

УДК 004.891.4

Научная статья

DOI: 10.32634/0869-8155-2024-379-2-107-112

Д.Е. Федоров

Кузбасский государственный аграрный
университет им. В.Н. Полецкого,
Кемерово, Россия

✉ fedorov_de@inbox.ru

Поступила в редакцию:

22.11.2023

Одобрена после рецензирования:

15.01.2024

Принята к публикации:

30.01.2024

Research article

DOI: 10.32634/0869-8155-2024-379-2-107-112

Dmitriy E. Fedorov

Kuzbass State Agrarian University named
after V.N. Poletskov, Kemerovo, Russia

✉ fedorov_de@inbox.ru

Received by the editorial office:

22.11.2023

Accepted in revised:

15.01.2024

Accepted for publication:

30.01.2024

Разработка программного обеспечения для бесконтактного управления БПЛА

РЕЗЮМЕ

Статья посвящена разработке программы для бесконтактного управления БПЛА с помощью нейросети, которая отслеживает положение объекта. Для этих целей была обучена соответствующая модель на нейросети ultralytics YOLOv8. Приведены графики обучения данной модели, демонстрирующие изменение величины функции потерь по ограничивающей рамке и классу, а также величины метрики mAP50-95. Обучение завершилось при значении метрики mAP50-95 0,855. Разработано программное обеспечение для управления БПЛА с помощью движений руки, приведены ее блок-схема и описание. Программа считывает координаты руки в каждом кадре, рассчитывает ее площадь, производит оценку полученных данных и отправляет управляющие команды на коптер, который перемещается в соответствующую сторону на заданный шаг, включая при этом определенную группу светодиодов. Вместе с этим на экране отображается симуляция перемещения дрона в двух проекциях (спереди и сверху) и отображаются относительные координаты дрона. Тестирование программного обеспечения производилось на квадрокоптере Geoscan pioneer mini. Может использоваться для учебных, демонстрационных целей, в сельском хозяйстве, спортивных соревнованиях по БПЛА, аэрофото- и видеосъемках и других сферах деятельности.

Ключевые слова: БПЛА, программное обеспечение, программа, машинное обучение, нейросеть

Для цитирования: Федоров Д.Е. Разработка программного обеспечения для бесконтактного управления БПЛА. *Аграрная наука*. 2024; 379(2): 107–112.

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-379-2-107-112>

© Федоров Д.Е.

Development of software for contactless control of UAVs

ABSTRACT

The article is devoted to the development of a program for contactless control of a UAV using a neural network that tracks the position of an object. For these purposes, a corresponding model was trained on the ultralytics YOLOv8 neural network. The graphs of the training of this model are presented, demonstrating the change in the magnitude of the loss function over the bounding box and class, as well as the values of the mAP50-95 metric. The training was completed when the value of the mAP50-95 metric was 0.855. Software has been developed to control the UAV using hand movements, its block diagram and description are given. The program reads the coordinates of the hand in each frame, calculates its area, evaluates the received data and sends control commands to the copter, which moves in the appropriate direction for a given step, including a certain group of LEDs. At the same time, the screen displays a simulation of the drone's movement in two projections (front and top) and displays the relative coordinates of the drone. The software was tested on a Geoscan pioneer mini quadcopter. It can be used for educational, demonstration purposes, in agriculture, UAV sports competitions, aerial photography and video filming and other fields of activity.

Key words: table and incubation eggs, excitation spectrum, photoluminescence spectrum, Stokes shift, optical properties

For citation: Fedorov D.E. Development of software for contactless control of UAVs. *Agrarian science*. 2024; 379(2): 107–112 (in Russian).

<https://doi.org/10.32634/0869-8155-2024-379-2-107-112>

© Fedorov D.E.

Введение/Introduction

Большие потоки информации в сельском хозяйстве, многовариантность технологических решений, факторы неопределенности обуславливают необходимость в применении инновационных технологий, одной из которых являются нейросети. Они уже давно с успехом применяются в АПК для решения сложных задач в области распознавания объектов, кластеризации, анализа данных, прогнозирования, управления и т. д. [1]

Неплохие перспективы показывает совмещение технологий искусственного интеллекта и беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) [2, 3].

В настоящее время ведутся разработки программного обеспечения для БПЛА с использованием нейросетей для различных отраслей промышленности. Например, одно из направлений — распознавание объектов с камеры БПЛА.

Для наглядности рассмотрим схему работы классической нейросети (рис. 1).

