow \infty} \mu(F(x, y)) = 0, \quad (5)$$

$$\int_0^{L-1} \mu(F(x, y)) dl > 0, \quad l \in [0; L - 1]. \quad (6)$$

Сюда можно отнести треугольную, трапециевидную, колоколообразную, гауссообразную функции и другие. В простейшем случае будем использовать функцию, которая в свою очередь основана на  $s$ -функции:

$$\pi(x) = \begin{cases} s\left(x, c - b, c - \frac{b}{2}, c\right), & x \leq c, \\ 1 - s\left(x, c, c + \frac{b}{2}, c + b\right), & x \geq c, \end{cases} \quad (7)$$

$$s(x) = \begin{cases} 0, & x \leq a \\ 2\left(\frac{x-a}{c-a}\right)^2, & a \leq x \leq b \\ 1 - 2\left(\frac{x-c}{c-a}\right)^2, & b \leq x \leq c \\ 1, & x \geq c \end{cases} \quad (8)$$

где  $b = \frac{a+c}{2}$ .

Чтобы подобрать функцию  $\mu(F(x, y)) = \pi(F(x, y))$ , то есть подобрать параметры  $b, c$ , необходимо извлечь некоторую дополнительную информацию на изображении. Вначале несколько упростим задачу, сведя подбор к одному параметру  $I_c$  – центру функции принадлежности  $\pi(I_c) = 1$ . При этом функция будет лежать симметрично от этой точки. Чтобы задать крутизну наклона, необходимо выбрать требуемую ширину участка  $w$ , где  $\pi(x) > 0$ . Затем воспользуемся следующими выражениями для нахождения параметров функции:

$$b = \frac{w}{2}, \quad c = I_c. \quad (9)$$

Значение  $w$  выбирается эмпирически, например,  $w = 60$ . При малом значении крутизна будет очень высокая, при этом небольшие отклонения интенсивностей будут делать пиксель незначимым ( $\pi < 0,5$ ).

Параметр  $I_c$  может выбираться из различных соображений. В нашем случае  $\pi(I_c) = 1$ , что означает реальное значение интенсивности точки, а  $\pi(F(x, y)) \neq 1$ , что показывает внесённые помехи, шумы, погрешности при квантовании и подобные ошибки. Значение  $I_c$  можно вычислять, основываясь на окрестности точки с координатами  $(x, y)$ . В простейшем случае можно использовать среднее значение между горизонтальными или вертикальными соседями, в  $d$ -,  $4$ - или  $8$ -окрестности точки. В более сложных случаях используют значение выхода различных фильтров или аппроксимаций.

## Сегментация

На первом этапе исходное изображение глазного дна необходимо преобразовать. Для этого оно переводится в полутоновое, а ненужная часть изображения удаляется с помощью маски. На полученном изображении сосуды выглядят тускло, поэтому необходимо использовать оператор повышения контраста, например, метод адаптивной эквализации гистограмм [30]. Также возможно использование методов подавления шума при его наличии. На этом преобразование закончено. На следующем шаге необходимо выделить границы на изображении. Данный подход возможен, благодаря низкому числу посторонних деталей на изображении, кроме кровеносных сосудов.

Большинство операторов выделения границ используют оператор градиента, который характеризуется модулем  $|\nabla L|$  и направлением  $\theta$

$$|\nabla G| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}, \quad (10)$$

$$\theta = \arctan \frac{G_y}{G_x}, \quad (11)$$

где  $Lx = Mx * L$ ,  $Ly = My * L$  – результат операторов свёртки с горизонтальной и вертикальной матрицами.

Рассмотрим возможность использования нечётких пикселей при выделении границ модифицированным оператором Собеля. Данный оператор показывает результат, сопоставимый с оператором Кэнни [31], и обладает приемлемой производительностью. Для этого необходимо помимо обычных значений яркостей обработать значения функций принадлежности  $\pi(F(x,y))$ . Вычисления  $L_{x\mu}$  и  $L_{y\mu}$  проводятся аналогичным образом. Отличие заключается в вычислении градиента-функции

$$|\nabla \pi| = 1 - \sqrt{G_{x\mu}^2 + G_{y\mu}^2}. \quad (12)$$

При этом берётся дополнительное значение, так как после операций возведения в квадрат, суммы и извлечения квадратного корня из значений, лежащих на отрезке  $[0;1]$ , результат оказывается близок к 0. Итоговое значение градиента принимаем за

$$|\nabla G_\pi| = |\nabla G| |\nabla \pi|. \quad (13)$$

Пороговое значение градиента можно выбирать вручную или с помощью различных алгоритмов бинаризации (Отсу [32]).

