

- upravleniya im. V.A. Trapeznikova RAN, 2019 [XIII All-Russian Meeting on VSPU Management Problems-2019: Proceedings of the XIII All-Russian Meeting on VSPU Management Problems-2019. V.A. Trapeznikov Institute of Control Problems of the Russian Academy of Sciences, 2019], pp. 724-729.*
21. Zybin E.Yu., Misrikhanov M.Sh., Ryabchenko V.N. O minimal'noy parametrizatsii resheniy lineynykh matrichnykh uravneniy [On the minimal parametrization of solutions of linear matrix equations], *Vestnik IGEU* [Bulletin of the IGEU], 2004, No. 6, pp. 127-131.
  22. Prouty R. Helicopter Performance, Stability, and Control. PWS Publishers, 2005.
  23. Ponds P., Mahony R., Corke P. Modelling and control of a large quadrotor robot. *Control Engineering Practice*. 2010.
  24. Glasov V.V., Zybin E.Yu., Kos'yanchuk V.V. Neparаметрический метод стабилизации пространственного положения беспилотного летательного аппарата [Nonparametric method for stabilizing the spatial position of an unmanned aerial vehicle], *Mater. konferentsii «Upravlenie v aerokosmicheskikh sistemakh» (UAKS-2020) im. akademika E.A. Mikrina* [Proceedings of the conference "Management in Aerospace Systems " (UAKS-2020) named after Academician E.A. Mikrin]. Saint Petersburg: АО «Kontsern «TSNII «Elektropribor», 2020, pp. 22-25.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор Н.И. Сельвесюк.

**Косьянчук Владислав Викторович** – ФУП «Государственный научно-исследовательский институт авиационных систем»; e-mail: vvk@2100.gosniias.ru; г. Москва, Россия; тел.: +74997590069; д.т.н.; профессор; зам. генерального директора.

**Гласов Владислав Валерьевич** – e-mail: aychekin@2100.gosniias.ru; к.т.н.; начальник лаборатории.

**Зыбин Евгений Юрьевич** – e-mail: ezybin@2100.gosniias.ru; д.т.н.; начальник лаборатории.

**Тань Лиго** – Научно-исследовательский центр фундаментальных космических наук, Харбинский политехнический институт; e-mail: tanlihuo@hit.edu.cn; г. Харбин, Китай; тел.: +15504655181\0451-86402989; доцент.

**Kosyanchuk Vladislav Viktorovich** – FGUP «State Research Institute of Aviation Systems»; e-mail: vvk@2100.gosniias.ru; Moscow, Russia; phone: +74997590069; dr. of eng. sc.; professor; deputy director general.

**Glasov Vladislav Valer'yevich** – e-mail: vvglasov@2100.gosniias.ru; cand. of eng. sc.; head of laboratory.

**Zybin Eugene Yuryevich** – e-mail: ezybin@2100.gosniias.ru; dr. of eng. sc.; head of laboratory.

**Tan Ligu** – Research Center of Basic Space Science, Harbin Institute of Technology; e-mail: tanlihuo@hit.edu.cn; Harbin, China; phone: +15504655181\0451-86402989; associate professor.

УДК 004.942

DOI 10.18522/2311-3103-2021-1-112-124

**М.И. Мокрова**

## **ИССЛЕДОВАНИЕ ВЛИЯНИЯ СЛОЖНЫХ УСЛОВИЙ ПОЖАРНОЙ ОБСТАНОВКИ НА КАЧЕСТВО НАБЛЮДЕНИЯ И БЕЗОПАСНОСТЬ ПОЛЁТА БЛА**

*Авиационный мониторинг пожаров с помощью беспилотных летательных аппаратов (БЛА), в частности, лесных, в процессе которого производится поиск различных объектов интереса: людей, автомобилей и пр., является одним из наиболее эффективных мероприятий по снижению уровня возможных потерь. В представленной работе рассматриваются подходы к формированию алгоритмов обработки и улучшения изображений, получаемых в процессе выполнения мониторинга пожарной обстановки, основанные на использовании нейросетей, а также алгоритмов фильтрации изображений, с целью поиска различных*

объектов интереса. Мониторинг пожаров с помощью беспилотного летательного аппарата представляет собой двухкритериальную задачу: существует необходимость максимально обезопасить аппарат от теплового воздействия пожара, а также максимально улучшить наблюдаемость, что может быть достигнуто за счёт снижения высоты полёта. В настоящей работе представлены разработанные авторами эмпирические модели безопасности полета беспилотного летательного аппарата и наблюдаемости объектов интереса в процессе мониторинга пожарной обстановки. Предлагаемые модели позволяют учитывать особенности условий мониторинга, такие как приоритетность обнаружения объекта интереса к безопасности самого разведывательного аппарата, влажность воздуха, рельеф и вид местности, время суток и прочее. Рассмотрен пример применения модели контрастности на примере поиска и обнаружения метки «буква». На основе проведенного эксперимента по распознаванию метки в дыму, осуществлен анализ предлагаемых моделей, приведены количественные результаты. В работе описаны критерии оптимальности выбора высоты полёта аппарата над наблюдаемой сценой, которые формируются на основе базы экспертных оценок, а также предложенных моделей наблюдаемости и безопасности полёта БЛА. В зависимости от целевой задачи поиска возможна вариативность критерия оптимальности выбора высоты полёта БЛА над наблюдаемой сценой.

