

УДК 004.93

## АЛГОРИТМ ОБНАРУЖЕНИЯ ДЫМА ЛЕСНОГО ПОЖАРА НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИИ

**R. P. BOHUSH<sup>1)</sup>, S. V. ABLAMEYKO<sup>2), 3)</sup>**

<sup>1)</sup>Полоцкий государственный университет, ул. Блохина, 29, 211440, г. Новополоцк, Беларусь

<sup>2)</sup>Белорусский государственный университет, пр. Независимости, 4, 220030, г. Минск, Беларусь

<sup>3)</sup>Объединенный институт проблем информатики НАН Беларуси,  
ул. Сурганова, 6, 220012, г. Минск, Беларусь

Предлагается алгоритм обнаружения дыма лесного пожара на видеопоследовательностях, формируемых стационарными камерами наблюдения. На первом этапе улучшается контраст кадров. Затем на основе анализа динамических и статических признаков выполняется обнаружение областей с медленной скоростью движения на видео. Для этого используются адаптивное вычитание фона и цветовая сегментация. На третьем шаге осуществляется пространственно-временной анализ блоков малых размеров, которые формируются для сегментированных на предыдущем шаге областей. Для этого создаются наборы признаков на основе дескрипторов ковариации, а для дальнейшей классификации используется метод опорных векторов с радиальной базисной функцией ядра. Представлены результаты экспериментов на реальных видеопоследовательностях, подтверждающие эффективность применения алгоритма для раннего обнаружения возгораний в лесу.

**Ключевые слова:** лесной пожар; анализ изображений; фоновый кадр; ковариационные дескрипторы; метод опорных векторов.

## ALGORITHM FOR FOREST FIRE SMOKE DETECTION IN VIDEO

**R. P. BOHUSH<sup>a</sup>, S. V. ABLAMEYKO<sup>b, c</sup>**

<sup>a</sup>Polotsk State University, 29 Blachina Street, Navapolack 211440, Belarus

<sup>b</sup>Belarusian State University, 4 Nizaliežnasci Avenue, Minsk 220030, Belarus

<sup>c</sup>United Institute of Informatics Problems, National Academy of Sciences of Belarus,  
6 Surhanava Street, Minsk 220012, Belarus

Corresponding author: R. P. Bohush ([bogushr@mail.ru](mailto:bogushr@mail.ru))

In this paper, an efficient forest smoke detection algorithm in video sequences obtained from a stationary camera is proposed. The algorithm composed of three basic steps. At the first step, the frame contrast is improved. After that detection of slowly moving areas is performed based on dynamic and static features. For this we use adaptive background

### Образец цитирования:

Богуш РП, Абламейко СВ. Алгоритм обнаружения дыма лесного пожара на видеоподсказании. *Журнал Белорусского государственного университета. Математика. Информатика*. 2021;1:91–101.  
<https://doi.org/10.33581/2520-6508-2021-1-91-101>

### For citation:

Bohush RP, Ablameyko SV. Algorithm for forest fire smoke detection in video. *Journal of the Belarusian State University. Mathematics and Informatics*. 2021;1:91–101. Russian.  
<https://doi.org/10.33581/2520-6508-2021-1-91-101>

### Авторы:

**Рихард Петрович Богуш** – кандидат технических наук, доцент; заведующий кафедрой вычислительных систем и сетей факультета информационных технологий.

**Сергей Владимирович Абламейко** – академик Национальной академии наук Беларусь, доктор технических наук, профессор; профессор кафедры веб-технологий и компьютерного моделирования механико-математического факультета<sup>2)</sup>, главный научный сотрудник отдела интеллектуальных информационных систем<sup>3)</sup>.

### Authors:

**Rykhard P. Bohush**, PhD (engineering), docent; head of the department of computer systems and networks, faculty of information technology.

[bogushr@mail.ru](mailto:bogushr@mail.ru)

<https://orcid.org/0000-0002-6609-5810>

**Sergey V. Ablameyko**, academician of the National Academy of Sciences of Belarus, doctor of science (engineering), full professor; professor at the department of web-technologies and computer simulation, faculty of mechanics and mathematics<sup>b</sup>, and chief researcher at the department of intelligent information systems<sup>c</sup>.

[ablameyko@bsu.by](mailto:ablameyko@bsu.by)

<https://orcid.org/0000-0001-9404-1206>



subtraction and color segmentation. The detected areas are divided into small blocks. Spatio-temporal analysis is applied to them. Blocks are classified based on covariance descriptors and support vector machine with a radial basis kernel function. Experimental results for processing real video show effectiveness of our algorithm for early forest smoke detection.

**Keywords:** forest fire; image analysis; background; covariance descriptors; support vector machine.

## Введение

Ключевой задачей современной интеллектуальной системы мониторинга леса является надежное обнаружение пожара на ранней стадии его возникновения. В сухом лесу пожар распространяется за минуты, поэтому чем раньше будет обнаружено возгорание, тем существеннее окажется снижение наносимого им урона. Однако детектирование признаков пожара в реальных условиях является нетривиальной задачей ввиду разнообразия характеристик дыма в зависимости от широкого спектра факторов окружающей среды (погодные условия, освещение, наличие сходных объектов в кадре).

Есть несколько способов обнаружения лесных пожаров: использование наземных наблюдательных пунктов, наземное патрулирование, воздушное и космическое наблюдение, применение систем мониторинга с интеллектуальными мобильными или стационарными специальными датчиками, которые фиксируют значения заданных параметров [1; 2].

