

DOI: 10.15393/j2.art.2022.6523

УДК 681.5

*Статья*

## **Разработка системы раннего обнаружения лесных пожаров с использованием беспилотных летательных аппаратов и искусственного интеллекта**

**Вычерова Наталия Романовна**

*аспирантка, ФГБОУ ВО «Ухтинский государственный технический университет»  
(Российская Федерация), [nvucherova@ugtu.net](mailto:nvucherova@ugtu.net)*

**Будевич Евгений Артурович**

*кандидат технических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Ухтинский государственный  
технический университет» (Российская Федерация), [ebudevich@ugtu.net](mailto:ebudevich@ugtu.net)*

**Беляев Андрей Эдуардович**

*кандидат технических наук, доцент, ООО «Газпром недра» ПФ «Вуктылгазгеофизика»  
(Российская Федерация), [belandre@yandex.ru](mailto:belandre@yandex.ru)*

*Получена: 21 сентября 2022 / Принята: 19 декабря 2022 / Опубликовано: 22 декабря 2022*

---

**Аннотация:** Для большинства стран мира лесные пожары продолжают оставаться серьёзной проблемой, которой посвящено огромное количество отечественных и зарубежных публикаций. Кроме того, накоплен многосторонний опыт организации борьбы с пожарами. Природные пожары — глобальная проблема всего мира. Ежегодно лесные и торфяные пожары наносят немалый урон экономике нашей страны и окружающей природной среде: приводят к серьёзному и долговременному ухудшению состояния водосборных бассейнов, т. к. продукты горения смываются в реки и загрязняют их; снижают рекреационную и научную ценность ландшафтов; в результате пожаров гибнут массивы ценных древесных пород, дикие животные, сгорают жилые дома и другие постройки. При наличии сильного ветра пожары могут широко распространяться на соседние торфяные и лесные массивы, а также на населённые пункты. Особую опасность представляют лесные и торфяные пожары на территориях, загрязнённых радионуклидами. Пожар в таких зонах становится причиной миграции радионуклидов, в результате чего не только население данного района, но и других, более отдалённых территорий подвергается дополнительному

облучению. Загрязнение окружающей среды в результате штатных выбросов объектов хозяйственной деятельности, транспорта, пожаров и аварий ухудшает экологическое состояние среды обитания, причиняет вред здоровью людей. Экологическая опасность пожаров прямо обусловлена изменением химического состава, температуры воздуха, воды и почвы, а косвенно — и других параметров окружающей среды. В настоящее время существует множество способов борьбы с ними. В основном все они направлены на снижение ущерба, причинённого пожарами, с использованием методов их раннего обнаружения. По подсчётам Рослесхоза, в среднем размер ущерба от лесных пожаров в год составляет порядка 20 млрд руб., из них от 3 до 7 млрд руб. — ущерб лесному хозяйству (потери древесины). В статье рассматривается использование беспилотных летательных аппаратов для регулярного патрулирования потенциально опасных зон распространения огня с использованием преимуществ искусственного интеллекта и возможностью самостоятельной обработки полученной информации. Это позволяет БПЛА использовать методы компьютерного зрения для обнаружения дыма или огня на основе информации, получаемой от их видеокамер.

**Ключевые слова:** дрон; компьютерное зрение; распознавание образов методом опорных векторов

---

DOI: 10.15393/j2.art.2022.6523

*Article*

## **Development of a forest fire early detection system using Unmanned aerial vehicles and artificial intelligence**

**Nataliya Vycherova**

*Ph. D. student, Ukhta State Technical University (Russian Federation),  
nvycherova@ugtu.net*

**Evgeny Budevich**

*Ph. D. in engineering, associate professor, Ukhta State Technical University  
(Russian Federation), ebudevich@ugtu.net*

**Andrey Belyaev**

*Ph. D. in engineering, associate professor, Gazprom Nedra PF  
«Vuktylgazgeofizika» LLC (Russian Federation), belandre@yandex.ru*

*Received: 21 September 2022 / Accepted: 19 December 2022 / Published: 22 December 2022*