*Беспилотный летательный аппарат; БЛА; высота; безопасность; контрастность; мониторинг; обработка изображений; поиск объектов; потери; критерий оптимальности.*

**M.I. Mokrova**

## **INVESTIGATION OF THE IMPACT OF COMPLEX FIRE CONDITIONS ON THE QUALITY OF SURVEILLANCE AND FLIGHT SAFETY OF UAVS**

*Aviation monitoring of fires with the help of unmanned aerial vehicles (UAVs), in particular, forest ones, during which the search for various objects of interest is carried out: people, cars, etc., is one of the most effective measures to reduce the level of possible losses. In this paper, we consider approaches to the formation of algorithms for processing and improving images obtained in the process of monitoring the fire situation, based on the use of neural networks, as well as image filtering algorithms, in order to search for various objects of interest. Fire monitoring using an UAV is a two-criteria task: there is a need to protect the device from the thermal effects of the fire as much as possible, as well as to maximize the observability, which can be achieved by reducing the altitude of the flight. This paper presents the empirical models developed by the authors for the flight safety of an unmanned aerial vehicle and the observability of objects of interest in the process of monitoring the fire situation. The proposed models allow us to take into account the features of the monitoring conditions, such as the priority of detecting the object of interest to the security of the reconnaissance vehicle itself, air humidity, terrain and type of terrain, time of day, and so on. An example of the application of the contrast model is considered on the example of the search and detection of the "letter" label. On the basis of the conducted experiment on the recognition of the mark in the smoke, the analysis of the proposed models is carried out, the quantitative results are given. The paper describes the criteria for the optimal choice of the altitude of the flight of the device over the observed scene, which are formed on the basis of the base of expert assessments, as well as the proposed models of the observability and safety of the UAV flight. Depending on the target search task, the optimality criterion for choosing the UAV flight altitude over the observed scene may vary.*

*High-speed bigradient method; tunable sliding mode; vibratory gyroscope; stability; Lyapunov function; robustness; modified reference model.*

**1. Введение.** Динамичное развитие БЛА последних лет ставит все новые прикладные задачи перед различными инженерными областями. Целью компьютерного зрения в таких задачах является повышение информативности изображения, получаемого с камеры беспилотника. Особенно серьезные трудности возникают при использовании БПЛА в условиях высоких шумов в области видимого спектра, которые делают затруднительным применение алгоритмов распознавания цели без предварительной обработки входного видеопотока. В процессе мониторинга БЛА, оснащенные системами наблюдения (СН), облетают область поиска,

принимая на борту фото- или видеоматериалы о состоянии обследуемой поверхности [1–3]. На основе обработки и анализа принятых изображений принимается решение о присутствии или отсутствии объектов интереса.

Сложность авиационного поиска объектов определяется опасностью относительно низких полетов БЛА над источниками огня и изменяемой наблюдаемостью обследуемой поверхности от воздействия дыма [4]. Снижая высоту полета, можно повысить эффективность обнаружения объектов, но при этом ухудшится безопасность БЛА [5].

Множество современных технологий, а также классических методов обработки изображений, обеспечивающих их улучшение, позволяют без особого приближения к сцене, т.е. высоты полёта БЛА, распознать объект интереса. К таким методам можно отнести восстановление, производимое путем фильтрации изображения в частотной области с предварительным переходом в область Фурье [6], а также после создания сверточных нейронных сетей и роста вычислительных мощностей, нейросетевой подход стал повсеместно применяться в широком спектре задач обработки изображений. Одним из современных алгоритмов машинного обучения являются генеративно-состязательные сети. Последние представляют собой комбинацию из двух нейронных сетей, одна из которых генерирует образцы, а другая старается отличить правильные («подлинные») образцы от неправильных. Использование этой техники позволяет, в частности, генерировать фотографии, которые человеческим глазом воспринимаются как натуральные изображения. Кроме того, GAN может использоваться для улучшения качества нечетких или частично испорченных фотографий. В данной статье рассматривается использование генеративно-состязательных сетей для удаления дыма с изображений. Оба метода будут подробно рассмотрены в настоящей работе.

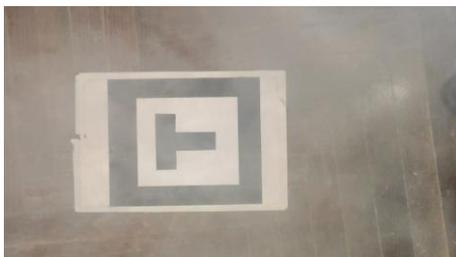
Однако остаются случаи, когда плотность дыма, не позволяет улучшить изображения до уровня, позволяющего распознать метку. В таком случае необходимо прибегать к снижению высоты полёта БЛА. В данной статье рассмотрена разработка алгоритма управления высотой полёта, выбор оптимальности высоты производится с учётом безопасности аппарата и наблюдаемости объекта. Для решения описанной задачи автором были разработаны [4]:

- ◆ модель наблюдаемости объектов интереса БЛА в условиях задымленности;
- ◆ модель безопасности полёта БЛА над очагами пожара;
- ◆ критерий выбора оптимальной высоты полёта БЛА над конкретным очагом пожара.

