

# ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

## СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

DOI 10.54398/20741707\_2022\_2\_9  
УДК 004.001

### АНАЛИЗ МЕТОДОВ КОМПЬЮТЕРНОГО ЗРЕНИЯ ДЛЯ ВЫЯВЛЕНИЯ ЗАПРЕЩЕННОЙ СИМВОЛИКИ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ В СЕТИ ИНТЕРНЕТ

*Статья поступила в редакцию 15.03.2022, в окончательном варианте – 30.03.2022.*

**Шевченко Виктор Дмитриевич**, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, магистрант, ORCID: 0000-0002-5839-0609, e-mail: shevchenko1999victor@mail.ru

**Марьенков Александр Николаевич**, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, кандидат технических наук, доцент, ORCID: 0000-0003-1378-3553, e-mail: marenkovan17@gmail.com

**Ханова Анна Алексеевна**, Астраханский государственный университет, 414056, Российская Федерация, г. Астрахань, ул. Татищева, 20а, доктор технических наук, доцент, ORCID: 0000-0003-2693-8876, e-mail: akhanova@mail.ru

Рассмотрены структурные схемы и математическое обеспечение методов компьютерного зрения: поиска объекта по шаблону, бинарной классификация при помощи свёрточной нейронной сети, детекции объектов при помощи свёрточной нейронной сети с различными архитектурными решениями. Реализация всех перечисленных методов адаптирована для обнаружения запрещенной символики на изображениях сети Интернет, в случае ее присутствия и объявления о том, что изображение является запрещенным. А также распознавание символов, по строению похожих на запрещенные, но не являющихся таковыми, и объявление о том, что изображение не является запрещенным. На основе поставленной цели и сформулированных задач были протестированы три метода компьютерного зрения: поиск объекта по шаблону, бинарная классификация при помощи свёрточной нейронной сети, детекция объектов при помощи свёрточной нейронной сети на основе модели YOLOv3. Создан тестовый набор данных, включавший в себя 40 изображений, который использовался для определения точности каждого метода. Получены результаты эффективности для каждого рассмотренного метода. На основании поставленной задачи был проведен анализ трех методов компьютерного зрения: поиск объекта по шаблону, бинарная классификация при помощи свёрточной нейронной сети, детекция объектов при помощи свёрточной нейронной сети. Лучшее из них показал метод детекции объектов при помощи свёрточной нейронной сети модели YOLOv3. Процент точности данного метода составил 95 %.

**Ключевые слова:** компьютерное зрение, запрещенные изображения, свёрточная нейронная сеть, бинарная классификация, поиск по шаблону, детекция объекта, YOLOv3

### ANALYSIS OF COMPUTER VISION METHODS FOR DETECTING PROHIBITED SYMBOLS ON IMAGES ON THE INTERNET

*The article was received by the editorial board on 15.03.2022, in the final version – 30.03.2022.*

**Shevchenko Viktor D.**, Astrakhan State University, 20a Tatishchev St., Astrakhan, 414056, Russian Federation,

undergraduate student, ORCID: 0000-0002-5839-0609, e-mail: shevchenko1999victor@mail.ru

**Marienkov Alexander N.**, Astrakhan State University, 20a Tatishchev St., Astrakhan, 414056, Russian Federation,

Cand. Sci. (Engineering), ORCID: 0000-0003-1378-3553, e-mail: marenkovan17@gmail.com

**Khanova Anna A.**, Astrakhan State University, 20a Tatishchev St., Astrakhan, 414056, Russian Federation,

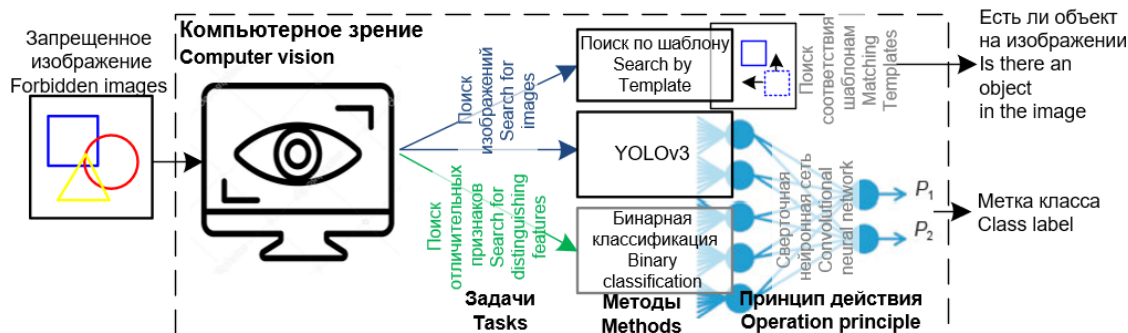
Doct. Sci. (Engineering), Associate Professor, ORCID: 0000-0003-2693-8876, e-mail: akhanova@mail.ru

Structural schemes and mathematical support of computer vision methods are considered: object search by template, binary classification using a convolutional neural network, object detection using a convolutional neural network with various architectural solutions. The implementation of all these methods is adapted to detect prohibited symbols on Internet images, in case of its presence and the announcement that the image is prohibited. As well as the recognition of symbols that are similar in structure to prohibited ones, but are not such, and the announcement that the image is not prohibited. Based on the set goal and formulated tasks, three computer vision methods were tested: object search by template, binary classification using a convolutional neural network, object detection using a convolutional neural network based on the YOLOv3 model. A test dataset was created that included 40 images, which was used to determine the accuracy of each method. The efficiency results for each considered method are obtained. Based on the task, three computer vision methods were analyzed: object

search by template, binary classification using a convolutional neural network, object detection using a convolutional neural network. The method of object detection using the convolutional neural network of the YOLOv3 model proved to be the best. The percentage of accuracy of this method was 95%.