Классическая нейросеть состоит из нескольких слоев с нейронами: входной слой, скрытые слои и выходной слой. Нейроны соединены между собой синапсами, каждый из которых обладает своим весом W — коэффициентом значимости (рис. 2).

На входной слой подаются исходные данные. Например, в случае распознавания изображений с камеры БПЛА в качестве входных данных выступает информация о цветах каждого пикселя текущего кадра.

Нейроны обрабатывают информацию путем умножения значений входов X_i на веса W_i (рис. 2). В расчет также может добавляться смещение W_0 , при этом формула расчета выходного сигнала V будет выглядеть следующим образом [5]:

$$V = \sum_{i=1}^n X_i \times W_i + W_0, \quad (1)$$

Выходное значение нейрона V после входного слоя поступает на первый скрытый слой. Скрытые слои получают информацию от предыдущих слоев, обрабатывают ее и передают на следующие слои. Сложные нейронные сети могут иметь большое количество скрытых слоев. Как правило, это значение подбирается экспериментально и зависит от ряда факторов: типа задачи и ее сложности, количества исходных данных, архитектуры нейронной сети. Чем сложнее задача нейронной сети, тем больше скрытых слоев требуется для ее решения. Однако большое количество скрытых слоев также связано с определенными проблемами: модель слишком точно подстраивается под тренировочные данные и неспособна обобщать новые данные. В случае распознавания объектов на кадре скрытые слои могут находить определенные признаки нужных объектов. Таким образом, система понимает, что в данной области кадра большая вероятность нахождения искомого объекта [5].

После этого информация с последнего скрытого слоя передается на выходной слой, который анализирует информацию о наличии или отсутствии признаков и принимает решение о том, имеются ли искомые объекты в текущем кадре, и если да, то в каких границах они расположены [6].

В случае бесконтактного управления БПЛА нейросеть должна принимать в качестве исходных данных

Рис. 1. Схема работы нейросети¹
Fig. 1. Scheme of the neural network²

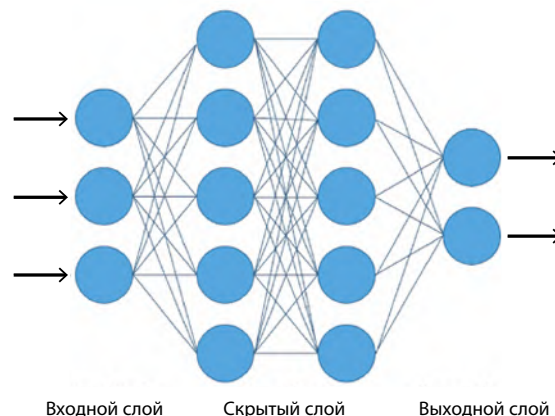
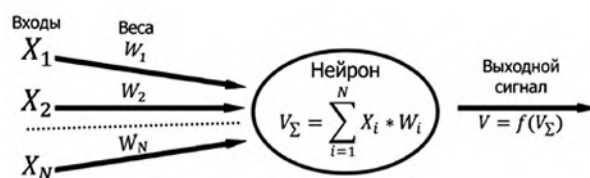


Рис. 2. Структурная схема искусственного нейрона [4]
Fig. 2. Block diagram of an artificial neuron [4]



цвета пикселей текущего кадра и пытаться обнаружить на кадре искомый объект, который будет служить ориентиром для принятия решения, в какую сторону необходимо переместить аппарат. Например, это может быть рука человека.

Для обучения нейросети используют исходные данные (датасет). В процессе обучения нейросеть меняет значения весов и сравнивает полученный результат собственного предсказания с эталонными. Далее происходит корректировка весов нейросети, и цикл повторяется снова.

В настоящее время разрабатывают системы БПЛА-нейросеть для самых различных целей: автоматической дозаправки БПЛА в воздушном пространстве без использования оператора [7], распознавания основных объектов инфраструктуры городской местности [8], прогнозирования риска вымирания лесов [9], оценки пораженных участков полей [10, 11], проведения поисково-спасательных работ², мониторинга в сельском хозяйстве [12].

Разрабатывается и ПО для управления БПЛА с помощью жестов [13]. Авторы работы [14] используют для этого не только видеокамеру, но и трехмерный сенсор Asus Xtion Pro Live, который нечувствителен к условиям освещения и размерам ладони и тела человека. Технология бесконтактного управления БПЛА установлена на дроне DJI Mavic Air (Китай). С помощью определенных жестов можно заставить данный БПЛА выполнять съемку или переходить в режим следования³.