Первый подход предполагает установку стационарных либо передвижных наблюдательных вышек в засушливые периоды пожароопасного сезона. Они располагаются на возвышенностях и оснащаются средствами визуального наблюдения, связи и спутниковой навигации. Очевидно, что данный метод требует постоянного присутствия наблюдателя. Ему необходимо непрерывно осуществлять визуальный контроль состояния лесных зон, что приводит к утомлению и, как следствие, снижает результативность данного метода именно в отношении раннего обнаружения пожара. Воздушный способ обнаружения лесных пожаров предполагает контроль с использованием вертолетов или беспилотных летательных аппаратов. Но в силу ряда экономических и организационных причин в настоящее время данный метод мониторинга леса требует еще слишком много затрат. В последние годы резко возросла оперативность использования спутниковой информации и разрешающая способность аппаратуры дистанционного зондирования Земли. Стало возможным получать снимки больших территорий с довольно высоким разрешением. Значительно увеличилось число действующих космических аппаратов, появились относительно недорогие станции приема данных со спутников. Однако, несмотря на все преимущества, данный подход имеет серьезный недостаток: он не позволяет осуществлять раннее обнаружение лесного пожара. Системы мониторинга с интеллектуальными мобильными или стационарными датчиками возможно применять в удаленных и труднодоступных районах с учетом наиболее опасных мест, но реализация таких систем предполагает большие затраты на их разработку и внедрение. Высокая актуальность задачи раннего обнаружения лесных пожаров требует развития и применения всех перечисленных методов мониторинга лесных массивов.

Одним из перспективных средств является видеонаблюдение с использованием видеокамер, характеристики которых непрерывно улучшаются, а стоимость снижается. Данный подход имеет свои преимущества по сравнению с рассмотренными выше методами, такие как возможность установки оборудования систем видеонаблюдения на уже существующие наблюдательные пункты, относительно невысокая стоимость оборудования, автоматическое обнаружение пожара и формирование сигнала тревоги, детектирование возгорания в начальной стадии и возможность определения местоположения очага пожара. Однако этот подход требует эффективного алгоритмического обеспечения [3], которое должно базироваться на современных методах искусственного интеллекта и машинного зрения.

В настоящее время разработаны и реализуются на рынке различные коммерческие системы по автоматическому обнаружению основных признаков лесного пожара, которые можно зафиксировать с помощью видеокамеры, – дыма и открытого пламени. Существуют системы (например, «Forest fire detection»<sup>1</sup> компании «Ксорекс-Сервис» и «Лесной дозор»<sup>2</sup> компании «ДиСиКон»), которые частично автоматизированы в целях снижения влияния человеческого фактора на эффективность работы системы.

Раннее обнаружение лесного пожара и низкая вероятность ложной тревоги, а также точное определение координат возгорания с использованием систем видеонаблюдения достигаются как аппаратной частью (в большей степени характеристиками видеокамер), так и алгоритмическим обеспечением. При этом основным признаком на начальной стадии пожара является дым, который может быть зафиксирован с помощью видеонаблюдения, если он поднимается выше кроны деревьев.

<sup>1</sup>См.: <http://forestfiredetection.com/>.

<sup>2</sup>См.: <http://lesdozor.ru>.

К настоящему времени разработано значительное количество алгоритмов обнаружения дыма на видео. Но лесной пожар может возникнуть на значительном удалении от места наблюдения, в этом случае область дыма в кадре будет характеризоваться небольшими размерами. А при наличии ветра на начальной стадии отмечается достаточно высокая прозрачность из-за низкой оптической плотности дыма. Все это существенно затрудняет его обнаружение. Кроме того, в кадре, как правило, присутствуют мешающие факторы в виде тумана, облаков, световых бликов от солнца и др., поэтому существующие алгоритмы предполагают выделение нескольких признаков. В работе [4] предложено использовать анализ движения методом оптического потока, пространственных изменений границ с применением вейвлет-преобразования без дальнейшей классификации, что будет приводить к высокой вероятности ложного обнаружения. Оценка скорости движения пикселов серого цвета, фрактальный анализ, объединение движущихся областей и их кластеризация, применяемые в [5], позволяют отделять дым от облаков и деревьев. В [6] представлен алгоритм, который на первом шаге выделяет медленно движущиеся объекты путем сравнения пикселов яркостного канала пространства YUV двух фоновых кадров, полученных с разной частотой их обновления. Это позволяет обнаружить объекты на большом расстоянии от камеры, для них движение на видеопоследовательности будет более медленным. Далее выполняются сегментация серых регионов путем сравнения с пороговыми уровнями цветовых компонент в пространстве YUV, анализ роста обнаруженных регионов, выявление и удаление теней. Каждый этап формирует свои выходные числовые результаты. Они объединяются с использованием модифицированного метода наименьших квадратов (LMS), в котором оценивание математического ожидания выполняется на основе медианы, что позволяет повысить устойчивость к грубым ошибкам. В [7] отмечено, что частотный анализ для случая, когда дым лесных пожаров будет на значительном расстоянии от видеокамеры, недостаточно эффективен, вместо него предлагается использовать обнаружение движения методом сопоставления с фоном, цветовую сегментацию и дальнейший анализ областей по наличию резких краев, их разрастания и движения вверх. Алгоритм, выделяющий блоки размером  $10 \times 10$  пк после оценки движения и цветовой сегментации в пространстве YUV и применяющий для их анализа дескрипторы ковариации, представлен в [8]. В [9] предложен подход, также использующий блочную обработку с учетом пространственных и временных изменений в видеопоследовательности. Для оценки пространственных характеристик применяются гистограммы ориентированных градиентов (HOG), а для временного анализа – гистограммы оптического потока (HOF). Для сформированных на их основе дескрипторов используется классификатор случайного леса (random forest). Данный подход позволил уменьшить количество ложных срабатываний, вызванных движением облаков дымчатого цвета. В работе [10] предлагается применение алгоритма Оцу и многопороговых оценок для выделения области мониторинга дыма на сцене за счет исключения неба и тумана. Для обнаружения движения используется модифицированный алгоритм на основе межкадровой разности, в качестве признаков выделяются HOG и LBP, классификация которых выполняется методом опорных векторов. В последнее время также ведутся исследования по применению сверточных нейронных сетей (СНС) для решения данной задачи. Так, в работе [11] представлены результаты исследований эффективности применения двух типов СНС – SSD и Faster R-CNN. Показано, что SSD работает более чем в два раза быстрее, но при этом точность намного хуже и количество ошибок в два раза больше. Специальная двухходовая структура, включающая две СНС VGGNet-16 для выделения признаков и корреляционный фильтр для объединения выходов двух каналов, предложена в [12]. На практике работа в реальном времени с применением обработки видео на основе СНС без высокопроизводительного графического процессора практически невозможна.