## **2. Подходы к повышению распознаваемости объектов в условиях плохой видимости.**

### **2.1. Фильтрация в частотной области с предварительным переходом в область Фурье.**

Частотная область цифрового изображения представляет собой пространство, в котором принимают значения переменные  $(u, v)$  Фурье-преобразования. Частота сигнала прямо связана со скоростью изменения сигнала, поэтому можно сказать, что частоты в Фурье-преобразовании связаны с вариацией яркости на изображении. Используя эти сведения, а также действительную симметричную фильтр-функцию, получим обработанное изображение. Для тестирования улучшения можно воспользоваться фильтрами высоких частот (ФВЧ) Баттерворта и Гаусса. Фильтр Баттерворта в стандартной форме является фильтром низких частот. Величину частоты среза фильтра рекомендуется устанавливать не более 2–5 % от величины меньшей стороны изображения, чтобы низкие частоты подавлялись, но не убирались полностью. Однако, в данной задаче изменения яркости, вызванные наличием дыма и тумана, имеют еще более маленькую частоту изменения и значенные частоты необходимо выставлять в пределах 1 %.

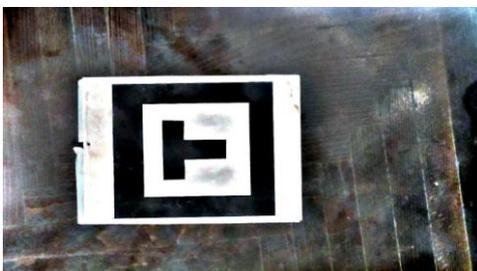


*Рис. 1. Исходное изображение*

Ниже представлен результат применения фильтра с данными параметрами на исходном изображении. Как и ожидалось, контраст резких деталей повысился. Однако, из-за конструкции высокочастотного фильтра, он обнуляет нулевой член, несущий информацию о средней яркости изображения, и общая его яркость падает.



*Рис. 2. Результат применения ФВЧ Баттерворта*



*Рис. 3. Результат применения ФВЧ Гаусса*

Ниже представленные результаты показал подход в процессе применения для распознавания образов (рис. 4, 5).



*Рис. 4. Исходное изображение*



Рис. 5. Распознавание на обработанном изображении

Из показанных результатов видно, что применение описанного подхода позволяет повысить вероятность обнаружения и распознавания объектов.

## 2.2. Восстановление зашумленного изображения с использованием генеративно-сопоставительных сетей.

### 2.2.1. Подход к решению задачи.

Помимо аналитических подходов к улучшению получаемых изображений наблюдаемой сцены, в данной задаче имеет место нейросетевой подход.

При решении поставленной задачи была использована генеративно-сопоставительная сеть `pix2pix`, предназначенная для преобразования исходного изображения, согласно тренировочным данным. Сбор или получение последних как раз являются ключевой проблемой, так как ручное создание выборки достаточно трудоёмкий процесс. Выходом из этого положения является программный синтез дыма на изображении. Однако большинство известных решений генерации дыма (шум Перлина, симплекс шум) не позволяют добиться требуемой для обучений нейросети реалистичности изображения. В свою очередь, дым и туман имеют близкую физическую природу и в рамках поставленной задачи могут быть взаимозаменяемы. В работе [7] показан способ моделирования тумана на изображении с использованием карты глубины на примере набора изображений [8]. На рис. 6 продемонстрированы результаты программного синтеза шумов описанными способами.

При обучении нейросети на выборке с высокой плотностью тумана (рис. 7) были получены неудовлетворительные результаты: сеть не смогла обучиться и на выходе наблюдались сильно зашумленные изображения. Для решения данной проблемы нейросеть была предобучена на выборке с низкой плотностью тумана (рис. 8), а уже после обучалась на основной выборке.



Рис. 6. Слева-направо: оригинальное изображение, наложение шума Перлина, моделирования тумана с помощью карты глубины



*Рис. 7. Изображение из обучающей выборки с высокой плотностью сгенерированного тумана*

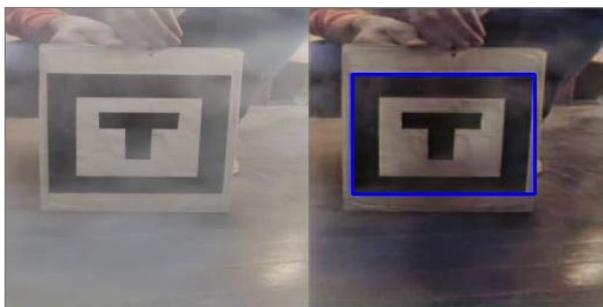


*Рис. 8. Изображение из обучающей выборки с низкой плотностью сгенерированного тумана*

#### *2.2.2. Оценка эффективности работы полученной модели.*

Подобный приём позволил подстроить веса модели под конечную задачу и получить удовлетворительные результаты.