**Keywords:** computer vision, forbidden images, convolutional neural network, binary classification, pattern search, object detection, YOLOv3

#### Graphical annotation (Графическая аннотация)



**Введение.** Ключевым элементом современной информационной инфраструктуры, модерации и распространения контента (в том числе противоправного) стала сеть Интернет. Количество пользователей Рунета за последние 15 лет выросло с 25 млн человек (аудитория «ВКонтакте» и «Одноклассников» в 2007 г. насчитывала по 3–4 млн пользователей) до 124 млн россиян (среди них пользователи соцсетей в 2022 г. – почти 100 млн) [1]. Безопасность доступа к интернету обеспечивают средства защиты информации: ими пользуются 78,5 % россиян, при этом почти 30 % населения ежегодно сталкиваются с киберпреступлениями, включая распространение публикаций с запрещенной символикой, в том числе экстремистской направленности. По итогам 2021 г. в России число преступлений экстремистской направленности, включая пропаганду и публичное демонстрирование запрещенной символики, выросло на 39,3 % [2]. В дальнейшем обеспечение безопасного доступа к сети Интернет должны осуществлять не только традиционные антивирусные программы, электронная цифровая подпись и средства аутентификации пользователей, но и инструменты на основе технологий машинного обучения и Интернета вещей и др. [3]. Методы компьютерного зрения дают возможность для автоматизации процессов мониторинга растущего потока информации в сети Интернет на выявление противоправного материала (в частности, запрещенных изображений) [4].

В 2010 г. лучший алгоритм классификации изображений давал ошибку около 27 %. Сегодня алгоритмы классификации изображений позволяют на новом качественном уровне решать задачи компьютерного зрения. Если человек может неправильно классифицировать изображения в некотором наборе данных в 5 % случаев, то ранее алгоритмы классификации показывали до 4,5 % ошибок. В настоящее время количество ошибок снизилось до 3 % [3]. Значительное количество публикаций, связанных с использованием алгоритмов классификации изображений, представлены в таких предметных областях, как контроль качества продукции [5], обнаружение пожаров [6], транспорт [7], медицина [8], экономика и образование [9] и др. Появляются публикации авторов, посвященные методам компьютерного зрения, в области обнаружения и анализа запрещенного контента в сети Интернет [10–12], однако в большей степени они посвящены выявлению текстовой информации. В применении к выявлению изображений наиболее известны следующие методы компьютерного зрения: поиск объекта по шаблону [13], бинарная классификация при помощи свёрточной нейронной сети [14], свёрточные нейронные сети с различными архитектурами [15].

Анализ публикаций показал, что вопросы исследования алгоритмов компьютерного зрения для обнаружения изображений с запрещенной символикой актуальны, но представлены фрагментарно и требуют дальнейшей проработки. В качестве примера для исследования алгоритмов был выбран один из самых распространённых запрещенных символов – свастика. Во многих странах, так же как и в РФ, этот символ запрещен и является пропагандой национализма [16]. Цель работы – разработка и исследование методов классификации и мониторинга в сети Интернет изображений с запрещенной символикой и изображений, похожих на запрещенные, но не являющихся таковыми.

**Материалы и методы решения задачи поиска изображений.** Задача поиска изображений в применении к различным предметным областям первоначально решалась с использованием традиционных алгоритмов обработки информации (цветовые фильтры, контурный анализ, поиск по шаблону, работа с особыми точками и др.) [17]. Далее появились решения, реализованные в виде разнообразных архитектур классических нейронных сетей [18]. Однако при преобразовании изображений классической нейронной сетью в линейную цепочку байт происходит потеря информации, топологии изображения, при этом нейронная сеть должна быть инвариантной к различным искажениям в данном случае запрещенного изображения. Частота использования классических нейронных сетей в задачах поиска изображений значительно снизилась при появлении свёрточных нейронных сетей [19]. Идея свёрточных нейронных сетей заключается в чередовании свёрточных, субдискретизирующих и наличия полносвязанных слоев на выходе, что позволило осуществлять поиск изображений на новом качественном уровне (рис. 1).



Рисунок 1 – Классификация методов компьютерного зрения

Для сравнительного анализа методов компьютерного зрения, используемых для поиска запрещенной символики на изображениях в сети Интернет, из традиционных методов был выбран метод поиска по шаблону, который в отличие от остальных традиционных методов является универсальным и обладает хорошей обобщающей способностью [13]. Сравнение методов машинного обучения поиска объектов на изображениях, включая классические и свёрточные нейронные сети, показало, что на 1 первом месте находятся свёрточные нейронные сети с 0,39 % ошибок распознавания в общем случае [20]. Поэтому для данного исследования были выбраны именно свёрточные нейронные сети. Наиболее известными моделями свёрточной нейронной сети в последние годы стали: RCNN; FastRCNN; FasterRCNN; SSD; YOLO и др. [19]. При этом наиболее быстрым и точным алгоритмом среди моделей свёрточной нейронной сети считается YOLO [18]. Эти свойства алгоритма YOLO позволяют охватывать все возможные изображения во время тестирования, соответственно получаемые прогнозы основываются на глобальном контексте изображения. Одна из самых популярных и часто используемых моделей YOLO – YOLOv3 была выбрана для исследования [21].

При детекции запрещенных изображений возникает ситуация внешней визуальной схожести некоторых объектов между собой (например, свастики и знака русского националистического единства). Тогда дополнительно необходимо решать задачу поиска отличительных признаков одного объекта от другого. В качестве инструмента для решения этой задачи выбран метод бинарной классификации на основе, как показано выше, преобладающего на сегодняшний день свёрточного типа нейронных сетей [14]. Рассмотрим выбранные методы более детально.

Обнаружение объекта по шаблону является одним из наиболее часто используемых методов компьютерного зрения. По сути, это метод поиска областей изображения  $I$ , которые соответствуют некоторому изображению-шаблону  $T$  [13]. Для детекции искомой области производят сравнение шаблонного изображения  $T$  с исходным изображением  $I$  путем перемещения шаблона  $T$  по одному пикселю вверх-вниз или слева направо, соответственно фиксируются координаты  $(x, y)$ . При этом в каждой точке  $(x, y)$  производится расчет метрики расхождения [13], позволяющий получить численную оценку того, насколько «хорошее» совпадение в искомым координатах (или насколько изображение-шаблон  $T$  похоже на эту конкретную область исходного изображения  $I$ ) (табл. 1). Для каждой точки  $(x, y)$  перемещения шаблонного изображения  $T$  по области изображения  $I$  сохраняется численное значение метрики в матрице результатов  $R$ .