В настоящей статье рассматривается алгоритм раннего обнаружения лесного пожара, который позволяет детектировать области дыма малых размеров при значительной его прозрачности на видеопоследовательностях, полученных со стационарных камер, и обладает удовлетворительными вычислительными затратами.

### Этапы алгоритма раннего обнаружения лесных пожаров

Обеспечение раннего обнаружения дыма на последовательностях изображений с низкой вероятностью ложной тревоги возможно только лишь при анализе их статических и динамических свойств. С учетом этого разработанный алгоритм включает предварительную обработку входных кадров, выделение медленно движущихся пикселов и областей, цветовую сегментацию, формирование пространственно-временных блоков и последующую их классификацию (рис. 1). Последовательные кадры  $I_{t-1}$ ,  $I_t$  и  $I_{t+1}$ , полученные со стационарной камеры видеонаблюдения, подаются на вход блока предварительной обработки. Предобработка используется для повышения контраста. Далее применяется адаптивное вычитание фона для извлечения медленно движущихся областей и пикселов – так называемого переднего

плана. Такой подход учитывает, что дым постепенно смешивается с фоном, и позволяет эффективно выделять области, в которых присутствует движение. Затем выполняется цветовая сегментация в пространстве HSV. После данных этапов выявляются области, которые могут относиться к дыму. Эти области делятся на пространственно-временные блоки, далее для них определяются параметры ковариации. Наборы свойств, представляющие собой пространственные и временные характеристики областей дыма, используются для формирования ковариационных дескрипторов. Затем производится классификация пространственно-временных блоков методом опорных векторов. На заключительном этапе алгоритма блок классификации обрабатывает поступившую информацию и выдает сигнал тревоги в случае обнаружения дыма.



Рис. 1. Общая схема алгоритма  
 Fig. 1. The flow chart of the algorithm

### Обнаружение движущихся областей на основе вычитания фона

Методы вычитания фонового кадра для детектирования движущихся объектов основаны на определении сходства между элементами изображения входного кадра видеопотока и шаблонным (опорным) изображением, на котором отсутствуют движущиеся объекты, в общем случае путем сравнения с ним всех соответствующих пикселов кадра. Такой подход может быть использован для систем видеонаблюдения со стационарными камерами, движение которых не предусмотрено. Для простых динамических сцен с редким движением в качестве шаблонного может применяться первый кадр. При этом предполагается, что он не содержит движущихся объектов. При длительном видеомониторинге леса освещение снимаемой сцены изменяется, в ней присутствуют, появляются и исчезают динамические объекты, причем с разной скоростью, которая может меняться. Соответственно, чтобы уменьшить количество ошибок при обработке, фоновый кадр в таких системах должен адаптироваться к изменениям в видео за счет добавления новых пикселов и объектов и удаления предыдущих. Таким образом, формируется модель фонового кадра (фоновый кадр), которая не содержит движущихся объектов, на основе анализа нескольких входных кадров видеоряда. Очевидно, что качество модели фона во многом определяет результативность обнаружения движущихся объектов. Модель фона формируется с учетом того, что изменения значений яркости пикселя фона от кадра к кадру описываются нормальным законом распределения или смесью нормальных распределений (mixture of Gaussians, MOG), а для объектов переднего плана данное утверждение не выполняется.

Алгоритм, использующий нормальное распределение, моделирует каждый пиксель заднего плана с помощью одномерной нормально распределенной случайной величины. В реальных видеопоследовательностях, получаемых с камер систем видеонаблюдения за лесным массивом, существуют различные

возмущающие воздействия на каждый пиксель, поэтому наиболее эффективным будет моделирование фона на основе смеси нормальных распределений. Для обнаружения медленно движущихся объектов наиболее оптимален улучшенный метод формирования модели фона на основе адаптивной смеси гауссовых распределений [13]. При этом принимаются допущения: для каждого пикселя текущего изображения функция плотности вероятности может быть представлена смесью распределений из нескольких процессов; каждый из процессов описывается нормальным распределением с некоторыми параметрами математического ожидания, дисперсии и весовым коэффициентом; сумма весовых коэффициентов процессов, которыми описывается пиксель, равна единице. Таким образом, алгоритм построения кадра фона на основе смеси нормальных распределений формирует пиксельную модель сцены, используя смесь нормальных распределений. Распределение с наименьшей дисперсией и максимальным весом отвечает пикселу фона, т. е. при соответствии пикселя одному из распределений он относится к группе фоновых, в противном случае классифицируется как принадлежащий движущемуся объекту. С поступлением каждого нового кадра модель обновляется и классифицирует каждый пиксель как принадлежащий к заднему или к переднему плану. Достоинством данного метода является его улучшенная устойчивость к резким изменениям освещения сцены, что достигается автоматическим выбором количества компонент смеси, описывающих пиксель изображения. Если новый объект попадает в кадр и остается неизменным в течение некоторого времени, он может считаться частью фона. На рис. 2, б, представлен результат работы метода вычитания фона на основе смеси гауссовых распределений для обнаружения движения при мониторинге лесных пожаров. Анализ рис. 2 показывает, что из-за резкого изменения освещения и теней бинарная маска движения (см. рис. 2, б), на которой белые пиксели отвечают движущимся областям для текущего кадра (см. рис. 2, а), а черные пиксели определяют фон, будет содержать некоторое число областей, соответствующих различным движущимся объектам (например, дым и автомобили на рис. 2, а). Поэтому необходим следующий этап, позволяющий уменьшить количество областей – кандидатов для классификации.

