

**Технологии информационного общества****ИНФОРМАЦИОННАЯ СИСТЕМА МОНИТОРИНГА НА ОСНОВЕ  
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОЙ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ  
ВИДЕОПОТОКОВ**

Статья рекомендована к публикации членом редакционного совета А.Н. Райковым 27.03.2022.

**Брежнев Алексей Викторович**

*Кандидат технических наук*

*Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова, кафедра информатики, доцент*

*Москва, Российская Федерация*

*brezhnev.av@rea.ru*

**Томакова Римма Александровна**

*Доктор технических наук, профессор*

*Юго-Западный государственный университет, кафедра программной инженерии, профессор*

*Курск, Российская Федерация*

*rtomakova@mail.ru*

**Брежнева Александра Николаевна**

*Кандидат технических наук*

*Российский экономический университет имени Г.В. Плеханова, кафедра информатики, доцент*

*Москва, Российская Федерация*

*a.brezhneva@hotmail.com*

**Аннотация**

Разработка информационной системы мониторинга пожарной и экологической безопасности на основе анализа видеоданных, получаемых с беспилотных летательных аппаратов, является актуальной задачей, поскольку своевременное обнаружение очага пожара позволяет снизить как материальные, так и людские потери. Цель исследования заключается в разработке информационной системы мониторинга пожарной обстановки на основе анализа изображений, полученных с RGB-камер, с помощью автономных интеллектуальных агентов и моделей машинного обучения. Разработан метод классификации изображений видеоряда, состоящий из двух этапов. На первом этапе выполняется сегментация изображений на прямоугольные сегменты заданного размера. При этом анализируются три класса образов: дым, пламя, индифферентный класс. Для классификации выделенных сегментов используются слабые и сильные классификаторы. Слабые классификаторы построены на использовании дескрипторов. Формирование дескрипторов выполнялось на основе преобразования Уолша – Адамара. Дескрипторы вычисляются для трех слабых классификаторов. Первый слабый классификатор использует спектральные коэффициенты Уолша – Адамара для окна всего сегмента. Второй классификатор реализует дескрипторы для окна, размер которого в 2 раза меньше выделенного анализируемого сегмента. Соответственно, третий классификатор использует дескрипторы, вычисленные в окне, размер которого в 4 раза меньше размера окна первоначально выделенного сегмента. Классификатор состоит из трех независимо обучаемых нейронных сетей – слабых классификаторов. Для объединения выходов нейронных сетей используется блок усреднения по ансамблю. Разработана информационная система, позволяющая: формировать базу данных изображений сегментов для классов «дым», «пламя», «индифферентный»; определять двумерный спектр Уолша – Адамара сегментов изображений, получаемых с беспилотных летательных аппаратов; обучать полносвязные нейронные сети; проводить разведочный анализ. Экспериментальные исследования по классификации видеоданных, содержащих пламя и дым, показали среднее значение точности обнаружения дыма 86%, а пламени – 89,5%. Ошибки второго рода при обнаружении дыма в среднем составили 13%, а при обнаружении пламени – 4,5%.

© Брежнев А.В., Томакова Р.А., Брежнева А.Н., 2023

Производство и хостинг журнала «Информационное общество» осуществляется Институтом развития информационного общества.

Данная статья распространяется на условиях международной лицензии Creative Commons «Атрибуция — Некоммерческое использование — На тех же условиях» Всемирная 4.0 (Creative Commons Attribution – NonCommercial – ShareAlike 4.0 International; CC BY-NC-SA 4.0). См. <https://creativecommons.org/licenses/by-nc-sa/4.0/legalcode.ru>

[https://doi.org/10.52605/16059921\\_2023\\_05\\_134](https://doi.org/10.52605/16059921_2023_05_134)

*Для настройки классификаторов использовались данные с камер видеонаблюдения на открытых пространствах.*

### **Ключевые слова**

*информационная система, информативные признаки, сегментация изображений, видеопоследовательность, интеллектуальные агенты, классификация, модели машинного обучения*

### **Введение**

Информация о многих физических процессах представляется в виде видеопотоков. Одной из важных задач является выделение объекта в видеопотоке [1].

Выделение объектов с пожаром из видеоряда с достаточной точностью и оперативностью является трудной задачей [1]. При мониторинге пожарной обстановки дронов для поиска очага пожара целесообразно устанавливать RGB-камеры на их борту, которые используются для съёмки всего района. Затем полученные изображения анализируются посредством автономных интеллектуальных агентов (АИА), построенных на основе моделей машинного обучения [2–6].

