

## СЕГМЕНТАЦИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ И РАСПОЗНАВАНИЕ ОБЪЕКТОВ НА ОСНОВЕ ТЕХНОЛОГИИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

А. И. Годунов<sup>1</sup>, С. Т. Балаян<sup>2</sup>, П. С. Егоров<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Пензенский государственный университет, Пенза, Россия  
<sup>2,3</sup> Военно-воздушная академия имени профессора Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина, Воронеж, Россия  
<sup>1</sup> Godunov@pnzgu.ru, <sup>2</sup> bst76@yandex.ru, <sup>3</sup> ahtuba.egor@mail.ru

**Аннотация.** *Актуальность и цели.* Рассматривается процесс сегментации изображений и дается сравнительная оценка существующих методов с разработанным на основе сверточной нейронной сети. *Материалы и методы.* Исследуются различные методы, такие как пороговые методы сегментации: Оцу, Ниблэка, Бернсена, Савола, и метод сегментации изображений с помощью сверточной нейронной сети (разработанный метод). Приведены примеры сегментации, их достоинства и недостатки. Представлены алгоритмические описания методов сегментации. Проведены эксперименты по исследованию сегментации кадров (изображений) из видеопоследовательности. *Результаты и выводы.* Представлены результаты проведенного эксперимента, показывающие работу того или иного метода сегментации.

**Ключевые слова:** адаптивные методы, пороговые методы, сегментация, метод Оцу, метод Ниблэка, метод Бернсена, метод Савола, сверточная нейронная сеть

**Для цитирования:** Годунов А. И., Балаян С. Т., Егоров П. С. Сегментация изображений и распознавание объектов на основе технологии сверточных нейронных сетей // Надежность и качество сложных систем. 2021. № 3. С. 62–73. doi:10.21685/2307-4205-2021-3-8

## IMAGE SEGMENTATION AND OBJECT RECOGNITION BASED ON CONVOLUTIONAL NEURAL NETWORK TECHNOLOGY

A.I. Godunov<sup>1</sup>, S.T. Balanyan<sup>2</sup>, P.S. Egorov<sup>3</sup>

<sup>1</sup> Penza State University, Penza, Russia  
<sup>2,3</sup> Air Force Academy named after professor N. E. Zhukovsky and Yu. A. Gagarin, Voronezh, Russia  
<sup>1</sup> Godunov@pnzgu.ru, <sup>2</sup> bst76@yandex.ru, <sup>3</sup> ahtuba.egor@mail.ru

**Abstract.** *Background.* An analysis of the processes of image segmentation is being carried out. An original method of image segmentation using a convolutional neural network is proposed. *Materials and methods.* A comparative assessment of existing segmentation methods such as threshold segmentation methods: Otsu, Niblack, Bernsen, Savola, as well as the method of image segmentation using a convolutional neural network is carried out. Their advantages and disadvantages are evaluated. Examples of image segmentation by various methods are given. Algorithmic descriptions of segmentation methods are presented. Experiments were carried out to study the segmentation of frames (images) from a given video sequence. *Results and conclusions.* The results of the experiment, showing the operation of one or another segmentation method, are presented.

**Keywords:** adaptive methods, threshold methods, segmentation, Otsu's method, Niblack's method, Bernsen's method, Savol's method, convolutional neural network

**For citation:** Godunov A.I., Balanyan S.T., Egorov P.S. Image segmentation and object recognition based on convolutional neural network technology. *Nadezhnost' i kachestvo slozhnykh sistem = Reliability and quality of complex systems.* 2021;(3):62–73. (In Russ.). doi:10.21685/2307-4205-2021-3-8

### Введение

Сегментация цифровых изображений позволяет перейти от представления данных в виде набора точек с различной яркостью к описанию сцены, как композиции объектов, каждый из которых характеризуется формой, площадью, взаимным расположением, яркостными, текстурными и

другими признаками [1]. Сегментация изображения – это разделение изображения на области, однородные по некоторому критерию. Цель сегментации состоит в упрощении или изменении представления изображения, чтобы его было легче анализировать в дальнейшем. Сегментация основывается на измерениях, проведенных над изображением, и может быть уровнем серого, цветом, текстурой, глубиной или движением [2].

В области распознавания образов на изображении сформировался новый подход, называемый семантической сегментацией, который основывается на глубоких сверточных нейронных сетях (СНС) [3].

Семантическая сегментация изображений – это разделение изображения на отдельные группы пикселей, области, соответствующие одному классу объектов с одновременным определением типа объекта в каждой области. Задача семантической сегментации является высокоуровневой задачей обработки изображений, относящейся к группе задач так называемого слабого искусственного интеллекта. Она является более сложной, чем задача классификации изображений и детектирования объектов, так как необходимо не только определять классы объектов, но и правильно выделять их границы на изображении. В то же время задача семантической сегментации заметно отличается от обычной сегментации, когда области объединяются по принципу цветового или текстурного сходства. Объекты могут иметь существенно различающиеся по фотометрическим характеристикам элементы и иметь значительный разброс показателей объектов внутри одного класса [4].

Распознавание объектов – это задача нахождения данного объекта на изображении или видеопоследовательности. Любому объекту на изображении соответствуют различные характеристики, которые являются показательными особенностями объекта, описывающие свойства данного объекта. Эти характеристики получаются из обучающего множества для того, чтобы идентифицировать местоположение объекта, а из тестового множества – много других объектов [1]. Таким образом, цель обучения СНС – это определение характеристик объекта.