Следующим методом, выбранным для поиска изображений с запрещенной символикой, является метод бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети [14]. Как следует из названия, метод является бинарным, то есть в структуре нейронной сети всего два входных нейрона и на выходе выдается ответ: объект 1-го класса или 2-го класса. Метод бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети хорошо зарекомендовал себя при нахождении отличительных признаков одного объекта относительно другого. Структурная схема данного метода представлена на рисунке 2. На вход подается изображение, после чего обученная свёрточная нейронная сеть предсказывает вероятности  $w_1$  и  $w_2$  принадлежности объекта на изображении к 1-му и 2-му классу. На выходе объявляется принадлежность объекта на изображении в соответствии с наивысшей вероятностью.

Детекция объектов при помощи алгоритма YOLOv3 – метод для определения класса объекта и его расположения на изображении. YOLOv3 представляет собой архитектуру YOLO, состоящую из 106 свёрточных слоев. Алгоритм YOLOv3 сначала разделяет изображение на сетку. Каждая ячейка сетки предсказывает некоторое количество граничных прямоугольников (иногда называемых якорными прямоугольниками) вокруг объектов, которые высоко оцениваются предопределенными классами (рис. 3).

Таблица 1 – Метрики расхождения для метода обнаружения объекта по шаблону

Наименование метрики	Формализация метрики
Сумма квадратов разниц значений пикселей (M1)	$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2$
Сумма квадратов разниц цветов, нормированная в диапазоне 0...1, (M2)	$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T(x', y') - I(x + x', y + y'))^2}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$
Сумма поэлементных произведений шаблона и сегмента картинки (M3)	$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T(x', y') \cdot I(x + x', y + y'))$
Сумма поэлементных произведений, нормированная в диапазоне -1...1, (M4)	$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T(x', y') \cdot I(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} T(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I(x + x', y + y')^2}}$
Кросс-корреляция изображений без среднего, (M5)	$R(x, y) = \sum_{x', y'} (T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y'))$
Кросс-корреляция между изображениями без среднего, нормированная в -1...1 (корреляция Пирсона), (M6)	$R(x, y) = \frac{\sum_{x', y'} (T'(x', y') \cdot I'(x + x', y + y'))}{\sqrt{\sum_{x', y'} T'(x', y')^2 \cdot \sum_{x', y'} I'(x + x', y + y')^2}}$



Рисунок 2 – Структурная схема работы бинарной классификации при помощи сверточной нейронной сети

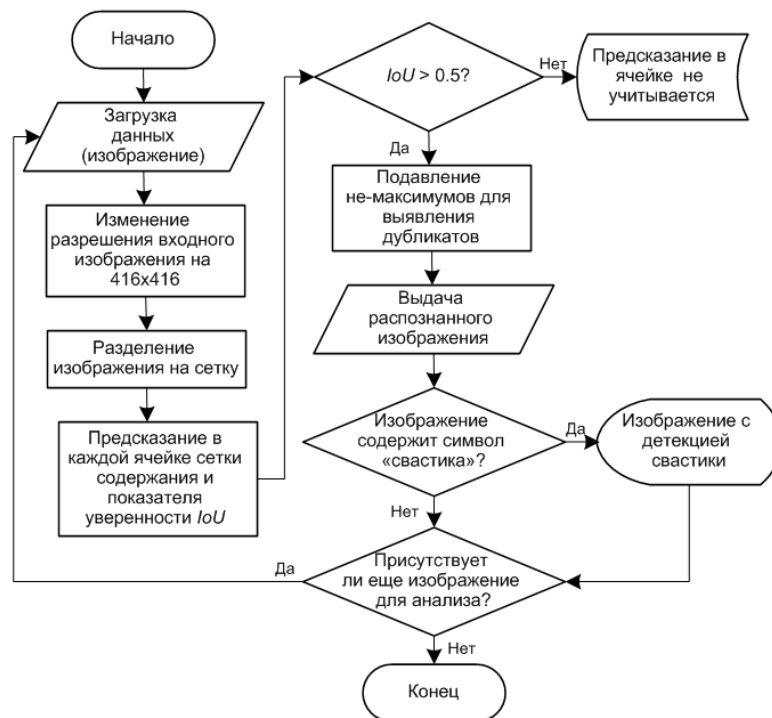


Рисунок 3 – Схема работы алгоритма ПО со сверточной нейронной сети архитектуры YOLOv3

YOLO и другие алгоритмы сверточной нейронной сети позволяют оценивать области на основе их сходства с предопределенными классами, на основе показателя уверенности *Iou* [19]. Области с высокими показателями уверенности *Iou* отмечаются как положительные для обнаружения того класса, с которым они наиболее близко идентифицируются. Например, в прямой трансляции трафика YOLO можно использовать для обнаружения различных видов транспортных средств, учитывая, какие области видео имеют более высокие оценки по сравнению с заранее определенными классами транспортных средств. Переобучив модель YOLOv3 со своим набором данных, существует возможность классифицировать и определять расположение классифицированных объектов на изображении.

**Результаты и их обсуждение.** Приложение для обнаружения изображений с запрещенной символикой разработано средствами языка программирования общего назначения Python 3.6.5, библиотек машинного обучения Numpy и Matplotlib, а также дополнительно были использованы библиотеки OpenCV для метода поиска по шаблону, TensorFlow – для бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети, ImageAI, TensorFlow – для свёрточной нейронной сети (модель YOLOv3) [21, 22].

Для объективной оценки всех трех методов был создан трехкомпонентный набор данных, включающий: обучающие данные (train data) в количестве 400 изображений, валидационные данные (validation data) в количестве 100 изображений и тестовые (test data) данные. Тестовый набор данных состоит из 40 тестовых изображений (на 20 изображениях присутствует свастика, на 20 отсутствует), в качестве шаблонов было взято 10 изображений свастики. Данный набор данных будет являться проверочным и позволит выявить наилучший метод для поиска объекта на изображении.

Рассмотрим результаты применения метода поиска объекта по шаблону, имеющего название `matchTemplate` (библиотека Python – OpenCV). Метод поиска объекта по шаблону всего использует 6 метрик расхождений, каждая из которых показала разные результаты при поиске объекта (свастик) (табл. 1 и 2).

