



УДК 004

<https://doi.org/10.37661/1816-0301-2024-21-2-86-93>Оригинальная статья  
Original Article

## Интерактивная сегментация изображений на основе их кластеризации

**Б. А. Залесский**

*Объединенный институт проблем информатики  
Национальной академии наук Беларуси,  
ул. Сурганова, 6, Минск, 220012, Беларусь  
E-mail: zalesky@newman.bas-net.by*

### Аннотация

**Цели.** Рассматривается задача сегментации цветных изображений без использования предварительного обучения. Она возникает, например, когда необходимо выполнить сегментацию изображений с неизвестными заранее семантическими и цветовыми свойствами непосредственно после их получения или когда набор изображений, предназначенных для сегментации, слишком мал, а также при выполнении предварительного «разведочного» анализа изображений. В таких случаях невозможно использование мощных нейросетевых и других средств сегментации, требующих глубокого обучения.

**Методы.** Предлагается алгоритм интерактивной сегментации изображений, основанный на анализе цветов областей, выделенных в интерактивном режиме. Вначале в интерактивном режиме выделяются весьма приближенно области изображения, принадлежащие объектам, а затем – принадлежащие фону. На следующем шаге множество цветов выделенных областей объектов и множество цветов выделенных областей фона кластеризуются по отдельности одним из алгоритмов кластеризации, например  $k$ -средних, нечетких  $s$ -средних, или предложенным автором алгоритмом многоуровневой кластеризации. После этого из множества центров кластеров, описывающих объект, и множества кластеров, описывающих фон, удаляются неинформативные элементы. Преобразованные множества центров кластеров объектов и фона используются для сегментации изображения.

**Результаты.** Построенный алгоритм позволяет выделить на цветном изображении требуемые объекты в случае, когда их цвет отличается от цвета фона. Интерактивное выделение областей объектов и областей фона не требует аккуратности и больших усилий и обычно занимает от нескольких десятков секунд до минуты. Для выделения достаточно использовать прямоугольные области, лежащие целиком внутри изображений объектов, и прямоугольные области, лежащие целиком внутри фона. Приводятся пример интерактивного выделения областей и результаты сегментирования цветных изображений.

**Заключение.** Проведенные эксперименты показали эффективность предложенного подхода сегментирования цветных изображений. Его можно применять в случаях, когда заранее неизвестны семантические и цветовые свойства изображений, и в случаях, когда использование более мощных методов глубокого обучения, включая нейронные сети, слишком затратно или невозможно.

**Ключевые слова:** цветные изображения, сегментация по цвету, кластеризация, метод  $k$ -средних, метод нечетких  $s$ -средних

**Для цитирования.** Залесский, Б. А. Интерактивная сегментация изображений на основе их кластеризации / Б. А. Залесский // Информатика. – 2024. – Т. 21, № 2. – С. 86–93.  
<https://doi.org/10.37661/1816-0301-2024-21-2-86-93>

**Конфликт интересов.** Автор заявляет об отсутствии конфликта интересов.

Поступила в редакцию | Received 10.05.2024  
Подписана в печать | Accepted 24.05.2024  
Опубликована | Published 28.06.2024

## Clustering-based interactive image segmentation

Boris A. Zalesky

*The United Institute of Informatics Problems  
of the National Academy of Sciences of Belarus,  
st. Surganova, 6, Minsk, 220012, Belarus  
E-mail: zalesky@newman.bas-net.by*

### Abstract

**Objectives.** The task of color image segmentation without the use of preliminary training is considered. It arises, for example, when it is necessary to perform image segmentation with semantic and color properties unknown in advance immediately after their acquisition, or when the set of images intended for segmentation is too small, as well as when performing preliminary "exploratory" analysis of images. In such cases, powerful neural network and other segmentation tools that require deep learning can not be used.