### **Методы сегментации изображения**

Методы сегментации изображения делятся на методы разметки точек и выделения границ. Метод разметки точек делится, в свою очередь, на метод порогового ограничения по яркости и метод наращивания областей, причем в системах технического зрения наиболее распространен метод порогового ограничения. Алгоритмы сегментации также можно разделить исходя из их свойств на два типа [4]:

- основанные на базовом свойстве яркости: разрывности;
- основанные на базовом свойстве яркости: однородности.

В первом случае изображение разбивается на области на основании некоторого изменения яркости, такого как, например, перепады яркости на изображении. Во втором случае используется разбиение изображения по критериям однородности областей.

Примером первой категории может служить пороговая обработка или же пороговая классификация, а второй – выращивание областей, слияние и разбиение областей. Исследуется сегментация первого типа, а именно, пороговая обработка.

### **Методы пороговых ограничений (глобальные)**

В глобальных методах сегментации происходит работа со всем изображением сразу. В ходе работы находится порог сегментации  $T$ , с помощью которого происходит деление на черное и белое, причем величина порога  $T$  остается неизменной в течение всего процесса сегментации. К пороговым методам сегментации относятся (рис. 1) [5]:

- сегментация с нижним порогом;
- сегментации с верхним порогом;
- сегментация с двойным ограничением;
- неполная пороговая обработка;
- многоуровневое пороговое преобразование.

Одним из наиболее простых методов преобразования изображения является сегментация с нижним порогом, в котором рассматривается лишь одно значение порога:

$$F'(m,n) = \begin{cases} 0, & F(m,n) \geq T, \\ 1, & F(m,n) < T, \end{cases} \quad (1)$$

где  $F(m,n)$  – исходное изображение;  $m, n$  – размерность матрицы изображения;  $T$  – порог значений яркости изображения.

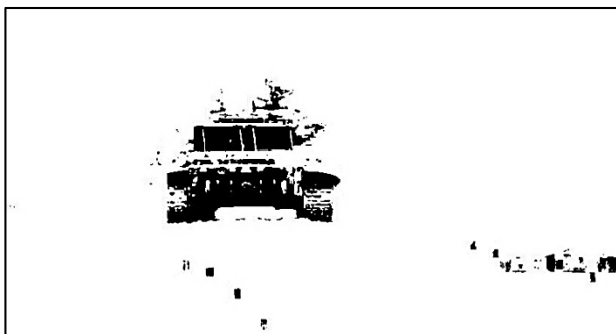
Если в приведенной выше формуле для точки изображения выполняется первое условие, то такая точка является точкой объекта, если же выполняется второе условие, то точка будет точкой фона (рис. 1).



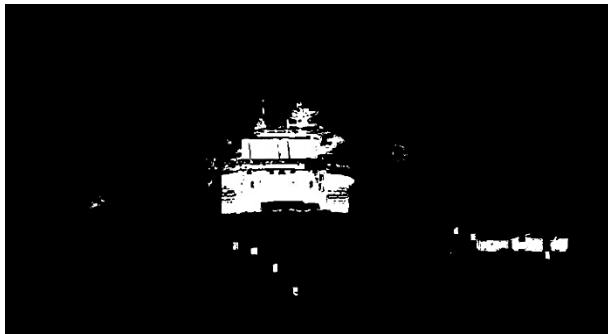
а)



б)



в)



г)



д)



е)

Рис. 1. Сегментация изображения на основе порогового метода:

- а – исходное изображение; б – сегментация изображения с нижним порогом ( $T < 0,4$ );
- в – сегментация изображения с верхним порогом ( $T > 0,4$ ); г – сегментация изображения с двойным ограничением ( $T \leq 0,4$  и  $T > 0,2$ ); д – сегментация изображения неполной пороговой обработкой;
- е – сегментация изображения с многоуровневым пороговым преобразованием

В некоторых случаях можно использовать вариант метода сегментации с нижним порогом, в результате которого получается негатив исходного изображения. Такой метод называется сегментацией с верхним порогом и представляется формулой

$$F'(m,n) = \begin{cases} 0, F(m,n) < T, \\ 1, F(m,n) \geq T. \end{cases} \quad (2)$$

Если необходимо выделить определенные области, значения яркости пикселей в которых могут изменяться в определенном диапазоне, то применяется метод сегментации с двойным ограничением. Такой метод называется сегментацией с верхним порогом и представляется формулой

$$F'(m,n) = \begin{cases} 0, F(m,n) \leq T_1, \\ 1, T_1 < F(m,n) \leq T_2, \\ 0, F(m,n) > T_2, \end{cases} \quad (3)$$

где  $T_1, T_2$  – первый и второй порог яркости изображения.

Если необходимо получить наиболее простое для дальнейшего анализа изображение, то стоит применить алгоритм неполной пороговой обработки, в ходе которого изображение лишается фона со всеми его деталями, которые были на исходном изображении. Формула неполной пороговой сегментации представлена ниже:

$$F'(m,n) = \begin{cases} F(m,n), F(m,n) > T, \\ 0, F(m,n) \leq T. \end{cases} \quad (4)$$

В случае, если необходимо получить изображение, которое содержит в себе сегменты, обладающие различной яркостью, можно применить метод многоуровневого порогового преобразования. Однако при этом полученное в ходе преобразования изображение уже не будет являться бинарным. Формула данного преобразования представлена ниже:

$$F'(m,n) = \begin{cases} 1, F(m,n) \in D_1, \\ 2, F(m,n) \in D_2, \\ \dots \\ n, F(m,n) \in D_n, \\ 0, \text{ в остальных случаях,} \end{cases} \quad (5)$$

где  $D_1, D_2$  – некоторые области изображения.

