

## ИСПОЛЬЗОВАНИЕ ТЕХНОЛОГИИ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ В СЕГМЕНТАЦИИ ОБЪЕКТОВ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Д.Ю. Клехо<sup>1</sup>, Е.Б. Карелина<sup>1</sup>, Ю.П. Батырев<sup>2</sup>

<sup>1</sup>ФГБОУ ВО «Российский государственный гуманитарный университет», 125993, г. Москва, Миусская пл., д. 6

<sup>2</sup>МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), 141005, Московская обл., г. Мытищи, ул. 1-я Институтская, д. 1

Liza200785@gmail.com

Приведена классификация и описание задач, решаемых с помощью технологий компьютерного зрения. Более подробно рассмотрено применение нейронных сетей для создания систем выделения конкретных объектов в потоке изображений. Также даны пояснения, что понимается под обучением нейронной сети и подробно рассмотрены основные этапы машинного обучения. Указаны особенности применения сверточных нейронных сетей при сегментации объектов изображения, т. е. выделении объектов на изображении. Сделан выбор архитектуры нейронной сети, обладающей свойством выделять из изображения основную информацию. Дана характеристика задачи сегментации и основных принципов компьютерного зрения. Приведены выводы о возможном применении разработанной нейросетевой модели для решения различных прикладных задач.

**Ключевые слова:** машинное обучение, глубокое обучение, нейронные сети, компьютерное зрение, машинное зрение, сегментация, сегментация объектов, обработка изображений

**Ссылка для цитирования:** Клехо Д.Ю., Карелина Е.Б., Батырев Ю.П. Использование технологии сверточных нейронных сетей в сегментации объектов изображения // Лесной вестник / Forestry Bulletin, 2021. Т. 25. № 1. С. 140–145. DOI: 10.18698/2542-1468-2021-1-140-145

В настоящее время все более расширяется количество предприятий, на которых осуществляется внедрение различных автоматизированных систем, поскольку они позволяют снизить материальные и трудовые затраты предприятий, а также повысить их конкурентоспособность [1]. Достаточно часто на производстве возникают проблемы, которые невозможно формализовать и решить с помощью роботов, контроллеров и регуляторов. В таком случае предлагается интеграция интеллектуальных технологий в производственный процесс или создание на их основе новых систем [1].

Технологии, связанные с интеллектом весьма разнообразны. К ним относятся нечеткая логика и генетические алгоритмы, экспертные системы и искусственные нейронные сети, а также компьютерное зрение [2]. При этом часто появляется необходимость в их совместном использовании, в частности, при создании экспертной системы с применением искусственных нейронных сетей [3]. Рассмотрим один из подходов к разработке системы компьютерного зрения для распознавания образов на изображении с помощью нейронной сети. Такую систему, например, можно применять при наблюдении за сельскохозяйственными животными с использованием видеоинформации, полученной с камер наблюдения, поскольку контроль за животными позволяет автоматизировать процессы кормления и ухода за ними [4].

### Цель работы

Цель работы — создание и интеграция автоматизированной системы компьютерного зрения

(АСКЗ) для распознавания образов на изображении в условиях производства, сокращение влияния человеческого фактора на принятие решений в производстве и повышение конкурентоспособности готовой продукции.

### Материалы и методы

В широком смысле компьютерное зрение применяется в самых различных областях: в медицине — для ранней диагностики заболевания, в пищевой промышленности — для определения оптимального цвета и внешнего вида готовой продукции, в легкой промышленности — для выделения образа рисунка из общего изображения, а также в качестве измерения различных физических параметров при определении пространственного местоположения для подтверждения определенных свойств объекта, считывания различных кодов, в том числе в сфере безопасности для идентификации личности [5, 6].

Компьютерное зрение выступает в роли вспомогательного инструмента, чтобы автоматизировать деятельность, которую человек способен осуществлять практически на подсознательном уровне — различать видимые им объекты. Глаза выступают в роли приемников сигнала, мозг — в качестве обработчика, но, точнее, не мозг, а некоторая часть биологической нейронной сети [7]. Искусственные нейронные сети имитируют обработку информации подобно биологическим, но крайне ограничено в концепте математической логики [8]. Различают ряд архитектур искусственных нейронных сетей, предназначенных

для решения подобных задач, одна из которых тесно связана и хорошо себя проявила в решении задач компьютерного зрения — это архитектура сверточных нейронных сетей.