**Methods.** An algorithm for interactive image segmentation is proposed, based on the analysis of the colors of areas selected interactively. First, in interactive mode, the image areas belonging to the objects are selected very approximately, and then regions belonging to the background are chosen. In the next step, the set of colors of the selected object areas and the set of colors of the selected background areas are clustered separately by one of the clustering algorithms, for example,  $k$ -means, fuzzy  $c$ -means, or the multi-level clustering algorithm proposed by the author. After this, non-informative elements are removed from the set of cluster centers describing the objects and the set of clusters presenting the background. The modified sets of object and background cluster centers are used for image segmentation.

**Results.** The constructed algorithm allows selection of the required objects in color images if the colors of the objects and the background are different. Interactive selection of object areas and background areas does not require accuracy or much effort and usually takes several tens of seconds. For selection, rectangular areas that lie entirely inside the object images, and rectangular areas that belong completely to the background can be used. Below an example of interactive regions selection and color image segmentation is shown.

**Conclusion.** The experiments performed showed the effectiveness of the proposed approach to segmenting color images. It can be used in cases where the semantic and color properties of images are not known in advance, and in cases where the use of more powerful deep learning methods, including neural networks, is too expensive or impossible.

**Keywords:** color images, color segmentation, clustering, method  $k$ -means, method fuzzy  $c$ -means

**For citation.** Zalesky B. A. *Clustering-based interactive image segmentation*. Informatika [Informatics], 2024, vol. 21, no. 2, pp. 86–93 (In Russ.). <https://doi.org/10.37661/1816-0301-2024-21-2-86-93>

**Conflict of interest.** The author declares of no conflict of interest.

**Введение.** В настоящее время существует большое число алгоритмов сегментации изображений. Во многих книгах по компьютерному зрению присутствуют разделы, посвященные известным алгоритмам сегментации изображений [1–4]. В некоторых из них описаны алгоритмы сегментации изображений с помощью кластеризации, например алгоритм  $k$ -means и его многочисленные нечеткие версии [5], алгоритм наращивания областей [1] и др.

В последние годы появилось значительное число нейросетевых алгоритмов сегментации изображений. Это алгоритмы, основанные на применении сетей-персептронов, сверточных сетей U-Nets, DeepLab, Mask R-CNNs, более современных трансформеров, использующих механизм внимания, сетей ViT, созданный в 2023 г. и наиболее часто используемый в 2024 г. YOLOv8<sup>1</sup> и др. Большое число статей, посвященных решению задачи семантической сегментации изображений с помощью упомянутых нейронных сетей, и программных реализаций нейронных сетей приведено на сайте<sup>2</sup>.

<sup>1</sup>Ultralytics YOLOv8 Docs [Electronic resource]. – Mode of access: <https://docs.ultralytics.com/ru>. – Date of access: 07.05.2024.

<sup>2</sup>Image Segmentation [Electronic resource]. – Mode of access: <https://paperswithcode.com/task/image-segmentation>. – Date of access: 07.05.2024.

Однако в некоторых случаях применение мощных нейросетевых алгоритмов сегментации не представляется возможным (или слишком затратным по времени и ресурсам), так как они требуют предварительного обучения. В ряде задач свойства изображений заранее неизвестны или сети оказываются не обученными для применения на конкретном типе изображений и при этом отсутствуют размеченные обучающие наборы данных. Например, для быстрого анализа одного или нескольких изображений клеток человека или животного бывает необходимо оценить их количество или форму и размер. Если под рукой нет алгоритмов, обученных для сегментации имеющихся изображений, то можно применить предлагаемый алгоритм сегментации через кластеризацию, которому не нужно предварительного обучения. Он менее вычислительно затратен и не требует использования современной видеокарты или мощного многоядерного процессора.

Алгоритм может применяться при сопровождении объекта, наблюдаемого видеокамерой (без интерактивного выделения областей этого объекта и фона на каждом кадре), в случаях, когда на начальном кадре сопровождаемый объект выделяется каким-либо средством, затем на следующем кадре алгоритм сопровождения находит ограничивающий объект прямоугольник, тогда цветовые характеристики объекта берутся с предыдущего кадра, а цветовые характеристики фона выбираются из небольшой окрестности прямоугольника, ограничивающего найденный объект. После этого используется предложенный алгоритм для сегментации объекта интереса на текущем кадре [6].