### Метод Оцу

С помощью данного метода вычисляется порог  $T$ , минимизирующий среднюю ошибку сегментации, т.е. среднюю ошибку от принятия решения о принадлежности пикселей изображения объекту или фону. Значения яркостей пикселей изображения можно рассматривать как случайные величины, а их гистограмму – как оценку плотности распределения вероятностей. Если плотности распределения вероятностей известны, то можно определить оптимальный (в смысле минимума ошибки) порог для сегментации изображения на два класса  $w_1$  и  $w_2$  (объекты и фон) [5].

Если допустить, что порог сегментации находится на уровне  $T$ , то относительные частоты для каждого из классов, на которые этот порог делит все точки изображения [7]:

$$w_1(T) = \sum_{i=1}^k p_i, \quad (6)$$

$$w_2(T) = \sum_{i=k+1}^L p_i, \quad (7)$$

$$\mu_1(T) = \sum_{i=1}^k \frac{i \times p_i}{w_1}, \quad (8)$$

$$\mu_2(T) = \sum_{i=k+1}^L \frac{i \times p_i}{w_2}, \quad (9)$$

где  $w_1$  и  $w_2$  – области объектов и фона соответственно;  $i$  – номер элемента матрицы изображения;  $p_i$  – значения гистограммы;  $k$  – количество элементов в первой или второй области (объект или фон);  $L$  – максимальное значение, которое может принять  $T$ ;  $\mu_1$ ,  $\mu_2$  – средняя яркость всего изображения.

Дисперсия внутри каждого из классов равна

$$\sigma_1^2(T) = \sum_{i=1}^k [(i - \mu_1(T))^2] \frac{p_i}{w_1(T)}, \quad (10)$$

$$\sigma_2^2(T) = \sum_{i=k+1}^L [(i - \mu_2(T))^2] \frac{p_i}{w_2(T)}. \quad (11)$$

Дисперсия внутри классов может быть рассчитана как взвешенная сумма дисперсий каждого отдельного класса:

$$\sigma_w^2 = w_1(T)\sigma_1^2(T) + w_2(T)\sigma_2^2(T). \quad (12)$$

Дисперсия между двумя классами:

$$\sigma_b^2 = w_1(T)w_2(T)[\mu_1(T) - \mu_2(T)]^2. \quad (13)$$

Общая дисперсия всего изображения целиком:

$$\sigma_r^2 = \sigma_w^2 + \sigma_b^2. \quad (14)$$

Метод Оцу выбирает оптимальный порог  $T$ , с помощью вычисления максимизации между классом дисперсии:

$$T = \arg \left\{ \max_{0 \leq T \leq L-1} \{ \sigma_b^2(T) \} \right\} = \arg \left\{ \min_{0 \leq T \leq L-1} \{ \sigma_w^2(T) \} \right\}. \quad (15)$$

Достоинствами метода Оцу являются [6]:

- простота реализации;
- адаптация к различного рода изображениям, при помощи выбора оптимального порога;
- быстрое время выполнения.

На рис. 2 изображено преобразование исходного изображения (рис. 2,а) методом Оцу.



Рис. 2. Сегментация изображения методом Оцу:  
а – исходное изображение; б – метод Оцу

### Локальные (адаптивные) методы сегментации изображения

Одним из различных методов, основанных на анализе гистограмм, является локальная пороговая обработка, но он существенно отличается от глобального алгоритма, является более сложным и дает лучшие результаты [4]. Локальные (адаптивные) методы сегментации производят разбивку изображения на несколько областей, для каждой из которых необходимо вычислить порог, основываясь на информации об интенсивности пикселей [5].

Алгоритмы данного класса предполагают разбиение изображения на блоки определенного размера, при этом размер блока должен быть минимальным, но достаточным для сохранения исходных особенностей и деталей изображения. Однако при этом блоки должны быть настолько большими, чтобы шумы влияли на результат минимально. Функция сглаживания результирующего растра при адаптивной сегментации позволяет получить удовлетворительный результат без использования дополнительных фильтров [5].

Рассмотрим наиболее популярные адаптивные методы сегментации изображений:

- метод Ниблэка;
- метод Бернсена;
- метод Савола.

**Метод Ниблэка** принадлежит к семейству алгоритмов с адаптивным порогом и определяет пороговое значение  $T$  для каждого пикселя путем перемещения по всему изображению прямоугольного окна определенного размера.

Порог рассчитывается с помощью двух параметров – локального среднего значения  $m$  и стандартного отклонения  $S$ . Данные параметры в свою очередь рассчитываются индивидуально для каждого пикселя в пределах его окна. Для расчета локального порога используется следующая формула [8]:

$$T_i = m + k \cdot S, i = 1, 2, \dots, l,$$

где  $m$  – среднее значение яркости пикселей в пределах локального окна;  $k$  – заранее подобранный коэффициент, определяющий значимость стандартного отклонения (рис. 3);  $l$  – количество локальных порогов на изображении;  $S$  – стандартное отклонение, которое может быть выражено как

$$S = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (p_i - m)^2}, \quad (16)$$

где  $p_i$  – значение яркости  $i$ -го пикселя в локальном окне;  $N$  – количество пикселей внутри окна.