Перечислим задачи компьютерного зрения [8, 9].

**Классификация изображений** — наиболее простая и понятная в реализации задача по сравнению с другими, в связи с чем спектр ее предметных областей достаточно широк [10].

**Детектирование объектов** — это процесс нахождения экземпляров таких реальных объектов, как лица, велосипеды, здания в изображениях или на видео. Алгоритмы обнаружения объектов обычно используют математические функции и методы обучения для распознавания экземпляров категории объекта [11].

**Семантическая сегментация** — разделение изображения на отдельные группы пикселей, которые соответствуют какому-либо одному объекту. При этом определяется принадлежность данного объекта к определенному классу реального мира.

**Сегментация экземпляров** идентифицирует каждый экземпляр какого-либо объекта, представленного на изображении, в отличие от семантической сегментации, не разбивает изображение на пиксели. [12–14].

## Результаты и обсуждение

Перечисленные выше классы задач не являются единственными. Существуют типы задач, образованные как частные случаи перечисленных: распознавание лиц, текстов и т. д. [9, 15]. Такие задачи компьютерного зрения обусловлены потребностью решения проблем в специфических предметных областях. Рассмотрим на примере решение проблемы распознавания образов на большом изображении с применением технологии сверточных нейронных сетей, в задаче семантической сегментации (рис. 1) [16].

На изображении городской улицы необходимо выделить такие объекты как автотранспорт и пешеходы (люди). Изображение вначале разбивается на отдельные пиксели, которые впоследствии объединяются в некоторые классы реальных объектов — автомобили и люди. Область объединенных пикселей выделяется определенным цветом. Причем области, относящиеся к разным классам объектов, окрашены разными цветами. Поэтому на рис. 1 нейронная сеть выделила автомобили голубым, а людей — оранжевым цветом. Как видно, объекты распознаны верно.

Важным моментом в решении вышеописанной задачи, является обучение нейронной сети. В общем смысле под обучением понимается процесс настройки параметров нейронной сети посредством моделирования среды, в которую эта сеть

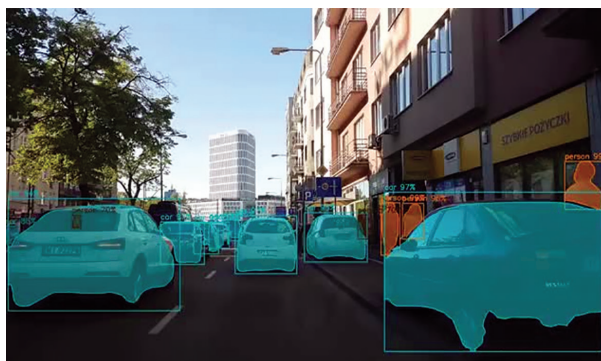


Рис. 1. Результат проведения семантической сегментации объектов

Fig. 1. The result of the semantic segmentation of objects

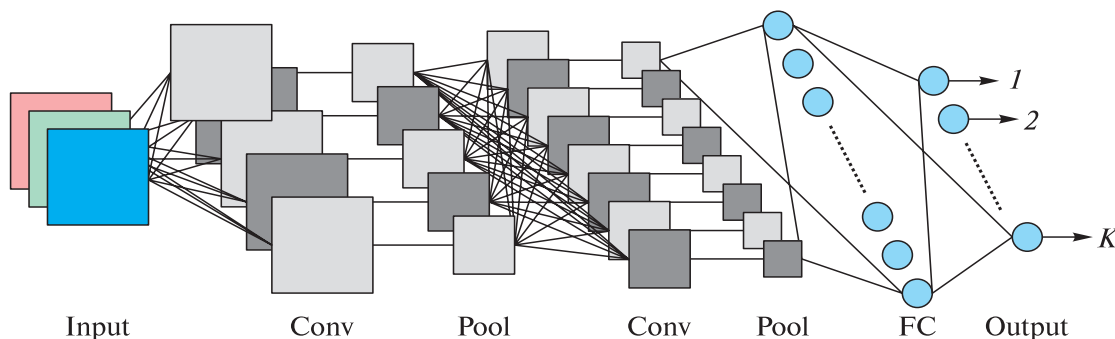


Рис. 2. Разметка объекта (в данном случае — внешние повреждения на поверхности транспортного средства) на изображении