**Алгоритм сегментации цветных изображений на основе кластеризации ISBC.** Название алгоритма является сокращением слов *Interactive Segmentation by Clustering*. Для описания ISBC обозначим через  $\mathbf{I}$  RGB-изображение, определенное на множестве пикселей  $S = \{(x, y)\}$ ,  $x = 0, \dots, w-1$ ,  $y = 0, \dots, h-1$ , и принимающее значения  $I(\mathbf{p}) = (I_R(\mathbf{p}), I_G(\mathbf{p}), I_B(\mathbf{p}))$ ,  $\mathbf{p} = (x, y) \in S$ .

Под фоновой частью изображения будем понимать множество пикселей, не принадлежащих ни одному из объектов, предназначенных для сегментации.

Интерактивная часть алгоритма заключается в выделении одной или нескольких частей изображения, целиком принадлежащих объектам, которые предназначены для сегментации, и отдельно – областей изображения, целиком принадлежащих фону. При этом достаточно выделить лишь некоторое количество пикселей (не все), принадлежащих объектам, и некоторое количество пикселей, принадлежащих фону. Пример выделения наборов пикселей, принадлежащих объектам и фону, достаточных для успешной работы алгоритма, приведен на рис. 1. Красными прямоугольниками выделяются области объектов, а синими – области фона.

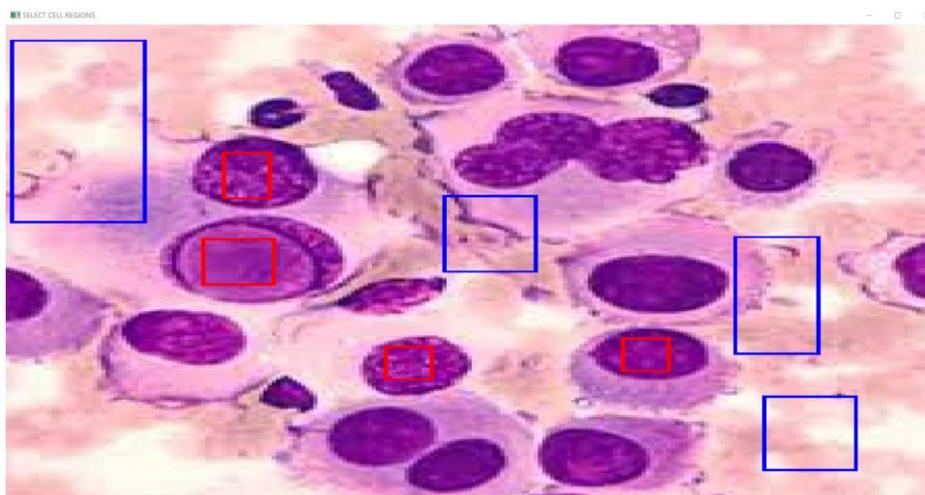


Рис. 1. Пример интерактивного выделения пикселей объектов и фона

Fig. 1. An example of interactive pixels object and background selection

Обозначим значения цветов выделенных пикселей, принадлежащих объектам, через  $\mathbf{v}(j) = (v_R(j), v_G(j), v_B(j))$ , а множество цветов  $\mathbf{v}(j)$  – через  $A_1$ . Аналогично обозначим цвета выделенных пикселей фона через  $\mathbf{u}(j) = (u_R(j), u_G(j), u_B(j))$ , а множество цветов  $\mathbf{u}(j)$  – через  $A_2$ .