Среднее значение  $m$  в точке  $I(x, y)$  может быть рассчитано по формуле

$$m(x, y) = \frac{1}{(2w_x + 1)(2w_y + 1)} \sum_{i=-w_x}^{w_x} \sum_{j=-w_y}^{w_y} I(x + i, y + j), \quad (17)$$

где  $w_x$  и  $w_y$  – расстояние от центрального пикселя в окне до его левого и верхнего краев соответственно;  $x, y$  – координаты пикселя на изображении;  $i, j$  – значения координат пикселя при движении окна по изображению.

Метод Ниблэка выбирает оптимальный порог  $T_{\text{опт}}$  с помощью вычисления минимизации между  $T_i$ :

$$T_{\text{опт}} = \arg \left\{ \min_{i=1 \rightarrow l} \{T_i\} \right\}. \quad (18)$$

Огромным достоинством данного метода является его способность корректно обрабатывать изображения, на которых присутствует плавное изменение освещения, что достигается благодаря использованию адаптивного порога [8] (рис. 3).

**Метод Бернсена** предполагает деление всего изображения на квадраты размером  $r \times r$ , имеющие центр в точке  $(m, n)$  [5]. Для каждого пикселя изображения в пределах квадрата используется порог, имеющий значение по следующей формуле [8]:

$$T(m, n) = \frac{j_{\text{наим}} + j_{\text{наиб}}}{2}, \quad (19)$$

где  $j_{\text{наим}}$ ,  $j_{\text{наиб}}$  – являются наименьшим и наибольшим уровнем яркости в квадрате

$$G(m, n) = (j_{\text{наиб}} - j_{\text{наим}}) \leq \varepsilon, \quad (20)$$

где  $\varepsilon$  – заданная пороговая величина, то исследуемый квадрат содержит объекты только одного класса: объектов или фона.



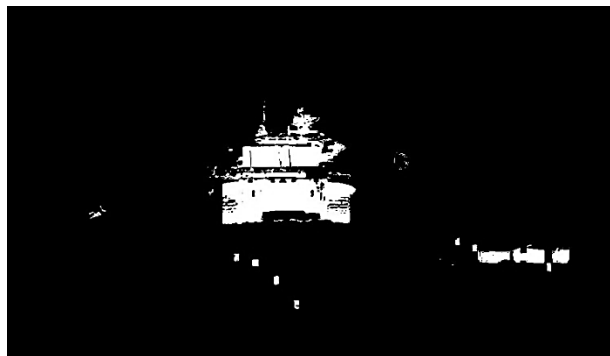
а)



б)



в)



г)

Рис. 3 Сегментация изображения методом Ниблэка:  
 а – исходное изображение; б –  $k = -0,2$ ; в –  $k = 3$ ; г –  $k = 8$

К недостаткам данного метода можно отнести большую зашумленность фоновых участков, а также невозможность применения интегральных изображений, поскольку при расчете порогового значения  $T$  не используется среднее значение пикселей в пределах окна, что в свою очередь приводит к повышению вычислительной сложности. Пример работы метода Бернсена приведен на рис. 4.



а)



б)

Рис. 4. Сегментация изображения методом Бернсена:  
 а – исходное изображение; б –  $\epsilon = 0,1$

**Метод Савола** является модификацией метода Ниблэка. Как и метод Ниблэка, он использует локальное пороговое значение, которое вычисляется с использованием среднего значения  $m(x, y)$  и стандартного отклонения  $S(x, y)$  значений интенсивности каждого пикселя в пределах окна размером  $w \times w$ , центрированного вокруг пикселя  $(x, y)$ . Расчет порогового значения  $T(x, y)$  выполняется по следующей формуле [8]:

$$T_i(x, y) = m(x, y) \left[ 1 + k \left( \frac{S(x, y)}{R} - 1 \right) \right], i = 1, 2 \dots l,$$

где  $R$  – максимально возможное значение стандартного отклонения ( $R = 128$  для черно-белого изображения), а  $k$  – параметр, который принимает положительное значение из диапазона  $[0; 0,5]$ . Пример работы метода Савола приведен на рис. 5.



Рис. 5. Сегментация изображения методом Савола:  
а – исходное изображение; б –  $k = 0,15$

### Сегментация изображений с помощью усовершенствованной сверточной нейронной сети

Алгоритмы автоматического анализа сигналов постепенно внедряются во всевозможные области человеческой деятельности. Большинство существующих алгоритмов используют машинное обучение. В приложениях для распознавания объектов данный метод находит применение для автоматизации процесса сегментации изображений, что особенно актуально при больших объемах данных и сложности ручной сегментации самих данных, как и с предыдущими методами [9]. Поэтому перечисленные методы используются все реже. Их вытесняют глобальное распространение нейросетевых технологий и машинное обучение, поддерживаемое вычислительными мощностями графических процессоров [9].