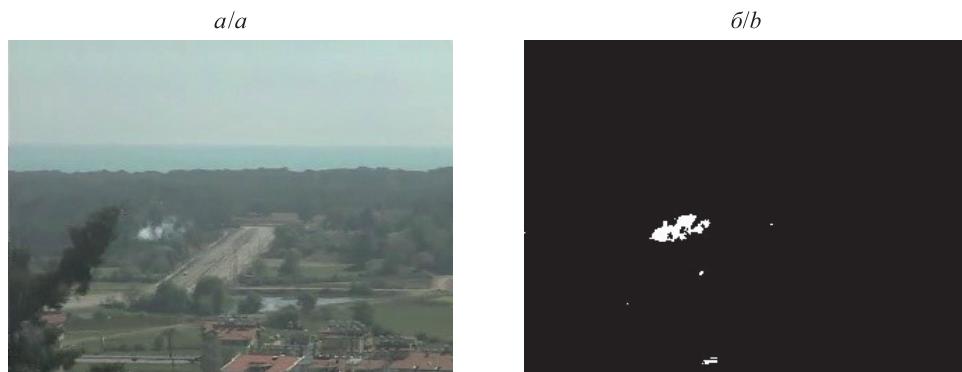


Рис. 2. Примеры обнаружения движения:  
а – кадры с дымом; б – маска движения

Fig. 2. Examples of motion detection:  
a – frames with smoke; b – motion mask

### Цветовая сегментация

На этапе цветовой сегментации обнаруженных областей движения, в отличие от алгоритма, рассмотренного в [9], используются преобразование и сегментация в цветовом пространстве HSV, так как в данном цветовом пространстве классификация областей дымчатого цвета происходит с меньшим количеством ложных срабатываний, чем в цветовом пространстве YUV, что приводит к уменьшению ложных областей и, соответственно, позволяет увеличить скорость работы алгоритма за счет уменьшения количества пикселов, которые необходимо классифицировать.

Область может содержать дым, если выполняется условие

$$\begin{aligned} \text{if } ((100 < H) \& \& (H < 210)) \text{ and if } ((0,008 < S) \& \& (S < 0,5)) \\ \text{and if } ((127 < V) \& \& (V < 255)). \end{aligned}$$

В случае выполнения условия пиксель относится к области дыма. Пороговые значения для классификации в цветовом пространстве HSV подбирались на основе многопараметрических экспериментальных исследований с использованием видеопоследовательностей, полученных в реальных условиях при лесных пожарах.

## Вычисление дескрипторов блоков

Для обнаружения объектов на видеоизображении применяются предложенные в [8] распределенные во времени и нормализованные дескрипторы ковариации для блоков, принадлежащих областям-кандидатам, полученным после детектирования движения и цветовой сегментации. Используются пространственно-временные блоки размером  $5 \times 5 \times f$ , где  $f$  – частота кадров видеопоследовательности.

Ковариационная матрица определяется по формуле

$$C = \frac{1}{N-1} \sum_i \sum_j (F_{ij} - \bar{F})(F_{ij} - \bar{F})^T,$$

где  $\bar{F} = \frac{1}{N} \sum_i \sum_j F_{ij}$ ;  $N$  – количество пикселов;  $F_{ij}$  – вектор признаков (дескриптор) пикселя.

Набор цветовых признаков  $F^1 = (Y, U, V)$  вычисляется в цветовом пространстве YUV. Так как ковариационная матрица является симметричной, то для дальнейших вычислений используются величины, расположенные в нижней треугольной части, включая главную диагональ. Из ковариационной матрицы  $C(a, b)$ , построенной из  $F^1$ , извлекаются 6 значений, выделенных цветом, для дальнейшего анализа (рис. 3).

$$C = \begin{bmatrix} C(1, 1) & C(1, 2) & C(1, 3) \\ C(2, 1) & C(2, 2) & C(2, 3) \\ C(3, 1) & C(3, 2) & C(3, 3) \end{bmatrix}$$

Рис. 3. Выбор значений из ковариационной матрицы

Fig. 3. Value choice from the covariance matrix

Набор признаков, характеризующих изменение пикселя в пространстве и времени, формируется как

$$F^2 = (Y, Y_x, Y_y, Y_{xx}, Y_{yy}, Y_t, Y_{tt}),$$

где  $Y_x, Y_y$  – результаты вычисления первой производной путем наложения одномерной маски  $[-1; 0; 1]$  по горизонтали и вертикали соответственно;  $Y_{xx}, Y_{yy}$  – результаты вычисления второй производной путем наложения одномерной маски  $[1; -1; 1]$  по горизонтали и вертикали соответственно;  $Y_t, Y_{tt}$  – результаты вычисления первой и второй производных по времени, т. е. с учетом значений на соседних кадрах.