Цель работы — разработка программного обеспечения бесконтактного управления беспилотным летательным аппаратом с использованием нейросети.

¹ <https://lpgenerator.ru/blog/chto-takoe-nejroset/>

² Борисов Е.Г., Талан А.С., Типикина К.С., Киртянова О.Н. Патент RU 2698893 A62B 99/00, B64C 39. Опубликовано 30.08.2019.

³ <https://coptermarket.by/upravlenie-zhestami-mavic-air>

Материалы и методы исследования / Materials and methods

Программное обеспечение разрабатывалось в среде PyCharm, версия 2023.2.1 (правообладатель — JetBrains s. r. o., Чехия) на языке Python 3.11. Для распознавания изображений использовалась нейросеть YOLOv8 (правообладатель — Ultralytics, Испания). Для тестирования программы использовался беспилотный летательный аппарат Geoscan Pioneer mini (производитель — ГК «Геоскан», Россия) (рис. 3).

Разработка и тестирование программного обеспечения осуществлялись в ФГБОУ ВО «Кузбасский государственный аграрный университет им. В.Н. Полецкого» в 2023 г.

Результаты и обсуждение / Results and discussion

Для управления беспилотным летательным аппаратом было принято решение использовать нейросеть Ultralytics YOLOv8, которая бы отслеживала положение руки на изображении с камеры и в зависимости от ее координат подавала управляющие сигналы на беспилотник. Выбор данной нейросети обусловлен преимуществами по производительности и удобству использования, а также относительно высокой скоростью обучения.

Для машинного обучения и создания модели нейросети использовался датасет (база данных) с фотографиями руки при различных условиях съемки (освещенность, фон, положение руки). Количество фотографий составляло порядка 3700.

Весь датасет был поделен на три группы (табл. 1).

Обучение нейросети осуществлялось при следующих условиях: соотношение количества изображений между тренировочным, валидационным и тестовым датасетом составляло 7:3:1, максимальное количество эпох обучения — 300, размер пакета для загрузчика данных — 8. В качестве оптимизатора использовался стохастический градиентный спуск (SGD) [15].

На рисунке 4 приведены тренировочные графики, полученные при обучении нейросети.

На горизонтальной оси отложены эпохи, которые представляют собой одну итерацию в процессе обучения. В одну эпоху нейросеть обрабатывает примеры из обучающего множества, и осуществляется проверка качества обучения на контрольном множестве.

Для оценки качества обучения нейросети используют функцию потерь, которая показывает разницу между реальным результатом и предсказанным нейросетью. Чем она ниже, тем более точно обученная модель предсказывает результат.

На рисунке 4а представлен график зависимости функции потерь по ограничивающей рамке от эпох обучения. Данный график показывает, насколько рамка, созданная нейросетью и ограничивающая объект распознавания (руку), точно соответствует по положению и размерам правильному результату.

На рисунке 4б представлен график зависимости функции потерь по классу. В данном случае класс один, и данная функция показывает, насколько точно модель

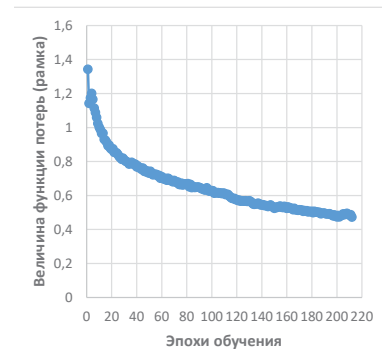
Рис. 3. БПЛА Geoscan Pioneer mini⁴

Fig. 3. UAV Geoscan Pioneer mini

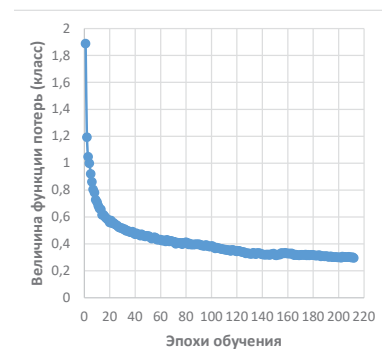


Рис. 4. Графики обучения нейросети: а — величина функции потерь по ограничивающей рамке; б — величина функции потерь по классу; в — метрика mAP50-95