---

**Annotation:** For most countries of the world forest fires continue to be a serious problem. A huge number of domestic and foreign publications are focused on the problems of fires and many-sided experience in organizing fire fighting has been accumulated. Wildfires are a global problem throughout the world. Every year, forest and peat fires cause considerable damage to the economy of our country and the natural environment: they lead to a serious and long-term deterioration in the condition of watersheds, as combustion products are washed into rivers and pollute them; reduce the recreational and scientific value of landscapes; as a result of fires, many valuable tree species and wild animals perish; houses and other buildings burn down. Strong winds might make fires spread widely to neighboring peat and forest areas as well as to settlements. Of particular danger are forest and peat fires in areas contaminated with radionuclides. A fire in such zones causes the migration of radionuclides, as a result of which not only the population of this region, but also other, more distant territories, is exposed to additional radiation. Pollution of the environment as a result of regular emissions from economic activities, transport, fires and accidents worsens the ecological state of the environment and causes harm to human health. The environmental hazard of fires is directly due to changes in the chemical composition

and temperature of air, water and soil, and indirectly to other environmental parameters. Currently, there are many ways to deal with fires. Basically, methods are aimed at reducing the damage caused by fires by their early detection. According to Rosleskhoz estimates, the average amount of damage from forest fires per year is about 20 billion rubles, of which from 3 to 7 billion is damage to forestry (loss of wood). The article discusses the use of unmanned aerial vehicles (UAVs) for regular patrolling of potentially dangerous fire zones using the advantages of artificial intelligence (AI) and the possibility of independent processing of the information obtained. This allows UAVs to use computer vision techniques to detect smoke or fire based on the information they receive from their video cameras.

**Keywords:** drone; computer vision; pattern recognition by the method of support vectors

---

## 1. Введение

Только в Российской Федерации лесами покрыто почти две трети территории, что на 2021 г. составляет 1,019 млрд га. Из них ежегодно пожарами охвачено от 500 тыс. до 3,5 млн га. С 2019 г. ежегодно высаживается около 1 млн га саженцев за счёт реализации федерального проекта «Сохранение лесов». При этом в Российской Федерации в год регистрируется от 9 до 35 тыс. лесных пожаров, охватывающих площади от 500 тыс. до нескольких миллионов гектаров [8].

Количество лесных пожаров за последние десятилетия в мире несколько снизилось, что объясняется ужесточением предпринимаемых мер и внедрением методов их раннего обнаружения. Однако лесные пожары продолжают наносить колоссальный ущерб во всём мире.

Наиболее значимым фактором в борьбе с лесными пожарами является максимально раннее обнаружение признаков огня и быстрота реагирования противопожарных служб. Для раннего обнаружения лесных пожаров предлагается использовать современные технологии: использование двух типов беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) — дронов с неподвижным крылом («самолётного» типа) и мультироторных дронов (мультикоптеров).

## 2. Методы и принципы исследования

### 2.1. Основы системы для раннего обнаружения лесного пожара

В основе любого прогноза лежит непрерывное наблюдение за множеством специфических параметров. Наша задача состоит в сокращении количества наблюдаемых параметров, включая зависящие от погодных условий, что позволит уменьшить ошибки. В то же время отобранные параметры должны с высокой точностью коррелироваться с риском возникновения пожара. Для этого целесообразно использовать следующие параметры:

- минимальная суточная температура  $T_{\text{мин}}$ ;
- максимальная суточная температура  $T_{\text{макс}}$ ;
- среднесуточная влажность;
- суточная солнечная радиация;
- среднесуточная скорость ветра;
- суммарное количество осадков.

Указанные параметры используются для прогноза пожароопасности методом опорных векторов (SVM — Support Vector Machines).

Метод опорных векторов заключается в нахождении точек данных разных классов и рисовании границы между ними. Такие выбранные точки данных называются опорными векторами, а границы — гиперплоскостями. Алгоритмы используют набор математических функций — ядра. Функция ядра состоит в том, чтобы принимать данные в качестве входных

и преобразовывать их в требуемую форму. При этом рассматривается каждая пара точек данных до тех пор, пока не найдётся ближайшая пара из разных классов и будет проведена прямая линия (или плоскость) на полпути между ними. Если входные данные линейно разделимы, то решение для гиперплоскости является простым. Но на практике часто области классификации пересекаются, и ни одна прямая плоскость не может выступать в качестве границы. Когда данные линейно неразделимы, методом опорных векторов отображают данные в пространстве более высокой размерности ( $N$ -мерного) — пространстве признаков. Эта задача может быть решена с использованием различных нелинейных отображений: полиномиальных, сигмовидных и радиальной базисной функции Гаусса.

### 3. Результаты

После нелинейного преобразования находят линейную разделяющую гиперплоскость в этом новом пространстве признаков. В отличие от других методов модель вероятности и функции плотности вероятности не должны быть заранее известны [20].