Оценивание эффективности работы модели проводилась на основе использования двух алгоритмов: выделения прямоугольников и распознавания классов объектов на изображении. В первом случае модель позволила заметно повысить количество кадров, на котором выделен прямоугольник (рис. 9), в то время как алгоритм распознавания объектов (рис. 10) показал незначительный прирост точности. Отсутствие влияние обработки изображения на алгоритм распознавания можно объяснить невысоким разрешением изображения, получаемого на выходе модели.



*Рис. 9. Результат работы алгоритма детектирования прямоугольников*

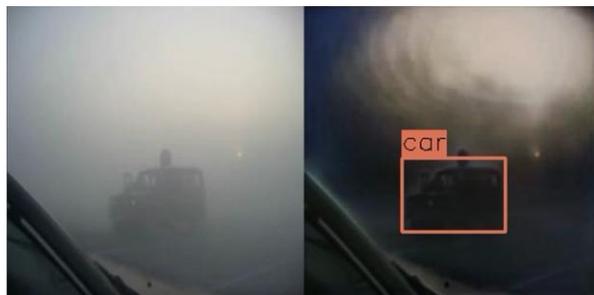


Рис. 10. Результат работы алгоритма распознавания образов

Результаты сравнения качества работы модели на тестовом видео приведены в табл. 1.

Таблица 1

#### Количественные результаты работы алгоритма

Количество кадров	Оригинальные изображения	Обработанные
Успешно детектирован прямоугольник	346 (~ 46,9 %)	382(~51,8 %)
Прямоугольник не детектирован	392	356
Всего	738	738

Для каждого класса дыма была взята выборка размером в 100 кадров. Полученные результаты обнаружения объекта интереса представлены в табл. 2.

Таблица 2

#### Результаты обнаружения для разных классов задымленности

Класс	Описание	Количество обнаружений на неподобранном и подобранном изображении	Количество обнаружений только на неподобранном изображении	Количество обнаружений только на подобранном изображении	Количество не обнаружений
1	Сплошной и плотный дым	0	0	5	95
2	Дым средней плотности	18	3	7	72
3	Слабый дым	32	27	11	30
4	Дымка	36	43	6	15
5	Практически задымление отсутствует	24	72	1	3

Проведенные эксперименты показали, что обученная модель будет малоэффективна при обработке данных, сильно отличающихся от тренировочной выборки. Этот недостаток можно устранить, разнообразив обучающие примеры изображениями с различной интенсивностью и способами генерации шума.

По приведённым в табл. 2 данным можно заметить, что в случае сплошной и средней задымленности наблюдаемой сцены алгоритм с использованием генеративно-состязательных сетей малоэффективен. Для улучшения изображений в данных случаях необходимо уменьшать количество дыма на наблюдаемой сцене путем снижения высоты полёта БЛА.

### 2.3. Выбор оптимальной высоты полёта БЛА.

В работе [9] предложен подход, позволяющий выбрать оптимальную высоту полета БЛА с учетом требований по наблюдаемости объектов интереса и безопасности БЛА.

Принимается, что эффективность мониторинга определяется потерями:

$$R_{\Sigma}(h) = a_a R_a(h) + a_s R_s(h), \quad (1)$$

где  $R_a(h)$  – потери, связанные с ошибками поиска объектов;  $R_s(h)$  – потери БЛА, связанные с высотой полета  $h$ ;  $a_s, a_a$  – коэффициенты ранжирования потерь.

Зависимости  $R_a(h)$  и  $R_s(h)$  – описываются соответствующими моделями наблюдаемости и безопасности.

Выбор коэффициентов  $a_s, a_a$  производится на основе экспертной оценки с учетом конкретных поисковых ситуаций.

Оптимальная высота полета БЛА  $h_{opt}$  определяется при минимальных потерях

$$h_{opt} = \arg [\min R_{\Sigma}(h)]. \quad (2)$$

Значение высоты, определяющей минимум функции общих потерь (1) зависит от вида и параметров функций  $R_a(h)$  и  $R_s(h)$ , а также выбора коэффициентов ранжирования  $a_s, a_a$ .

В основе подхода лежит использование предложенных авторами моделей наблюдаемости и безопасности. Однако в этих работах не рассматриваются методы определения параметров моделей, что ограничивает возможность их практического использования.

#### 2.3.1. Эвристическая модель наблюдаемости объекта интереса.

В общем случае наблюдаемость объектов зависит от контрастности наблюдаемых сцен. Контрастность принимаемых на борту БЛА изображений в условиях пожара уменьшается из-за наличия в дыме мелких твердых частиц [10], находящихся во взвешенном состоянии. Уменьшение контрастности и воздействие высокочастотных шумов увеличивают ошибки обнаружения объектов (вероятность пропуска целей, вероятность ложной тревоги).