Fig. 2. Object marking (in this case — external damage on the vehicle surface) in the image

встроена. Наиболее популярными алгоритмами являются: обучение с учителем и обучение без учителя (самоорганизующиеся сети). Для задач сегментации целесообразно использовать алгоритм обучения с учителем, когда на вход сети подается заранее подготовленный образец параметров с известным требуемым выходом сети. Входные параметры посредством корректировки весов проходят обработку внутри структуры нейронной сети, вычисляется выходной сигнал, который сравнивается с соответствующим значением требуемого выходного параметра. Сеть считается обученной, когда ошибка сравнения равна нулю или соответствует предельно допустимому значению ошибки.

Любой процесс решения задачи машинного обучения, в частности компьютерного зрения, подразделяется на этапы [15].



**Рис. 3.** Архитектура сверточной нейронной сети: Input — изображения, подаваемые на вход нейронной сети; Conv, Pool — слои свертки; FC — промежуточный слой для преобразования результатов в виде наборов фитчей; Output — выходной слой нейронной сети,  $1, 2, \dots, K$  — набор фитчей рассматриваемого изображения

**Fig. 3.** Architecture of the convolutional neural network: Input — images fed to the input of the neural network; Conv, Pool — convolution layers; FC — intermediate layer for converting results in the form of sets of features; Output — output layer of the neural network,  $1, 2, \dots, K$  — set of features of the considered image

*Этап первый* — подготовка данных для обучения нейросетевой модели. Проводится сбор данных объектов, которые будут сегментироваться с помощью нейронной сети — изображений животных, находящихся на ферме [17]. Собранные данные должны иметь разметку сегментов, которые будут подаваться на вход нейронной сети для ее последующего обучения, т. е. координаты областей: форма частей тела, отличающих одно животное от другого, размеры животных и пр. Разметка сохраняется в файлах в виде .txt, .csv, .xml и прочих форматов с расположением изображения, которые на данном этапе не подвергаются изменениям (рис. 2).

*Этап второй* — выбор архитектуры нейронной сети, в частности архитектура сверточной нейронной сети, которая имеет свойство выделять из изображения основную информацию в виде фитчей с помощью сверточных слоев.

Такая архитектура получает на входной слой нормализованное изображение со стандартизированным размером (Input), если в этом есть необходимость. Внутренние слои представляют собой подряд идущие слои свертки, со слоями нормализации (Conv) и пуллинга (Pool). Под слоем свертки следует понимать слой, который преобразует часть входного изображения, матрицу  $3 \times 3$ , в пиксель  $1 \times 1$  с помощью матричных преобразований. На выходном слое данного типа архитектуры получаем набор фитчей рассматриваемого изображения ( $1, 2, \dots, K$ ) (рис. 3) [20].

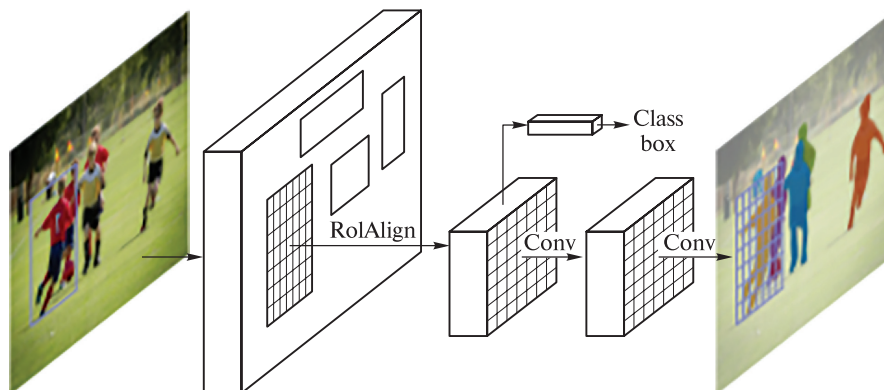
Сверточные нейронные сети имеют разновидности архитектур, которые были созданы под разные задачи компьютерного зрения, под различные предметные области [10]. Для рассматриваемой задачи обычная сверточная нейронная сеть не подходит, необходима сеть с наличием информации о расположении объектов. Для обучения сети возьмем архитектуру Mask R-CNN (Mask Regions with CNN feature) (рис. 4).