### Архитектура сверточной нейронной сети

В области сегментации нейронная сеть состоит из двух частей – сверточной и разверточной. Сверточная часть преобразует входное изображение в многомерное представление признаков, т.е. она выполняет функцию извлечения признаков. Разверточная сеть играет роль генератора, который создает сегментированное изображение на основе признаков, полученных от сверточной сети.

Первая часть сети состоит из пяти сверточных слоев с наборами фильтров (28, 13, 7, 7, 7). Применяется инструмент «ПН – пакетная нормализация». В качестве активационных функций используется Relu, Softmax. Далее следуют слои субдискретизации (max pooling) с окном  $2 \times 2$  и  $3 \times 3$ . Проходя через этот слой, изображение уменьшается почти в два раза. Вторая часть сети является зеркальным отражением первой. Размер изображения необходимо восстановить до исходного и сформировать карту вероятностей, основываясь на признаках входного изображения. С этой целью применяются слои повышающей дискретизации (upsampling-слои) в комбинации со сверточными слоями. Усовершенствованная нейронная сеть имеет 10 сверточных слоев (рис. 6).

### Обучение сверточной нейронной сети

Для обучения нейронной сети были использованы реальные изображения (jeep и tank). Данный набор состоит из 63 изображений в формате jpeg. Использовался один критерий качества сегментации, который вычисляется по размеченной тестовой выборке: точность. Точность – это доля корректно распознанных пикселей тестовой выборки. Данные об обучении представлены на рис. 7 и 8. На рис. 9 показан разработанный алгоритм обучения СНС.



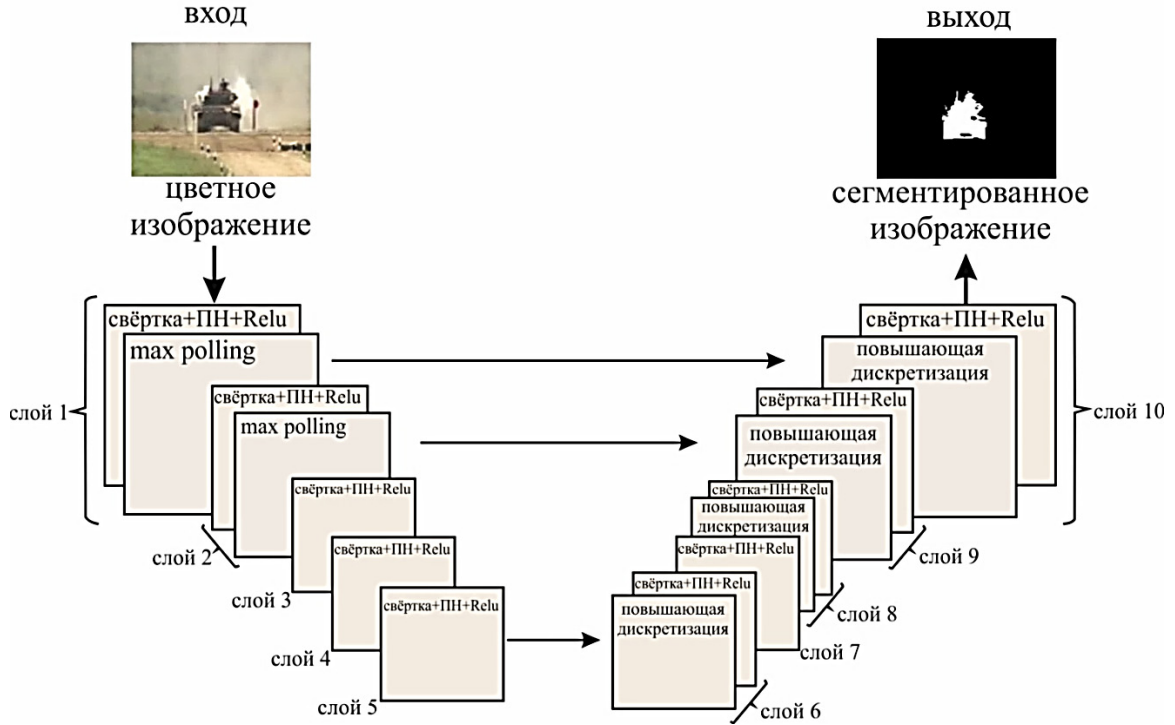


Рис. 6. Разработанная архитектура СНС для сегментации изображения

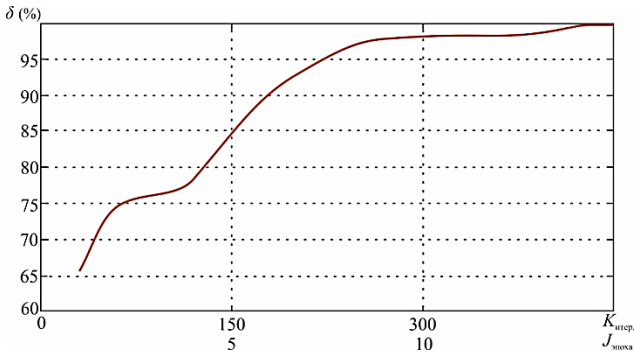


Рис. 7. Зависимость точности обучения СНС ( $\delta$ ) от итерации ( $K_{итер.}$ ) и эпохи ( $J_{эпоха}$ )