Во время стадии изучения методом опорных векторов используют данные обучения для поиска параметров  $w = [w_1 w_2 \dots w_n]^T$  и  $b$  функции решения  $d(x, w, b)$  представляется:

$$d(x, w, b) = w^T x + b = \sum_{i=1}^n w_i x_i + b. \quad (1)$$

Разделяющая гиперплоскость описывается уравнением  $d(x, w, b) = 0$ . На этапе тестирования невидимый вектор  $x$  создаст выход  $y$  в соответствии со следующей индикаторной функцией:

$$y = \text{sign}(d(x, w, b)). \quad (2)$$

Иными словами, если  $d(x, w, b) > 0$ , то  $x$  принадлежит классу 1, и если  $d(x, w, b) < 0$ , то  $x$  принадлежит классу 2.

Весовой вектор и смещение получают путём минимизации следующего уравнения:

$$L_d(\alpha) = 0,5\alpha^T H \alpha - f^T \alpha \quad (3)$$

при условиях:

$$y^T \alpha = 0;$$

$$\alpha \geq 0;$$

где  $H = y_i y_j (x_i x_j)$  — матрица Гессе;  $f$  — единичный вектор  $f = [1, 1 \dots 1]^T$ .

При наличии значения  $\alpha_{oi}$  решение задачи двойственной оптимизации будет достаточно для определения весового вектора и смещения с использованием следующих уравнений:

$$w = \sum_{i=1}^l \alpha_{0i} y_i x_i \quad (4)$$

$$b = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^l \left( \frac{1}{y_i} - x_i^T w \right), \quad (5)$$

где  $N$  — количество опорных векторов.

Представленный выше линейный классификатор имеет ограничения, поскольку он применим только с линейно зависимыми данными, тогда как на практике часто данные случайны и зависимость у них нелинейная. Нелинейные данные должны быть отображены на новом функциональном пространстве более высокой размерности с использованием подходящей отображающей функция  $\Phi(x)$ , значительно большей размерности, потенциально бесконечной. Упрощает задачу то, что во всех уравнениях функция представлена только в виде скалярного произведения.

Согласно теории Гильбертова пространства с воспроизводящим ядром [2], которая выходит за рамки настоящей статьи, функция ядра определяется как

$$K(x_i, x_j) = \Phi(x_i)^T \Phi(x_j). \quad (6)$$

Уравнение (3) имеет следующий вид в пространстве признаков:

$$L_d(\alpha) = \sum_{i=1}^l \alpha_i - \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l y_i y_j \alpha_i \alpha_j K(x_i, x_j) \quad (7)$$

при условии

$$\alpha \geq 0;$$
$$\sum_{i=1}^l \alpha_i y_i = 0.$$

Гиперповерхность в уравнении (1) задаётся в виде нелинейного пространства следующим уравнением:

$$d(x) = \sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_i, x). \quad (8)$$

Решение уравнения (7) даёт классификатор с жёсткими границами. В общем, полезно использовать классификатор мягких полей, чтобы сохранить гладкость гиперплоскости и предотвратить стремление  $\alpha_i$  к бесконечности. Данный классификатор получается с использованием того же процесса минимизации, просто путём добавления ещё одного ограничения к уравнению (7). Ограничение  $0 \leq \alpha_i \leq C$ , где  $C$  определяется пользователем.

Если  $C$  стремится к бесконечности, классификатор мягких границ стремится к жёстким границам [1], [5], [7], [18—22].

### 3.1. Техническая составляющая системы

Системы обнаружения лесного пожара можно реализовать с помощью специализированных камер, способных фиксировать изображение в различных диапазонах спектра шкалы электромагнитных излучений. Самая сложная задача в этом случае — определение места установки видеокамер для лучшего обзора наблюдаемой территории. Поскольку у данных систем есть определённые ограничения из-за статичного положения видеокамер, то в последние годы широкое применение находит использование БПЛА. В предлагаемой системе раннего обнаружения признаков лесных пожаров предусмотрено использование специализированных видеокамер и/или тепловизоров. Кроме этого, БПЛА имеют постоянную двухстороннюю связь с базовой станцией (рисунок 1).



**Рисунок 1.** Состав системы раннего обнаружения лесных пожаров

**Figure 1.** Composition of the forest fire early detection system

Многие десятилетия БПЛА широко использовались в различных областях (Вооружённых силах, сельском хозяйстве и многих других). В предлагаемой системе раннего обнаружения лесных пожаров предлагается использовать БПЛА двух типов — с неподвижным крылом и мультироторные. БПЛА с неподвижным крылом отличаются рядом преимуществ от дронов других классов, таких как повышенная крейсерская скорость и надёжность, достижение большей высоты полёта и больший обзор наблюдаемой территории. В то же время мультироторные БПЛА способны взлетать и приземляться вертикально при любом типе ландшафта и более экономичны. В настоящее время развиваются также гибридные БПЛА, которые объединяют преимущества обоих [1], [3], [20].