В зависимости от постановки задачи в качестве потерь  $R_a(h)$  могут быть приняты различные показатели, например, вероятность пропуска цели.

Потери, связанные с наблюдениями, определяются как

$$R_a(h) = \left[ 1 - \frac{1}{1 + e^{-k_f(h-h_f)}} \right] \left[ \frac{1}{1 + e^{-\Delta\beta}} \right]. \quad (3)$$

где  $k_f$  – эмпирический коэффициент, зависящий от условий пожара;  $h_f$  – высота, при которой контрастность равна 0,5  $K_{fmax}$ ;  $K_{fmax}$  – максимальная контрастность;  $f \in F$  – индекс области пожара;  $F$  – количество участков с постоянными параметрами задымленности;  $\beta = \left(\frac{\sigma_s}{\sigma_n}\right)^2$  – отношение сигнал/шум;  $n(i, j)$  – белый гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием и среднеквадратическим отклонением  $\sigma_n(i, j)$ .

#### 2.3.2. Модель безопасности БЛА.

Примем, что относительная безопасность БЛА, определяемая тепловым воздействием и возможным воздействием внешних объектов, оценивается достоверностью потери (аварии) БЛА и изменяется в зависимости от высоты полета в диапазоне: 0÷1

$$R_s(h) = \frac{1}{1 + e^{-k_s(h-h_s)}} \quad (4)$$

где  $k_s$  – эмпирический коэффициент, определяемый с учетом интенсивности огня, расположения наземных объектов, условий полета;  $h_s$  – высота полета БЛА, при которой относительная безопасность полета равна 0,5, соответственно;  $s$  – индекс критерия безопасности полета.

При  $R_s(h) = 1$  БЛА терпит аварию, приводящую к его разрушению, а при  $R_s(h) = 0$  условия полета абсолютно безопасны.

### 3. Методика оценки параметров модели наблюдаемости

#### 1. Выделение областей различной наблюдаемости и безопасности.

Разделение наблюдаемой сцены (рис. 1) на отдельные области (фрагменты) производится на основе оценки моментов [///]. Решение принимается при выполнении условий

$$|m_{0pq} - m_{pq}| \leq \Delta m_{pq}, \quad (5)$$

где  $m_{0pq}$  –  $pq$ -й момент, полученный при обработке эталонного изображения искомого объекта,  $m_{pq}$  – момент текущего изображения,  $\Delta m_{pq}$  – заданный порог.

Эталонные данные должны быть подготовлены заранее и включать условия основных поисковых ситуаций.

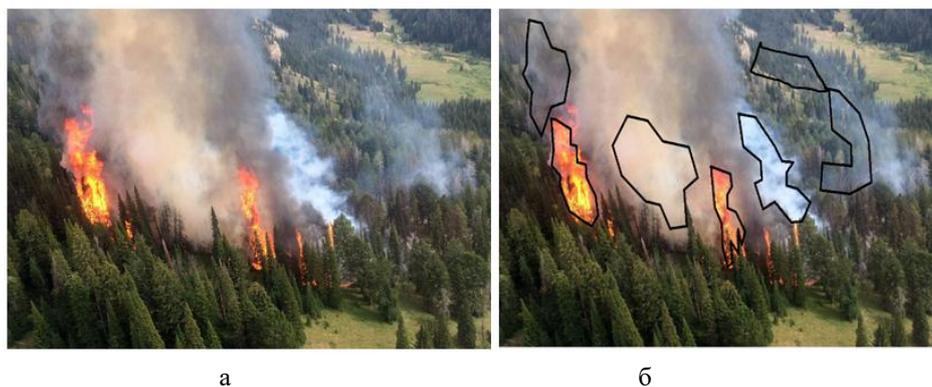


Рис. 1. Примеры пожарной обстановки

#### 2. Классификация областей.

В рамках решаемых задач предлагается ввести следующую классификацию наблюдаемости (табл. 3). В последнем столбце представлены экспертные оценки достоверности (возможности) обнаружения малоразмерных контрастных объектов.

Таблица 3

Класс	Описание	Признаки	Пример	Достоверность обнаружения контрастных объектов площадью до 0,05 м <sup>2</sup>
1	Сплошной и плотный дым	1-й момент показывает наличие плотного дыма; 2-й момент показывает наличие однородного поля	Фрагменты №	0
	Сплошное пламя	Наличие цветовых составляющих огня	Фрагменты №	

Раздел I. Перспективы применения робототехнических комплексов

2	Дым средней плотности	1-й момент показывает наличие дыма; 2-й момент показывает наличие неоднородного поля; радиус корреляции существенно отличается от характеристик поверхности	Фрагменты №	0,2
3	Слабый дым	1-й момент показывает наличие слабого дыма; 2-й момент показывает наличие неоднородного поля; радиус корреляции не существенно отличается от характеристик поверхности	Фрагменты №	0,6
4	Дымка	1-й момент показывает наличие слабого дыма; 2-й момент показывает наличие неоднородного поля; радиус корреляции существенно не отличается от характеристик поверхности	Фрагменты №	0,8
5	Практически задымление отсутствует	Моменты, рассчитанные на фрагменте, соответствуют не задымленным эталонам	Нижняя область наблюдаемой сцены	1

Классификация производится на основе заранее подготовленной базы знаний.