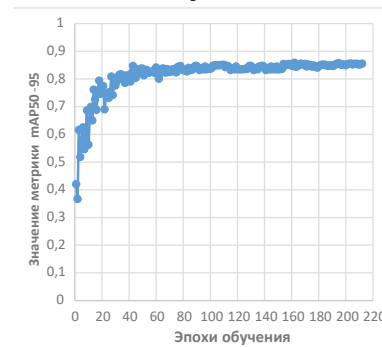
Fig. 4. Neural network training graphs: a — the value of the loss function along the bounding box; b — value of the loss function by class; c — metric mAP50-95



а



б



в

Таблица 1. Структура датасета

Table 1. Dataset structure

Тренировочный	Тестовый	Валидационный
Обучающая выборка, которая используется как исходные данные для непосредственного обучения модели и настройки параметров (весов)	Независимый от тренировочного data set, который применяется для проверки качества обучения модели	Независимый от тренировочного data set и используется при выборе лучшей модели для машинного обучения

предсказывает, есть ли на изображении рука или нет. Такой критерий качества обучения, как метрика mAP [16] (mean average precision), используется для оценки точности детектирования объектов на изображении, измеряется в диапазоне от 0 до 1. Чем она выше, тем более точно нейросеть находит нужные объекты на изображении.

Изначально максимальное количество эпох обучения было задано 300. Как показали ранее проведенные исследования, этого вполне достаточно для обучения модели. Однако в ходе обучения модели через 162 эпохи обучения значение метрики mAP50-95 практически не возрастает и колеблется в диапазоне 0,845–0,855 (рис. 4в).

По условию обучения данной нейросети если через 50 эпох обучения не наблюдается прогресса в возрастании метрики, то обучение останавливается. Таким образом, обучение было остановлено на 212-й эпохе обучения.

Из графиков (рис. 4) видно, что в течение первых 20 эпох скорость обучения наибольшая: значение метрики возрастает (от 0,42 до 0,75), а величина функции потерь по классу снижается (от 1,88 до 0,550). При дальнейшем обучении наблюдается снижение скорости изменения указанных показателей, которые по мере продвижения по эпохам обучения стремятся к 0. Количество слоев нейросети составило 168, количество подобранных параметров — 3 005 843.

Далее в среде разработки PyCharm на языке программирования Python была разработана программа для взаимодействия пользователя с БПЛА через интерфейс нейросети. На рисунке 5 представлена блок-схема данной компьютерной программы.

Вначале программы осуществляется подключение необходимых модулей: нейросети YOLOv8, библиотеки компьютерного зрения cv2, модуля времени time и библиотек, необходимых для графической симуляции и подключения к БПЛА.

Пользователь вводит исходные данные: размеры виртуального куба, ограничивающего полетное пространство БПЛА, — координаты x , y и z (в м). Также пользователь вводит шаг перемещения беспилотника. Затем происходит загрузка обученной модели, инициализация переменных, создание переменной счетчика трекера (изображения руки на кадре) и переменной триггера. Создаются окна с изображением БПЛА в двух проекциях, осуществляется подключение к беспилотнику.

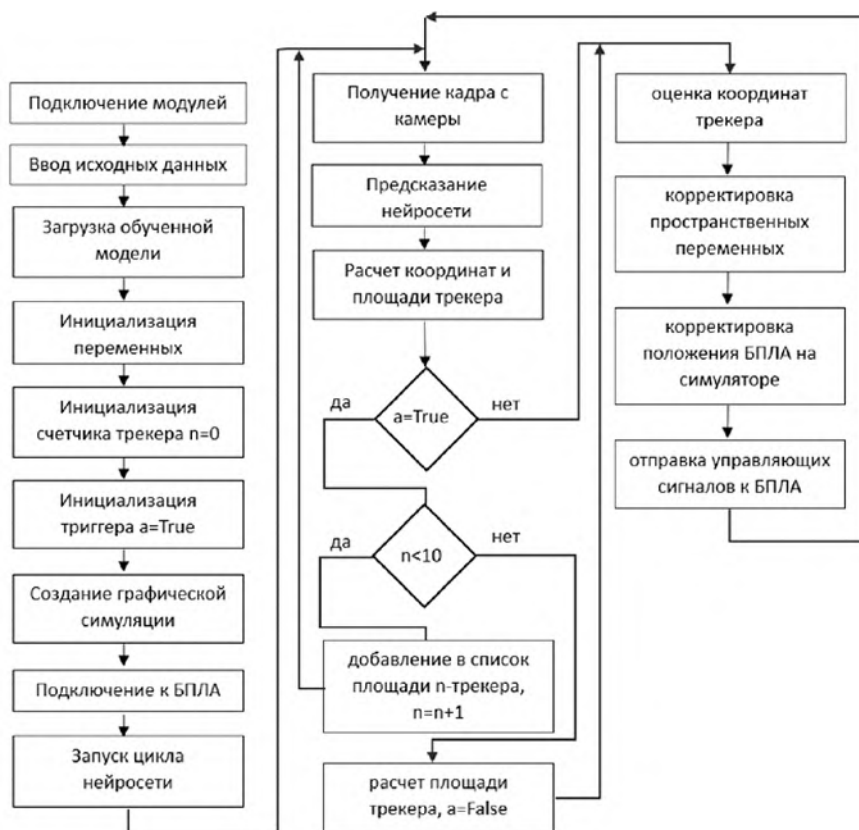
В данном случае тестирование производилось на коптере Geoscan pioneer mini, подключение которого — через WiFi-соединение.