Как видно из блок-схемы, представленной на рисунке 2, система выявляет пожар в три этапа.



Первый этап (выделен синим цветом) осуществляет БПЛА с неподвижным крылом, который для более широкого обзора пролетает на высоте от 350 до 5000 м. При обнаружении подозрения на лесной пожар к выполнению второго этапа приступает получивший сигнал тревоги и координаты района от БПЛА с неподвижным крылом БПЛА мультироторного типа (выделено зелёным цветом), который осматривает подозрительный район с более низкой высоты для подтверждения наличия лесного пожара. Если наличие пожара не подтверждается, то мультироторный БПЛА возвращается на базу. В противном же случае мультироторный БПЛА передаёт сигнал тревоги наземной противопожарной службе (выделено оранжевым цветом), которой продолжает помогать контролировать выявленную область. Таким образом, второй БПЛА позволяет сократить количество ложных определений лесных пожаров, поскольку мультироторные дроны способны летать на более низкой высоте (до 350 м) по сравнению с дронами с неподвижным крылом, что обеспечивает наилучший обзор.

Также оба БПЛА снабжаются специализированными многоспектральными камерами, которые позволяют выполнять полный анализ района, где подозревается пожар. Изображения, захваченные многоспектральными камерами, могут обрабатываться и использоваться для создания нормализованного относительного индекса растительности (NDVI — Normalized Difference Vegetation Index) карты ландшафта. NDVI — простой графический индикатор, который может использоваться для оценок ущерба от пожара [6], [9], [20].



**Рисунок 2.** Блок-схема операционного принципа ранней платформы обнаружения лесных пожаров

**Figure 2.** Flowchart of the operational principle of the early forest fire detection platform

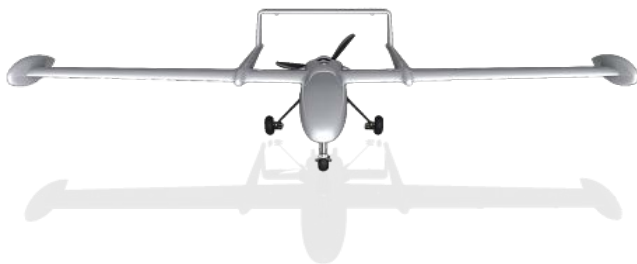
Система взаимодействия БПЛА полностью автоматизирована. Для совершенствования указанной системы предлагается задействовать искусственный интеллект, позволяющий БПЛА прогнозировать лесные пожары с использованием нейронных сетей. В настоящее время нейронные сети является достаточно востребованным видом в вычислительных системах из-за

их способности «обучаться» выполнить задачи на основе примеров. Нейронные сети вдохновлены биологическими нейронными связями в человеческом мозге.

После проведения анализа рынка БПЛА было решено использовать модель «ГАММА» с неподвижным крылом (рисунок 3), российский многоцелевой беспилотный летательный аппарат, спроектированный компанией «Автономные аэрокосмические системы — Геосервис». Максимальная скорость данного БПЛА составляет 140 км/ч, эффективная дальность полёта составляет 50 км, а максимальная продолжительность нахождения в воздухе — 12 ч, что, в свою очередь, вполне удовлетворяет нашим целям и задачам. Из-за большой высоты полёта БПЛА с неподвижным крылом значительным становится и расстояние камер до земной поверхности, что может при попытках определить наличие лесного пожара приводить к большому количеству ложных тревог. Второй, но уже мультироторный БПЛА необходим для тщательного изучения подозрительного района и сведения к минимуму ложных тревог. Мультироторный БПЛА снабжается более качественной видеокамерой и летит на более низкой высоте для достижения лучшей видимости. Выбор остановили на влагозащищённом БПЛА DJI Matrice 210 (рисунок 4), способном летать в дождь или туман.

### 3.2. Реализация системы искусственного интеллекта

Искусственный интеллект стал чрезвычайно популярен в последние годы, поскольку он способен выполнять задачи, присущие человеческому разуму. Искусственный интеллект (машинный интеллект) реализуется с помощью нейронных сетей.