Из ковариационной матрицы, построенной на основе  $F^2$ , извлекаются 28 значений, следовательно, в дальнейшем используются 34 параметра ковариации.

Затем формируются исходные данные для обучения классификатора. При этом для обучения используются пространственно-временные блоки размером  $5 \times 5 \times f$ . Во временной области применяется перекрытие блоков, которое равно половине частоты кадров, а в пространственной области перекрытие отсутствует. Использование блоков малого размера в пространственной области позволит обнаруживать области дыма небольших размеров, что очень важно для раннего детектирования лесных пожаров.

Если число пикселов блока, относящихся к дыму, составляет 30 % и более от количества всех пикселов блока, то считаем, что он может быть отнесен к дыму, в таком случае этот блок передается в классификатор. Пример пространственно-временного блока размером  $5 \times 5 \times f$ , где  $f = 3$ , представлен на рис. 4.

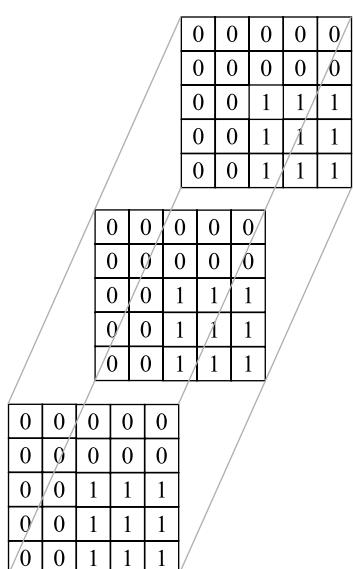


Рис. 4. Пример пространственно-временного блока

Fig. 4. An example of a spatio-temporal block

## Классификация блоков

Классификация выполняется только для кадров на границах и перекрывающихся во времени блоков, а для промежуточных кадров используется полученный результат, что позволяет уменьшить вычислительные затраты. Для классификации применяется метод опорных векторов. Задача этого метода состоит

в разделении двух классов (дым и объекты, схожие с дымом по характеристикам), в которых объекты описываются вещественными векторами, извлекаемыми из пространственно-временных блоков.

Правило классификации блоков может быть записано в следующем виде [14]:

$$a(F) = \operatorname{sign} \left( \sum_{i=0}^n \lambda_i y_i K(F_i, F) - w_0 \right),$$

где  $a(F)$  – решающее правило, принимающее одно из значений меток класса (+1 и –1 для блоков с дымом и без дыма соответственно);  $\lambda(\lambda_0, \lambda_1, \dots, \lambda_n)$  – вектор двойственных переменных;  $y(y_0, y_1, \dots, y_n)$  – вектор меток классов опорных векторов;  $\{F_i\}_{i=1,n}$  – множество опорных векторов признаковых векторов;  $w_0$  – пороговое значение;  $F$  – обрабатываемый вектор признаков. Эффективность работы классификатора в значительной степени определяется применяемой функцией ядра. Для классификации блоков с дымом лесного пожара выбрана радиальная базисная функция ядра:

$$K_{rbf}(F_a, F_b) = \exp(-\gamma \cdot \|F_a - F_b\|^2),$$

где  $\gamma$  – параметр ядра;  $F_a, F_b$  – признаковые векторы.

Известно, что метод SVM сдвигает центры гауссианов ближе к границе классов, в результате форма разделяющей поверхности описывается более четко, поэтому такая функция лучше подходит для описания классов с границами сложной формы.

## Результаты и их обсуждение

Для проведения экспериментов использовались видеопоследовательности<sup>3</sup>, представленные на рис. 5.

Таким образом, предложенный алгоритм протестируирован на значительном количестве реальных видеопоследовательностей с дальним дымом, который характерен для лесного пожара. Видеопоследовательности отличаются сложным фоном, содержат объекты, цвет и яркостные характеристики которых близки к характеристикам дыма. Кроме этого, исследовались видеопоследовательности, на которых присутствовал дым с достаточно резким изменением направления и структуры, происходившим из-за сильных порывов ветра, а также видеопоследовательности, полученные в зимний период при наличии снежного покрова. Результаты экспериментов представлены в таблице.

Тестирование и анализ результатов работы алгоритма проводились с помощью ноутбука Dell Inspiron N5110N со следующими основными параметрами: центральный процессор – Intel Core i5-2410M с тактовой частотой 2,3 ГГц, объем ОЗУ – 8,0 Гб, графический ускоритель – Nvidia GeForce GT 525M.

Параметры алгоритма подобраны таким образом, чтобы обеспечить минимальное ложное обнаружение дыма. При этом выделение всей области задымления считается необязательным, основным критерием является правильное обнаружение хотя бы одного блока с дымом, который свидетельствует о возникновении пожара. Анализ таблицы показывает, что обнаружение дыма на тестируемых видеопоследовательностях происходит с минимальными временными задержками – от 0 до 10 с, учитывая частоту кадров видео – 25–30 кадров в секунду. Наличие дыма с первого кадра видеопоследовательности увеличивает время обнаружения, так как в этом случае усложняется и требует больше времени построение модели фона. Из таблицы видно, что не обеспечивается хорошая устойчивость к движению видеокамеры, так как на тестовом видео с движущейся камерой большое число кадров классифицированы с ошибками (см. пример кадра с ложным обнаружением блоков на рис. 6, а).