После данной процедуры необходимо удалить лишние элементы на изображении, не являющиеся кровеносными сосудами, которые имеют небольшое число точек. Кровеносные сосуды, в отличие от шумовых границ, будут иметь протяжённую структуру и состоять из связанных компонент. Затем необходимо применить морфологические операции, такие, как эрозия или дилатация для получения сплошных линий сосудов [33] или выделения тонких границ – оператор скелетизации [34]. Итоговая блок-схема предлагаемого метода представлена на рис. 1.

## Тестирование

Рассмотрим изображение глазного дна, представленное на рис. 3а. Результаты процесса преобразования показаны на рис. 3в, 3г. При этом использовалась специальная маска для выделения нужной части изображения, показанная на рис. 3б. Видно, что на полученном изображении небольшие сосуды плохо различимы, поэтому используется операция контрастирования (рис. 3д). На следующем этапе происходит выделение границ изображения с использованием нечёткого представления изображения.

Рассмотрим переход к нечётким пикселям. Тестовый участок изображения размером  $210 \times 210$  является частью исходного снимка.



Рис. 1. Разработанный метод

К нему применялись простые усредняющие операции, описанные выше. Результирующие изображения показаны на рисунке 2. Соответствующие значения сведены в таблицу. Результаты работы различных алгоритмов показаны на рис. 3е. После удаления лишних деталей изображение выглядит, как показано на рис. 3ж.

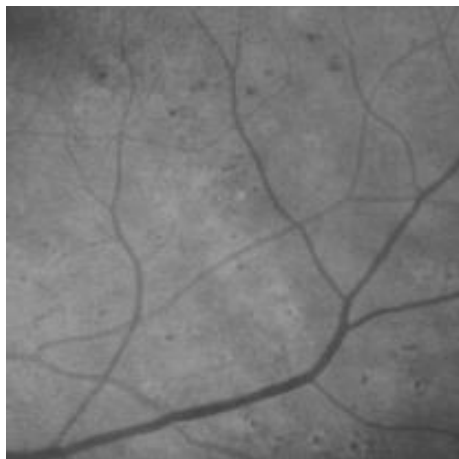
В ходе исследования было установлено, что разработанный алгоритм выделил больше деталей (границ), чем опера-

торы Собеля (классический вариант) и Робертса, но меньше, чем оператор Кэнни. Это связано с тем, что выбранное ядро свёртки (Собеля) имеет размеры 3x3. Также использовались лишь простейшие функции оценки истинных значений пикселей. Для повышения качества в дальнейшем могут быть использованы более сложные маски 5x5 и 7x7, а также медианные фильтры.

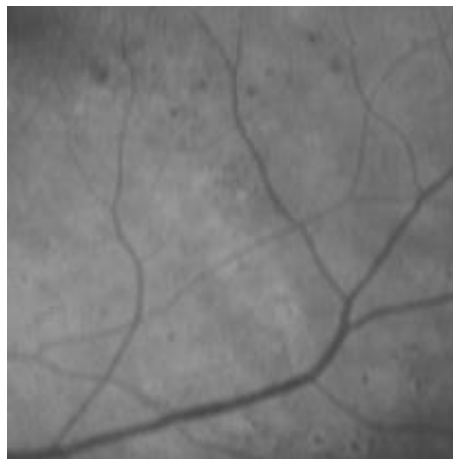
После операции выделения границ применяют операцию удаления неинтересующих объектов, которые имеют малое число точек или небольшую длину контура. На обработанных снимках видно, что предлагаемый алгоритм выделил границы сосудов, но не внутренние участки (рис. 3з). То есть сосуды получились полыми. В зависимости от целей дальнейшей обработки следует использовать либо операцию скелетизации для утончения найденных границ, так как они оказываются довольно широкими, либо операцию дилатации для наращивания внутренних областей сосудов (рис. 3и). Также можно применять операцию закрытия концевых участков сосудов и операцию заполнения отверстий. Полученные изображения могут быть использованы для автоматизированного обнаружения патологических отклонений в медицинских комплексах и системах. Ручная обработка изображения и полученные сосуды показаны на рис. 3к.