**Рисунок 3.** БПЛА «ГАММА»

**Figure 3.** UAV «ГАММА»

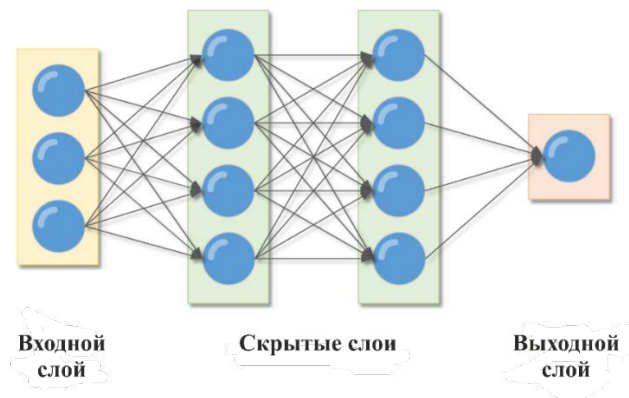


**Рисунок 4.** DJI Matrice 210

**Figure 4.** DJI Matrice 210

Нейронные сети — это специализированные компьютерные модели, которые можно обучить выполнению различных задач. Они используются для классификации изображений, распознавания речи, перевода текстов и более сложных задач, таких как управление автономными транспортными средствами и т. д. Существует несколько типов нейронных сетей,

но наиболее широко используемыми для обнаружения изображений и компьютерного видения являются свёрточные нейронные сети [2], [4], [20]. Они состоят из входного слоя, скрытых слоёв и выходного слоя взаимосвязанных нейронов. В зависимости от количества скрытых слоёв применяются методы машинного обучения (только с одним скрытым слоем) и методы глубокого обучения (с более чем одним скрытым слоем). Например, на рисунке 5 представлена глубокая нейронная сеть, поскольку она имеет два скрытых слоя.



**Рисунок 5.** Пример нейронной сети глубокого обучения с двумя скрытыми слоями

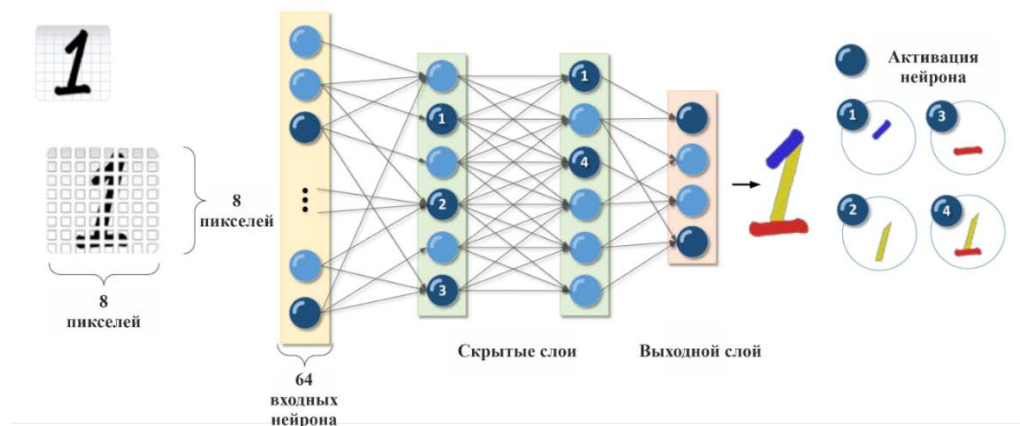
**Figure 5.** An example of a deep learning neural network with two hidden layers

Входные нейроны представляют собой данные, используемые для обучения. Например, если входной сигнал (вход) представляет собой изображение, входные нейроны могут представлять значения для каждого пикселя. Нейроны, скрытые в средних слоях, обычно служат для математических вычислений. Связи между нейронами уравниваются, определяя значимость входного значения.

Принцип обнаружения изображения показан на рисунке 6. Этот пример показывает, как нейронная сеть может распознавать цифру на заданном изображении с разрешением восемь на восемь пикселей (столь низкое разрешение приводим для простоты примера). Все пиксели изображения передаются в качестве входных нейронов модели. Уникальность активированного нейрона определяет результат. Перед выполнением таких сложных задач каждую нейронную сеть необходимо обучить. Обучение можно описать как процесс нахождения связей между нейронами, при которых минимизируется функция потерь. Обучение может быть контролируемым и неконтролируемым.