### **1 Базовые предпосылки построения модели**

Для классификации аэроснимков были использованы полносвязные нейронные сети. С целью повышения оперативности классификации снимок предварительно сегментируется на прямоугольные области одинакового размера. Затем для каждого выделенного сегмента принимается решение о возможности присутствия в нем дыма или пламени [7–10].

Алгоритм классификации снимков видеоряда от беспилотного летательного аппарата предполагает классификацию всего снимка или его частей (сегментов). При этом реализуются два этапа: на первом устанавливается наличие интереса к данному снимку, а на втором этапе выносится окончательное решение по вопросу принадлежности снимка или сегмента к конкретному классу [9, 10].

Для решения поставленных задач используются методы классификации на основе сильных и слабых классификаторов [5, 11]. Слабые классификаторы анализируют изображения на основе дескрипторов, полученных с помощью преобразования Уолша – Адамара.

На рисунке 1 представлена схема алгоритма, реализующая метод классификации аэроснимков. Алгоритм может работать со снимками видеоряда, поступающих непосредственно с видеокамеры беспилотного летательного аппарата (БПЛА).

Представленный алгоритм имеет две ветви, организованные посредством блока 5. Первая ветвь работает с уже классифицированными сегментами и осуществляет настройку параметров нейронной сети с помощью блоков 6–9. Вторая ветвь алгоритма предназначена непосредственно для классификации сегментов. Этап выполнения сегментации реализуется в блоках 10–17.

На вход блока 10 поступает изображение, разделенное на сегменты одинаковых размеров. Сегментация входного изображения осуществляется в блоках 3 и 4. Размеры сегментов задаются ЛППР в блоке 3. В блоке 10 задается цикл просмотра сегментов изображения. При необходимости в блоке 11 осуществляется препарирование сегментов изображения. После этого в цикле (блоки 12–14) осуществляется вычисление дескрипторов (преобразование Уолша – Адамара) для классификатора сегмента.

Дескрипторы вычисляются для трех слабых классификаторов [6, 12, 13]. Сначала вычисляется преобразование Уолша – Адамара для всего окна. Спектральные коэффициенты этого окна используются для первого слабого классификатора. Затем (в следующем цикле блоков 12–14) вычисляются дескрипторы по окнам, размеры которых в 2 раза меньше размеров исходного окна, и т.д.