Таблица 2 – Результаты поиска объекта при 6 метрик расхождений

Измерения показателей /метрики расхождений (см. таблицу1)	Количество найденных объектов на изображениях		Количество не найденных объектов на изображениях	
	объекты были	объектов не было	объекты были	объектов не было
M1	7	4	13	16
M2	4	5	16	15
M3	7	3	13	17
M4	5	4	15	16
M5	3	3	17	17
M6	3	4	17	16

Анализ данных из таблицы 3 показал, что метрика расхождений M3 (CV\_TM\_CCORR) является самой эффективной. Однако результаты использования метода поиска объекта по шаблону не те, которые ожидалось. Только в 35 % случаев (7 из 20 изображений) метод поиска объекта по шаблону смог определить присутствие запрещенной символики. В 85 % (17 из 20) метод смог определить, что данная символика отсутствует. Для эффективной работы данного метода потребуется большой словарь шаблонов. При этом допускается то, что ни один из шаблонов, собранных в словарях, не сможет подойти для поиска объекта на изображении.

При реализации метода бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети обучение моделей классификации производилось при помощи облачного сервиса Google Colaboratory. Для обучения нейронной сети было выбрано 2 класса объектов: свастика и знак русского националистического единства. Сводное представление модели бинарной классификации объектов свастики и знака русского националистического единства представлено в таблице 3.

Таблица 3 – Сводное представление модели бинарной классификации объектов

Слой	Форма вывода	Параметры
Conv2d_12	(None, 148, 148, 32)	896
Conv2d_13	(None, 72, 72, 64)	18496
Conv2d_14	(None, 34, 34, 128)	73856
Conv2d_15	(None, 15, 15, 128)	147584
Dense_6	(None, 512)	3211776
Dense_7	(None, 1)	513

В таблице 4 и на рисунке 4 представлены результаты обучения модели бинарной классификации при помощи свёрточной нейронной сети на собранном, вышеуказанном наборе данных.

С помощью валидационного набора данных была протестирована обученная нейронная модель бинарной классификации (табл. 5).

Таблица 4 – Таблица ошибки и аккуратности на обучении и валидации

Измерения показателей/номер эпохи	Обучающие данные		Валидационные данные	
	Процент ошибки	Процент аккуратности	Процент ошибки	Процент аккуратности
5	41,3	81,3	44,6	78,7
10	31,7	86,6	28,4	87,2
20	12,1	96,2	13	92,3
24	4,1	96,4	3,3	97,3
30	5	97,2	12	94,9

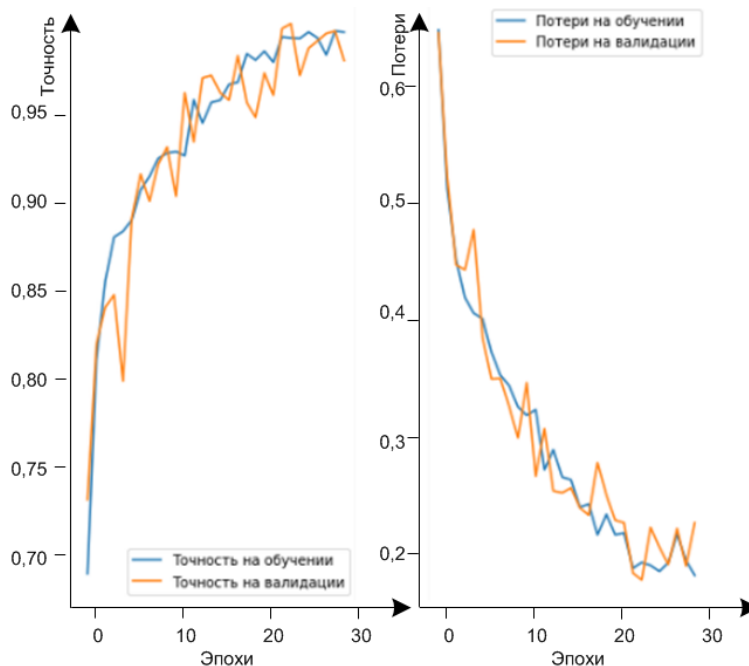


Рисунок 4 – График точности и потери на обучении и тестировании

Таблица 5 – Результаты поиска объекта при помощи нейронной модели бинарной классификации

Количество найденных объектов на изображениях		Количество не найденных объектов на изображениях	
объекты были	объектов не было	объекты были	объектов не было
19	16	1	4

Из сведений таблицы 5 следует, что обученная модель бинарной классификации на поиск запрещенной символики (в данной работе – свастика) проявила себя успешно в 95 % (19 из 20) случаев, если свастика присутствовала на изображениях. Однако, в случае отсутствия свастики на изображении, только в 20 % (4 случаях из 20) случаев было определено, что соответствующая символика на изображении не присутствует. Модель бинарной классификации на поиск запрещенной символики подходит в том случае, если планируется определить, какой из двух объектов изображен на картинке. Если на вход подается изображение, не относящееся ни к первому классу, ни ко второму, нейронная модель ошибочно предскажет класс объекта на изображении.

При реализации метода обнаружения объектов при помощи свёрточной нейронной сети на основе модели YOLOv3 дополнительно использована библиотека ImageAI, обучающая собственную модель на любом наборе изображений, который соответствует любому типу интересующего объекта.

Для реализации данного метода был собран набор данных и распределен на обучающую (набор для обучения – 80 %) и валидационную выборки (набор для проверки – 20 %). С использованием библиотеки LabelIMG созданы аннотации для каждого изображения в обучающей и валидационной выборке. В итоге структура для дальнейшего обучения нейронной сети должна выглядеть так, как на рисунке 5.

Для качественной классификации и детекции объекта на изображении рекомендуется от 200 изображений, для классификации свастики было принято решение использовать набор данных, равный 500 изображений, соответственно для обучающей выборки  $N = 400$  изображений, а для валидационной  $K = 100$  изображений (рис. 5). Количество эпох – 20. Размер мини-выборки – 10 (рис. 6).