Системы машинного обучения узнают, как комбинировать входные данные для получения полезных прогнозов на основе ранее не публиковавшихся данных. В случае машинного обучения строятся модели, исследуется множество примеров и реализуется попытка найти

модель, минимизирующую потери. Потеря определяется как разница между фактическим значением и прогнозируемым выходом. Функция потерь минимизируется за счёт изменения значений весов связей между нейронами. Обучение с учителем можно использовать как для структурированных, так и для неструктурированных данных. Простые алгоритмы машинного обучения хорошо работают со структурированными данными, но когда дело доходит до неструктурированных данных, их производительность, как правило, низкая. Именно здесь нейронные сети оказались настолько эффективными и полезными. Они исключительно хорошо работают с неструктурированными данными. Структурированные данные — это чётко определённые входные данные, которые имеют значимые значения, в то время как неструктурированные данные относятся к таким вещам, как аудио и изображения, где цель состоит в том, чтобы распознать, что находится на изображении или что такое текст (например, обнаружение объекта). Здесь функциями могут быть значения пикселей в изображении, и неясно, что каждый пиксель изображения представлен в изображении, и поэтому это подпадает под неструктурированные данные [5], [7], [10—12], [20].



**Рисунок 6.** Принцип обнаружения изображения моделью нейронной сети

**Figure 6.** The principle of image detection by a neural network model

Таким образом, система раннего обнаружения лесных пожаров может быть отнесена к категории задач бинарной классификации. Модели классификации изображений относят изображения к одной категории, обычно соответствующей наиболее заметному объекту. В лесу самым заметным объектом может быть дерево, река, куст или даже сам лес. По этой причине классификация изображений как частного решения не может быть эффективной. Присвоение метки моделям классификации изображений может стать сложным и неопределённым. Таким образом, модели обнаружения объектов больше подходят для идентификации нескольких соответствующих объектов на одном изображении или, в нашем случае, только одного дыма.

Есть ещё одно преимущество обнаружения объектов — возможность локализовать объект на изображении. Сравнение между классификацией изображений, обнаружением объектов и сегментацией экземпляров представлено на рисунке 7.



**Рисунок 7.** Сравнение классификации изображений, обнаружения объектов и их детализации

**Figure 7.** Comparison of images classifications, objects detection and objects specification

### 3.3. Построение нейронной сети компьютерного зрения для обнаружения дыма на изображениях

Для улучшения системы и реализации функции обнаружения дыма на статичных изображениях сначала необходимо обучить нейронную сеть его распознавать, что можно осуществить несколькими методами. Для использования алгоритма обнаружения объектов сначала нужно определить входные данные. Входные данные (набор данных) — набор изображений, на которых присутствует и отмечено задымление. Набор данных должен быть



разделён на две части — для обучения и для тестирования. Это основное требование, позволяющее избежать так называемого переобучения. Иногда после обучения нейронные сети очень хорошо работают с обучающими данными (или очень похожими изображениями) и не так хорошо с новыми изображениями. Это называется переоснащением модели [3], [20].

Некорректным подходом является использование всех данных для оценки параметров (обучения алгоритму), потому что тогда не останется данных для тестирования метода, а модель станет переобученной. Повторное использование одних и тех же данных и для обучения, и для тестирования также некорректно, поскольку для оценки модели необходимо знать, как метод будет работать на данных, которые не использовались для его обучения. Оптимальное разделение набора данных — около 75 % изображений для обучения и 25 % для тестирования [13—17], [20].

#### 4. Обсуждение и заключение

Система раннего обнаружения лесных пожаров находится в стадии дальнейшего развития. Представленные в статье модели БПЛА в настоящее время уже сняты с производства, но их ещё возможно приобрести. В то же время на смену им приходят всё более и более совершенные модели, значительно растёт список производителей БПЛА. Также немалую роль играет то, что в Российской Федерации в настоящее время оценили значимость беспилотной техники в различных отраслях и предпринимаются меры для расширения отечественного производства.

Предлагаемый подход направлен на то, чтобы улучшить имеющиеся системы обнаружения лесных пожаров и значительно снизить ущерб, вызванный несвоевременным или запоздалым их обнаружением.

#### Список литературы

1. Анализ перспективных физических методов обнаружения возгораний / И. Р. Шегельман, О. Н. Галактионов, А. Ю. Когочев, А. С. Попов // *Успехи современного естествознания*. 2016. № 12. С. 335—339.
2. *Бобков А. В.* Системы распознавания образов. М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2018. 190 с.
3. *Богущ Р. П., Тычко Д. А.* Алгоритм комплексного обнаружения дыма и пламени на основе анализа данных систем видеонаблюдения // *Доклады Белорусского государственного университета информатики и радиоэлектроники*. 2015. № 6 (92). С. 63—71.
4. *Гибсон У.* Распознавание образов. СПб.: Азбука, 2015. 384 с.
5. *Кириченко А. А.* Основы теории искусственных нейронных сетей. Б. м., 2020. 222 с. URL: [rusneb.ru](http://rusneb.ru). Текст: электронный.
6. *Красильников Н. Н.* Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений. СПб.: БХВ-Петербург, 2011. 608 с.
7. *Крюкова М. С., Фахми Ш. С.* Сегментация полутонных изображений лесных пожаров на основе дисперсионного анализа // *Вестник Санкт-Петербургского университета*

Государственной противопожарной службы МЧС России: Научно-аналитический журнал. 2019. № 3. С. 103—111.