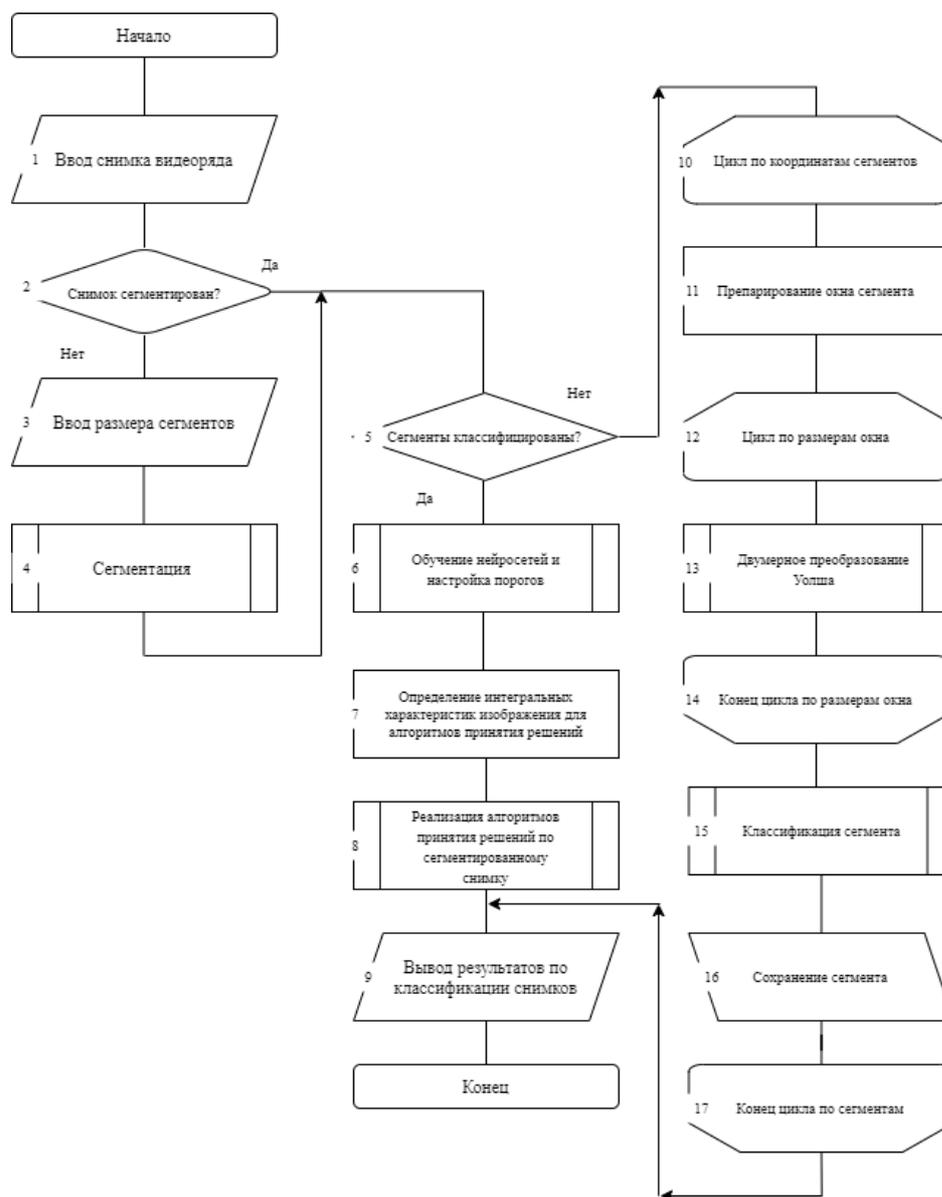


Рисунок 1. Схема алгоритма классификации снимков видеоряда

После классификации сегмент отправляется в базу данных (блок 16), а результат классификации выводится на терминальное устройство (блок 9). Координаты сегментов записываются в специальные структуры данных.

Размеры окон кратны степени числа 2 для обеспечения работы алгоритма преобразования Уолша – Адамара. Цикл по размерам окна является внутренним циклом для цикла по координатам сегментов снимка – внешний цикл (блоки 10–17). Классификация осуществляется во внешнем цикле (блок 15).

Внутри цикла производится вычисление их дескрипторов, формируются входные векторы для слабых классификаторов. Они подаются на входы слабых классификаторов, выходы которых возвращают числа – коэффициенты уверенности в нулевой гипотезе, которые подаются на вход сильного классификатора, на основе работы которого происходит классификация сегмента. Ветвь алгоритма из блоков 6–9 предназначена для обучения нейронных сетей. В завершении работы алгоритма осуществляется вывод и запись результатов классификации сегментов и настроек нейронных сетей.

## 2 Программная реализация

Для синтеза слабых классификаторов по спектральной плоскости было разработано программное обеспечение (ПО), реализованное на языке Python 3.10.0 для Windows 7. За основу взята модульная структура [14] информационной системы, представленная на рисунке 2.