Для семантической сегментации архитектура R-CNN выделяет два типа фитчей для каждого из регионов: карта фитчей заднего плана и карта фитчей всего региона изображения. Это позволяет сохранить информацию о расположении файла на исходном изображении.

*Этап третий* — загрузка данных и обучение нейронной сети. Созданная ранее разметка необходима для подачи информации об изображении в нейронную сеть. Процесс обучения и проверка качества обученной модели зависит от того, качественно ли была проведена разметка, насколько большой набор данных мы имеем и в каких пропорциях данные разделены на train, validate и test выборки, где первая послужит для обучения, вторая — для проверки качества модели во время обучения и подбора гиперпараметров, третья — для итогового тестирования модели на тех данных, которые не участвовали в обучении сети. Данные в выборке train, для более качественного обучения, должны изменяться перед каждым их пропуском через нейронную сеть в процессе обучения.

Изменение изображения в рамках процесса обучения перед подачей в сеть называется аугментацией, например, перевернуть изображение горизонтально или вертикально, изменить цвет, растянуть его и т.д. Аугментации применяются только на этапе обучения, преимущественно только для обучающей выборки [8, 9].

Независимо от всех проведенных изменений, каждое из изображений необходимо преобразовать в тензор — четырехмерный массив размерностью (batch\_size, rgb, h, w) изображения, где batch\_size — количество изображений, которое погружается в сеть одновременно (при работе с одним изображением, данный показатель равен 1), rgb — цифра 3, отражающая RGB-спектр, h — высота изображения, w — ширина изображения.



**Рис. 4.** Архитектура Mask R-CNN: RoIAlign — слой сети с информацией о расположении объекта; Class box — набор данных о расположении объектов на исходных изображениях

**Fig. 4.** Mask R-CNN architecture: RoIAlign — network layer with information about the location of the object; Class box — a set of data about the location of objects in the source images

На этапе обучения используются только два набора данных: для обучения (train), и для валидации (validate), чтобы в ходе обучения минимизировать функцию потерь с помощью метода градиентного спуска. Выбор функции потерь зависит от типа задачи компьютерного зрения. Так, для задания детекции для нескольких классов подойдет функция потерь Multi-Class Cross-Entropy Loss

$$L(\hat{y}, y) = -\sum_k^K y^{(k)} \log \hat{y}^{(k)}.$$

Данная функция считает функцию потерь для  $K$  классов, где  $y$  и  $\hat{y}$  — количество объектов каждого для каждого из классов. Также необходимо во время обучения нейросетевой модели считать функцию потерь (по формуле), запоминать это значение, и для минимального значения запомнить веса модели, именно такие будут оптимальными для решения задачи выделения каждого животного на общем изображении [15, 17, 18].

*Этап четвертый* — тестирование модели. Пропускаем данные для тестирования через обученную нейронную сеть и получаем результат [19]. Анализируем полученные данные и делаем вывод о возможности введения разработанной нейросетевой модели в опытную эксплуатацию.

## Выводы

Разработанная и обученная нейросетевая модель способна сегментировать объекты на изображении в производственной среде. Задача была решена с помощью машинного обучения, в частности, с использованием компьютерного зрения. Это позволяет сократить время на принятие решения управления процессом производства. Модель применима для выделения сельскохозяйственных

животных из станков заказчика агросектора, а также для мониторинга каждой из особей, позволяющего фиксировать изменения в их поведении, например активность передвижения объекта на протяжении суток или более продолжительного периода времени, потребность в питании и его частоту.

Внедрение модуля детектирования и трекинга сельскохозяйственных животных на базе технологий сверточных нейронных сетей является важным этапом развития аграрного сектора экономики, позволяет повысить общую эффективность труда работников и, как следствие, будет способствовать повышению прибыли предприятия за счет оптимизации процесса содержания животных.

Следует добавить, что подобные нейросетевые модели можно также использовать в задачах идентификации музейных экспонатов, определении повреждений различных поверхностей и мониторинга дорожно-транспортных ситуаций.