Алгоритм ISBC можно представить в виде следующих последовательно выполняющихся блоков:

- кластеризации множества  $A_1$  цветов выделенных областей объектов и отдельно – множества  $A_2$  цветов выделенных областей фона одним из известных алгоритмов кластеризации, например  $k$ -средних, нечетких  $c$ -средних, или предложенным автором алгоритмом многоуровневой кластеризации [7] с сохранением центров кластеров объектов  $C = \{\mathbf{c}_1, \mathbf{c}_2, \dots, \mathbf{c}_m\}$  и центров кластеров фона  $B = \{\mathbf{b}_1, \mathbf{b}_2, \dots, \mathbf{b}_n\}$ , представляющих собой  $3d$ -векторы цвета;

- сегментации множеств  $A_1$  и  $A_2$  на основе вычисления минимального расстояния векторов этих множеств до векторов общего множества  $D = B \cup C$  всех центров кластеров;

- построения множества  $\tilde{C}$  путем удаления из множества  $C$  центров кластеров  $\mathbf{c}_k$ , для которых каждый вектор  $\mathbf{v}$  из  $A_1$  расположен ближе к какому-либо центру из  $C$ , отличному от  $\mathbf{c}_k$ , и построения множества  $\tilde{B}$  путем удаления из множества  $B$  центров кластеров  $\mathbf{b}_l$ , для которых каждый вектор  $\mathbf{u}$  из  $A_2$  расположен ближе к какому-либо центру из  $B$ , отличному от  $\mathbf{b}_l$ , а также удаления из  $C$  и  $B$  центров, дающих слишком большое число ошибок при сегментации  $A_1$  и  $A_2$ ;

- сегментации всего изображения на основе вычисления минимального расстояния до элементов общего множества центров кластеров  $\tilde{D} = \tilde{B} \cup \tilde{C}$ . Если цвет  $I(\mathbf{p}) = (I_R(\mathbf{p}), I_G(\mathbf{p}), I_B(\mathbf{p}))$  пиксела  $\mathbf{p}$  расположен ближе всего к какому-либо элементу из множества  $\tilde{C}$ , этот пиксел считается принадлежащим области объектов, а если ближе всего к какому-либо элементу из множества  $\tilde{B}$ , то принадлежащим фону.

Входными параметрами алгоритма помимо самого RGB-изображения являются: количество кластеров  $n_{cell}$ , используемых для кластеризации выделенных в интерактивном режиме областей объектов; количество кластеров  $n_{bgmd}$ , используемых для кластеризации выделенных в интерактивном режиме областей фона; вещественный параметр  $\tau$  ( $0 < \tau \leq 1$ ), задающий максимально допустимую относительную погрешность классификации на основе кластеризации выделенных в интерактивном режиме областей  $A_1$  и  $A_2$ .

Приведем подробное описание алгоритма:

Шаг 0. Чтение и предобработка RGB-изображения  $I$ , выбранного для сегментации.

Шаг 1. Выделение на  $I$  в интерактивном режиме нескольких областей, например прямоугольных, полностью принадлежащих изображениям объектов, которые предназначены для сегментации. Формирование массива  $A_1$  цветов пикселей выделенных областей (см. рис. 1).

Шаг 2. Выделение на  $I$  в интерактивном режиме нескольких областей, например прямоугольных, полностью принадлежащих фону (не принадлежащих ни одному из объектов, предназначенных для сегментации). Формирование массива  $A_2$  цветов пикселей выделенных областей (см. рис. 1).

Шаг 3. Кластеризация массива  $A_1$  например, методом  $k$ -средних (или методом нечетких  $c$ -средних или алгоритмом многоуровневой кластеризации [7]). Число кластеров  $n_{cell}$  должно быть параметром алгоритма. Сохранение векторов  $\mathbf{c}_j$  – центров кластеров – в виде множества  $C$ .

Шаг 4. Вычисление и занесение в элементы  $t_j^c$  вектора  $\mathbf{t}^c$  размерностью  $n_{cell}$  количества векторов цвета  $\mathbf{v} \in A_1$ , которые из всех элементов множества  $C$  находятся ближе всего к  $\mathbf{c}_j$ . Иными словами, занесение в элементы  $t_j^c$  количества векторов  $\mathbf{v} \in A_1$ , для которых выполняется равенство

$$\min_{\mathbf{c} \in C} \|\mathbf{v} - \mathbf{c}\| = \|\mathbf{v} - \mathbf{c}_j\|.$$

Шаг 5. Кластеризация массива  $A_2$ . Число кластеров  $n_{bgnd}$  должно быть параметром алгоритма. Сохранение векторов  $\mathbf{b}_j$  – центров кластеров – в виде множества  $B$ .