После этого следует цикл — основная часть программы. Вначале она получает кадр с камеры. При этом можно использовать

изображение с кадра веб-камеры либо с самого БПЛА. Полученный кадр декодируется и передается в нейросеть, которая пытается найти на кадре трекер — изображение руки. Если трекер найден, то рассчитываются его площадь и координаты. После идет проверка: если триггер a активен (значение True) и общее количество обнаруженных трекеров за все предыдущие кадры меньше 10, то значение площади текущего трекера добавляется в список. Когда количество найденных трекеров за предыдущие предсказания станет равным 10, то программа рассчитывает среднее арифметическое площади трекера за все 10 предыдущих измерений.

Таким образом определяется площадь руки в среднем положении. Вместе с этим значение триггера a устанавливается False. Во всех последующих итерациях указанный блок расчета средней площади трекера будет игнорироваться. Далее производится оценка координат трекера на текущем кадре относительно ее центра и корректировка пространственных переменных, отвечающих за дальнейшее перемещение самого беспилотника и изображения БПЛА в симуляторе. При этом в программу заложена «нейтральная зона» — это определенная область вокруг осей x и y , проходящих через центр кадра, нахождение трекера в которой не приводит к изменению пространственных переменных. Другими словами, если рука по кадру находится в центральной части, то БПЛА не будет двигаться по осям x и z . В противном случае перемещение руки влево и вправо будет способствовать перемещению БПЛА по оси x в соответствующую сторону, а перемещение руки по кадру вверх и вниз — поднятию или опусканию БПЛА (перемещение по оси z).

Рис. 5. Блок-схема программы бесконтактного управления БПЛА
Fig. 5. Block diagram of the UAV contactless control program



Для того чтобы перемещать коптер вперед-назад (по оси y), используется полученное ранее значение средней площади трека. Если пользователь перемещает руку ближе или дальше к камере, то программа, сравнивая значение текущей площади трека со средним значением, отправляет управляющие сигналы на БПЛА для его перемещения по оси y . Таким образом, двигая рукой перед камерой, можно перемещать беспилотник по всем трем осям внутри полетной области, заданной пользователем.

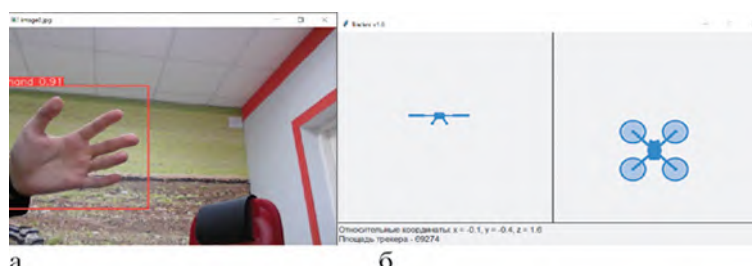
Для удобства одновременно с отправкой управляющих сигналов на беспилотник отправляются команды на мигание определенной группы светодиодов, отвечающих за то или иное направление полета.

В программе установлено ограничение на перемещение БПЛА: если он подлетает к границе установленной полетной зоны, то она перестает посылать управляющие сигналы в соответствующую сторону.

