

## ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ, ИЗОБРАЖЕНИЙ И РЕЧИ

УДК 004.932.2

В.А. Левчук, В.А. Ковалев

## МЕТОДИКА КОЛИЧЕСТВЕННОГО ОПИСАНИЯ БИМЕДИЦИНСКИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ СЛОВАРЕЙ СУПЕРПИКСЕЛОВ

*Предлагается методика количественного описания биомедицинских изображений, основанная на разбиении целевого изображения на суперпиксели и их сопоставлении с ранее подготовленным словарем суперпикселей, характерных для изображений анализируемого типа. Методика протестирована на задачах распознавания биомедицинских изображений трех типов (КТ-снимков легкого, гистологических изображений образцов тканей яичников и тканей щитовидной железы). Экспериментально показывается, что предлагаемая методика обеспечивает результаты, сравнимые по качеству распознавания с традиционными методами описания структуры изображений либо превосходящие их.*

**Введение**

Одним из важнейших этапов в задачах обработки и анализа биомедицинских изображений является их количественное описание. От выбора нужной методики вычисления количественных параметров биомедицинских изображений может сильно зависеть качество работы алгоритмов, используемых при распознавании изображений, поиске в базах данных по содержанию [1], в системах компьютеризированной диагностики [2]. Недавние исследования говорят о первостепенной важности этапа количественного описания изображений для более точного их распознавания и понимания [3]. Одним из направлений развития методик количественного описания изображений является переход от прямолинейного использования достаточно простых локальных характеристик (яркостей пикселей, градиентов) к описанию на основе более информативных морфологических и геометрических базовых структур (визуальных слов [4], патчей [5] и др.).

В последнее время активно развивается и получает все более широкое применение концепция представления изображения при помощи так называемых суперпикселей (в случае трехмерных изображений – супервокселей). Суперпиксели представляют собой небольшие относительно однородные участки, целиком покрывающие все исходное изображение. На сегодняшний день суперпиксельное представление используется в различных задачах, таких как локализация объектов [6], скелетизация структур [7] и распознавание сцен [8]. Однако благодаря своей способности адаптивно разбивать изображение на участки, границы которых часто совпадают с очертаниями объектов на изображении, наибольшее применение суперпиксели находят в задачах сегментации изображений различных типов – от уличных сцен до медицинских снимков [9–11].

Целью данной работы является разработка методики описания биомедицинских изображений с использованием их суперпиксельного представления. Предлагаемая методика основана на применении словарей суперпикселей, характерных для исследуемого типа изображений. Отметим, что в настоящее время проблема описания изображений при помощи суперпиксельного подхода крайне мало изучена. Так, в [12] для описания изображений использовался подход, основанный на вычислении яркостных различий соседних суперпикселей, расположенных под различными углами, что слабо раскрывает потенциал использования такого представления изображений для описания их содержания.

**1. Используемые материалы**

В настоящей работе для оценки эффективности предлагаемой методики описания изображений использовались три набора данных.

Участки КТ-снимков легкого. Типичные КТ-изображения легкого обычно представляют собой трехмерные цифровые снимки, состоящие примерно из 60–300 двухмерных слоев размером 512×512 пикселей. Из исходных трехмерных КТ-снимков 195 пациентов, больных туберкулезом легких, были вырезаны в общей сложности 270 двухмерных участков размером 128×128 пикселей (рис. 1, а, б) с яркостным окном от –1000 до +300 HU (Hounsfield Units). Из их числа 92 изображения соответствовали участкам легкого, пораженным туберкулезом, а остальные 178 – участкам без видимых признаков заболевания. Задача автоматического распознавания пораженных участков легкого используется при выделении наиболее информативных слоев на КТ-снимках, а также при подсвечивании на изображениях признаков заболевания.

Наборы гистологических изображений яичников (рис. 1, в, г) и щитовидной железы (рис. 1, д, е). На каждый орган имелось по 200 изображений, 100 из которых были снимками участков здоровой ткани, а остальные 100 соответствовали тканям, пораженным опухолью. В рассматриваемом эксперименте все гистологические изображения были приведены к размеру 256×256 пикселей и преобразованы в полутоновые. В работе [13] отмечается, что на подобных гистологических изображениях более сильно проявляют себя структурные признаки, нежели цветовые. Предлагаемая в работе методика описания изображений тестировалась на задаче распознавания гистологических снимков на классы, представленные здоровой и пораженной тканью.