## Список литературы

- [1] Lu D., Weng Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance // International J. of Remote Sensing, 2007, v. 28, no. 5, pp. 823–870.
- [2] LeCun Y., Boser B., Denker J.S., Henderson D., Howard R.E., Hubbard W., Jackel L.D. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition // Neural Computation, 1989, no. 1(4), pp. 541–551.
- [3] Сикорский О.С. О влиянии цветового пространства изображения на обучение сверточной нейронной сети в задаче классификации изображений // Новые информационные технологии в автоматизированных системах, 2018. № 21. С. 340–343.
- [4] Карелина Е.Б., Клехо Д.Ю., Батырев Ю.П. Разработка интеллектуальной системы управления технологическим процессом бестарного хранения муки // Лесной Вестник. Forestry Bulletin, 2020. Т. 24. № 1. С. 124–130.

- [5] Ле Мань Х. Сверточная нейронная сеть для решения задачи классификации // Труды МФТИ, 2016. Т. 8. № 3. С. 91–97.
- [6] Рысьмятова А.А. Использование сверточных нейронных сетей. М.: МГУ, 2016. 34 с.
- [7] Бахтеев Д.В. Компьютерное зрение и распознавание образов в криминалистике. Екатеринбург: Российское право: Образование. Практика. Наука, 2019. URL: <https://cyberleninka.ru/article/v/kompyuternoe-zrenie-i-raspoznavanie-obrazov-v-kriminalistike> (дата обращения 26.06.2020).
- [8] Благовещенская М.М., Карелина Е.Б., Клехо Д.Ю. Внедрение SCADA-системы TRACE MODE в производственные процессы на примере бестарного хранения муки // Вестник Воронежского государственного университета инженерных технологий, 2015. № 2 (64). С. 82–85.
- [8] Анисимов Б.В., Курганов В.Д., Злобин В.К. Распознавание и цифровая обработка изображений. М.: Высшая школа, 1983. 295 с.
- [10] Денисенко А.А. Решение задачи бинарной классификации при помощи сверточных нейронных сетей с использованием фреймворка Tensorflow // Технические науки: проблемы и решения: сборник статей по материалам XX международной научно-практической конференции. СПб.: Свое издательство, 2019. С. 1–4.
- [11] Степанов П.П. Искусственные нейронные сети // Молодой ученый, 2017. № 4 (138). С. 185–187.
- [12] Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / пер. с польск. И.Д. Рудинского. М.: Финансы и статистика, 2004. 344 с.
- [13] Reynolds D. A., Quatieri T. F., Dunn R. B. Speaker verification using adapted Gaussian mixture models // Digital signal processing, 2000, t. 10, no. 1–3, pp. 19–41.
- [14] Маниюкова Н.В. Компьютерное зрение как средство извлечения информации из видеоряда. Нижневартовск: Математические структуры и моделирование, 2015. URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/kompyuternoe-zrenie-kak-sredstvo-izvlecheniya-informatsii-iz-videoryada> (дата обращения 26.06.2020).
- [15] Тархов Д.А. Нейросетевые модели и алгоритмы. М.: Радиотехника, 2017. 787 с.
- [16] Форсайт Д., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. М.: Вильямс, 2004. 928 с.
- [17] Васильев А.Н., Тархов Д.А. Принципы и техника нейросетевого моделирования. М.: СИНТЕГ, 2017. 218 с.
- [18] Писаревский А.Н., Чернявский А.Ф., Афанасьев Г.К. Системы технического зрения (принципиальные основы, аппаратное и математическое обеспечение). Л.: Машиностроение, 1988. 423 с.
- [19] Гелиг А.Х., Матвеев А.С. Введение в математическую теорию обучаемых распознающих систем и нейронных сетей. М.: СПбГУ, 2017. 224 с.
- [20] Marsic I. Computer Networks: Performance and Quality of Service. US: Rutgers University, 2013. 500 p.

## Сведения об авторах

**Клехо Дмитрий Юрьевич** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Информационные технологии и системы», Российский государственный гуманитарный университет, Kleho62@mail.ru

**Карелина Екатерина Борисовна** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Информационные технологии и системы», Российский государственный гуманитарный университет, Liza200785@gmail.com

**Батырев Юрий Павлович** — канд. техн. наук, доцент кафедры «Системы автоматического управления», МГТУ им. Н.Э. Баумана (Мытищинский филиал), batyrev@mgul.ac.ru

Поступила в редакцию 25.09.2020.