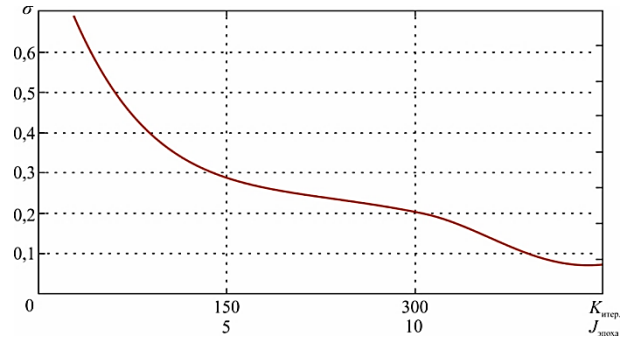


Рис. 8. Зависимость ошибки обучения СНС ( $\sigma$ ) от итерации ( $K_{итер.}$ ) и эпохи ( $J_{эпоха}$ )

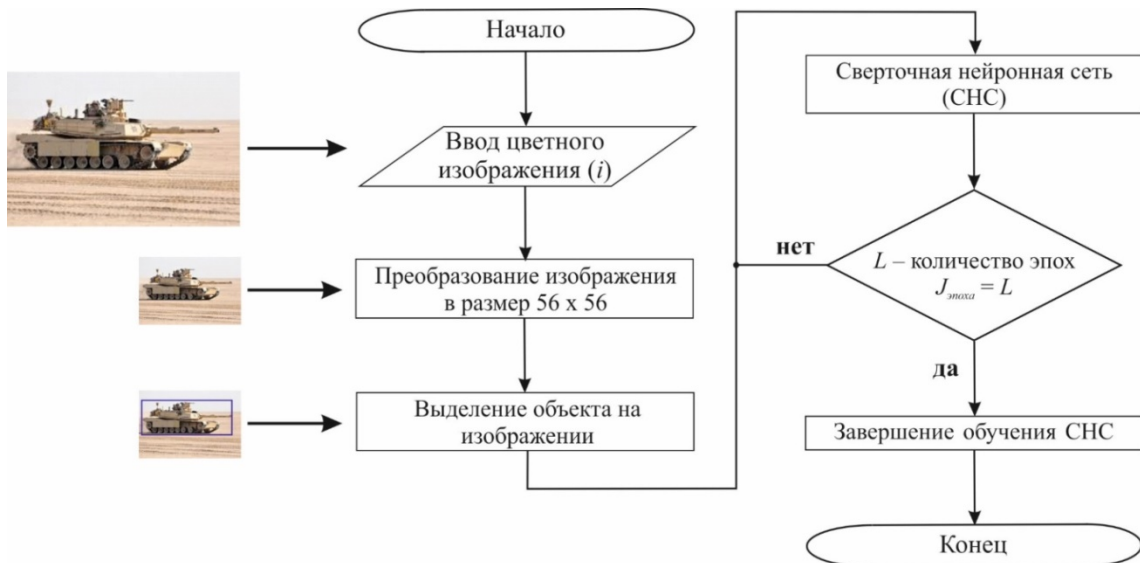


Рис. 9. Разработанный алгоритм обучения СНС

### Результаты

Различные ручные методы (пороговые и адаптивные) сегментаций изображений имеют свои слабые места. Так, например, метод Оцу может приводить к утрате мелких деталей, а метод Ниблэка – появлением ложных объектов в случае неоднородностей фона с низкой контрастностью. Из этого можно сделать вывод, что каждый из рассмотренных методов должен быть применен в определенной области. Кроме того, эти методы требуют введения настроенных коэффициентов для каждого кадра пользователем таким образом, чтобы качество сегментации изображений из видеопоследовательности (когда кадры с изображением цели отличаются друг от друга яркостью, размером, ракурсом цели, масштабом, сдвигом и поворотом изображения) было низким (рис. 10).