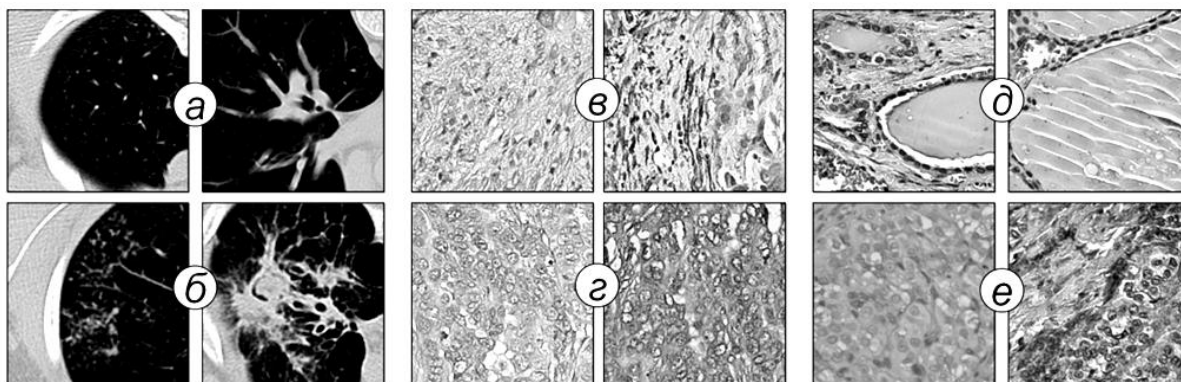


Рис. 1. Примеры исходных изображений: а) КТ-изображений здоровых тканей; б) КТ-изображений пораженных тканей; в) здоровых тканей яичников; г) пораженных тканей яичников; д) здоровых тканей щитовидной железы; е) пораженных тканей щитовидной железы

## 2. Общая схема методики

Предлагаемая методика описания биомедицинских изображений предполагает выполнение двух основных этапов: создание словаря суперпикселей и описание изображений при помощи полученного словаря.

Используемый словарь суперпикселей должен в явном либо неявном виде содержать информацию о наиболее типичных суперпикселях, встречающихся на изображениях рассматриваемого типа. При решении задачи распознавания словари представлялись набором количественных характеристик наиболее типичных суперпикселей. Этап создания словаря суперпикселей включал следующие шаги:

- выбор некоторого количества представительных изображений заданного типа;
- разбиение выбранных изображений на суперпиксели;
- выделение характеристик полученного множества суперпикселей;
- разбиение множества всех суперпикселей на заданное количество  $N$  классов в пространстве признаков (кластеризацию);
- нахождение центроидов классов;
- создание словаря в виде матрицы чисел, каждая из  $N$  строк которой представляет собой вектор характеристик центроида соответствующего класса суперпикселей.

Описание изображений при помощи ранее полученных словарей производилось на основе подсчета на изображениях количества суперпикселей, принадлежащих к  $N$  различным классам. Таким образом, процедура описания изображения включала следующие шаги:

- разбиение целевого изображения на суперпиксели;
- выделение характеристик каждого суперпикселя;
- вычисление расстояний между векторами характеристик суперпикселей целевого изображения и элементами словаря (векторами характеристик центроидов);
- отнесение каждого суперпикселя к определенному классу в соответствии с минимальным расстоянием в пространстве признаков;
- построение гистограммы распределения суперпикселей изображения по классам.

Полученная в итоге гистограмма служит дескриптором целевого изображения. Отметим, что существуют и другие, более сложные варианты построения конечного дескриптора, например построение матрицы встречаемости классов соседних суперпикселей [10] и др. В данной работе авторы ограничились рассмотрением лишь предложенного метода, основанного на гистограмме классов суперпикселей.

### 3. Количественные характеристики суперпикселей

В литературе встречаются различные способы описания отдельных суперпикселей для решения разного рода задач. Так, в [14] для задачи сегментации сцен использовалось в общей сложности 1708 характеристик, описывающих цветовые, текстурные свойства суперпикселей, свойства формы, а также их местоположение. Поскольку настоящая работа посвящена анализу полутоновых изображений, а количество пикселей в суперпикселе в рассматриваемом случае было невелико и обычно составляло около 200–300 штук, было решено отказаться от использования сложных текстурных дескрипторов и статистик высоких порядков. Информация о местоположении отдельных суперпикселей на изображении также не использовалась.