8. Лесные пожары в России. «Антирекорды» и территории распространения // Информационное агентство России «ТАСС»: [сайт]. 2022. URL: <https://tass.ru/info/15559017> (дата обращения: 05.09.2022).
9. *Лукьяница А. А., Шишкин А. Г.* Цифровая обработка видеоизображений. М.: Ай-Эс-Эс Пресс, 2009. 518 с.
10. Методы искусственного интеллекта в программных приложениях: Лабораторный практикум. Учебное электронное издание сетевого доступа / Б. Г. Ильясов, Е. А. Макарова, Е. Ш. Закиева, Э. Р. Габдуллина. Уфа, 2021. 153 с. URL: [www.ugatu.su](http://www.ugatu.su). Текст: электронный.
11. Методы обработки и распознавания изображений лиц в задачах биометрии / Г. А. Кухарев, Н. Л. Щеголева, Ю. Н. Матвеев, Е. И. Каменская. М.: Политехника, 2013. 388 с.
12. *Никитин А. А., Лиманова Н. И.* Процесс распознавания изображения нейронной сетью // Молодой учёный. 2020. № 47 (337). С. 23—25. URL: <https://moluch.ru/archive/337/75420/> (дата обращения: 05.09.2022). Текст: электронный.
13. *Астратов О. С., Смирнов В. М., Филатов В. Н.* Обнаружение лесных пожаров по видеоизображениям // Научная сессия ГУАП: Сб. докл. СПб.: ГУАП, 2018. С. 7—11.
14. Обработка изображений в прикладных телевизионных системах / О. С. Астратов [и др.]. СПб.: ГУАП, 2012. 272 с.
15. Применение алгоритмов анализа изображений для обнаружения пожаров / А. О. Кузнецов, В. М. Мусалимов, А. П. Саенко, К. В. Трамбицкий // Известия высших учебных заведений. Приборостроение. 2012. Т. 55, № 6. С. 51—56.
16. *Пятаева А. В.* Сегментация областей задымления на видеопоследовательности // Сибирский аэрокосмический журнал. 2016. Т. 17, № 3. С. 625—630.
17. Система видеомониторинга для обнаружения лесного пожара в районе промышленного предприятия // О. С. Астратов, В. М. Смирнов, В. Н. Филатов, А. В. Митько // Neftegaz.RU: Деловой журнал. 2020. № 2 (98). С. 58—61. URL: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/527122-sistema-videomonitoringa-dlya-obnaruzheniya-lesnogo-pozhara-v-rayone-promyshlennogo-predpriyatiya/> (дата обращения: 05.09.2022). Текст: электронный.
18. *Васюков В. Н., Зайцева А. Ю., Бондаренко В. В.* Система раннего обнаружения лесных пожаров — архитектура и алгоритмы // Доклады АН ВШ РФ. 2015. № 2 (27). С. 43—56.
19. *Antoine C.* Detection of forest fires using artificial intelligence. Année académique, 2021. 153 p.
20. Artificial intelligence for forest fire prediction / G. Sakr, I. Elhadj, G. Mitri, U. Wejinya // Environmental Science, Computer Science 2010 IEEE. ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics. 2010. P. 1311—1316.
21. Att squeeze u-net: A lightweight network for forest fire detection and recognition / J. Zhang, H. Zhu, P. Wang, X. Ling // IEEE Access, 9. 2021. P. 10858—10870.
22. Early Forest Fire Detection Using Drones and Artificial Intelligence / D. Kinaneva, G. Hristov, J. Raychev, P. Zahariev // Conference: 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO). 2019. P. 1060—1065.