Шаг 6. Вычисление и занесение в элементы  $t_j^b$  вектора  $\mathbf{t}^b$  размерностью  $n_{bgnd}$  количества векторов цвета  $\mathbf{u} \in A_2$ , которые из всех элементов множества  $B$  находятся ближе всего к  $\mathbf{b}_j$ . Иными словами, занесение в элемент  $t_j^b$  количества векторов  $\mathbf{u} \in A_2$ , удовлетворяющих условию

$$\min_{\mathbf{b} \in B} \|\mathbf{u} - \mathbf{b}\| = \|\mathbf{u} - \mathbf{b}_j\|.$$

Шаг 7. Формирование множества  $\tilde{C}$ , в которое включаются лишь те центры кластеров  $\mathbf{c}_j$ , для которых  $t_j^c > 0$  (в множество  $\tilde{C}$  включаются лишь те  $\mathbf{c}_j$  из  $C$ , для которых найдется хотя бы один вектор цвета  $\mathbf{v} \in A_1$ , находящийся ближе всего к нему по норме). Формирование вектора  $\tilde{\mathbf{t}}^c$  путем выбора из вектора  $\mathbf{t}^c$  координат, удовлетворяющих условию  $t_j^c > 0$ .

Шаг 8. Формирование множества  $\tilde{B}$ , в которое включаются лишь те центры кластеров  $\mathbf{b}_j$ , для которых  $t_j^b > 0$  (в множество  $\tilde{B}$  включаются лишь те  $\mathbf{b}_j$ , для которых найдется хотя бы один вектор цвета  $\mathbf{u} \in A_2$ , находящийся ближе всего к нему по норме). Формирование вектора  $\tilde{\mathbf{t}}^b$  путем выбора из вектора  $\mathbf{t}^b$  координат, удовлетворяющих условию  $t_j^b > 0$ .

Шаг 9. Формирование вектора  $\tilde{\mathbf{e}}^b$  с элементами  $e_j^b$ , равными количеству векторов  $\mathbf{u} \in A_2$ , для которых верно равенство

$$\min_{\mathbf{w} \in \tilde{C} \cup \tilde{B}} \|\mathbf{w} - \mathbf{u}\| = \|\mathbf{c}_j - \mathbf{u}\|, \text{ где } \mathbf{c}_j \in \tilde{C}.$$

Элементы  $e_j^b$  вектора  $\tilde{\mathbf{e}}^b$  равны количеству векторов цвета  $\mathbf{u}$  фона, которые при кластеризации множества векторов  $A_2$  с помощью центров всех кластеров  $\tilde{C} \cup \tilde{B}$  будут ошибочно распознаны как цвета объектов.

Шаг 10. Формирование вектора  $\tilde{\mathbf{e}}^c$  с элементами  $e_j^c$ , равными количеству векторов  $\mathbf{v} \in A_1$ , для которых выполняется условие

$$\min_{\mathbf{w} \in \tilde{C} \cup \tilde{B}} \|\mathbf{w} - \mathbf{v}\| = \|\mathbf{b}_j - \mathbf{v}\|.$$

Элементы  $e_j^c$  вектора  $\tilde{\mathbf{e}}^c$  равны количеству векторов цвета  $\mathbf{v}$  объектов, которые при кластеризации множества векторов  $A_1$  с помощью центров всех кластеров  $\tilde{C} \cup \tilde{B}$  будут ошибочно распознаны как цвета фона.