На рисунке 6 представлены рабочие окна программы. Слева приведено окно распознавания трека в текущем кадре, справа — окно графической симуляции перемещения коптера в двух проекциях. Снизу отображаются относительные координаты БПЛА. За начало

Рис. 6. Рабочие окна разработанной программы: а — окно распознавания трека нейросетью; б — окно графической симуляции

Fig. 6. Working windows of the developed program: a — tracker recognition window by neural network; b — graphical simulation window



отсчета координат x и y принята точка старта коптера. Начальная высота задана в 1,5 м.

Стоит отметить, что в данном программном обеспечении управляющими сигналами служили команды на перемещение коптера в локальную точку (`go_to_local_point`) с заданными значениями x , y , z и yaw (рыскание). Последний параметр отвечает за поворот коптера вокруг вертикальной оси (в данном случае он всегда был равен 0).

Другим способом перемещать коптер является отправка команд по RC-каналам. Он позволяет быстрее реагировать БПЛА на управляющие команды, однако в этом случае возникает сложность в точности позиционирования коптера.

Выводы/Conclusion

Таким образом, было разработано программное обеспечение для бесконтактного управления БПЛА с помощью движений руки. На рисунке 7 представлена часть кода программы.

Указанная система может быть адаптирована и под другие цели. Например, для того, чтобы беспилотник находил определенные объекты в процессе полета и центрировался на них, отслеживая и перемещаясь по воздуху так, чтобы объект всегда находился в центре кадра. Например, в сельском хозяйстве дрон может следить за определенной особью или группой животных, центрируя камеру и двигаясь вслед за ними.

Можно модифицировать программу, чтобы дрон работал как пастух или отпугивал диких животных. Разумеется, в этих случаях модель необходимо обучить для распознавания конкретного вида животных.

Таким образом, программное обеспечение может использоваться для учебных, демонстрационных целей, в сельском хозяйстве для мониторинга перемещения скота, в спортивных соревнованиях по БПЛА, аэрофото- и видеосъемках и других сферах деятельности.

Рис. 7. Часть кода разработанной программы

Fig. 7. Part of the developed program code

```
184 # Блок получения кадра и предсказания нейросетью
185 status, frame = video.read()
186 frame = cv2.flip(frame, 1)
187 results = model.predict(frame, show=True, conf=0.85)
188
189 # Рассчитываем координаты трека
190 for result in results:
191     boxes = result.boxes
192     for i in boxes.data:
193         x1 = i[0].item()
194         y1 = i[1].item()
195         x2 = i[2].item()
196         y2 = i[3].item()
197         x_hand = (x1 + x2) / 2
198         y_hand = (y1 + y2) / 2
199         print(x_hand, y_hand)
200
201 # Рассчитываем площадь трека
202 if x1 != 0:
203     if trigger_tracker:
204         square = (x2 - x1) * (y2 - y1)
205         square_hands.append(square)
206         counter_hand += 1
207     else:
```

Автор несет ответственность за работу и представленные данные.
The author is responsible for the work and the submitted data.
Автор несет ответственность за плагиат.
The author is responsible for plagiarism.
Автор объявил об отсутствии конфликта интересов.
The author declared no conflict of interest.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Погоньшев В.А., Погоньшева Д.А., Торилов В.Е. Нейронные сети в цифровом сельском хозяйстве. *Вестник Брянской ГСХА*. 2021; (5): 68–71. <https://doi.org/10.52691/2500-2651-2021-87-5-68-71>
2. Сорокин И.А., Романов П.Н., Кондратенкова Т.Е., Ружьев В.А., Стенина Н.А., Пушкарёнок Н.Н. Исследование алгоритмов перестановочного декодирования в системах управления БПЛА. *Аграрная наука*. 2022; (11): 133–140. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-364-11-133-140>
3. Кузнецов П.Н., Котельников Д.Ю., Воронин Д.Ю. Технология автоматизированного мониторинга состояния виноградника. *Аграрная наука*. 2023; (3): 109–116. <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2023-368-3-109-116>

REFERENCES

1. Pogonyshchev V.A., Pogonyshcheva D.A., Torikov V.E. Neural networks in digital agriculture. *Vestnik Bryansk State Agricultural Academy*. 2021; (5): 68–71 (in Russian). <https://doi.org/10.52691/2500-2651-2021-87-5-68-71>
2. Sorokin I.A., Romanov P.N., Kondratenkova T.E., Ruzhev V.A., Stenina N.A., Pushkarenko N.N. Study of permutation decoding algorithms in UAV control systems. *Agrarian science*. 2022; (11): 133–140 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2022-364-11-133-140>
3. Kuznetsov P.N., Kotelnikov D.Yu., Voronin D.Yu. Technology of automated monitoring of the vineyard condition. *Agrarian science*. 2023; (3): 109–116 (in Russian). <https://doi.org/10.32634/0869-8155-2023-368-3-109-116>