Классификацию области по безопасности предлагается реализовать следующим образом:

1. Выделение категорий безопасности по

а. тепловому воздействию.

Данная категория выбирается, если идентифицируются визуальные признаки пламени.

б. воздействию внешних объектов, в частности, плотности леса и высоте деревьев.

Данная категория выбирается, если задымление присутствует, но визуальных признаков открытого пламени не обнаруживается.

2. Выбор обследуемых областей

На данном этапе производится оперативное планирование распределения поисковых средств:

◆ Исключение областей с наблюдаемостью класса 1,

◆ Оценка допустимых потерь наблюдаемости по условию:

$R_a(h) \leq R_{ra}$ , где  $R_{ra}$  – допустимая вероятность пропуска цели.

Так, если  $R_{ra} < 0,2$ , то с учетом данных табл. 1, области класса 2 также исключаются из процесса поиска.

◆ Формирование списка обследуемых областей

4. Оценка параметров

Следующим этапом методики является оценка параметров моделей (3) и (4).

Значения параметров определяются на основании заранее подготовленной базы знаний (БЗ).

Ниже приведены примеры правил из БЗ, обеспечивающих оценку искомых параметров:

◆ Если поверхность – лес и пожар сильный, и влажность высокая, то  $0.7 < k_f < 0.9$ .

◆ Если поверхность – лес и пожар слабый, и лес редкий, и влажность низкая, то  $h_f > 0.7 h_t$ ,  $0.4 < k_f < 0.6$ , где  $h_t$  – высота деревьев.

◆ Если поверхность – лес и высота деревьев  $h_t$ , то  $h_f > h_t$ .

◆ Если поверхность – поле, и пожар сильный, и влажность низкая, то  $h_f > 3m$ .

◆ Если поверхность – поле, пожар сильный, и влажность высокая, то  $h_f > 5m$ .

Коэффициент  $k_f$  (размерность 1/метр или  $1/m$ ) и значения высот  $h_f$  (размерность –  $m$ ) могут быть определены на основе сформированных заранее баз знаний исходя из предыдущего опыта обследования аналогичных особых ситуаций.

При отсутствии баз знаний, описываемые выше коэффициенты могут быть выбраны на основе визуального анализа пожарной обстановки. Так на рис. 1,а представлена ситуация, когда видимый уровень пламени (очаг 1) выше  $h_t$ , исходя из этого коэффициент  $k_f$  задается в диапазоне  $0.7 < k_f < 0.9$ , конкретное значение в данном диапазоне выбирается в зависимости от влажности воздуха в данной местности – чем влажность выше, тем коэффициент ближе к значению 0.9.

Примеры правил, для оценки параметров моделей безопасности:

◆ Если поверхность – лес и высота деревьев  $h_t$ , то  $h_s > 0.8 h_t$ ;

◆ Если лес – редкий, то  $k_s < 0,4$ ;

◆ Если лес – густой, то  $k_s > 0,6$ ;

◆ Если пожар – сильный и высота пламени  $h_t$ , то  $h_s > h_t$ ;

◆ Если лес – редкий и пожар – средний, то  $0.2 < k_s < 0.4$  ;

◆ .....

При  $R_a(h) = 0$  обнаружение объектов производится без потерь, что означает  $P_a(h) = 1$  – вероятность правильного обнаружения объекта.  $R_a(h) \rightarrow \max$  соответствует случаю, когда условия наблюдения не позволяют обнаружить присутствующий объект ( $P_a(h) = 0$ ).

При  $R_s(h) = 0$  условия полета абсолютно безопасны, это означает что  $P_s(h) = 0$  – вероятность аварии БЛА, при  $R_s(h) \rightarrow \max$  БЛА терпит аварию, приводящую к его разрушению ( $P_s(h) = 1$ ).

**Заключение.** Таким образом, актуальной является проблема организации полета БЛА при мониторинге пожарной обстановки, учитывающего указанные факторы и обеспечивающего выполнение поставленных целевых задач поиска с заданной надежностью и безопасностью поисковых средств.

**Благодарности.** Работа выполнена при финансовой поддержке Российского фонда фундаментальных исследований (РФФИ) в рамках научно-исследовательского проекта № 19-08-00613-а.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Dilshad N., Hwang J., Song J., Sung N. Applications and Challenges in Video Surveillance via Drone: A Brief Survey // 11th International Conference on Information and Communication Technology Convergence, South Korea. – 2020. – P. 728-732.
2. Sudhakar S., Vijayakumar V., Sathiya Kumar C., Priya V., Ravi L., Subramaniaswamy V. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) based Forest Fire Detection and monitoring for reducing false alarms in forest-fires // Computer Communications. – 2020. – Vol. 149. – P. 1-16.
3. Khan A., Gupta S., Gupta S.K. Multi-hazard disaster studies: Monitoring, detection, recovery, and management, based on emerging technologies and optimal techniques // International Journal of Disaster Risk Reduction. – 2020. – Vol. 47, art. no. 101642.