Для задачи количественного описания полутоновых изображений были использованы шесть характеристик, описывающих содержание и форму каждого отдельно взятого суперпикселя: средняя яркость внутренних пикселей, стандартное отклонение яркостей внутренних пикселей, энтропия яркостей внутренних пикселей, средняя величина градиента внутри суперпикселя, компактность, квадратность.

Энтропия яркостей вычислялась стандартным образом при помощи гистограммы, различающей восемь градаций яркости пикселей. Значение каждого бина ненормализованной гистограммы равно количеству пикселей соответствующей яркости внутри суперпикселя. Количество бинов гистограммы принято равным восьми, поскольку в случае больших значений гистограммы получают разреженными ввиду ограниченного количества пикселей изображения в суперпикселе. Так, например, при 256 бинах гистограмма может состоять преимущественно из нулей и единиц. Для вычисления величины градиента использовался оператор Собеля.

Величина компактности, характеризующая форму суперпикселя, вычислялась по формуле

$$c = \frac{\sqrt{S}}{P},$$

где  $P$  – количество граничных пикселей (периметр),  $S$  – общее количество пикселей (площадь) суперпикселя. Таким образом, суперпиксели более сложной формы имели меньшие значения компактности.

Еще одним параметром, характеризующим форму суперпикселя, была так называемая квадратность, которая выражает степень близости формы к квадрату. Использование такого количественного параметра целесообразно, поскольку в применяемой реализации алгоритма построения суперпикселей [15] на больших однородных участках изображения последние имели форму, близкую к квадрату. Степень квадратности вычислялась как отношение площади суперпикселя к площади его ограничивающего прямоугольника (axis-aligned bounding box). Вычисляемая таким образом характеристика дополнительно показывает степень искажения формы суперпикселя как отклик на содержание исходного изображения.

#### 4. Словари суперпикселей

В данной работе словари суперпикселей были сгенерированы для трех типов данных: участков КТ-снимков, гистологических изображений яичников и гистологических изображений щитовидной железы. Используемый в работе алгоритм построения суперпикселей [15] имеет два управляющих параметра: начальный размер суперпикселей  $Sz$  и параметр регуляризации  $Reg$  (определяет способность суперпикселей к деформации). От параметра  $Sz$  зависит итоговое количество суперпикселей на изображении. Оно определяется как отношение площади исходного изображения к квадрату величины  $Sz$ . Примеры работы алгоритма на двух тестовых изображениях приведены на рис. 2.

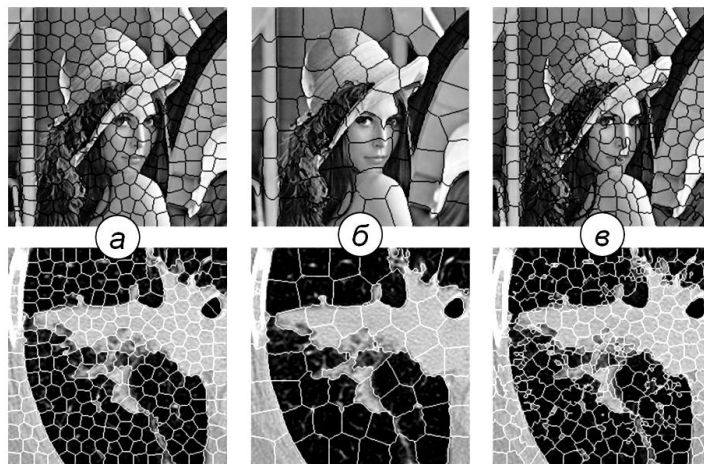


Рис. 2. Примеры работы алгоритма построения суперпикселей с различными параметрами:  
 а)  $Sz = 16$ ,  $Reg = 0,1$ ; б)  $Sz = 32$ ,  $Reg = 0,1$ ; в)  $Sz = 16$ ,  $Reg = 0,01$

Словари суперпикселей генерировались отдельно для каждой рассматриваемой комбинации параметров  $Sz$  и  $Reg$ . Для всех трех наборов исходных данных из общего числа суперпикселей на всех изображениях случайным образом выбирались по 10 000 суперпикселей. Кластеризация выбранного количества суперпикселей в пространстве признаков производилась при помощи метода  $k$ -средних с различными значениями количества кластеров  $N = 16, 32, 64, 128, 256$ . Полученные в результате словари представляли собой матрицы чисел размером  $N \times 6$ , в которых число столбцов соответствует количеству характеристик суперпикселей, а число строк – количеству кластеров  $N$  (размеру словаря суперпикселей).