#### Яркости пикселей и значения соответствующих функций принадлежности

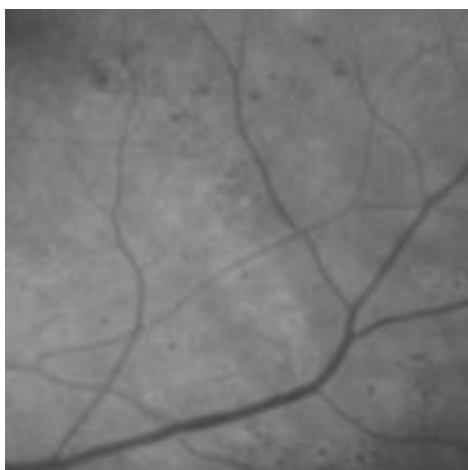
Изображение	Точка изображения $F(205,205)$	Значение функции принадлежности $\pi(F(205,205))$
Исходное	72	1
Среднее по горизонтали	72	1
Среднее по. вертикали	69	0.9800
Среднее в 4-окрестности ( $D_4$ )	71	0.9978
Среднее в 8-окрестности ( $D_8$ )	70	0.9911
Среднее в диагональной окрестности ( $D_d$ )	70	0.9911



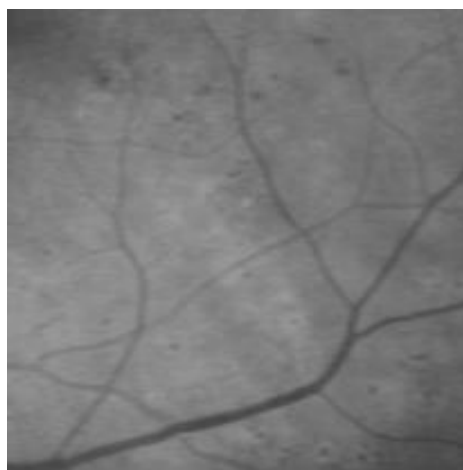
(а) исходное  $f = 72$



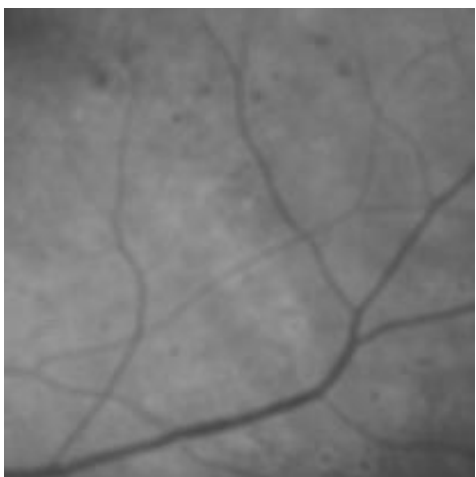
(б) ср. гор.  $f = 72$



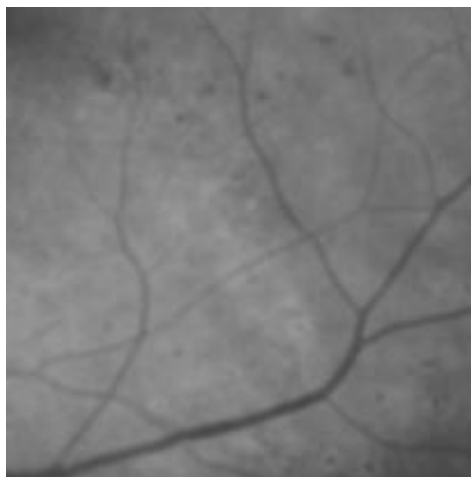
(в) ср. верт.  $f = 69$



(г) ср.  $D_4$   $f = 71$

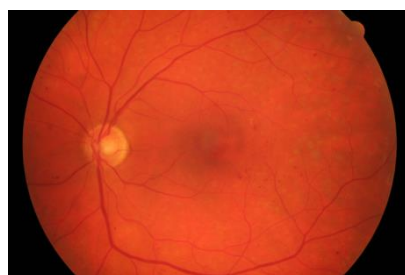


(д) ср.  $D_8$   $f = 70$

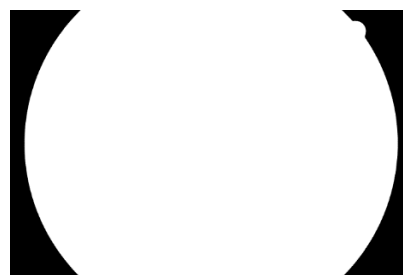


(е) ср.  $D_d$   $f = 70$

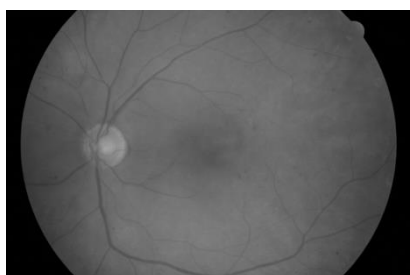
Рис. 2. Снимок сосудов глазного дна. Значение яркости точки  $f = F(205,205)$  при различных способах получения  $I_c$



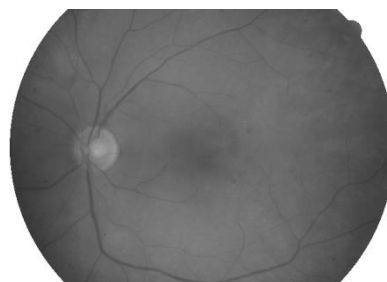
(а) исходное изображение



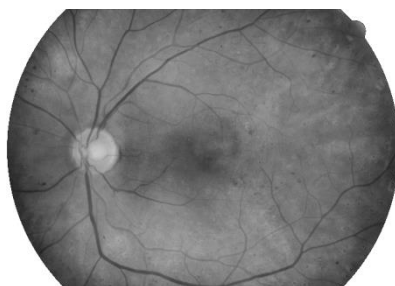
(б) бинарная маска



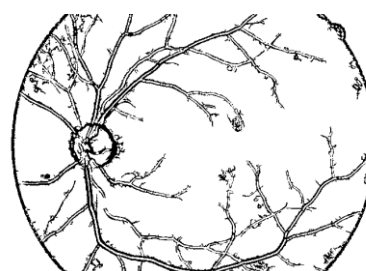
(в) полутоновое изображение



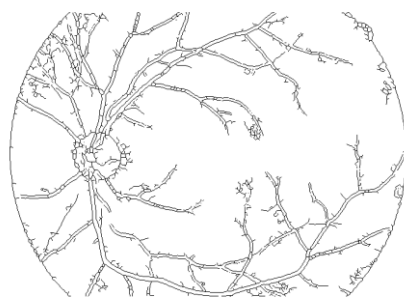