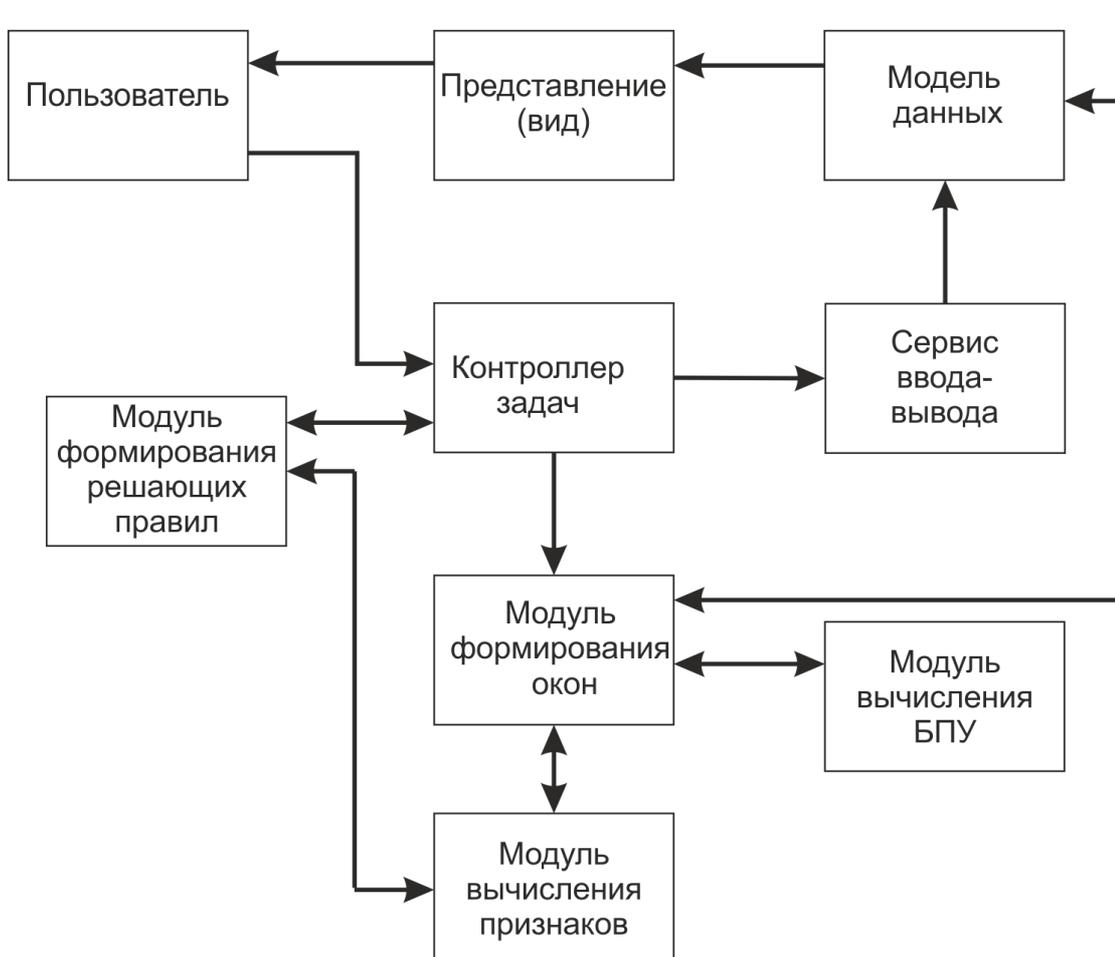


Рисунок 2. Модульная структура информационной системы синтеза слабых классификаторов

Основой информационной системы является модуль управления (контроллер задач), который взаимодействует с ЛПР. Для хранения обработанной информации предусмотрено хранилище данных (модуль «Модель данных»), в котором хранятся исходные и промежуточные изображения, а также вычисляемые дескрипторы и параметры обученных классификаторов. Исходное изображение загружается с помощью сервиса ввода-вывода, представленного в виде всплывающих и раскрывающихся окон. Для обучения классификаторов использовалась база данных, содержащая сегменты выделенных классов. Размеры сегментов задавались 32x32 пикселя. Настройка классификатора требует одинаковых размеров сегментов.

Координаты спектральных коэффициентов Уолша – Адамара формируют входные векторы для слабых классификаторов (дескрипторы).

Основные вычислительные процедуры реализованы следующими решающими модулями:

- модуль вычисления преобразования Уолша – Адамара;
- модуль формирования окон внутри сегмента;
- модуль селекции дескрипторов;
- модуль формирования решающих правил (синтеза классификатора).

Модуль формирования окон из исходного сегмента выделяет окна с заданными параметрами. Эти окна подаются в модуль вычисления преобразования Уолша – Адамара. По вычисленным двумерным спектрам Уолша осуществляется формирование дескрипторов для

обучающих выборок или для классификатора сегмента. Результаты вычисления спектра Уолша – Адамара в окнах сегмента через интерфейс доступны ЛППР.

Основной задачей является выделение сегментов трех классов: «пламя», «дым» и «индифферентный».

Классифицируемый сегмент вписывается в окна трех размеров -  $8 \times 8$ ,  $16 \times 16$ ,  $32 \times 32$  пикселя, в которых вычисляются двумерные спектры Уолша. Поэтому получаем три вида обучающих выборок, для каждой из которых строим свой классификатор. Этот классификатор принимает независимое решение по отнесению сегмента к определенному классу. Затем решения трех классификаторов агрегируются независимым классификатором, построенным на основе технологий обучаемых нейронных сетей [5, 11, 14, 15]. Структура такого классификатора представлена на рисунке 3.