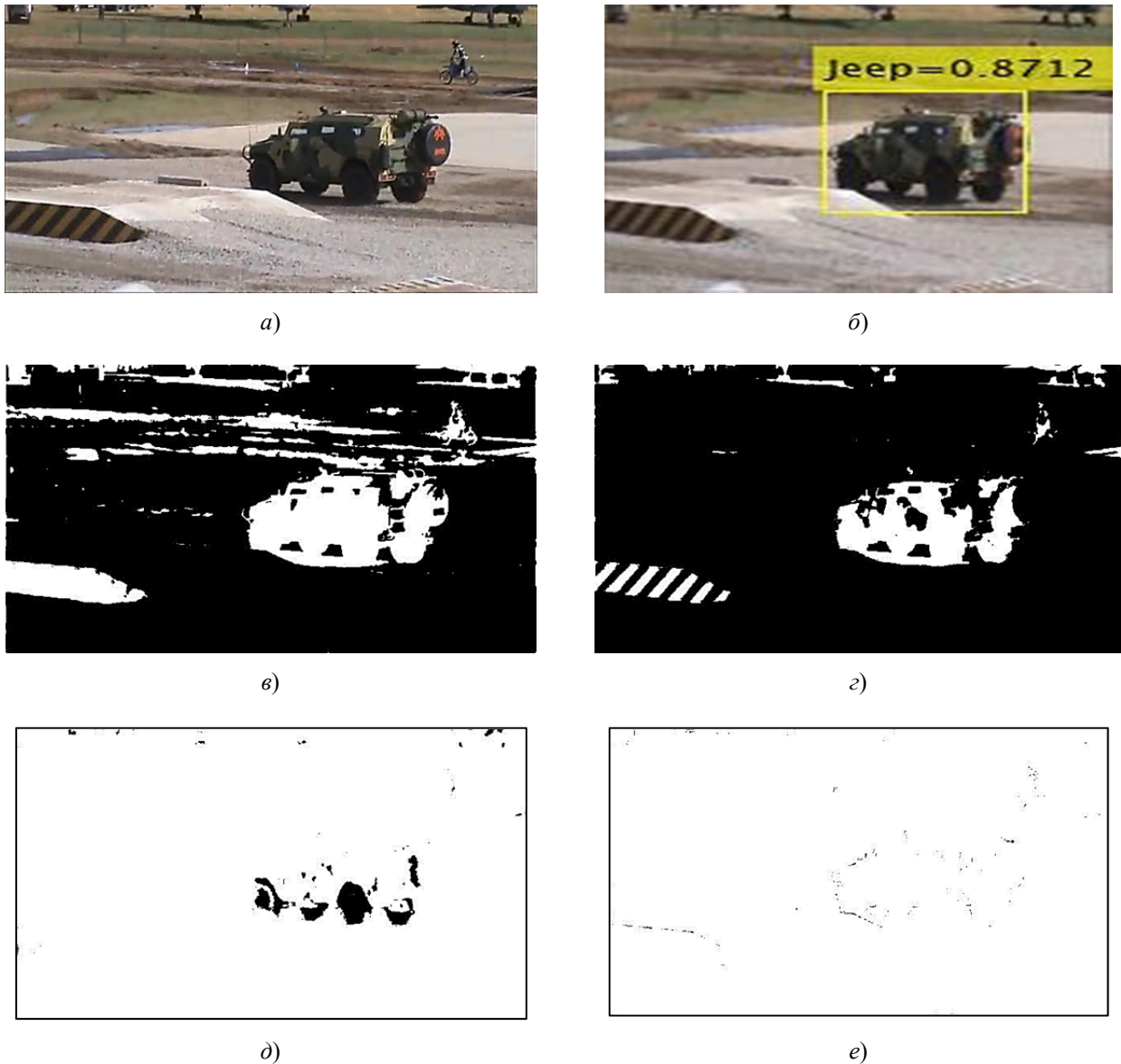


Рис. 10. Сравнительная оценка существующих методов с разработанным алгоритмом для сегментации изображений:

- a* – исходное изображение; *б* – сегментация изображения и распознавание объекта с помощью СНС;
- в* – сегментация изображения методом Бернсена; *г* – сегментация изображения методом Ниблэка;
- д* – сегментация изображения методом Оцу; *е* – сегментация изображения методом Савола

После завершения обучения СНС можно подойти к задачам сегментации кадров (изображений), принимающих из видеопоследовательности содержание цели (jeep или tank). Программное обеспечение, реализованное в Matlab с помощью СНС, выполняет действия сегментации и распознавания без запроса пользователя и полностью автоматически [10, 11].

## Список литературы

1. Минченков М. В., Хельвас А. В., Юрин Д. В. Алгоритм автоматической сегментации изображений для систем технического зрения // *Обработка информации и моделирование* : сб. тр. М. : МФТИ, 2002.
2. Ramadevi Y., Sridevi T., Poornima B., Kalyani B. Сегментация изображения и распознавания объектов на основе технологии выделения контуров / пер. с англ. Е. В. Витковской // *Международный журнал компьютерных наук и информационных технологий*. 2010. Т. 2, № 6.
3. Каздорф С. Я., Першина Ж. С. Алгоритм семантической сегментации трехмерных сцен. Новосибирск : Новосибир. гос. техн. ун-т, 2019.
4. Горбачев В. А., Криворотов И. А., Маркелов А. О., Котлярова Е. В. Семантическая сегментация спутниковых снимков аэропортов с помощью сверточных нейронных сетей М. : Компьютерная оптика. 2020. Вып. 44 (4).
5. Патент RU 2349864 С2 Российская Федерация. Нашлемная разведывательная система пассивного дальнометрирования объектов / Пархоменко В. А., Устинов Е. М., Бестужев Л. В. [и др.]. № 2007103759/02 ; заявл. 31.01.2007 ; опубл. 20.03.2009.
6. Исрафилов Х. С. Исследование методов сегментации изображений // *Вестник науки и образования*. 2017. № 6. Т. 2.
7. Тужилкин А. С. Разработка и исследование алгоритма поиска положения особых точек в системах технического зрения летательных аппаратов // *Вестник Концерна ВКО «Алмаз-Антей»*. 2018. № 1.
8. Канищев Д. С. Автоматическая сегментация речи методами кластеризации и с применением метода Оцу. Киров : Вятский государственный университет, 2019.
9. Приставка П. А. Рыбаков М. С. Исследование алгоритмов бинаризации в задачах машинного распознавания оптических меток : магистер. дис. Новосибирск : СибГУТИ, 2019.
10. Доррер Г. А., Корякин М. С. Семантическая сегментация изображений с применением сверточных нейронных сетей // *Актуальные проблемы авиации и космонавтики*. 2017. Т. 2, № 13. С. 141–143.
11. Соболев Б. В., Соловьев А. Н., Васильев П. В., Подколзина Л. А. Модель глубокой сверточной нейронной сети в задаче сегментации трещин на изображениях асфальта // *Вестник Донского государственного технического университета*. 2019. Т. 19, № 1. С. 63–73.