4. Стесев Г.И., Журавлев В.А. Использование нейросетей для решения задач прогнозирования, адаптированного управления и распознавания образов, применяемых в роевых БПЛА. *Неделя науки СПбПУ. Материалы научной конференции с международным участием*. СПб.: Политех-Пресс. 2019; 83–86.
<https://www.elibrary.ru/mgdgwr>
5. Wang C., Wang L. Artificial Neural Network and Its Application in Image Recognition. *Journal of Engineering Research and Reports*. 2023; 24(2): 50–57.
<https://doi.org/10.9734/JERR/2023/v24i2802>
6. Syberfeldt A., Vuolterä F. Image Processing based on Deep Neural Networks for Detecting Quality Problems in Paper Bag Production. *Procedia CIRP*. 2020; 93: 1224–1229.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.158>
7. Калинин Д.С. Система автоматической дозаправки БПЛА на основе нейросетей с использованием технологии CUDA. *Молодежь и наука. XIX Международная телекоммуникационная конференция молодых ученых и студентов. Тезисы докладов*. М.: Национальный исследовательский ядерный университет «МИФИ». 2015; 3: 95–96.
<https://www.elibrary.ru/wgqjdd>
8. Михайлов В.А., Пилипенко О.Г. Распознавание основных объектов инфраструктуры городской местности при помощи БПЛА и нейросети U-Net. *IV Всероссийский научно-практический семинар «Беспилотные транспортные средства с элементами искусственного интеллекта» (БТС-ИИ-2017). Труды семинара*. Казань: Центр инновационных технологий. 2017; 25–35.
<https://www.elibrary.ru/mnklcf>
9. Матко Е.В., Сафонова А.Н. Применение глубокого обучения для прогнозирования риска вымирания лесов от деятельности серой цапли на основе данных БПЛА. *Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли. Материалы X Международной научной конференции*. Красноярск: Сибирский федеральный университет. 2023; 237–241.
<https://www.elibrary.ru/zlyejm>
10. Сыч А.С., Балык В., Поляков А.И., Карталов А.В. Применение аэрофотосъемки с применением мультиспектральной камеры в комплексе с нейросетью в сельском хозяйстве. *Chronos*. 2019; (9): 26–28.
<https://www.elibrary.ru/cyelp>
11. Рогачев А.Ф., Белоусов И.С. Нейросетевое выявление проблемных участков состояния посевов методами искусственного интеллекта. *Известия Нижневолжского агроуниверситетского комплекса: Наука и высшее профессиональное образование*. 2022; (3): 459–466.
<https://www.elibrary.ru/bjmnzy>
12. Долженко В.А., Балык В., Поляков А.И., Карталов А.В. Применение мультиспектральной аэрофотосъемки в комплексе с нейросетью для автоматизации мониторинга в сельском хозяйстве. *Научное обеспечение инноваций (XXIII научные чтения). Сборник докладов Международной научно-практической конференции, посвященной 65-летию БГТУ им. В.Г. Шухова*. Белгород: Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова. 2019; 10: 33–37.
<https://www.elibrary.ru/ylicfbr>
13. Шайдуллин М.И., Белов Н.В. Разработка системы управления беспилотным летательным аппаратом с помощью жестов. *Технологии информационного общества. Сборник трудов XVI Международной отраслевой научно-технической конференции*. М.: Медиа Паблишер. 2022; 324–326.
<https://www.elibrary.ru/eozwwe>
14. Нагапетян В.Э., Хачумов В.М. Распознавание жестов руки в задаче бесконтактного управления беспилотным летательным аппаратом. *Автоматрия*. 2015; 51(2): 103–109.
<https://www.elibrary.ru/tszszd>
15. Сенов А.А. Улучшение оценки распределенного стохастического градиентного спуска через аппроксимацию функции потерь. *Стохастическая оптимизация в информатике*. 2015; 11(1): 103–126.
<https://www.elibrary.ru/ubgwob>
16. Dang F., Chen D., Lu Y., Li Z. YOLOWeeds: A novel benchmark of YOLO object detectors for multi-class weed detection in cotton production systems. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023; 205: 107655.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107655>
4. Stesev G.I., Zhuravlev V.A. The use of neural networks to solve forecasting problems, adapted control and pattern recognition used in swarming UAVs. *St. Petersburg State University Science Week. Materials of the scientific conference with international participation*. St. Petersburg: Polytech-Press. 2019; 83–86 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/mgdgwr>