На рис. 3 показаны характерные примеры суперпикселей, полученных на участках КТ-изображений с параметрами  $Sz = 16$  и  $Reg = 0,1$ . Каждый столбец соответствует одному классу суперпикселей.

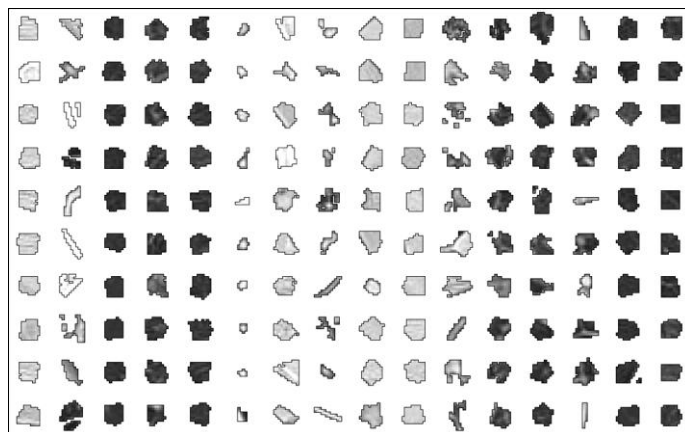


Рис. 3. Примеры суперпикселей участков КТ-снимков, принадлежащих 16 классам

## 5. Тестирование методики на задаче распознавания изображений

Оценка работоспособности методики описания изображений, предлагаемой в данной работе, проводилась на задаче распознавания изображений. Поскольку целью данной работы являлось не достижение максимальной точности распознавания, а сравнение эффективности работы дескрипторов, в качестве классификатора был использован метод  $K$  ближайших соседей. Такой подход позволяет упростить задачу оценки эффективности работы дескриптора за счет отказа от использования сложных классификаторов. Для вычисления расстояний между дескрипторами изображений использовалась метрика городских кварталов  $L1$ , представляющая собой нормированную сумму разностей элементов дескрипторов. Как показывают исследования, данная метрика хорошо подходит к дескрипторам гистограммного типа [16]. Для оценки ошибки определения точности распознавания использовалась статистическая процедура Bootstrap [17]. Во время этой процедуры исходная выборка данных многократно случайным образом разбивается на подвыборки, на которых проводится оценка качества распознавания. Под подвыборкой в данном случае подразумевается подмножество исходного множества изображений без повторов. В рассматриваемом эксперименте размер подвыборки составлял 80 % от размера исходной выборки, процедура разбиения повторялась 100 раз. Итоговая точность распознавания вычислялась как среднее значение точностей, полученных на подвыборках, а ошибка оценки точности – как их среднеквадратичное отклонение.

Оценка проводилась для следующих комбинаций управляющих параметров алгоритма построения суперпикселов:  $Sz = 16, Reg = 0,1$ ;  $Sz = 32, Reg = 0,1$ ;  $Sz = 8, Reg = 0,1$ ;  $Sz = 16, Reg = 0,3$ ;  $Sz = 16, Reg = 0,03$ ;  $Sz = 16, Reg = 0,01$ . Размер словаря суперпикселов  $N$  в данном эксперименте принимал значения 16, 32, 64, 128 и 256. Количество ближайших соседей  $K$  было выбрано равным пяти (подобрано эмпирически). В качестве основного дескриптора использовались гистограммы распределения суперпикселов по заданному количеству классов. Для сравнения с существующими методами аналогичный эксперимент был проведен с применением локальных бинарных шаблонов (LBP) [18] и матриц совместной встречаемости (co-occurrence matrices) [13] в качестве дескрипторов изображений. Для метода локальных бинарных шаблонов использовались маски радиусом 1, 3, 5 и 9 пикселов. Используемые в работе матрицы встречаемости различали восемь градаций интенсивности и учитывали пары пикселов на расстояниях 1, 3 и 5.