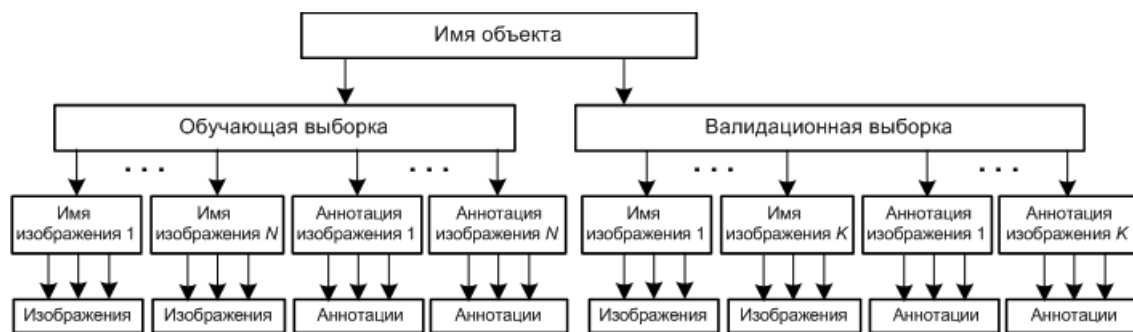


Рисунок 5 – Структура для обучения нейронной сети

```

Epoch 7/20
912/912 [=====] - 1465s 2s/step - loss: 8.2735 - yolo_layer_4_loss: 1.5545 - yolo_layer_5_loss: 2.5663 - yolo_layer_6_loss: 4.1527 - val_loss: 11.2973
Epoch 8/20
912/912 [=====] - 1423s 2s/step - loss: 7.7184 - yolo_layer_4_loss: 1.2945 - yolo_layer_5_loss: 2.3705 - yolo_layer_6_loss: 4.0534 - val_loss: 12.0699
Epoch 9/20
912/912 [=====] - 1441s 2s/step - loss: 7.3607 - yolo_layer_4_loss: 1.2493 - yolo_layer_5_loss: 2.2495 - yolo_layer_6_loss: 3.8619 - val_loss: 8.2071
Epoch 10/20
912/912 [=====] - 1429s 2s/step - loss: 7.2360 - yolo_layer_4_loss: 1.1843 - yolo_layer_5_loss: 2.2575 - yolo_layer_6_loss: 3.7943 - val_loss: 13.0580
Epoch 11/20
912/912 [=====] - 1445s 2s/step - loss: 7.0595 - yolo_layer_4_loss: 1.1889 - yolo_layer_5_loss: 2.1578 - yolo_layer_6_loss: 3.7127 - val_loss: 10.0205
Epoch 12/20
912/912 [=====] - 1447s 2s/step - loss: 6.8807 - yolo_layer_4_loss: 1.1410 - yolo_layer_5_loss: 2.1590 - yolo_layer_6_loss: 3.5806 - val_loss: 10.9176
Epoch 13/20
912/912 [=====] - 1453s 2s/step - loss: 6.9247 - yolo_layer_4_loss: 1.1830 - yolo_layer_5_loss: 2.1552 - yolo_layer_6_loss: 3.5865 - val_loss: 9.8891
Epoch 14/20
912/912 [=====] - 1478s 2s/step - loss: 6.5636 - yolo_layer_4_loss: 1.0637 - yolo_layer_5_loss: 2.0552 - yolo_layer_6_loss: 3.4447 - val_loss: 13.3957
Epoch 15/20
912/912 [=====] - 1476s 2s/step - loss: 6.4045 - yolo_layer_4_loss: 1.0608 - yolo_layer_5_loss: 1.9944 - yolo_layer_6_loss: 3.3492 - val_loss: 18.2127
Epoch 16/20
912/912 [=====] - 1507s 2s/step - loss: 6.3493 - yolo_layer_4_loss: 1.0078 - yolo_layer_5_loss: 2.0261 - yolo_layer_6_loss: 3.3155 - val_loss: 9.3877
Epoch 17/20
912/912 [=====] - 1491s 2s/step - loss: 6.3126 - yolo_layer_4_loss: 1.1045 - yolo_layer_5_loss: 1.9776 - yolo_layer_6_loss: 3.2305 - val_loss: 8.8005
Epoch 18/20
912/912 [=====] - 1497s 2s/step - loss: 6.2321 - yolo_layer_4_loss: 1.0520 - yolo_layer_5_loss: 1.9827 - yolo_layer_6_loss: 3.1974 - val_loss: 6.2218
Epoch 19/20
912/912 [=====] - 1521s 2s/step - loss: 6.1321 - yolo_layer_4_loss: 0.9229 - yolo_layer_5_loss: 1.9656 - yolo_layer_6_loss: 3.2437 - val_loss: 9.2831
Epoch 20/20
912/912 [=====] - 1544s 2s/step - loss: 5.9768 - yolo_layer_4_loss: 0.9409 - yolo_layer_5_loss: 1.9068 - yolo_layer_6_loss: 3.1290 - val_loss: 10.9871
    
```

Рисунок 6 – Обучение нейронной сети с архитектурой YOLOv3

Благодаря наличию валидационной выборки (набору данных для проверки) сразу стало ясно, что после 18 эпохи происходит переобучение модели, процент ошибки на обучающем наборе уменьшается, но процент ошибки на наборе для проверки увеличивается. Нейронная сеть переобучилась, лучше распознает объект на том наборе, на котором она обучалась, но при тестировании обученная модель начинает выдавать результат хуже, чем был на предыдущей эпохе. Этот анализ позволил выяснить, какую эпоху лучше взять в качестве готовой модели.

С помощью проверочного набора данных была протестирована обученная нейронная модель детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3 (табл. 6).

Таблица 6 – Результаты поиска объекта при помощи нейронной модели детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3

Количество найденных объектов на изображениях		Количество не найденных объектов на изображениях	
объекты были	объектов не было	объекты были	объектов не было
19	1	1	19

Анализ сведений, представленных в таблице 6, показал, что данный метод YOLOv3 отлично справился с поставленной задачей. Обученная модель находит запрещенные изображения (свастика) в 95 % (19 из 20) случаев, такой же результат показала модель в случаях, где символ отсутствует.

Матрицы ошибок всех трех методов представлены на рисунке 7. По точности определения объекта (свастика), когда объект присутствовал на изображении, когда отсутствовал, лучше всего себя показала сверточная нейронная сеть YOLOv3.



Рисунок 7 – Матрицы ошибок для тестового набора для алгоритмов поиска по шаблону, бинарной классификации сверточной нейронной сети, YOLOv3

Модель детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3, обученная на наборе данных из 500 изображений, в итоге способна классифицировать объект «свастика» на изображениях и также показать отсутствие данного символа. Дополнительные настройки модели позволяют повысить процент эффективности.