При наличии схожих двигающихся объектов возможно ложное срабатывание. На видео, кадр которого показан на рис. 6, б, в сцену входит человек в куртке, по цветовым характеристикам схожий с дымом. Поэтому при движении человека на некоторых кадрах (см., например, рис. 6, б) происходит ложное обнаружение, однако, когда он статичен, ложное обнаружение отсутствует. На кадре, представленном на рис. 6, в, ложное обнаружение обусловлено движущейся машиной на дальней сцене с цветовыми характеристиками, идентичными дыму.

Предложенный алгоритм, в сравнении с традиционными подходами (см., например, [8]), позволяет обнаруживать области дыма меньшего размера, в частности  $5 \times 5$  пикселей. Также разработанный алгоритм дает возможность обнаружить дым с высокой степенью прозрачности, в то время как существующие подходы требуют более четкого цветового отличия дыма от фона.

<sup>3</sup>Размещены на сайтах <http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/ForestSmoke/>; <http://wildfire.fesb.hr/>; <http://cvpr.kmu.ac.kr/>; <http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html> или получены авторами.

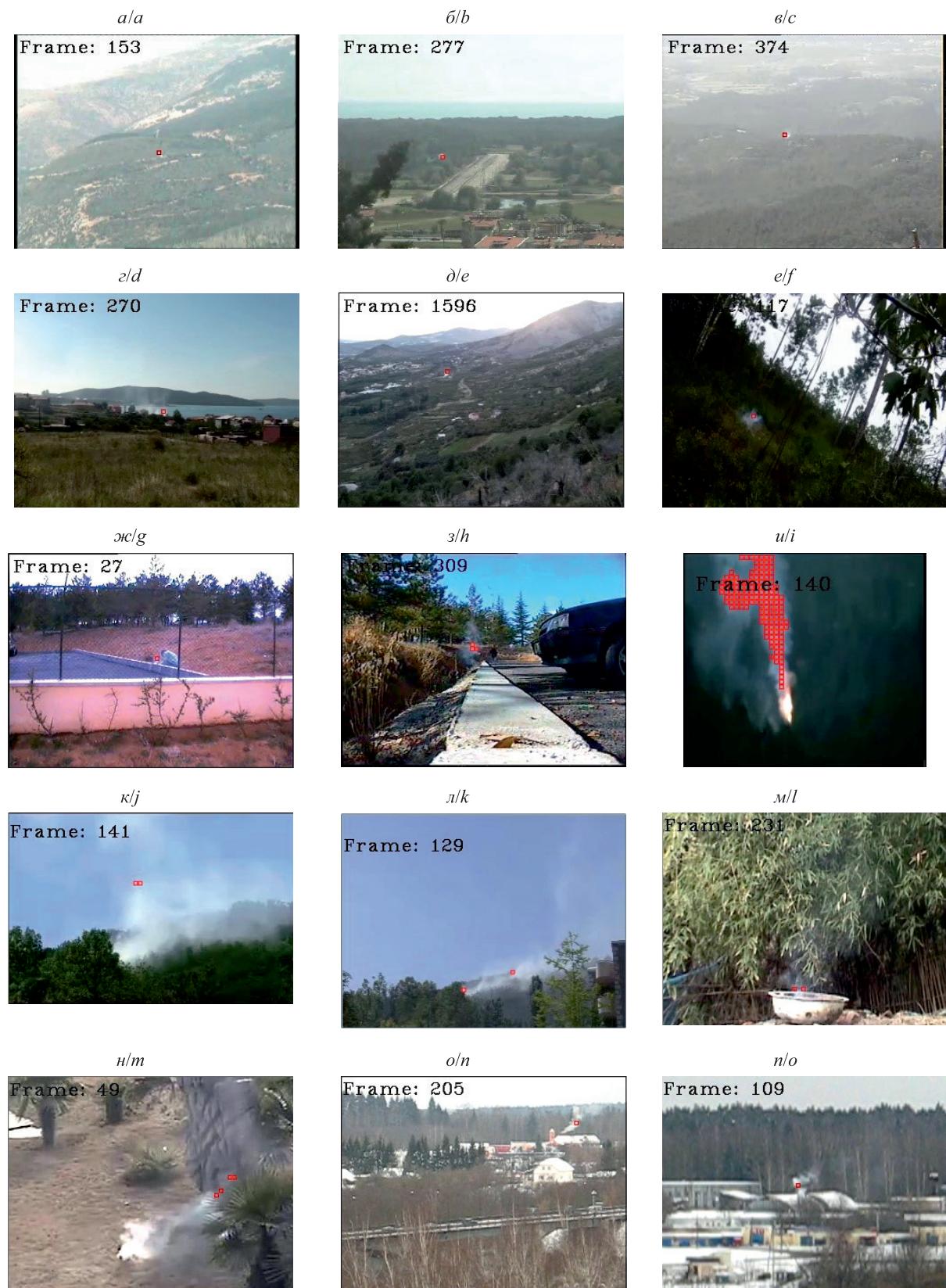


Рис. 5. Кадры используемых видеопоследовательностей с результатами обнаружения блоков дыма размером  $5 \times 5$  пк  
Fig. 5. Results of detecting smoke blocks with size of  $5 \times 5$  pixels

**Результаты экспериментов по обнаружению дыма лесного пожара на видео**  
**Experimental results forest fire smoke detection in video**