Принята к публикации 19.10.2020.

## DEVELOPMENT OF INTELLIGENT PROCESS CONTROL SYSTEM FOR IMAGE SEGMENTATION

D.Yu. Klekho<sup>1</sup>, E.B. Karelina<sup>1</sup>, Yu.P. Batyrev<sup>2</sup>

<sup>1</sup>Russian State University for the Humanities, 6, Miusskaya square, 125993, Moscow, Russia

<sup>2</sup>BMSTU (Mytishchi branch), 1, 1st Institutskaya st., 141005, Mytishchi, Moscow reg., Russia

Liza200785@gmail.com

The classification and description of the tasks solved using computer vision technologies are given. The use of neural networks to create systems for selecting objects in an image stream is considered in more detail. It also explains what is meant by training a neural network and discusses in detail the main stages of machine learning. The features of the application of convolutional neural networks for the segmentation of image objects, i.e., the selection of objects in the image, are indicated. The choice of the neural network architecture has been made, which has the property of extracting basic information from the image. The characteristics of the segmentation problem and the basic principles of computer vision are given. Conclusions are given on the possible application of the developed neural network model for solving various applied problems.

**Keywords:** machine learning, deep learning, computer vision, machine vision, neural network, segmentation, object segmentation, image processing

**Suggested citation:** Klekho D. Yu., Karelina E. B., Batyrev Yu. P. *Ispol'zovanie tekhnologii svertochnykh neyronnykh setey v segmentatsii ob'ektov izobrazheniya* [Development of intelligent process control system for image segmentation]. *Lesnoy vestnik / Forestry Bulletin*, 2021, vol. 25, no. 1, pp. 140–145. DOI: 10.18698/2542-1468-2021-1-140-145