**Заключение.** По результатам сформулированной цели исследования и поставленной задачи были проведены исследования трех методов компьютерного зрения, включая методы поиска объекта по шаблону, бинарной классификация при помощи сверточной нейронной сети, модели YOLOv3. Данные методы были изучены и протестированы на решении задачи поиска запрещенной символики на изображении. Был сделан вывод, что модель детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3, обученная на наборе данных с 500 изображениями, в итоге способна была классифицировать объект «свастика» на изображении и также показать отсутствие данной символики. Метод детекции объектов при помощи алгоритма YOLOv3 показал точность определения присутствия и отсутствия свастики на тестовом наборе данных, равную 95 %. Предложенные исследования методов компьютерного зрения можно распространить на поиск изображений различного характера. Метод поиска по шаблону может быть применен для обнаружения транспортных средств, прокладки маршрутов для мобильных роботов, производственных процессов и в медицине. Сверточные нейронные сети способны успешно распознавать символы на бумаге и банковских картах, подписи на официальных документах, детектировать объекты и т.д. Такие возможности позволяют существенно облегчить труд человека, а также повысить надежность и точность различных рабочих процессов за счет отсутствия возможности допущения ошибки из-за человеческого фактора.

#### Библиографический список

1. Тенденции развития интернета: готовность экономики и общества к функционированию в цифровой среде: аналитический доклад / Г. И. Абдрахманова, М. Д. Ванюшина, К. О. Вишневский, Л. М. Гохберг и др. ; АНО «Координационный центр национального домена сети Интернет» ; Нац. исслед. ун-т «Высшая школа экономики». – Москва : НИУ ВШЭ, 2021. – 248 с.
2. Выявлено лиц, совершивших преступления экстремистской направленности. – Режим доступа: [http://crimestat.ru/offenses\\_chart](http://crimestat.ru/offenses_chart), свободный. – Заглавие с экрана. – Яз.рус. (дата обращения: 06.03.2022).
3. Бурцев, М. История искусственного интеллекта // БИТ. Бизнес & Информационные технологии. – 2019. – № 6 (89). – С. 26–27.
4. Адамова, А. А. Методы и технологии машинного обучения и нейросетевых технологий в задачах компьютерного зрения / А. А. Адамова, В. А. Зайкин, Д. В. Гордеев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение. – 2021. – Т. 23, № 4. – С. 25–39.
5. Сириченко, А. В. Применение технологии компьютерного зрения для решения задачи контроля качества продукции в машиностроении / А. В. Сириченко // Автоматизированное проектирование в машиностроении. – 2019. – № 7. – С. 167–169.
6. Катаев, М. Ю. Метод компьютерного зрения для обнаружения лесных пожаров по rgb-изображениям, получаемым с помощью беспилотного моторного планёра / М. Ю. Катаев, Е. Ю. Карташов // Светотехника. – 2021. – № 2. – С. 15–20.
7. Редин, И. В. Анализ методов компьютерного зрения для создания системы автоматического управления дорожным транспортом / И. В. Редин, В. А. Шеин // Colloquium-journal. – 2019. – № 27–1 (51). – С. 70–72.
8. Шагалова, П. А. Алгоритмы компьютерного зрения в задаче обработки серии медицинских снимков, полученных при микроскопии / П. А. Шагалова, Э. С. Соколова, Г. Я. Левин, А. Ю. Захарова, В. С. Коротаев, Г. В. Куликов // Cloud of Science. – 2020. – Т. 7, № 1. – С. 180–188.
9. Онокой, Л. С. Применение технологий компьютерного зрения в экономике и образовании / Л. С. Онокой, Е. А. Морев // Дискуссия. – 2021. – № 1 (104). – С. 24–30.
10. Шарнин, М. М. Единая автоматизированная технология обнаружения и анализа экстремистского контента в интернете / М. М. Шарнин, А. Х. Хакимова, И. В. Родина, А. А. Маравин, А. С. Гуров // SCVRT2018 Международная научная конференция Московского физико-технического института (государственного университета) Института физико-технической информатики : труды Международной научной конференции. – 2018. – С. 49–58.
11. Давыдов, В. О. Выявление информации экстремистской направленности в электронных информационных сетях в целях раскрытия и расследования преступлений / В. О. Давыдов // Известия ТулГУ. Экономические и юридические науки. – 2011. – № 2–2. – С. 90–94.
12. Колесников, И. Е. Основные вопросы разработки модуля определения специальной символики на изображениях социальной сети / И. Е. Колесников, О. С. Смирнова // Проблемы науки. – 2017. – № 24 (106). – С. 8–12.
13. Утев, Д. А. Анализ инвариантности мер близости для поиска объекта по шаблону при вращении и масштабировании изображения / Д. А. Утев, И. В. Борисова, В. П. Ющенко // Интерэкспо Гео-Сибирь. – 2020. – Т. 8, № 2. – С. 100–106.
14. Бирюкова, В. А. Технология дистилляции знаний для обучения нейронных сетей на примере задачи бинарной классификации / В. А. Бирюкова // Интеллектуальные системы. Теория и приложения. – 2020. – Т. 24, № 2. – С. 23–52.
15. Girshick, Ross. Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Segmentation / Girshick, Ross & Donahue, Jeff & Darrell, Trevor & Malik, Jitendra // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2015. – Vol. 38, № 1–1. – DOI: 10.1109/TPAMI.2015.2437384.
16. Рыдченко, К. Д. Некоторые особенности обеспечения запрета пропаганды и публичного демонстрирования нацистской атрибутики и символики / К. Д. Рыдченко // Вестник Воронежского института МВД России. – 2009. – № 2. – С. 60–65.
17. Романов, С. А. Анализ методов распознавания изображений / С. А. Романов, Ю. П. Стоянов // Перспективы развития информационных технологий. – 2010. – № 2. – С. 334–338.
18. Брилюк, Д. Распознавание человека по изображению лица и нейросетевые методы / Д. Брилюк, В. Старовойтов. – Минск : Институт технической кибернетики Национальной академии наук Беларуси, 2001.
19. Сирота, А. А. Анализ алгоритмов поиска объектов на изображениях с использованием различных модификаций сверточных нейронных сетей / А. А. Сирота, Е. Ю. Митрофанова, А. И. Милованова // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Системный анализ и информационные технологии. – 2019. – № 3. – С. 123–137.



20. Ranzato, Marc'Aurelio. Efficient Learning of Sparse Representations with an Energy-Based Model / Ranzato Marc'Aurelio, Christopher Poultney, Sumit Chopra and Yann LeCun // *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 2006)* / J. Platt et al. (eds). – MIT Press, 2006.