(г) полутоновое изобр. с применённой маской



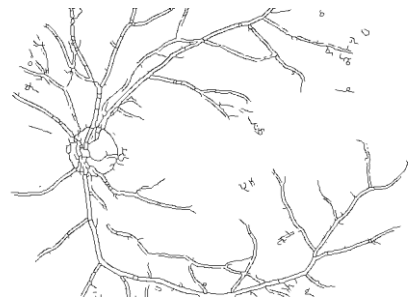
(д) контрастированное изобр.



(е) обнаруженные границы



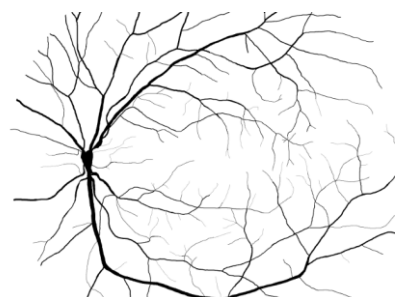
(ж) уточненные границы



(з) удаление мелких деталей



(и) дилатация



(к) ручная сегментация

Рис. 3. Этапы работы алгоритма

## Заключение

Предлагаемый алгоритм показал свою применимость в задаче выделения границ на изображениях сосудов глазного дна. Главной особенностью является использование нечёткой модели изображения, основанной на нечётких пикселях. Данный подход является перспективным, так как позволяет сохранять неопределённость гораздо дольше других известных алгоритмов. Следует отметить, что предлагаемый метод на данном этапе работает хуже по сравнению с ручной сегментацией, — не выделены некоторые тонкие сосуды. Из возможных улучшений можно отметить, что в дальнейшем нечёткая модель изображения может быть расширена до использования нечётких признаков второго и более высоких типов. В неё могут быть интегрированы операции контрастирования и морфологические операции с целью увеличения времени сохранения неопределённости и повышения качества данного метода.