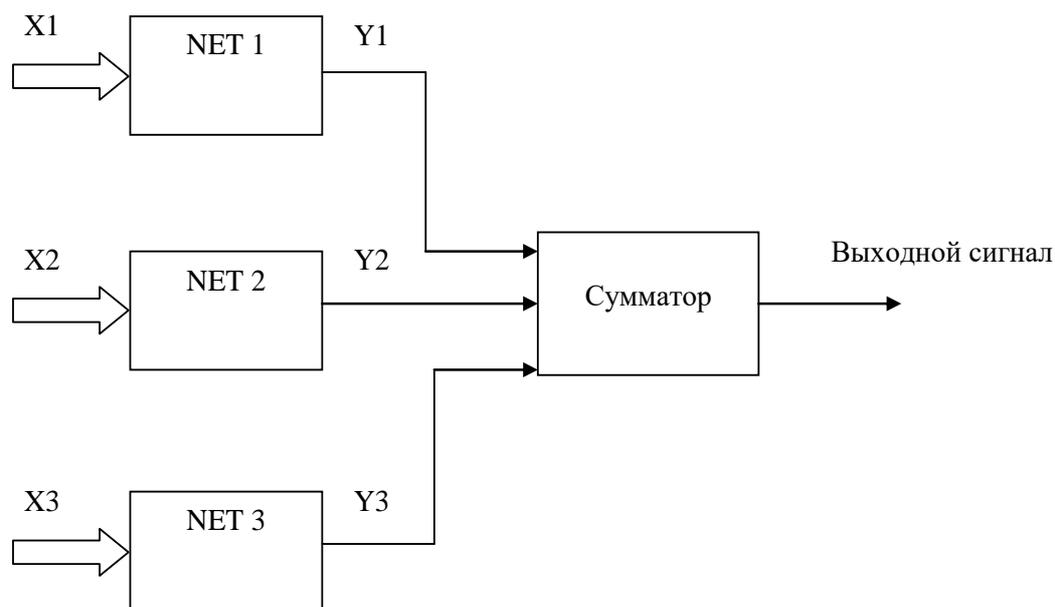


Рисунок 3. Структурная схема нейросетевого классификатора сегмента

Три автономных агента на нижнем иерархическом уровне формируют векторы дескрипторов одинаковой размерности: вектор  $X_1$  – это спектральные коэффициенты 16 окон размером  $8 \times 8$ ; вектор  $X_2$  – спектральные коэффициенты четырех окон размером  $16 \times 16$ ; вектор  $X_3$  – спектральные коэффициенты в окне 3 размером  $32 \times 32$  пикселя.

При формировании векторов  $X_1$ – $X_3$  их компоненты нормируются на среднюю яркость в сегменте снимка.

Для проведения экспериментальных исследований использованы видеопоследовательности из баз данных Wilkent [16].

Целью экспериментальных исследований был анализ показателей качества классификации классификаторов снимков с сегментами класса «дым» и «пламя». При этом возгорание считалось обнаруженным, если хотя бы один искомый сегмент класса «дым» или «пламя» найден на аэроснимке. Обучающая выборка видеоизображений включает в себя 2 000 примеров. Количество сегментов класса «пламя» в обучающей выборке для видеопоследовательностей с пламенем составило 7 000, класса «дым» – 5 000, индифферентный класс – 6 500. Общая продолжительность видеопоследовательностей составила около 20 мин.

Для оценки качества работы предложенного метода использованы показатели: точность –  $TR$  (рассчитывается как отношение сегментов, класс которых определен правильно, к общему числу классифицируемых сегментов); чувствительность (показатель ошибок первого рода) –  $S$  (отношение правильно классифицированных сегментов заданного класса к общему числу сегментов этого класса в контрольной выборке, характеризует ложно отрицательное срабатывание решающего правила); специфичность (показатель ошибок второго рода) –  $S_p$  (отношение правильно

классифицированных сегментов индифферентного класса к общему числу сегментов этого класса в контрольной выборке, характеризует ложное срабатывание решающего правила).

В контрольную выборку видеопоследовательностей входили снимки, на которых имелись сегменты различных классов. Если хотя бы один из сегментов снимка был отнесен к классу «пламя», то снимок определялся как снимок с пламенем.

В таблице 1 приведены результаты экспериментальных исследований показателей качества классификации двух альтернативных классификаторов, настроенных на выделение классов «пламя» и «индифферентный».