В табл. 1–4 представлены результаты оценки точности распознавания изображений, полученные с использованием различных дескрипторов. Из рассмотренных комбинаций управляющих параметров предлагаемого метода описания изображений наилучшие результаты распознавания были достигнуты для КТ-изображений при  $Sz = 16, Reg = 0,3$ ; для изображений яичников – при  $Sz = 8, Reg = 0,1$ ; для изображений щитовидной железы – при  $Sz = 16, Reg = 0,03$ .

Таблица 1

Точность распознавания участков КТ-изображений

Управляющие параметры		Размер словаря суперпикселов				
$Sz$	$Reg$	16	32	64	128	256
16	0,1	0,892	0,888	0,885	0,893	0,871
32	0,1	0,89	0,874	0,864	0,852	0,874
8	0,1	0,87	0,888	0,882	0,891	0,891
16	0,3	0,894	<b>0,91</b>	0,885	0,88	0,875
16	0,03	0,878	0,884	0,88	0,88	0,867
16	0,01	0,872	0,867	0,868	0,881	0,853

Таблица 2

Точность распознавания гистологических изображений яичников

Управляющие параметры		Размер словаря суперпикселей				
$Sz$	$Reg$	16	32	64	128	256
16	0,1	0,832	0,839	0,882	0,876	0,871
32	0,1	0,853	0,856	0,854	0,864	0,847
8	0,1	0,864	0,857	<b>0,894</b>	0,875	0,871
16	0,3	0,834	0,853	0,84	0,865	0,855
16	0,03	0,864	0,87	0,851	0,865	0,87
16	0,01	0,876	0,868	0,852	0,881	0,85

Таблица 3

Точность распознавания гистологических изображений щитовидной железы

Управляющие параметры		Размер словаря суперпикселей				
$Sz$	$Reg$	16	32	64	128	256
16	0,1	0,843	0,87	0,885	0,895	0,897
32	0,1	0,899	0,874	0,893	0,876	0,889
8	0,1	0,878	0,898	0,897	0,896	0,913
16	0,3	0,857	0,881	0,873	0,884	0,892
16	0,03	0,903	0,898	0,895	0,906	<b>0,921</b>
16	0,01	0,895	0,905	0,902	0,907	0,906

Таблица 4

Точность распознавания традиционными методами

Набор данных	Метод распознавания	
	Матрицы совместной встречаемости	Локальные бинарные шаблоны
Участки КТ-изображений	0,887	0,849
Гистология (яичники)	0,868	0,850
Гистология (щитовидная железа)	0,894	0,837

На графиках (рис. 4) сравнивается точность распознавания для различных типов дескрипторов. Точность распознавания с использованием дескриптора, основанного на суперпикселях, приведена для значений параметров  $Sz$  и  $Reg$ , дающих наилучшую точность распознавания. Как видно из графиков, предлагаемый метод описания изображений позволяет повысить точность распознавания по сравнению с использованием традиционных матриц совместной встречаемости и локальных бинарных шаблонов. В частности, увеличение точности распознавания по сравнению с использованием матриц совместной встречаемости достигает 2,3 п. п. в случае участков КТ-изображений, 2,6 п. п. в случае гистологических изображений яичников и 2,7 п. п. в случае гистологических изображений щитовидной железы.