## References

1. Shegelman I. R., Galaktionov O. N., Kogochev A. Y., Popov A. S. Analysis of promising physical methods of fire detection. *Advances in modern natural science*, 2016, no. 12, pp. 335—339. (In Russ.)
2. Bobkov A. V. *Systems of pattern recognition*. Moscow, Bauman Moscow State Technical University, 2018. 190 p. (In Russ.)
3. Bogush R. P., Tychko D. A. Algorithm of complex detection of smoke and flame based on the analysis of data from video surveillance systems. *Reports of the Belarusian State University of Informatics and Radioelectronics*, 2015, no. 6 (92), pp. 63—71. (In Russ.)
4. Gibson U. *Recognition of Images*. St. Petersburg, Azbuka, 2015. 384 p. (In Russ.)
5. Kirichenko A. A. Fundamentals of the theory of artificial neural networks. S. n., 2020. 222 p. Available at: [rusneb.ru](http://rusneb.ru). Text. Image: electronic. (In Russ.)
6. Krasilnikov N. N. *Digital processing of 2D and 3D images*. St. Petersburg, BHV-Peterburg, 2011. 608 p. (In Russ.)
7. Kryukova M. S., Fakhmi Sh. S. Segmentation of halftone images of forest fires on the basis of dispersion analysis. *Scientific and analytical journal «Bulletin of St. Petersburg University of the State Fire Service of the Ministry of Emergency Situations of Russia»*, 2019, no. 3, pp. 103—111. (In Russ.)
8. Forest fires in Russia. «Anti-records» and territories of distribution. *Information Agency of Russia «TASS»: [site]*. 2022. Available at: <https://tass.ru/info/15559017> (accessed: 05.09.2022). (In Russ.)
9. Lukyanitsa A. A., Shishkin A. G. *Digital processing of video images*. Moscow, ISS Press, 2009. 518 p. (In Russ.)
10. Ilyasov B. G., Makarova E. A., Zakieva E. Sh., Gabdullina E. R. *Methods of artificial intelligence in software applications. Laboratory practice. Text: uchebnoe electronic edition of network access*. Ufa, 2021. 153 p. Available at: [www.ugatu.su](http://www.ugatu.su). Text. Image: electronic. (In Russ.)
11. Kukharev G. A., Shchegoleva N. L., Matveev Y. N., Kamenskaya E. I. *Methods of processing and recognition of facial images in the problems of biometrics*. Moscow, Polytechnica, 2013. 388 p. (In Russ.)
12. Nikitin A. A., Limanova N. I. The process of image recognition by the neural network. *Young Scholar*, 2020, no. 47 (337), pp. 23—25. Available at: <https://moluch.ru/archive/337/75420/> (accessed: 05.09.2022). Text. Image: electronic. (In Russ.)
13. Astratov O. S., Smirnov V. M., Filatov V. N. Detection of forest fires by video images. *SUAI Scientific Session: sb. dokl.* St. Petersburg, SUAI, 2018, pp. 7—11. (In Russ.)
14. Astratov O. S. [et al.]. *Image processing in applied television systems*. St. Petersburg, SUAI, 2012. 272 p. (In Russ.)
15. Kuznetsov A. O., Musalimov V. M., Sayenko A. P., Trambitsky K. V. Application of image analysis algorithms for fire detection. *Proceedings of higher educational institutions. Instrumentation*, 2012, vol. 55, no. 6, pp. 51—56. (In Russ.)
16. Pyataeva A. V. Segmentation of areas of smoke on video sequences. *Sibirskii aerokosmicheskii zhurnal*, 2016, vol. 17, no. 3, pp. 625—630. (In Russ.)
17. Astratov O. S., Smirnov V. M., Filatov V. N., Mitko A. V. Video monitoring system for forest fire detection in the area of an industrial enterprise. *Neftegaz.RU: Business Magazine*, 2020, no. 2 (98), pp. 58—61. Available at: <https://magazine.neftegaz.ru/articles/tsifrovizatsiya/527122-sistema->



videomonitoringa-dlya-obnaruzheniya-lesnogo-pozhara-v-rayone-promyshlennogo-predpriyatiya/ (accessed: 05.09.2022). Text. Image: electronic. (In Russ.)

18. Vasyukov V. N., Zaitseva A. Yu., Bondarenko V. V. The system of early detection of forest fires — architecture and algorithms. *Reports of the Academy of Sciences of the Higher School of the Russian Federation*, 2015, no. 2 (27), pp. 43—56. (In Russ.)
19. Antoine C. *Detection of forest fires using artificial intelligence*. Année académique, 2021. 153 p.
20. Sakr G., Elhajj I., Mitri G., Wejinya U. Artificial intelligence for forest fire prediction. *Environmental Science, Computer Science 2010 IEEE. ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics*, 2010, pp. 1311—1316.
21. Zhang J., Zhu H., Wang P., Ling X. Att squeeze u-net: A lightweight network for forest fire detection and recognition. *IEEE Access*, 9, 2021, pp. 10858—10870.
22. Kinaneva D., Hristov G., Raychev J., Zahariev P. Early Forest Fire Detection Using Drones and Artificial Intelligence. *Conference: 42nd International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, 2019, pp. 1060—1065.

© Вычерова Н. Р., Будевич Е. А., Беляев А. Э., 2022