Таблица 1. Показатели эффективности метода для класса «пламя»

Класс	S, %	Sp, %	TR, %	Кол-во сегментов
Пламя	89,5	95,5	89,5	280
Индифферентный	95	90		320

В таблице 2 приведены результаты экспериментальных исследований показателей качества классификации при обнаружении дыма. Сегменты снимков видеоряда разделены на две группы: сегменты, содержащие дым, и без него (индифферентный класс).

Таблица 2. Показатели эффективности метода для класса «дым»

Класс	S, %	Sp, %	TR, %	Кол-во сегментов
Дым	86	87	86,2	300
Индифферентный	85	86		320

Критерием достоверности классификации считали результат исследования аэроснимка, выполненный двумя ЛППР.

## Заключение

Разработана информационная система мониторинга пожарной обстановки на основе анализа изображений, полученных с RGB-камер, с помощью автономных интеллектуальных агентов и моделей машинного обучения.

Экспериментальные исследования по классификации изображений из видеоряда классификаторами показали среднее значение ошибок первого рода при обнаружении дыма в сегменте аэроснимка 14%, а пламени – 10,5%. Ошибки второго рода при обнаружении дыма в среднем составили 13%, а при обнаружении пламени – 4,5%. Разработанный метод классификации сегментов снимков видеоряда показал высокое качество классификации при выделении сегментов классов «пламя» и «дым».

## Благодарности

Авторы статьи выражают искреннюю признательность ректору Юго-Западного государственного университета доктору технических наук, профессору, члену-корреспонденту РААСН С.Г. Емельянову и заведующему кафедрой и профессору кафедры биомедицинских исследований доктору технических наук Филисту Сергею Алексеевичу за ценные советы в подготовке рукописи статьи.

## Литература

1. Anna V. Pyataeva and Oleg E. Bandedev. Video Based Flame and Smoke Detection // Journal of Siberian Federal University. Engineering & Technologies, 2019, vol. 12(5), pp. 542-554.
2. Томакова Р.А., Емельянов С.Г., Филист С.А. Интеллектуальные технологии сегментации и классификации биомедицинских изображений: монография. Курск: Юго-Зап. гос. ун-т, 2012. 222 с.

3. Tomakova R., Komkov V., Emelianov E., Tomakov M. The Use of Fourier Descriptors for the Classification and Analysis of Peripheral Blood Smears Image // Applications of Mathematics. 2017. Т. 8. С. 1563.
4. Дабагов А.Р., Малютина И.А., Кондрашов Д.С. и др. Автоматизированная система для классификации заболеваний молочной железы по рентгеновским маммографическим снимкам // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2019. № 4 (48). С. 10-24.
5. Tomakova R.A., Filist S.A., Pykhtin A.I., Ostrotskaia S.V. Classification of Multichannel Images Based on Cellular Processes // 19th International Multidisciplinary Scientific GeoConferences SGEM 2019. Conference proceedings. 2019. P. 145-152.
6. Кудрявцев, П. С. Методы и алгоритмы дифференциальной диагностики легочных заболеваний на основе анализа спектров локальных окон рентгенограмм грудной клетки: диссертация ... кандидата технических наук : 05.11.17. Курск, 2017. 152 с.
7. Dabagov A.R., Gorbunov V.A., Filist S.A., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. An Automated System for Classification of Radiographs of the Breast // Biomedical Engineering, 2020, vol. 53, no. 6, pp. 425-428. <https://doi.org/10.1007%2Fs10527-020-09957-7>
8. Filist S.A., Tomakova R.A., Degtyarev S.V., Rybochkin A.F. Hybrid Intelligent Models for Chest X-Ray Image Segmentation // Biomedical Engineering, 2018, vol. 51, no. 5, pp. 358-363. <https://doi.org/article/10.1007/s10527-018-9748-5>
9. Дабагов А.Р., Малютина И.А., Кондрашов Д.С. и др. Многослойные морфологические операторы для сегментации сложноструктурируемых растровых полутоновых изображений // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика, медицинское приборостроение. 2019. Т. 9, № 3. С. 44-63.
10. Филист С.А., Дабагов А.Р., Томакова Р.А., Малютина И.А., Кондрашов Д.С. Метод каскадной сегментации рентгенограмм молочной железы // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия: Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2019. Т. 9, № 1 (30). С. 49-61.
11. Малютина И.А., Кузьмин А.А., Шаталова О.В. Методы и алгоритмы анализа рентгенограмм грудной клетки, использующие локальные окна в задачах обнаружения патологий // Прикаспийский журнал: управление и высокие технологии. 2017. № 3 (39). С. 131-138.
12. Tomakova R.A., Tomakov M.V., Pykhtin A.I., Brezhnev A.V. Implementation of Neural Networks for Optimal Control in Biotechnical Exoskeleton Systems // Journal of Physics: Conference Series. The proceedings International Conference "Information Technologies in Business and Industry". 2019. P. 052026.
13. Кассим К.Д.А., Кузьмин А.А., Шаталова О.В. и др. Формирование признакового пространства для задач классификации сложноструктурируемых изображений на основе спектральных окон и нейросетевых структур // Известия Юго-Западного государственного университета. 2016. № 4 (67). С. 56-68.
14. Pykhtin A.I., Tomakov V.I., Tomakov M.V. Automation of The Total Clinical Blood Test Based On The Use of a Hybrid Algorithm // 18th International Multidisciplinary Scientific GeoConferences SGEM 2018. Conference proceedings. 2018. P. 189-194.
15. Томакова Р.А., Филист С.А., Дураков И.В. Программное обеспечение автоматической классификации рентгенограмм грудной клетки на основе гибридных классификаторов // Экология человека. 2018. № 6. С. 59-64.
16. Bilkent database // Bilkent SPG. URL: <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/> (accessed 10.10.2021).