21. Кравцов, Е. В. Методика распознавания объектов при помощи сверточной нейронной сети YOLOV3 / Е. В. Кравцов, Д. Ю. Невров, Д. А. Селитренников // *Техника и безопасность объектов уголовно-исполнительной системы : сборник материалов Международной научно-практической конференции* : в 2 т. – Воронеж, 2020. – С. 301–304.

22. Джоши, П. Искусственный интеллект с примерами на Python / П. Джоши. – Москва : Диалектика ; Вильямс, 2019. – 448 с.

#### References

1. Abdrakhmanova, G. I., Vanyushina, M. D., Vishnevskiy, K. O., Gokhberg, L. M. et al. *Tendentsii razvitiya interneta: gotovnost ekonomiki i obshchestva k funkcionirovaniyu v tsifrovoy srede: analiticheskiy doklad* [Trends in the development of the Internet: the readiness of the economy and society to function in the digital environment: analytical report]. ANO "Coordination Center of the National Domain of the Internet" ; National Research University "Higher School of Economics". Moscow, National Research University "Higher School of Economics", 2021. 248 p.

2. *Vyyavleno lits, sovershivshikh prestupleniya ekstremistskoy napravlenosti* [Persons who committed extremist crimes were identified]. Available at: [http://crimestat.ru/offenses\\_chart](http://crimestat.ru/offenses_chart) (accessed 06.03.2022).

3. Burtsev, M. Istoriya iskusstvennogo intellekta [The History of Artificial Intelligence]. *BIT. Biznes & Informatsionnyye tekhnologii* [BIT. Business & Information Technologies], 2019, no. 6 (89), pp. 26–27.

4. Adamova, A. A., Zaikin, V. A., Gordeev, D. V. Metody i tekhnologii mashinnogo obucheniya i neyrosetevykh tekhnologiy v zadachakh kompyuternogo zreniya [Methods and technologies of machine learning and neural network technologies in computer vision problems]. *Neyrokomp'yutery: razrabotka, primeneniye* [Neurocomputers: development, application], 2021, vol. 23, no. 4, pp. 25–39.

5. Sirichenko, A. V. Primeneniye tekhnologii kompyuternogo zreniya dlya resheniya zadachi kontrolya kachestva produktsii v mashinostroyenii [Application of computer vision technology to solve the problem of product quality control in mechanical engineering]. *Avtomatizirovannoye proyektirovaniye v mashinostroyenii* [Computer-aided design in mechanical engineering], 2019, no. 7, pp. 167–169.

6. Kataev, M. Yu., Kartashov, E. Yu. Metod kompyuternogo zreniya dlya obnaruzheniya lesnykh pozharov po rgb-izobrazheniyam, poluchayemykh s pomoshchyu bespilotnogo motornogo planera [Computer vision method for detecting forest fires using RGB images obtained using an unmanned motor glider]. *Svetotekhnika* [Lighting engineering], 2021, no. 2, pp. 15–20.

7. Redin, I. V., Shein, V. A. Analiz metodov kompyuternogo zreniya dlya sozdaniya sistemy avtomaticheskogo upravleniya do-rozhnym transportom [Analysis of computer vision methods for creating an automatic road transport control system]. *Colloquium-journal*, 2019, no. 27–1 (51), pp. 70–72.

8. Shagalova, P. A., Sokolova, E. S., Levin, G. Ya., Zakharov, A. Yu., Korotaev, V. S., Kulikov, G. V. Algoritmy kompyuternogo zreniya v zadache obrabotki serii meditsinskikh snimkov, poluchennykh pri mikroskopii [Algorithms in the task of processing a series of medical images obtained by microscopy]. *Cloud of Science*, 2020, vol. 7, no. 1, pp. 180–188.

9. Onokhoy, L.S., Morev, E. A. Primeneniye tekhnologiy kompyuternogo zreniya v ekonomike i obrazovanii [The use of computer vision technologies in Economics and education]. *Diskussiya* [Discussion], 2021, no. 1 (104), pp. 24–30.

10. Sharnin, M. M., Khakimova, A. H., Rodina, I. V., Maravin, A. A., Gurov, A. S. Sharnin, M. M. Yedinaya avtomatizirovannaya tekhnologiya obnaruzheniya i analiza ekstremistskogo kontenta v internete Unified automated technology for detecting and analyzing extremist content in the Internet. *SCVRT2018 Mezhdunarodnaya nauchnaya konferentsiya Moskovskogo fiziko-tekhnicheskogo instituta (gosudarstvennogo universiteta) Instituta fiziko-tekhnicheskoy informatiki : trudy Mezhdunarodnoy nauchnoy konferentsii* [SCVRT2018 International Scientific Conference of the Moscow Institute of Physics and Technology (State University) Institute of Physics and Technology Informatics : Proceedings of the International Scientific Conference], 2018, pp. 49–58.

11. Davydov, V. O. Vyyavleniye informatsii ekstremistskoy napravlenosti v elektronnykh informatsionnykh setyakh v tselyakh raskrytiya i rassledovaniya prestupleniy [Identification of extremist information in electronic information networks for the purpose of disclosure and investigation of crimes]. *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Ekonomicheskiye i yuridicheskiye nauki* [News of Tula State University. Economic and Legal Sciences], 2011, no. 2–2, pp. 90–94.

12. Kolesnikov I. E., Smirnova O. S. Osnovnyye voprosy razrabotki modulya opredeleniya spetsialnoy simvoliki na izobrazheniyakh sotsialnoy seti [The main issues of developing a module for determining special symbols on images of a social network]. *Problemy nauki* [Problems of Science], 2017, no. 24 (106). pp. 8–12.

13. Utev, D. A., Borisova, I. V., Yushchenko, V. P. Analiz invariantnosti mer blizosti dlya poiska obyektov po shablonu pri vrashchenii i masshta-birovaniy izobrazheniya [Analysis of the invariance of proximity measures for searching for an object by a template during image rotation and scaling]. *Interexpo Geo-Siberia*, 2020, vol. 8, no. 2, pp. 100–106.

14. Biryukova V.A. Tekhnologiya distillyatsii znaniy dlya obucheniya neyronnykh setey na primere zadachi binarnoy klassifikatsii [Technology of knowledge distillation for training neural networks on the example of a binary classification problem]. *Intelektualnyye sistemy. Teoriya i prilozheniya* [Intelligent systems. Theory and applications], 2020, vol. 24, no. 2, pp. 23–52.