4. Kim N.V., Mikhailov N.A., Mokrova M.I. Drone Searches in Challenging Conditions // Russian Engineering Research. – 2020. – Vol. 40, No. 7. – P. 583-585. – ISSN 1068-798X.
5. Zhai Q., Ye Z.-S. How reliable should military UAVs be? // ISE Transactions. Taylor and Francis Ltd. – 2020. – Vol. 52 (11). – P. 1234-1245.
6. Zhou Z., Wang X., Li C., Zeng M., Li Z. Adaptive deep feature aggregation using Fourier transform and low-pass filtering for robust object retrieval // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2020.
7. Martin Hahner, Dengxin Dai, Christos Sakaridis, Jan-Nico Zaech, Luc Van Gool. Semantic Understanding of Foggy Scenes with Purely Synthetic Data // arXiv, 2020. – <https://arxiv.org/abs/1910.03997>.
8. Magnus Wrenninge, Jonas Unger. Synscapes: A Photorealistic Synthetic Dataset for Street Scene Parsing // arXiv, 2018. – <https://arxiv.org/abs/1810.08705>.
9. Evdokimenkov Veniamin N., Kim Nikolay V., Kozorez Dmitriy A., Mokrova Mariya I. Control of unmanned aerial vehicles during fire situation monitoring // INCAS Bulletin. – 2019. – Vol. 11, Special Issue. – P. 66-73. – Doi: 10.13111/2066-8201.
10. Сарманаев С.Х., Башарин В.А., Толкач П.Г., Щербашов К.А. Токсико-химические повреждения при пожаре // Биомедицинский журнал "Medline.ru". Т. 16. Токсикология. 26 марта 2015.
11. Некрасов О.Н. Прогнозирование пожарной обстановки и скорости распространения лесного пожара с учетом рельефа местности, погодных условий и мероприятий для пожарных // Научно-образовательные проблемы гражданской защиты. – 2014. – № 3.
12. Кудрин А.Ю., Подрезов Ю.В. Анализ современных средств и методов борьбы с природными пожарами // Технологии гражданской безопасности. – 2006. – № 4.
13. Georgiev G.D., Hristov G., Zahariev P., Kinaneva D. Forest Monitoring System for Early Fire Detection Based on Convolutional Neural Network and UAV imagery // 28th National Conference with International Participation, TELECOM 2020 – Proceedings. – 2020. – P. 57-60.
14. Lee I.K., Trinder J.C., Sowmya A. Application of u-net convolutional neural network to bush-fire monitoring in Australia with sentinel-1/2 data // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences – ISPRS Archives. – 2020. – P. 573-578.
15. Adão T., Pinho T.M., Pádua L. et al. Using virtual scenarios to produce machine learnable environments for wildfire detection and segmentation // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences – ISPRS Archives. – Vol. 42, Issue 3/W8. – 20 August 2019. – P. 9-15.
16. Shobeiry P., Xin M., Hu X., Chao H. Uav path planning for wildfire tracking using partially observable Markov decision process // AIAA Scitech 2021 Forum. – P. 1-18.
17. Sousa M.J., Moutinho A., Almeida M. Thermal infrared sensing for near real-time data-driven fire detection and monitoring systems // 2020 Sensors, Switzerland. – Vol. 20 (23), 6803. – P. 1-29.
18. Gorelik A.L., Skripkin V.A. Recognition methods. – Moscow: Nauka. 2004.
19. Merino L., Caballero F., De Dios J.R.M., Maza I., Ollero A. An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement // Journal of Intelligent and Robotic Systems. – 2012. – Vol. 65 (1). – P. 533-548.
20. Rodin C.D., De Lima L.N., De Alcantara Andrade F.A., Haddad D.B., Johansen T.A., Storvold R. Object Classification in Thermal Images using Convolutional Neural Networks for Search and Rescue Missions with Un-manned Aerial Systems // Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2018-July, 8489465.

#### REFERENCES

1. Dilshad N., Hwang J., Song J., Sung N. Applications and Challenges in Video Surveillance via Drone: A Brief Survey, *11th International Conference on Information and Communication Technology Convergence, South Korea, 2020*, pp. 728-732.
2. Sudhakar S., Vijayakumar V., Sathiy Kumar C., Priya V., Ravi L., Subramaniaswamy V. Unmanned Aerial Vehicle (UAV) based Forest Fire Detection and monitoring for reducing false alarms in forest-fires, *Computer Communications*, 2020, Vol. 149, pp. 1-16.
3. Khan A., Gupta S., Gupta S.K. Multi-hazard disaster studies: Monitoring, detection, recovery, and management, based on emerging technologies and optimal techniques, *International Journal of Disaster Risk Reduction*, 2020, Vol. 47, art. no. 101642.