## References

- [1] Lu D., Weng Q. A survey of image classification methods and techniques for improving classification performance. *International J. of Remote Sensing*, 2007, v. 28, no. 5, pp. 823–870.
- [2] LeCun Y., Boser B., Denker J.S., Henderson D., Howard R.E., Hubbard W., Jackel L.D. Backpropagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. *Neural Computation*, 1989, no. 1(4), pp. 541–551.
- [3] Sikorskiy O.S. *O vliyaniy tsvetovogo prostranstva izobrazheniya na obuchenie svrtochnoy neyronnoy seti v zadache klassifikatsii izobrazheniy* [On the influence of the color space of an image on training a convolutional neural network in the problem of image classification]. *Novye informatsionnye tekhnologii v avtomatizirovannykh sistemakh* [New information technologies in automated systems], 2018, no. 21, pp. 340–343.
- [4] Karelina E.B., Klekko D.Yu., Batyrev Yu.P. *Razrabotka intellektual'noy sistemy upravleniya tekhnologicheskim protsessom bestarnogo khraneniya muki* [Development of an intelligent control system for the technological process of bulk storage of flour]. *Lesnoy vestnik / Forestry Bulletin*, 2020, t. 24, no. 1, pp. 124–130.
- [5] Le Man' Kh. *Svrtochnaya neyronnaya set' dlya resheniya zadachi klassifikatsii* [Convolutional neural network for solving the classification problem]. *Trudy MFIT* [Proceedings of MIPT], 2016, v. 8, no. 3, pp. 91–97.
- [6] Rys'myatova A.A. *Ispol'zovanie svrtochnykh neyronnykh setey* [Using convolutional neural networks]. Moscow: Moscow State University, 2016, 34 p.
- [7] Bakhteev D.V. *Komp'yuternoe zrenie i raspoznavanie obrazov v kriminalistike* [Computer vision and pattern recognition in forensic science]. Yekaterinburg: Rossiyskoe pravo: Obrazovanie. Praktika. Nauka [Russian law: Education. Practice. Science], 2019. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/v/kompyuternoe-zrenie-i-raspoznavanie-obrazov-v-kriminalistike> (accessed 26.06.2020).
- [8] Blagoveshchenskaya M.M., Karelina E.B., Klekko D.Yu. *Vnedrenie SCADA-sistemy TRACE MODE v proizvodstvennye protsessy na primere bestarnogo khraneniya muki* [Implementation of the TRACE MODE SCADA system in production processes on the example of bulk flour storage]. *Vestnik Voronezhskogo gosudarstvennogo universiteta inzhenernykh tekhnologiy* [Bulletin of the Voronezh State University of Engineering Technologies], 2015, no. 2 (64), pp. 82–85.
- [9] Anisimov B.V., Kurganov V.D., Zlobin V.K. *Raspoznavanie i tsifrovaya obrabotka izobrazheniy* [Recognition and digital processing of images]. Moscow: Vysshaya shkola [Higher school], 1983, 295 p.
- [10] Denisenko A.A. *Reshenie zadachi binarnoy klassifikatsii pri pomoshchi svrtochnykh neyronnykh setey s ispol'zovaniem freymvorka Tensorflow* [Solving the problem of binary classification using convolutional neural networks using the Tensorflow framework]. *Tekhnicheskie nauki: problemy i resheniya: sbornik statey po materialam XX mezhdunarodnoy nauchno-prakticheskoy konferentsii* [Technical sciences: problems and solutions: a collection of articles based on the materials of the XX international scientific and practical conference]. St. Petersburg: Own Publishing House, 2019, pp. 1–4.
- [11] Stepanov P.P. *Iskusstvennye neyronnye seti* [Artificial neural networks]. *Molodoy uchenyy* [Young Scientist], 2017, no. 4 (138), pp. 185–187.
- [12] Osovskiy S. *Neyronnye seti dlya obrabotki informatsii* [Neural networks for information processing]. Moscow: Finansy i statistika [Finance and Statistics], 2004, 344 p.
- [13] Reynolds D. A., Quatieri T. F., Dunn R. B. *Speaker verification using adapted Gaussian mixture models*. *Digital signal processing*. – 2000. – T. 10. – №. 1-3. – P. 19-41.
- [14] Manyukova N.V. *Komp'yuternoe zrenie kak sredstvo izvlecheniya informatsii iz videoryada* [Computer vision as a means of extracting information from video]. Nizhnevartovsk: Matematicheskie struktury i modelirovanie [Mathematical structures and modeling], 2015. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/kompyuternoe-zrenie-kak-sredstvo-izvlecheniya-informatsii-iz-videoryada> (accessed 26.06.2020).
- [15] Tarkhov D.A. *Neyrosetevye modeli i algoritmy* [Neural network models and algorithms]. Moscow: Radiotekhnika, 2017, 787 p.
- [16] Forsyth D., Ponce J. *Komp'yuternoe zrenie. Sovremennyy podkhod* [Computer vision. Modern approach]. Moscow: Publishing house «Williams», 2004, 928 p.
- [17] Vasil'ev A.N., Tarkhov D.A. *Printsipy i tekhnika neyrosetevogo modelirovaniya* [Principles and techniques of neural network modeling]. Moscow: SINTEG, 2017, 218 p.
- [18] Pisarevskiy A.N., Chernyavskiy A.F., Afanas'ev G.K. *Sistemy tekhnicheskogo zreniya (printsipial'nye osnovy, apparatnoe i matematicheskoe obespechenie)* [Systems of technical vision (fundamental principles, hardware and software)]. Leningrad: Mechanical engineering. Leningrad department, 1988, 423 p.
- [19] Gelig A.Kh., Matveev A.S. *Vvedenie v matematicheskuyu teoriyu obuchaemykh raspoznayushchikh sistem i neyronnykh setey* [Introduction to the mathematical theory of learning recognition systems and neural networks]. Moscow: SPbGU, 2017, 224 p.
- [20] Marsic I. *Computer Networks: Performance and Quality of Service*. US: Rutgers University, 2013. 500 p.

## Authors' information

**Kleho Dmitry Yurievich** — Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor of the Department «Information technologies and systems», Russian State University for the Humanities, Klekko62@mail.ru

**Karelina Ekaterina Borisovna** — Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor of the Department «Information technologies and systems», Russian State University for the Humanities, Liza200785@gmail.com

**Batyrev Yuriy Pavlovich** — Cand. Sci. (Tech.), Associate Professor of the BMSTU (Mytishchi branch), batyrev@bmstu.ru

Received 25.09.2020.

Accepted for publication 19.10.2020.