5. Wang C., Wang L. Artificial Neural Network and Its Application in Image Recognition. *Journal of Engineering Research and Reports*. 2023; 24(2): 50–57.
<https://doi.org/10.9734/JERR/2023/v24i2802>
6. Syberfeldt A., Vuolterä F. Image Processing based on Deep Neural Networks for Detecting Quality Problems in Paper Bag Production. *Procedia CIRP*. 2020; 93: 1224–1229.
<https://doi.org/10.1016/j.procir.2020.04.158>
7. Kalintsev D.S. Automatic refueling system for UAVs based on neural networks using CUDA technology. *Youth and science. XIX International Telecommunication Conference of Young Scientists and Students. Abstracts of the reports*. Moscow: National Research Nuclear University MEPhI. 2015; 3: 95–96 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/wgqjdd>
8. Mikhailov V.A., Pilipenko O.G. Recognition of main infrastructure objects in urban areas using UAVs and the U-Net neural network. *IV All-Russian Scientific and Practical Seminar "Unmanned Vehicles with Elements of Artificial Intelligence" (BTS-II-2017). Proceedings of the seminar*. Kazan: Tsentr innovatsionnykh tekhnologiy. 2017: 25–35 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/mnklcf>
9. Matko E.V., Safonova A.N. Applying deep learning to predict forest extinction risk from gray heron activity based on UAV data. *Regional problems of remote sensing of the Earth. Proceedings of the X International Scientific Conference*. Krasnoyarsk: Siberian Federal University. 2023; 237–241 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/zlyejm>
10. Sych A.S., Balyk V., Polyakov A.I., Kartalov A.V. Application of aerial photography using a multispectral camera in combination with a neural network in agriculture. *Chronos*. 2019; (9): 26–28 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/cyelp>
11. Rogachev A.F., Belousov I.S. Neural network identification of problem areas of the state of crops by methods of artificial intelligence. *Proceedings of Nizhnevolskiy Agrouniversity Complex: Science and Higher Vocational Education*. 2022; (3): 459–466 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/bjmnzy>
12. Dolzhenko V.A., Balyk V., Polyakov A.I., Kartalov A.V. Application of multispectral aerial photography in combination with a neural network to automate monitoring in agriculture. *High technology and innovation (XXIII scientific readings). Collection of reports of the International Scientific and Practical Conference dedicated to the 65th anniversary of BSTU named after V.G. Shukhov*. Belgorod: Belgorod State Technological University named after V.G. Shukhov. 2019; 10: 33–37 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/ylicfbr>
13. Shaydullin M.I., Belov N.V. Development of a control system for an unmanned aerial vehicle using gestures. *Technologies of the information society. Proceedings of the XVI International Industrial Scientific and Technical Conference*. Moscow: Media Publisher. 2022; 324–326 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/eozwwe>
14. Nahapetyan V.E., Khachumov V.M. Gesture recognition in the problem of contactless control of an unmanned aerial vehicle. *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*. 2015; 51(2): 192–197.
<https://doi.org/10.3103/S8756699015020132>
15. Senov A.A. Improving distributed stochastic gradient descent estimate via loss function approximation. *Stokhasticheskaya optimizatsiya v informatike*. 2015; 11(1): 103–126 (in Russian).
<https://www.elibrary.ru/ubgwob>
16. Dang F., Chen D., Lu Y., Li Z. YOLOWeeds: A novel benchmark of YOLO object detectors for multi-class weed detection in cotton production systems. *Computers and Electronics in Agriculture*. 2023; 205: 107655.
<https://doi.org/10.1016/j.compag.2023.107655>

ОБ АВТОРАХ

Дмитрий Евгеньевич Федоров

кандидат технических наук
fedorov_de@inbox.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8641-0662>

Кузбасский государственный аграрный университет
им. В.Н. Полецовца,
ул. Марковцева, 5, Кемерово, 650056, Россия

ABOUT THE AUTHORS

Dmitriy Evgenievich Fedorov

Candidate of Technical Sciences
fedorov_de@inbox.ru
<https://orcid.org/0000-0002-8641-0662>

Kuzbass State Agrarian University named after V.N. Poletskov,
5 Markovtsev Str., Kemerovo, 650056, Russia