## Благодарности

*Исследование выполнено при финансовой поддержке государственного задания Минобрнауки России (проект №2.1950.2017/ПЧ).*

## Список литературы

1. Macqueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability. 1967. С. 281-297.
2. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation / K.-S. Chuang [et al.] // Computerized medical imaging and graphics. 2006. Т. 30, № 1. С. 9-15.
3. Ray S., Turi R. H. Determination of number of clusters in k-means clustering and application in colour image segmentation // Proceedings of the 4th international conference on advances in pattern recognition and digital techniques. Calcutta, India, 1999. С. 137-143.
4. Bezdek J. C., Ehrlich R., Full W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm // Computers & Geosciences. 1984. Т. 10, № 2/3. С. 191-03.
5. Tobias O. J., Seara R. Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets // IEEE transactions on Image Processing. 2002. Т. 11, № 12. С. 1457-1465.
6. Ohlander R., Price K., Reddy D. R. Picture segmentation using a recursive region splitting method // Computer Graphics and Image Processing. 1978. Т. 8, № 3. С. 313-333.
7. Contour detection and hierarchical image segmentation / P. Arbelaez [et al.] // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2011. Т. 33, № 5. С. 898-916.
8. Zhu S. C., Yuille A. Region competition: Unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 1996. Т. 18, № 9. С. 884-900.
9. Soille P. Morphological image analysis: principles and applications. Springer Science & Business Media, 2013.
10. Bleau A., Leon L. J. Watershed-based segmentation and region merging // Computer Vision and Image Understanding. 2000. Т. 77, № 3. С. 317—370.
11. Жизняков А. Л., Гай В. Е. Сегментация изображений на базе использования адаптивной локальной области // Вестник компьютерных и информационных технологий. 2008. № 1. С. 16-21.
12. Жизняков А. Л., Гай В. Е. Адаптивный алгоритм сегментации изображений // Инфокоммуникационные технологии. 2008. Т. 6, № 4. С. 96-101.



13. Жизняков А. Л. Алгоритмы адаптивного многомасштабного преобразования изображений // Информационные технологии моделирования и управления. 2007. № 1. С. 63-70.
14. Privezentsev D. G., Zhiznyakov A. L. Use of characteristic image segments in tasks of digital image processing // 2015 International Conference "Stability and Control Processes" in Memory of V.I. Zubov (SCP). Institute of Electrical, Electronics Engineers (IEEE), 10/2015.
15. Zhiznyakov A. L., Privezentsev D. G., Zakharov A. A. Using fractal features of digital images for the detection of surface defects // Pattern Recognition and Image Analysis. 2015. Jan. Vol. 25, no. 1. P. 122–131.
16. Zadeh L. A. Fuzzy sets // Information and Control. 1965. Vol. 8, no. 3. P. 338–353.
17. Fuzzy image segmentation based upon hierarchical clustering / D. Gómez [et al.] // Knowledge-Based Systems. 2015. Oct. Vol. 87. P. 26-37.
18. Fuzzy filters for image processing. Vol. 122 / M. Nachtegaele [et al.]. Springer, 2013.
19. Huntsherger T., Jacobs C., Cannon R. Iterative fuzzy image segmentation // Pattern Recognition. 1985. Jan. Vol. 18, no. 2. P. 131–138.
20. Othman A. A., Tizhoosh H. R., Khalvati F. EFIS Evolving Fuzzy Image Segmentation // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2014. Feb. Vol. 22, no. 1. P. 72-82.
21. Tolias Y., Panas S. Image segmentation by a fuzzy clustering algorithm using adaptive spatially constrained membership functions // IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans. 1998. May. Vol. 28, no. 3. P. 359–369.
22. An Improved Method for Edge Detection and Image Segmentation Using Fuzzy Cellular Automata / R. Shahverdi [et al.] // Cybernetics and Systems. 2016. Apr. Vol. 47, no. 3. P. 161–179.
23. Zhang D.-Q., Chen S.-C. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation // Artificial Intelligence in Medicine. 2004. Sept. Vol. 32, no. 1. P. 37–50.
24. Pham D., Prince J. Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images // IEEE Transactions on Medical Imaging. 1999. Vol. 18, no. 9. P. 737–752.
25. Fuzzy Techniques in Image Processing / ed. by E. E. Kerre, M. Nachtegaele. Physica-Verlag HD, 2000.
26. Yuksel M., Borlu M. Accurate Segmentation of Dermoscopic Images by Image Thresholding Based on Type-2 Fuzzy Logic // IEEE Transactions on Fuzzy Systems. 2009. Aug. Vol. 17, no. 4. Pp. 976–982.
27. A modified interval type-2 fuzzy C-means algorithm with application in MR image segmentation / C. Qiu [et al.] // Pattern Recognition Letters. 2013. Сент. Т. 34, № 12. С. 1329-1338.
28. Molodtsov D. Soft set theory—First results // Computers & Mathematics with Applications. 1999. Vol. 37, no. 4. P. 19-31.
29. Pawlak Z. Rough sets // International Journal of Computer and Information Sciences. 1982. Oct. Vol. 11, no. 5. P. 341–356.
30. Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization // Graphics Gems IV / ed. by P. S. Heckbert. — San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1994. P. 474–485.
31. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection // Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on. 1986. Nov. Vol. PAMI-8, no. 6. P. 679-698.
32. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms // IEEE Trans. Sys., Man., Cyber. 1979. Vol. 9. P. 62-66.

33. Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms // IEEE transactions on image processing. 1993. Т. 2, № 2. С. 176-201.

34. A review on MR vascular image processing: skeleton versus nonskeleton approaches: part II. / J. S. Suri [et al.] // IEEE transactions on information technology in biomedicine: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society. 2002. Т. 6, № 4. С. 338-350.

35. Алгоритмы сегментации изображений, полученных по результатам аэрофотосъемки / С.Г. Емельянов, Ю.Д. Орлов, А.Я. Ключков, М.В. Акинин // Известия Юго-Западного государственного университета. 2014. № 6 (57). С. 47-52.

36. Завалишин С.С., Бехтин Ю.С. Алгоритм эквивалентных отрезков для параллельной маркировки связанных компонент бинарного изображения // Известия Юго-Западного государственного университета. 2014. № 5 (56). С. 50-57.

37. Спектральные технологии морфологического описания сегментов в задачах классификации сложноструктурируемых изображений / Р.А. Томакова, В.В. Серебровский, Л.В. Шульга, А.А. Насер // Известия Юго-Западного государственного университета. 2012. № 1 (40). С. 22-28.

*Поступила в редакцию 04.12.17*

UDC 004.932

**E.V. Pugin**, Post-Graduate Student, MI VSU named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletovs (Murom, Russia) (e-mail: egor.pugin@gmail.com)

**A.L. Zhiznyakov**, Doctor of Engineering Sciences, Professor, MI VSU named after Alexander Grigoryevich and Nickolay Grigoryevich Stoletovs (Murom, Russia) (e-mail: lvovich@newmail.ru)

**D.V. Titov**, Candidate of Engineering Sciences, Southwest State University (Kursk, Russia) (e-mail: umsswsu@gmail.com)

## SEGMENTATION OF IMAGES OF EYE GROUND BLOOD VESSELS INVOLVING APPLICATION OF FUZZY IMAGING

*Segmentation of images is an important task while processing images. Among the most widespread methods are methods based on pixel clustering, histogram methods, morphological methods, watershed segmentation, multiscale segmentation, and others. A promising trend in image processing is the use of fuzzy logic methods and the fuzzy set theory. Their application makes it possible to improve the quality of processing by providing information in a fuzzy form.*