4. Kim N.V., Mikhailov N.A., Mokrova M.I. Drone Searches in Challenging Conditions, *Russian Engineering Research*, 2020, Vol. 40, No. 7, pp. 583-585. ISSN 1068-798X.
5. Zhai Q., Ye Z.-S. How reliable should military UAVs be?, *IISE Transactions. Taylor and Francis Ltd.*, 2020, Vol. 52 (11), pp. 1234-1245.
6. Zhou Z., Wang X., Li C., Zeng M., Li Z. Adaptive deep feature aggregation using Fourier transform and low-pass filtering for robust object retrieval, *Journal of Visual Communication and Image Representation*, 2020.
7. Martin Hahner, Dengxin Dai, Christos Sakaridis, Jan-Nico Zaech, Luc Van Gool. Semantic Understanding of Foggy Scenes with Purely Synthetic Data, *arXiv*, 2020. Available at: <https://arxiv.org/abs/1910.03997>.
8. Magnus Wrenninge, Jonas Unger. Synscapes: A Photorealistic Synthetic Dataset for Street Scene Parsing, *arXiv*, 2018. Available at: <https://arxiv.org/abs/1810.08705>.
9. Evdokimenkov Veniamin N., Kim Nikolay V., Kozorez Dmitriy A., Mokrova Mariya I. Control of unmanned aerial vehicles during fire situation monitoring, *INCAS Bulletin*, 2019, Vol. 11, Special Issue, pp. 66-73. Doi: 10.13111/2066-8201.
10. Sarmanaev S.Kh., Basharin V.A., Tolkach P.G., Shcherbashov K.A. Toksiko-khimicheskie povrezhdeniya pri pozhare [Toxico-chemical damage in a fire], *Biomeditsinskiy zhurnal "Medline.ru"* [Biomedical Journal "Medline.ru"], Vol. 16. Toksikologiya. 26 March 2015.
11. Nekrasov O.N. Prognozirovaniye pozharnoy obstanovki i skorosti rasprostraneniya lesnogo pozhara s uchetom rel'efa mestnosti, pogodnykh usloviy i meropriyatiy dlya pozharnykh [Forecasting of the fire situation and the speed of forest fire propagation taking into account the terrain, weather conditions and measures for firefighters], *Nauchno-obrazovatel'nye problemy grazhdanskoj zashchity* [Scientific and educational problems of civil protection], 2014, No. 3.
12. Kudrin A.Yu., Podrezov Yu.V. Analiz sovremennykh sredstv i metodov bor'by s prirodnyimi pozharami [Analysis of modern means and methods of fighting natural fires], *Tekhnologii grazhdanskoj bezopasnosti* [Technologies of civil security], 2006, No. 4.
13. Georgiev G.D., Hristov G., Zahariev P., Kinaneva D. Forest Monitoring System for Early Fire Detection Based on Convolutional Neural Network and UAV imagery, *28th National Conference with International Participation, TELECOM 2020 – Proceedings*, 2020, pp. 57-60.
14. Lee I.K., Trinder J.C., Sowmya A. Application of u-net convolutional neural network to bush-fire monitoring in Australia with sentinel-1/-2 data, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences – ISPRS Archives*, 2020, pp. 573-578.
15. Adão T., Pinho T.M., Pádua L. et al. Using virtual scenarios to produce machine learnable environments for wildfire detection and segmentation, *International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences – ISPRS Archives*, Vol. 42, Issue 3/W8, 20 August 2019, pp. 9-15.
16. Shobeiry P., Xin M., Hu X., Chao H. Uav path planning for wildfire tracking using partially observable Markov decision process, *AIAA Scitech 2021 Forum*, pp. 1-18.
17. Sousa M.J., Moutinho A., Almeida M. Thermal infrared sensing for near real-time data-driven fire detection and monitoring systems, *2020 Sensors, Switzerland*, Vol. 20 (23), 6803, pp. 1-29.
18. Gorelik A.L., Skripkin V.A. Recognition methods. Moscow: Nauka. 2004.
19. Merino L., Caballero F., De Dios J.R.M., Maza I., Ollero A. An unmanned aircraft system for automatic forest fire monitoring and measurement, *Journal of Intelligent and Robotic Systems*, 2012, Vol. 65 (1), pp. 533-548.
20. Rodin C.D., De Lima L.N., De Alcantara Andrade F.A., Haddad D.B., Johansen T.A., Storvold R. Object Classification in Thermal Images using Convolutional Neural Networks for Search and Rescue Missions with Un-manned Aerial Systems, *Proceedings of the International Joint Conference on Neural Networks, 2018-July*, 8489465.

Статью рекомендовал к опубликованию к.т.н. В.Н. Пащенко.

**Мокрова Мария Игоревна** – Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет); e-mail: [mary.mokrova@mail.ru](mailto:mary.mokrova@mail.ru); Москва, Россия; аспирант.

**Mokrova Mariya Igorevna** – Moscow Aviation Institute (National Research University); e-mail: [mary.mokrova@mail.ru](mailto:mary.mokrova@mail.ru); Moscow, Russia; postgraduate student.