Шаг 11. Формирование подмножества центров кластеров  $\hat{C} \subset \tilde{C}$ , которое будет использоваться для классификации всего изображения путем поэлементного просмотра  $\tilde{C}$ , и включение в  $\hat{C}$  только  $\mathbf{c}_j \in \tilde{C}$ , удовлетворяющих условию  $e_j^c/t_j^c \leq \tau$ , где  $e_j^c$  – координаты вектора  $\tilde{\mathbf{e}}^c$ , а  $t_j^c$  – вектора  $\tilde{\mathbf{t}}^c$ . Иными словами, образование множества

$$\hat{C} = \{\mathbf{c}_j | \mathbf{c}_j \in \tilde{C}, e_j^c/t_j^c \leq \tau\}.$$

Шаг 12. Формирование подмножества центров кластеров  $\hat{B} \subset \tilde{B}$ , которое будет использоваться для классификации всего изображения, путем поэлементного просмотра  $\tilde{B}$  и включение в  $\hat{B}$  только  $\mathbf{b}_j \in \tilde{B}$ , удовлетворяющих условию  $e_j^b/t_j^b \leq \tau$ , где  $e_j^b$  – координаты вектора  $\tilde{\mathbf{e}}^b$ , а  $t_j^b$  – вектора  $\tilde{\mathbf{t}}^b$ . Иными словами, образование множества

$$\hat{B} = \{\mathbf{b}_j | \mathbf{b}_j \in \tilde{B}, e_j^b/t_j^b \leq \tau\}.$$

Шаг 13. Классификация исходного изображения путем его кластеризации по двум множествам кластеров –  $\hat{C}$  и  $\hat{B}$ . Построение  $2d$ -бинарной маски  $J = J(p)$ ,  $p \in S$ , размер которой совпадает с размером исходного изображения  $I$ , следующим образом:

$$J(p) = 1, \text{ если } \min_{\mathbf{w} \in \hat{C} \cup \hat{B}} \|\mathbf{w} - I(p)\| = \|\mathbf{c}_j - I(p)\| \text{ для некоторого элемента } \mathbf{c}_j \in \hat{C},$$

и

$$J(p) = 0, \text{ если } \min_{\mathbf{w} \in \hat{C} \cup \hat{B}} \|\mathbf{w} - I(p)\| = \|\mathbf{b}_k - I(p)\| \text{ для некоторого элемента } \mathbf{b}_k \in \hat{B}.$$

Шаг 14. Построение результирующего RGB-изображения  $R = (R_R, R_G, R_B)$ , на котором область, соответствующая объектам, будет иметь оригинальные цвета, а область, соответствующая фону, – черный цвет, по формуле  $R = (JI_R, JI_G, JI_B)$ .

Результат сегментации изображения клеток (см. рис. 1) показан на рис. 2. Изображение не подвергалось постобработке.

**Результаты экспериментов и их обсуждение.** Для исследования характеристик разработанного алгоритма ISBC было проведено 148 вычислительных экспериментов на 74 изображениях. Для тестирования выбраны изображения, имеющие отличающиеся цветовые, текстурные и семантические характеристики. Среди них 52 микроскопических изображения (104 эксперимента) различных типов: клеток и ткани человека, а также животных; 10 изображений (20 экспериментов) лиц людей; 10 изображений (20 экспериментов) цветов (растений) и два аэрофотоснимка (четыре эксперимента) городской застройки, на которых выделялись крыши домов. Были использованы микроскопические изображения клеток и тканей различных типов из наборов данных IDR<sup>3</sup> и Bialystok Outline Annotated Cervical Cytology Dataset<sup>4</sup>.

Каждое изображение применялось для тестирования первый раз с параметром  $\tau = 100$  или  $\tau = 200$ , а второй раз – с параметром  $\tau = 0$ . В 103 экспериментах из 104 результат сегментации с ненулевыми параметрами  $\tau = 100$  или  $\tau = 200$  был лучше, чем с параметром  $\tau = 0$ .

<sup>3</sup>Image Data Resource [Electronic resource]. – Mode of access: <https://idr.openmicroscopy.org/>. – Date of access: 07.05.2024.

<sup>4</sup>Nalecz Institute of Biocybernetics and Biomedical Engineering Polish Academy of Sciences [Electronic resource]. – Mode of access: <https://ibib.pl/en/211%20boacd/1243%20boacdeng%20#%20:-:text%20=The%20Bialystok%20Dataset%20%%2020contains%%2020162,WSI%20%20of%20routine%20cervical%20smears.> – Date of access: 07.05.2024.