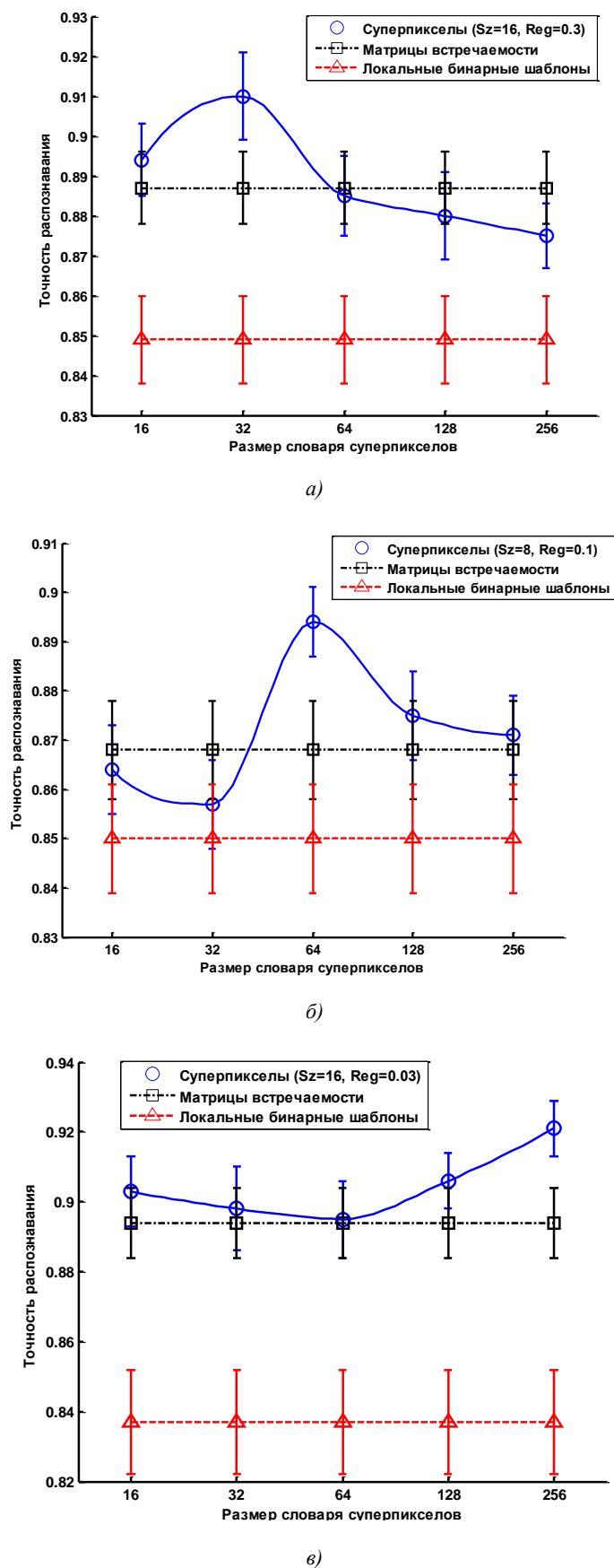


Рис. 4. Оценка точности распознавания на разных типах данных: а) участки КТ-изображений; б) гистологические изображения яичников; в) гистологические изображения щитовидной железы

### **Заключение**

Предложенный метод описания полутоновых биомедицинских изображений, основанный на использовании словарей суперпикселов, которые характерны для изображений анализируемого типа, предполагает разбиение целевого изображения на суперпикселы, отнесение полученных суперпикселов к классам в соответствии с ранее подготовленным словарем и подсчет количества суперпикселов каждого класса. На примере задач распознавания участков КТ-снимков и гистологических изображений в работе было показано, что применение предлагаемой методики описания изображений может повысить точность решения задачи распознавания по сравнению с использованием таких методов, как матрицы совместной встречаемости и локальные бинарные шаблоны.

Описываемый метод может быть достаточно просто модифицирован и адаптирован к цветным либо трехмерным изображениям. Отметим также, что сама концепция описания изображений при помощи разбиения на суперпикселы может быть реализована и без применения словарей суперпикселов. К примеру, дескриптор изображения может быть построен напрямую из гистограмм распределения характеристик суперпикселов целевого изображения. Разработанная методика требует дальнейшего развития и тестирования на других задачах с использованием различных типов изображений.