# INFORMATION MONITORING SYSTEM BASED ON INTELLIGENT CLASSIFICATION OF IMAGES OF VIDEO STREAMS

**Brezhnev, Alexey Viktorovich**

*Candidate of technical sciences*

*Plekhanov Russian University of Economics, Department of informatics, associate professor*

*Moscow, Russian Federation*

*brezhnev.av@rea.ru*

**Tomakova, Rimma Aleksandrovna**

*Doctor of technical sciences, professor*

*Southwestern State University, Department of software engineering, professor*

*Kursk, Russian Federation*

*rtomakova@mail.ru*

**Brezhneva, Alexandra Nikolaevna**

*Candidate of technical sciences*

*Plekhanov Russian University of Economics, Department of informatics, associate professor*

*Moscow, Russian Federation*

*a.brezhneva@hotmail.com*

## Abstract

*The development of an information system for monitoring fire and environmental safety based on the analysis of video data received from unmanned aerial vehicles is an urgent task, since timely detection of a fire source can reduce both material and human losses. The purpose of the study is to develop an information system for monitoring the fire situation based on the analysis of images obtained from RGB cameras using autonomous intelligent agents and machine learning models. A method for classifying images of a video sequence has been developed, which consists of two stages. At the first stage, the images are segmented into rectangular segments of a given size. In this case, three classes of images are analyzed: smoke, flame, indifferent class. Weak and strong classifiers are used to classify the selected segments. Weak classifiers are built on the use of descriptors. The descriptors were formed on the basis of the Walsh-Hadamard transformation. The descriptors are computed for three weak classifiers. The first weak classifier uses the Walsh-Hadamard spectral coefficients for the entire segment window. The second classifier implements descriptors for a window whose size is 2 times smaller than the selected analyzed segment. Accordingly, the third classifier uses descriptors calculated in a window whose size is 4 times smaller than the window size of the initially selected segment. The classifier consists of three independently trained neural networks – weak classifiers. To combine the outputs of neural networks, an ensemble averaging block is used. An information system has been developed that allows: to form a database of images of segments for the classes "smoke", "flame", "indifferent"; determine the two-dimensional Walsh-Hadamard spectrum of image segments obtained from unmanned aerial vehicles; train fully connected neural networks; conduct exploratory analysis. Experimental studies on the classification of video data containing flames and smoke showed an average accuracy of 86% for smoke detection, and 89.5% for flames. Errors of the second kind for smoke detection averaged 13%, and for flame detection - 4.5%. To set up the classifiers, data from CCTV cameras in open spaces were used.*

## Keywords

*information system, informative features, image segmentation, video sequence, intelligent agents, classification, machine learning models*

## References

1. Anna V. Pyataeva and Oleg E. Bandedev. Video Based Flame and Smoke Detection // Journal of Siberian Federal University. Engineering & Technologies, 2019, vol. 12(5), pp. 542-554.
2. Tomakova R.A., Emelyanov S.G., Filist S.A. Intellektualnye tekhnologii segmentacii i klassifikacii biomedicinskih izobrazhenii: monografija. Kursk. Yugo-Zap. Gos. Un-t, 2012. 222 s.
3. Tomakova R., Komkov V., Emelianov E., Tomakov M. The Use of Fourier Descriptors for the Classification and Analysis of Peripheral Blood Smears Image // Applications of Mathematics. 2017. T. 8. C. 1563.