Количество кластеров  $\hat{C}$  и  $\hat{B}$ , использованных для сегментации при ненулевых значениях параметра  $\tau$ , было в среднем на 12 % меньше, чем в случае  $\tau = 0$ .

Все микроскопические изображения клеточных структур были отсегментированы корректно – на них были выделены от 95 до 100 % клеток и тканей, запланированных для сегментации по цвету.

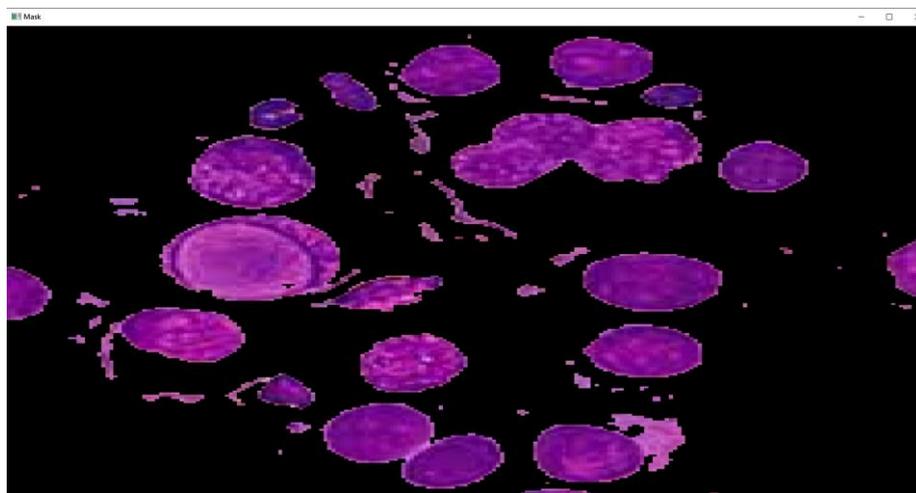


Рис. 2. Результат сегментации ядер клеток алгоритмом ISBC с использованием интерактивного выделения областей, показанного на рис. 1

*Fig. 2. The result of the cell nuclei segmentation by the ISBC algorithm using interactive areas selection shown in Fig. 1*

На изображениях лиц людей и цветов результаты были ожидаемо хуже в случаях, когда на них присутствовали области, принадлежащие объектам и фону и имеющие совпадающие или близкие цветовые характеристики. Из 10 изображений лиц пять были отсегментированы с ошибками первого и второго рода, не превосходящими 5 %, на четырех – каждая из ошибок первого и второго рода не превосходила 10 %, на одном – упомянутые ошибки достигали 40 %. На восьми из 10 изображений цветов ошибки первого и второго рода не превосходили 5 %, на двух остальных не превосходили 10 %. На двух цветных аэрофотоснимках городской застройки корректно были отсегментированы по цвету крыши зданий.

Эксперименты подтверждают теоретическое предположение о возможности интерактивной сегментации изображений по цвету алгоритмом ISBC в случае, если цветовые характеристики объектов, предназначенных для сегментации, и фона различны. Иными словами, если множество векторов цвета объектов, предназначенных для сегментации, и множество векторов цвета фона в цветовом RGB-кубе не пересекаются.

На рис. 3 показано изображение и выделенные на нем алгоритмом ISTC объекты различных типов.

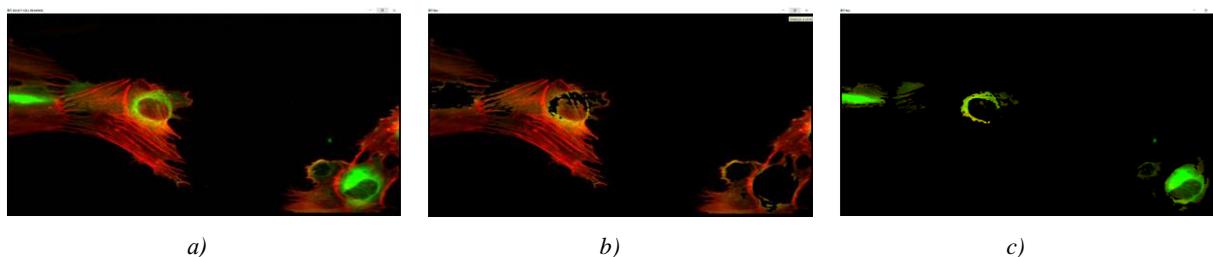


Рис. 3. Исходное изображение (a); клеточная структура красных оттенков, выделенная предложенным алгоритмом (b); части клеток, окрашенные зеленым цветом, отсегментированные ISTC (c)