### **Список литературы**

1. Kovalev, V. Color Co-occurrence Descriptors for Querying-by-Example / V. Kovalev, S. Volmer // Proc. of the 1998 Conf. on MultiMedia Modeling. – Switzerland, 1998. – P. 32–38.
2. Content-based image retrieval as a method for melanoma diagnosis / V. Liauchuk [et al.] // Proc. of the 29th Intern. Congress on Computer Assisted Radiology and Surgery (CARS–2015). – Spain, 2015. – Vol. 10. – P. 291–292.
3. Pinto, N. A high-throughput screening approach to discovering good forms of biologically inspired visual representation / N. Pinto, D. Doukhan, D. Cox // PLoS Computational Biology. – 2009. – Vol. 5(11). – P. 1–12.
4. Evaluating Bag-of-Visual-Words Representations in Scene Classification / J. Yang [et al.] // Proc. of the Intern. Workshop on Multimedia Information Retrieval. – Germany, Augsburg, 2007. – P. 197–206.
5. Quantized Image Patches Co-occurrence Matrix: A New Statistical Approach for Texture Classification using Image Patch Exemplars / Zh. Liu [et al.] // Proc. of the 3th Intern. Conf. on Digital Image Processing (ICDIP 2011). – China, Chengdu, 2011. – Vol. 8009. – P. 56–64.
6. Fulkerson, B. Class segmentation and object localization with superpixel neighborhoods / B. Fulkerson, A. Vedaldi, S. Soatto // Proc. of the 12th Intern. Conf. on Computer Vision. – Kyoto, Japan. – 2009. – P. 8.
7. Levinshtein, A. Multiscale symmetric part detection and grouping / A. Levinshtein, C. Sminchisescu, S. Dickinson // Proc. of the 12th Intern. Conf. on Computer Vision. – Kyoto, Japan. – 2009. – Vol. 104. – P. 117–134.
8. Li, X. An Object Co-occurrence Assisted Hierarchical Model for Scene Understanding / X. Li, Y. Guo // Proc. of the British Machine Vision Conference. – Surrey, 2012. – P. 1–11.
9. Multi-scale feature learning on pixels and super-pixels for seminal vesicles MRI segmentation / Q. Gao [et al.] // SPIE 9034, Medical Imaging 2014: Image Proc. – 2014. – Vol. 9034. – P. 903407–903407-6.
10. Micusik, B. Semantic segmentation of street scenes by superpixel co-occurrence and 3D geometry / B. Micusik, J. Kosecka // IEEE Workshop on Video-Oriented Object and Event Classification (VOEC). – Japan, 2009. – P. 625–632.
11. He, X. Learning and incorporating top-down cues in image segmentation / X. He, R. Zemel, D. Ray // Proc. of the 9th European Conf. on Computer Vision. – Austria, 2006. – P. 338–351.
12. Sicre, R. SuperPixel based angular differences as a mid-level image descriptor / R. Sicre, E. Tasli, T. Gevers // Proc. of the 22th Intern. Conf. on Pattern Recognition (ICPR). – Sweden, 2014. – P. 3732–3737.



13. Content-based image retrieval of histology images / A. Dmitruk [et al.] // Proc. of Swedish Symposium on Image Analysis (SSBA-2010). – Uppsala, Sweden, 2010. – P. 91–92.
14. Tighe, J. SuperParsing: Scalable nonparametric image parsing with superpixels / J. Tighe, S. Lazebnik // ECCV'10 Proc. of the 11th European Conf. on Computer Vision. – Germany, Heidelberg, 2010. – P. 352–365.
15. SLIC Superpixels Compared to State-of-the-art Superpixel Methods / R. Achanta [et al.] // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2012. – Vol. 34(11). – P. 2274–2282.
16. Ковалев, В.А. Влияние мер близости в пространстве признаков на качество поиска медицинских изображений по содержанию / В.А. Ковалев, А.А. Дмитрук // Информатика. – 2011. – № 30. – С. 5–11.
17. Efron, B. Bootstrap Methods: Another Look at the Jackknife / B. Efron // Annals of Statistics. – 1979. – Vol. 1. – P. 1–26.
18. Matas, T. Extended set of local binary patterns for rapid object detection / T. Matas, J. Matas // Proc. of the Computer Vision Winter Workshop. – Czech Republic, Nové Hrad, 2010. – Vol. 2010. – P. 37–43.

Поступила 09.11.2015

*Объединенный институт проблем  
информатики НАН Беларуси,  
Минск, Сурганова, 6  
e-mail: vitali.liauchuk@gmail.com*

**V.A. Liauchuk, V.A. Kovalev**

## **A METHOD FOR QUANTITATIVE DESCRIPTION OF BIOMEDICAL IMAGES BASED ON SUPERPIXEL DICTIONARIES**

With this study, a method for quantitative description of biomedical images based on splitting the target image into superpixels followed by categorization using precalculated superpixel dictionaries is proposed. The method has been tested on the tasks of recognition of biomedical images of three types: lung CT images, histology images of ovary and thyroid tissues. The results of the experiments performed suggest that the method proposed may provide recognition performance comparable or better than when using conventional methods of texture description.