15. Girshick, Ross & Donahue, Jeff & Darrell, Trevor & Malik, Jitendra. Region-Based Convolutional Networks for Accurate Object Detection and Segmentation. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2015, vol. 38, no. 1–1. DOI: 10.1109/TPAMI.2015.2437384.

16. Rydchenko, K. D. Nekotoryye osobennosti obespecheniya zapreta propagandy i publichnogo demonstrirovaniya natsistskoy atributiki i simvoliki [Some features of ensuring the prohibition of propaganda and public display of Nazi paraphernalia and symbols]. *Vestnik Voronezhskogo instituta MVD Rossii* [Bulletin of the Voronezh Institute of the Ministry of Internal Affairs of Russia], 2009, no. 2, pp. 60–65.

17. Romanov, S. A., Stoyanov, Yu. P. Analiz metodov raspoznavaniya izobrazheniy [Analysis of image recognition methods]. *Perspektivy razvitiya informatsionnykh tekhnologiy* [Prospects for the development of information technologies], 2010, no. 2, pp. 334–338.

18. Brilyuk, D., Starovoytov, V. Raspoznavaniye cheloveka po izobrazheniyu litsa i neyrosetevyye metody [Recognition of a person by facial image and neural network methods]. Minsk, Institute of Technical Cybernetics of the National Academy of Sciences of Belarus, 2001.

19. Sirota, A. A., Mitrofanova, E. Yu., Milovanova, A. I. Analiz algoritmov poiska obyektov na izobrazheniyakh s ispolzovaniyem razlichnykh modifikatsiy svertochnykh neyronnykh setey [Analysis of algorithms for searching objects in images using various modifications of convolutional neural networks]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Sistemnyy analiz i informatsionnyye tekhnologii* [Bulletin of the Voronezh State University. Series: System Analysis and Information Technologies], 2019, no. 3, pp. 123–137.

20. Ranzato, Marc'Aurelio, Christopher, Poultney, Sumit, Chopra and Yann, LeCun. Efficient Learning of Sparse Representations with an Energy-Based Model. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS 2006)*, MIT Press, 2006.

21. Kravtsov, E. V., Nevrov, D. Yu., Selitrennikov, D. A. Metodika raspoznavaniya obyektov pri pomoshchi svertochnoy neyronnoy seti YOLOV3 [Object recognition technique using convolutional neural network YOLOV3]. *Tekhnika i bezopasnost obyektov ugovolno-ispolnitelnoy sistemy : sbornik materialov Mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Technique and safety of objects of the penal system : collection of materials of the International Scientific and Practical Conference], in 2 vol. Voronezh, 2020, pp. 301–304.

22. Dzhoshi, P. *Iskusstvennyy intellekt s primerami na Python* [Artificial intelligence with examples in Python]. Moscow, Dialektika Publ. ; Vilyams Publ., 2019. 448 p.

УДК 004.93

### АЛГОРИТМ БЫСТРОГО НАХОЖДЕНИЯ КОНТУРА НА ОСНОВЕ МЕТОДА СЛЕДОВАНИЯ ЗА ПИКСЕЛЯМИ

*Статья поступила в редакцию 30.03.2022, в окончательном варианте – 28.04.2022.*

**Конаныхина Татьяна Николаевна**, Юго-Западный государственный университет, 305014, Российская Федерация, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94,

кандидат технических наук, доцент, ORCID: 0000-0002-2755-0163, e-mail: govtn@mail.ru

**Конаныхин Александр Юрьевич**, Юго-Западный государственный университет, 305014, Российская Федерация, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94,

аспирант, ORCID: 0000-0003-1644-6675, e-mail: alexanderkonan@yandex.ru

**Авилов Иван Александрович**, Юго-Западный государственный университет, 305014, Российская Федерация, г. Курск, ул. 50 лет Октября, 94,

студент, ORCID: 0000-0001-8884-7705, e-mail: vano94600@gmail.com

Предложен алгоритм быстрого нахождения контура, в основе которого находится метод следования за пикселями изображения. Отслеживание и извлечение контурных пикселей широко используется в различных областях человеческой деятельности, анализ литературы говорит о постоянном увеличении применения этих методов в связи с ростом носимой электроники и постоянным совершенствованием самих алгоритмов трассировки. Традиционные способы отслеживания пикселей имеют определенные ограничения, некоторые алгоритмы, выполняют ненужные операции перемещения над белыми пикселями, что увеличивает время обработки изображения и нахождения контура. Не все алгоритмы могут определять контур в случае угловых пикселей; следовательно, они не могут быть описательной характеристикой объекта и определять связь между объектами. Предложенный алгоритм определяет пиксели внутреннего-внешнего угла, переднего-внутреннего угла и передней прямой линии. При экспериментальной проверке работоспособности предложенного алгоритма и сравнении качества его работы с различными алгоритмами (простой граничный повторитель, модифицированный простой граничный повторитель, трассировка соседей Мура, алгоритм радиальной развертки) предложенный алгоритм определил 99,4 % от общего числа пикселей контура и имеет максимальное общее количество трассируемых пикселей в сравнении с другими анализируемыми алгоритмами трассировки.

**Ключевые слова:** нахождение контура, алгоритм трассировки, распознавание изображений, метод отслеживания пикселей

### ALGORITHM FOR FAST FINDING THE CONTOUR BASED ON THE PIXEL FOLLOWING METHOD

*The article was received by the editorial board on 30.03.2022, in the final version – 28.04.2022.*

**Konanykhina Tatyana N.**, Southwest State University, 94 50 let Oktyabrya St., Kursk, 305014, Russian Federation,

Cand. Sci. (Engineering), Associate Professor, ORCID 0000-0002-2755-0163, e-mail: govtn@mail.ru

**Konanykhin Alexander Yu.**, Southwest State University, 94 50 let Oktyabrya St., Kursk, 305014, Russian Federation,

postgraduate student, ORCID 0000-0002-2755-0163, e-mail: govtn@mail.ru

**Avilov Ivan A.**, Southwest State University, 94 50 let Oktyabrya St., Kursk, 305014, Russian Federation,

student, ORCID 0000-0001-8884-7705, e-mail: vano94600@gmail.com

An algorithm for fast contour finding is proposed, which is based on the method of following image pixels. Edge pixel tracking and extraction are widely used for smart devices in object detection, logo recognition, object separation from their