*Fig. 3. The original image (a); a red cellular structure, selected by the proposed algorithm (b); the green parts of cells segmented by the ISBC (c)*

**Заключение.** В статье предложен алгоритм ISBC интерактивной сегментации цветных изображений, преимуществом которого является отсутствие необходимости его предварительного обучения. Это дает возможность, во-первых, сегментировать объекты, имеющие заранее неизвестные цвета, а во-вторых, в течение нескольких минут выделять на одном изображении несколько типов объектов в случае, если они имеют отличающиеся цветовые характеристики.

В дальнейшем планируется усовершенствовать алгоритм так, чтобы при сегментации изображений учитывались не только цветовые, но и пространственные характеристики объектов.

#### Список использованных источников

1. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений : пер. с англ. / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М. : Техносфера, 2005. – 1075 с.
2. Шапиро, Л. Компьютерное зрение : пер. с англ. / Л. Шапиро, Дж. Стокман. – М. : Бином, 2006. – 752 с.
3. Селянкин, В. В. Компьютерное зрение. Анализ и обработка изображений / В. В. Селянкин. – СПб. : Лань, 2019. – 152 с.
4. Snyder, W. E. *Fundamentals of Computer Vision* / W. E. Snyder, H. Qi. – Cambridge : Cambridge University Press, 2017. – 386 p.
5. Bezdek, J. C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms* / J. C. Bezdek. – N. Y. : Springer New York, 1981. – 272 p.
6. Залесский, Б. А. Алгоритм отслеживания объектов движущейся видеокамерой / Б. А. Залесский // Докл. Нац. акад. наук Беларуси. – 2020. – Т. 64, № 2. – С. 144–149.
7. Залесский, Б. А. Многоуровневый алгоритм цветовой кластеризации изображений / Б. А. Залесский // Докл. Нац. акад. наук Беларуси. – 2021. – Т. 65, № 3. – С. 209–274.

---

---

#### References

1. Gonzales R. C., Woods R. E. *Digital Image Processing*. Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall, 2002, 814 p.
2. Shapiro L. S., Stockman G. C. *Computer Vision*. Upper Saddle River, New Jersey, Prentice Hall, 2001, 608 p.
3. Selyankin V. V. Komp'yuternoe zrenie. Analiz i obrabotka izobrazhenij. *Computer Vision. Image Analysis and Processing*. Saint Petersburg, Lan', 2019, 152 p. (In Russ.).
4. Snyder W. E., Qi H. *Fundamentals of Computer Vision*. Cambridge, Cambridge University Press, 2017, 386 p.
5. Bezdek J. C. *Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms*. New York, Springer New York, 1981, 272 p.
6. Zalesky B. A. *Object tracking algorithm by moving video camera*. Doklady Nacional'noj akademii nauk Belarusi [*Doklady of the National Academy of Sciences of Belarus*], 2020, vol. 64, no. 2, pp. 144–149 (In Russ.).
7. Zalesky B. A. *Multilevel algorithm for color clustering of images*. Doklady Nacional'noj akademii nauk Belarusi [*Doklady of the National Academy of Sciences of Belarus*], 2021, vol. 65, no. 3, pp. 209–274 (In Russ.).

#### Информация об авторе

Залесский Борис Андреевич, доктор физико-математических наук, Объединенный институт проблем информатики Национальной академии наук Беларуси.  
E-mail: zalesky@newman.bas-net.by

#### Information about the author

Boris A. Zalesky, D. Sc. (Phys.-Math.), The United Institute of Informatics Problems of the National Academy of Sciences of Belarus.  
E-mail: zalesky@newman.bas-net.by