*The article proposes a new method for images segmentation involving boundaries detection based on the fuzzy representation of the image and fuzzy pixels. The membership functions are proposed for describing fuzzy pixels, and the requirements for their form and type are provided. The most suitable membership functions for fuzzy imaging are the  $s$ -function and the  $\pi$ -function. A description of a new method for boundaries detection based on the Sobel operator and the developed fuzzy type of image is described. In this case, standard calculations of the image brightness gradient are supplemented with their fuzzy versions which are then combined to obtain the final result. The experimental verification of the developed method is carried out using the example of eyeground images. In addition to the fuzzy detection of boundaries for the detection of blood vessels, the images were subjected to pre-processing (halftone imaging, mask matching, contrasting), morphological operators (thinning of boundaries, dilatation), and an algorithm for removing small details was applied. During testing, the developed algorithm showed acceptable results in terms of segmentation of blood vessels. In the future, a fuzzy image model can be extended to use fuzzy features of the second and higher types*

**Key words:** fuzzy pixels, fuzzy imaging, image segmentation, blood vessels, fuzzy features.

**DOI:** 10.21869/2223-1560-2018-22-1-6-17

**For citation:** Pugin E.V., Zhiznyakov A.L., Titov D.V. Segmentation of Images of Eye Ground Blood Vessels Involving Application of Fuzzy Imaging. Proceedings of the Southwest State University, 2018, vol. 22, no. 1(76), pp. 6-17 (in Russ.).

\*\*\*

## Reference

1. Macqueen J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations. In 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, 1967, pp. 281-297.
2. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation / K.-S. Chuang [i dr.]. Computerized medical imaging and graphics, 2006, vol. 30, no. 1, pp. 9-15.
3. Ray S., Turi R. H. Determination of number of clusters in k-means clustering and application in colour image segmentation. Proceedings of the 4th international conference on advances in pattern recognition and digital techniques. Calcutta, India, 1999, pp. 137-143.
4. Bezdek J. C., Ehrlich R., Full W. FCM: The fuzzy c-means clustering algorithm. Computers & Geosciences, 1984, vol. 10, no. 2/3, pp. 191-203.
5. Tobias O. J., Seara R. Image segmentation by histogram thresholding using fuzzy sets. IEEE transactions on Image Processing, 2002, vol. 11, no. 12, pp. 1457-1465.
6. Ohlander R., Price K., Reddy D. R. Picture segmentation using a recursive region splitting method. Computer Graphics and Image Processing, 1978, vol. 8, no. 3, pp. 313-333.
7. Arbelaez P. [et al.] Contour detection and hierarchical image segmentation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 2011, vol. 33, no. 5, pp. 898-916.
8. Zhu S. C., Yuille A. Region competition: Unifying snakes, region growing, and Bayes/MDL for multiband image segmentation. IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence, 1996, vol. 18, no. 9, pp. 884-900.
9. Soille P. Morphological image analysis: principles and applications. Springer Science & Business Media, 2013.
10. Bleau A., Leon L. J. Watershed-based segmentation and region merging. Computer Vision and Image Understanding, 2000, vol. 77, no. 3, pp. 317-370.
11. Zhiznyakov A. L., Gaj V. E. Segmentacija izobrazhenij na baze ispol'zovaniya adaptivnoj lokal'noj oblasti. Vestnik komp'yuternyh i informacionnyh tehnologij, 2008, no. 1, pp. 16-21.
12. Zhiznyakov A. L., Gaj V. E. Adaptivnyj algoritm segmentacii izobrazhenij. Infokommunikacionnye tehnologii, 2008, vol. 6, no. 4, pp. 96-101.
13. Zhiznyakov A. L. Algoritmy adaptivnogo mnogomasshtabnogo preobrazovaniya izobrazhenij. Informacionnye tehnologii modelirovaniya i upravleniya, 2007, no. 1, pp. 63-70.
14. Privezentsev D. G., Zhiznyakov A. L. Use of characteristic image segments in tasks of digital image processing. 2015 International Conference "Stability and Control Processes" in Memory of V.I. Zubov (SCP). Institute of Electrical, Electronics Engineers (IEEE), 10/2015.
15. Zhiznyakov A. L., Privezentsev D. G., Zakharov A. A. Using fractal features of digital images for the detection of surface defects. Pattern Recognition and Image Analysis, 2015, Jan. Vol. 25, no. 1, pp. 122-131.
16. Zadeh L. A. Fuzzy sets. Information and Control, 1965, vol. 8, no. 3, pp. 338-353.
17. Gómez D. [et al.] Fuzzy image segmentation based upon hierarchical clustering. Knowledge-Based Systems, 2015, Oct., vol. 87, pp. 26-37.
18. Nachtgael M. [et al.]. Fuzzy filters for image processing. Vol. 122. Springer, 2013.
19. Huntsherger T., Jacobs C., Cannon R. Iterative fuzzy image segmentation. Pattern Recognition. 1985. Jan., vol. 18, no. 2. P. 131-138.