Видео*	Описание	Номер кадра, с которого дым присутствовал/был обнаружен	Число кадров, на которых дым был найден/присутствовал	Число кадров с ложным обнаружением/общее число кадров
<i>a</i>	Горящий лес, туман, летающие птицы	137/153	366/388	0/600
<i>b</i>	Горящий лес, движущиеся автомобили	172/277	1148/1265	0/1725
<i>в</i>	Горящий лес, туман	296/374	753/1104	0/1400
<i>г</i>	Поселение, горящие деревья	179/270	3116/3656	0/3835
<i>д</i>	Поселение, горящие деревья	946/1596	4933/5133	0/6079
<i>e</i>	Открытая местность, задымление в траве, ветер	47/117	406/453	20/1125
<i>жс</i>	Открытая местность, задымление в траве, движущийся человек	27/27	600/600	3/629
<i>з</i>	Открытая местность, задымление в траве	270/309	519/585	0/1725
<i>и</i>	Задымление в лесу, дрожание камеры	1/140	10/150	75/150
<i>к</i>	Задымление в лесу	1/141	299/500	0/500
<i>л</i>	Задымление в лесу	1/129	322/500	0/500
<i>м</i>	Съемка с близкого расстояния на фоне зеленого кустарника	100/231	970/1101	0/1200
<i>н</i>	Открытая местность, движущийся человек	1/49	2810/2875	75/2875
<i>о</i>	Съемка в зимний период, движущиеся машины	1/205	824/1050	12/1050
<i>п</i>	Съемка в зимний период, движущиеся машины	1/109	741/870	75/870

\*Данные видеопоследовательности представлены на рис. 5.



*Rис. 6. Примеры кадров видеопоследовательностей с ложным обнаружением:*  
*а – при движении видеокамеры; б – при наличии движущегося человека;*  
*в – при наличии движущейся машины*

*Fig. 6. Examples of frames with false detection:*  
*a – for moving video camera; b – for moving person; c – for moving car*

В противоположность методам на основе СНС [10] предложенный алгоритм не требует использования больших вычислительных мощностей, т. е. графических процессоров, что позволяет применять его в небольших аппаратно-программных комплексах.

## Заключение

В статье рассмотрена актуальная задача раннего обнаружения дыма лесного пожара, которая решается путем разработки алгоритма детектирования дыма на видеопоследовательностях, полученных со стационарных камер. Алгоритм включает следующие основные шаги: улучшение контраста кадров видеопоследовательности; получение областей-кандидатов, в которых может быть дым, путем определения движущихся пикселов методом адаптивного вычитания фонового кадра и цветовой сегментации в пространстве HSV; формирование и классификацию пространственно-временных блоков. При классификации применяется метод опорных векторов с радиальной базисной функцией ядра. Малый пространственный размер блока ( $5 \times 5$  пк) позволяет обнаруживать области дыма небольшого размера, что важно при мониторинге леса на значительных расстояниях. Выполненные эксперименты на реальных видеопоследовательностях подтвердили эффективность алгоритма.

## Библиографические ссылки

1. Кудрин АЮ, Запорожец АИ, Подрезов ЮВ. Современные методы обнаружения и мониторинга лесных пожаров. *Технологии гражданской безопасности*. 2006;3(4):66–67.
2. Барановский ОВ, Краснопрошин ВВ, Вальвачев АН. Система мониторинга природно-территориальных комплексов. *Вестник Брестского государственного технического университета. Физика, математика, информатика*. 2019;5:12–15.
3. Ye S, Bai Z, Chen H, Bohush R, Ablameyko S. An effective algorithm to detect both smoke and flame using color and wavelet analysis. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2017;27(1):131–138. DOI: 10.1134/S1054661817010138.
4. Gomez-Rodriguez F, Arrue BC, Ollero A. Smoke monitoring and measurement using image processing: application to forest fires. In: Sadjadi FA, editor. *Automatic target recognition XIII. AeroSense; 2003 April 21–25; Orlando, Florida, USA*. [S. l.]: [s. n.]; 2003. p. 404–411. (Proceedings of SPIE; volume 5094). DOI: 10.1117/12.487050.
5. Vicente J, Guillemant P. An image processing technique for automatically detecting forest fire. *International Journal of Thermal Sciences*. 2002;41(12):1113–1120. DOI: 10.1016/S1290-0729(02)01397-2.
6. Toreyin BU, Cetin AE. Wildfire detection using LMS based active learning. In: *IEEE International conference on acoustics, speech and signal processing; 2009 April 19–24; Taipei, Taiwan*. [S. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2009. p. 1461–1464. DOI: 10.1109/ICASSP.2009.4959870.
7. Genovese A, Labati RD, Piuri V, Scotti F. Wildfire smoke detection using computational intelligence techniques. *IEEE International conference on computational intelligence for measurement systems and applications (CIMSA) proceedings; 2011 September 19–21; Ottawa, Canada*. [S. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2011. p. 1–6. DOI: 10.1109/CIMSA.2011.6059930.
8. Hakan Habiboglu Y, Gunay O, Cetin AE. Real-time wildfire detection using correlation descriptors. In: Mestre X, Hernando J, Pardas M, editors. *19<sup>th</sup> European signal processing conference (EUSIPCO-2011); 2011 August 29 – September 2; Barcelona, Spain*. Kessariani: European Association for Signal, Speech, and Image Processing (EURASIP); 2011. p. 894–898. (Proceedings of EUSIPCO; volume 19).
9. Ko BC, Park JO, Nam J-Y. Spatiotemporal bag-of-features for early wildfire smoke detection. *Image and Vision Computing*. 2013;31(10):786–795. DOI: 10.1016/j.imavis.2013.08.001.
10. Luxing Qin, Xuehui Wu, Yichao Cao, Xiaobo Lu. An effective method for forest fire smoke detection. *Journal of Physics: Conference Series*. 2019;1187(5):052045. DOI: 10.1088/1742-6596/1187/5/052045.
11. Хомякова ВВ, Хомяков АН. Применение сверточных нейронных сетей для обнаружения дыма по видеопоследовательности. В: Логинов ЮЮ, редактор. *Решетневские чтения. Часть 2. Материалы XXII Международной научно-практической конференции, посвященной памяти генерального конструктора ракетно-космических систем академика М. Ф. Решетнева; 12–16 ноября 2018 г.; Красноярск, Россия*. Красноярск: СибГУ имени М. Ф. Решетнева; 2018. с. 308–309.
12. Zhao Y, Zhang H, Zhang X, Qian W. Wildfire smoke detection based on depthwise separable convolutions and target-awareness. Preprint 2020040027. 2020 April 3. DOI: 10.20944/preprints202004.0027.v1.
13. Zivkovic Z, van der Heijden F. Recursive unsupervised learning of finite mixture models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 2004;26(5):651–656. DOI: 10.1109/TPAMI.2004.1273970.
14. Вапник ВН, Червоненкис АЯ. *Теория распознавания образов (статистические проблемы обучения)*. Москва: Наука; 1974. 416 с.