## References

1. Minchenkov M.V., Khel'vas A.V., Yurin D.V. Algorithm of automatic image segmentation for technical vision systems. *Obrabotka informatsii i modelirovaniye: sb. tr. = Information processing and modeling : proceedings collection*. Moscow: MFTI, 2002. (In Russ.)
2. Ramadevi Y., Sridevi T., Poornima B., Kalyani B. Image segmentation and object recognition based on contour selection technology; transl. from Engl. by E.V. Vitkovskaya. *Mezhdunarodnyy zhurnal komp'yuternykh nauk i informatsionnykh tekhnologiy = International Journal of Computer Science and Information Technology*. 2010;2(6). (In Russ.)
3. Kazdorf S.Ya., Pershina Zh.S. *Algoritm semanticheskoy segmentatsii trekhmernykh stsen = Algorithm of semantic segmentation of three-dimensional scenes*. Novosibirsk: Novosib. gos. tekhn. un-t, 2019. (In Russ.)
4. Gorbachev V.A., Krivorotov I.A., Markelov A.O., Kotlyarova E.V. *Semanticheskaya segmentatsiya sputnikovyykh snimkov aeroportov s pomoshch'yu svertochnykh neyronnykh setey = Semantic segmentation of satellite images of airports using convolutional neural networks*. Moscow: Komp'yuternaya optika. 2020;44(4). (In Russ.)
5. Patent RU 2349864 C2 Russian Federation. Helmet-mounted reconnaissance system of passive object ranging. Parkhomenko V.A., Ustinov E.M., Bestuzhev L.V. [et al.]. No. 2007103759/02; appl. 31.01.2007; publ. 20.03.2009. (In Russ.)
6. Israfilov Kh.S. Investigation of image segmentation methods. *Vestnik nauki i obrazovaniya = Bulletin of Science and Education*. 2017;2(6). (In Russ.)
7. Tuzhilkin A.S. Development and research of an algorithm for finding the position of singular points in aircraft vision systems. *Vestnik Koncerna VKO «Almaz-Antey» = Bulletin of the Concern of East Kazakhstan Region "Almaz-Antey"*. 2018;(1). (In Russ.)
8. Kanishchev D.S. *Avtomaticheskaya segmentatsiya rechi metodami klasterizatsii i s primeneniem metoda Otsu = Automatic segmentation of speech by clustering methods and using the Otsu method*. Kirov: Vyatskiy gosudarstvennyy universitet, 2019. (In Russ.)
9. Pristavka P.A. Rybakov M.S. *Issledovanie algoritmov binarizatsii v zadachakh mashinnogo raspoznavaniya opticheskikh metok: magister. dis. = Research of binarization algorithms in problems of machine recognition of optical labels : master's thesis*. Novosibirsk: SibGUTI, 2019. (In Russ.)
10. Dorrer G.A., Koryukin M.S. Semantic segmentation of images using convolutional neural networks. *Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavтики = Actual problems of aviation and cosmonautics*. 2017;2(13):141–143. (In Russ.)
11. Sobol' B.V., Solov'ev A.N., Vasil'ev P.V., Podkolzina L.A. Deep convolutional neural network model in the problem of crack segmentation on asphalt images. *Vestnik Donskogo gosudarstvennogo tekhnicheskogo universiteta = Bulletin of the Don State Technical University*. 2019;19(1):63–73. (In Russ.)

**Информация об авторах / Information about the authors**

**Анатолий Иванович Годунов**

доктор технических наук, профессор,  
профессор кафедры автоматики и телемеханики,  
Пензенский государственный университет  
(Россия, г. Пенза, ул. Красная, 40)  
E-mail: Godunov@pnzgu.ru

**Сергей Товмасович Баламян**

кандидат технических наук, доцент,  
докторант кафедры авиационного вооружения  
и эффективности боевого применения,  
Военно-воздушная академия  
имени профессора Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина  
(Россия, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А)  
E-mail: bst76@yandex.ru

**Павел Сергеевич Егоров**

адъюнкт кафедры авиационного вооружения  
и эффективности боевого применения,  
Военно-воздушная академия  
имени профессора Н. Е. Жуковского и Ю. А. Гагарина  
(Россия, г. Воронеж, ул. Старых Большевиков, 54А)  
E-mail: ahtuba.egor@mail.ru

**Anatoly I. Godunov**

Doctor of technical sciences, professor,  
professor of sub-department  
of automatics and telemechanics,  
Penza State University  
(40 Krasnaya street, Penza, Russia)

**Sergey T. Balanyan**

Candidate of technical sciences, associate professor,  
doctoral candidate of sub-department  
of aviation armament and effectiveness of combat use,  
Air Force Academy named after professor  
N. E. Zhukovsky and Yu. A. Gagarin  
(54A Starykh Bol'shevikov street, Voronezh, Russia)

**Pavel S. Egorov**

Adjunct of sub-department  
of aviation armament and effectiveness of combat use,  
Air Force Academy named after professor  
N. E. Zhukovsky and Yu. A. Gagarin  
(54A Starykh Bol'shevikov street, Voronezh, Russia)

**Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов /  
The authors declare no conflicts of interests.**

**Поступила в редакцию/Received 21.06.2021**

**Поступила после рецензирования/Revised 10.08.2021**

**Принята к публикации/Accepted 24.09.2021**