20. Othman A. A., Tizhoosh H. R., Khalvati F. EFIS Evolving Fuzzy Image Segmentation. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2014, Feb., vol. 22, no. 1, pp. 72-82.
21. Tolia Y., Panas S. Image segmentation by a fuzzy clustering algorithm using adaptive spatially constrained membership functions. *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics - Part A: Systems and Humans*, 1998, May, vol. 28, no. 3, pp. 359-369.
22. Shahverdi R. [et al.]. An Improved Method for Edge Detection and Image Segmentation Using Fuzzy Cellular Automata. *Cybernetics and Systems*, 2016, Apr., vol. 47, no. 3, pp. 161-179.
23. Zhang D.-Q., Chen S.-C. A novel kernelized fuzzy C-means algorithm with application in medical image segmentation. *Artificial Intelligence in Medicine*, 2004, Sept., vol. 32, no. 1, pp. 37-50.
24. Pham D., Prince J. Adaptive fuzzy segmentation of magnetic resonance images. *IEEE Transactions on Medical Imaging*, 1999, vol. 18, no. 9, pp. 737-752.
25. *Fuzzy Techniques in Image Processing* / ed. by E. E. Kerre, M. Nachtegaal. Physica-Verlag HD, 2000.
26. Yuksel M., Borlu M. Accurate Segmentation of Dermoscopic Images by Image Thresholding Based on Type-2 Fuzzy Logic. *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, 2009, Aug., vol. 17, no. 4, pp. 976-982.
27. C. Qiu [et al.]. A modified interval type-2 fuzzy C-means algorithm with application in MR image segmentation. *Pattern Recognition Letters*, 2013, Sept., vol. 34, no. 12, pp. 1329-1338.
28. Molodtsov D. Soft set theory—First results. *Computers & Mathematics with Applications*, 1999, vol. 37, no. 4, pp. 19-31.
29. Pawlak Z. Rough sets. *International Journal of Computer and Information Sciences*, 1982, Oct., vol. 11, no. 5, pp. 341-356.
30. Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. *Graphics Gems IV* / ed. by P. S. Heckbert. San Diego, CA, USA: Academic Press Professional, Inc., 1994, pp. 474-485.
31. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection. *Pattern Analysis and Machine Intelligence, IEEE Transactions on*, 1986, Nov., vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698.
32. Otsu N. A threshold selection method from gray-level histograms. *IEEE Trans. Sys., Man., Cyber*, 1979, vol. 9, pp. 62-66.
33. Vincent L. Morphological grayscale reconstruction in image analysis: Applications and efficient algorithms. *IEEE transactions on image processing*, 1993, vol. 2, no. 2, pp. 176-201.
34. J. S. Suri [et al.]. A review on MR vascular image processing: skeleton versus nonskeleton approaches: part II. *IEEE transactions on information technology in biomedicine: a publication of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society*, 2002, vol. 6, no. 4, pp. 338-350.
35. Emel'janov C.G., Orlov Ju.D., Klochkov A.Ja., Akinin M.V. Algoritmy segmentacii izobra-zhenij, poluchennyh po rezul'tatam ajero-fotos#emki. *Izvestija Jugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta*, 2014, no. 6 (57), pp. 47-52.
36. Zavalishin S.S., Behtin Ju.S. Algoritm jekvivalentnyh otrezkov dlja paralel'noj markirovki svjaznyh komponent binarnogo izobrazhenija. *Izvestija Jugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta*, 2014, no. 5 (56), pp. 50-57.
37. Tomakova R.A., Serebrovskij V.V., Shul'ga L.V., Naser A.A. Spektral'nye tehnologii morfologicheskogo opisanija segmentov v zadachah klassifikacii slozhno-strukturiruemih izobrazhenij. *Izvestija Jugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta*, 2012, no. 1 (40), pp. 22-28.