## References

1. Kudrin AYu, Zaporozhets AI, Podrezov YuV. [Modern methods of detecting and monitoring forest fires]. *Tekhnologii grazhdanskoi bezopasnosti*. 2006;3(4):66–67. Russian.
2. Baranovsky OV, Krasnoproshin VV, Valvachev AN. System of monitoring natural and territorial complexes. *Vestnik of Brest State Technical University. Physics, mathematics, informatics*. 2019;5:12–15. Russian.
3. Ye S, Bai Z, Chen H, Bohush R, Ablameyko S. An effective algorithm to detect both smoke and flame using color and wavelet analysis. *Pattern Recognition and Image Analysis*. 2017;27(1):131–138. DOI: 10.1134/S1054661817010138.
4. Gomez-Rodriguez F, Arrue BC, Ollero A. Smoke monitoring and measurement using image processing: application to forest fires. In: Sadjadi FA, editor. *Automatic target recognition XIII. AeroSense; 2003 April 21–25; Orlando, Florida, USA*. [S. l.]: [s. n.]; 2003. p. 404–411. (Proceedings of SPIE; volume 5094). DOI: 10.1117/12.487050.
5. Vicente J, Guillemant P. An image processing technique for automatically detecting forest fire. *International Journal of Thermal Sciences*. 2002;41(12):1113–1120. DOI: 10.1016/S1290-0729(02)01397-2.

6. Toreyin BU, Cetin AE. Wildfire detection using LMS based active learning. In: *IEEE International conference on acoustics, speech and signal processing; 2009 April 19–24; Taipei, Taiwan.* [S. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2009. p. 1461–1464. DOI: 10.1109/ICASSP.2009.4959870.
7. Genovese A, Labati RD, Piuri V, Scotti F. Wildfire smoke detection using computational intelligence techniques. *IEEE International conference on computational intelligence for measurement systems and applications (CIMSA) proceedings; 2011 September 19–21; Ottawa, Canada.* [S. l.]: Institute of Electrical and Electronics Engineers; 2011. p. 1–6. DOI: 10.1109/CIMSA.2011.6059930.
8. Hakan Habiboglu Y, Gunay O, Cetin AE. Real-time wildfire detection using correlation descriptors. In: Mestre X, Hernando J, Pardas M, editors. *19<sup>th</sup> European signal processing conference (EUSIPCO-2011); 2011 August 29 – September 2; Barcelona, Spain.* Kessariani: European Association for Signal, Speech, and Image Processing (EURASIP); 2011. p. 894–898. (Proceedings of EUSIPCO; volume 19).
9. Ko BC, Park JO, Nam J-Y. Spatiotemporal bag-of-features for early wildfire smoke detection. *Image and Vision Computing.* 2013;31(10):786–795. DOI: 10.1016/j.imavis.2013.08.001.
10. Luxing Qin, Xuehui Wu, Yichao Cao, Xiaobo Lu. An effective method for forest fire smoke detection. *Journal of Physics: Conference Series.* 2019;1187(5):052045. DOI: 10.1088/1742-6596/1187/5/052045.
11. Khomyakova VV, Khomyakov AN. Convolutional neural network for video-based smoke detection. In: Loginov YuYu, editor. *Reshetnevskie chteniya. Chast' 2. Materialy XXII Mezhdunarodnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii, posvyashchennoi pamяти general'nogo konstruktora raketno-kosmicheskikh sistem akademika M. F. Reshetneva; 12–16 noyabrya 2018 g.; Krasnoyarsk, Rossiya* [Reshetnev readings. Part 2. Materials of the 22<sup>nd</sup> International scientific and practical conference dedicated to the memory of the general designer of the rocket and space systems, academician M. F. Reshetnev; 2018 November 12–16; Krasnoyarsk, Russia]. Krasnoyarsk: Reshetnev Siberian State University of Science and Technology; 2018. p. 308–309. Russian.
12. Zhao Y, Zhang H, Zhang X, Qian W. Wildfire smoke detection based on depthwise separable convolutions and target-awareness. Preprint 2020040027. 2020 April 3. DOI: 10.20944/preprints202004.0027.v1.
13. Zivkovic Z, van der Heijden F. Recursive unsupervised learning of finite mixture models. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* 2004;26(5):651–656. DOI: 10.1109/TPAMI.2004.1273970.
14. Vapnik VN, Chervonenkis AYa. *Teoriya raspoznavaniya obrazov (statisticheskie problemy obucheniya)* [Pattern recognition theory (statistical learning problems)]. Moscow: Nauka; 1974. 416 p. Russian.

Статья поступила в редакцию 13.10.2020.  
Received by editorial board 13.10.2020.