4. Dabagov A.R., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. i dr. Avtomatizirovannaya sistema klassifikatsii zabolovaniy molochnoy zhelezy po khirurgicheskim mammograficheskim snimkam // Prikaspiyskiy zhurnal: upravleniye i vysokiye tekhnologii. 2019. № 4 (48). S.10-24.
5. Tomakova R.A., Filist S.A., Pykhtin A.I., Ostrotskaia S.V. Classification of Multichannel Images Based on Cellular Processes//19th International Multidisciplinary Scientific GeoConferences SGEM 2019. Conference proceedings. 2019. P. 145-152.
6. Kudryavtsev, P. S. Metody i algoritmy differentsial'noy diagnostiki legochnykh yavleniy na osnove analiza spektrov lokal'nykh okonnykh rentgenogramm grudnoy kletki : dissertatsiya ... kandidata tekhnicheskikh nauk : 05.11.17. Kursk, 2017. 152 s.
7. Dabagov A.R., Gorbunov V.A., Filist S.A., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. An Automated System for Classification of Radiographs of the Breast // Biomedical Engineering, 2020, vol. 53, no. 6, pp. 425-428. <https://doi.org/10.1007%2Fs10527-020-09957-7>
8. Filist S.A., Tomakova R.A., Degtyarev S.V., Rybochkin A.F. Hybrid Intelligent Models for Chest X-Ray Image Segmentation // Biomedical Engineering, 2018, vol. 51, no. 5, pp. 358-363. <https://doi.org/article/10.1007/s10527-018-9748-5>.
9. Dabagov A.R., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. i dr. Mnogosloynnye morfologicheskiye operatory dlya segmentatsii slozhnostrukturirovannykh rastrovnykh polutonovykh izobrazheniy // Izvestiya Yugo-Zapadnogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika, informatika, meditsinskoye priborostroyeniye. 2019. T.9, № 3. S. 44-63.
10. Filist S.A., Dabagov A.R., Tomakova R.A., Malyutina I.A., Kondrashov D.S. Metod kaskadnoy segmentatsii rentgenogrammy molochnoy zhelezy // Izvestiya Yugo-Zapadnogo universiteta. Seriya: Upravleniye, vychislitel'naya tekhnika, informatika. Meditsinskoye priborostroyeniye. 2019. T. 9, № 1 (30). S. 49-61.
11. Malyutina I.A., Kuz'min A.A., Shatalova O.V. Metody i algoritmy analiza rentgenogramm grudnoy kletki, ispol'zuyushchiye lokal'nyye okna v zadachakh vyyavleniya patologiy // Prikaspiyskiy zhurnal: upravleniye i vysokiye tekhnologii. 2017. № 3 (39). S. 131-138.
12. Tomakova R.A., Tomakov M.V., Pykhtin A.I., Brezhnev A.V. Implementation of Neural Networks for Optimal Control in Biotechnical Exoskeleton Systems // Journal of Physics: Conference Series. The proceedings International Conference "Information Technologies in Business and Industry". 2019. P. 052026.
13. Kassim K.D.A., Kuz'min A.A., Shatalova O.V. i dr. Formirovaniye priznakovogo prostranstva dlya zadach klassifikatsii slozhnostrukturiruyemykh izobrazheniy na osnove spektral'nykh okon i neyrosetevykh struktur // Izvestiya Yugo-Zapadnogo universiteta. 2016. № 4 (67). S. 56-68.
14. Pykhtin A.I., Tomakov V.I., Tomakov M.V. Automation of The Total Clinical Blood Test Based On The Use of a Hybrid Algorithm // 18th International Multidisciplinary Scientific GeoConferences SGEM 2018. Conference proceedings. 2018. P. 189-194.
15. Tomakova R.A., Filist S.A., Durakov I.V. Programmnoye obespecheniye avtomaticheskoy klassifikatsii rentgenogramm grudnoy kletki na osnove gibridnykh klassifikatorov // Ekologiya cheloveka. 2018. № 6. S. 59-64.
16. Bilkent database // Bilkent SPG. URL: <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/FireClips/> (accessed 10.10.2021).