На правах рукописи

A

Пятаева Анна Владимировна

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ОБНАРУЖЕНИЯ ДЫМА НА ОТКРЫТЫХ ПРОСТРАНСТВАХ ПО ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯМ

Специальность 05.13.17 – Теоретические основы информатики

Автореферат диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Красноярск 2016

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Сибирский государственный аэрокосмический университет имени академика М.Ф. Решетнева» (СибГАУ), г. Красноярск

Научный руководитель:	доктор технических наук, профессор, Фаворская Маргарита Николаевна
Официальные оппоненты:	Калайда Владимир Тимофеевич, доктор тех- нических наук, профессор, ФГАОУ ВО «На- циональный исследовательский Томский госу- дарственный университет» (ТГУ), кафедра оп- тико-электронных систем и дистанционного зондирования, профессор;
	Луцив Вадим Ростиславович, доктор техниче- ских наук, ФГАОУ ВО «Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий» (Университет ИТМО), механики и оптики, кафедра компью- терной фотоники и видеоинформатики, глав- ный научный сотрудник
Ведущая организация:	ФГБУН «Институт вычислительных техноло- гий» Сибирского отделения Российской ака- демии наук (ИВТ СО РАН), г. Новосибирск

Защита состоится «23» декабря 2016 г. в 14.00 часов в ауд. УЛК 115 на заседании диссертационного совета Д 212.099.22 на базе Сибирского федерального университета по адресу: 660074, г. Красноярск, ул. Киренского, 26.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке и на сайте Сибирского федерального университета по адресу http://www.sfu-kras.ru

Автореферат разослан «____» ноября 2016 г.

Ученый секретарь диссертационного совета

Покидышева Людмила Ивановна

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. Раннее обнаружение дыма как объективного признака начинающегося пожара является важной задачей экологического мониторинга, как лесных массивов, так и городских территорий. Традиционные способы детектирования дыма, основанные на тепловых детекторах или химическом анализе продуктов сгорания, становятся бесполезными на открытых пространствах, т. к. вследствие ряда метеорологических факторов (ветер, дождь, снег и т. д.) происходит быстрое уменьшение концентрации продуктов сгорания в воздухе. Мониторинг пожара на открытых пространствах возможен с использованием систем видеонаблюдения, которые позволяют детектировать дым на значительном расстоянии и независимо от источника дыма (лесной или техногенный пожар). Существующие методы детектирования дыма по видеопоследовательности, как правило, используют несколько признаков, например, применение цветовых и текстурных характеристик дыма, нахождение движения в сцене, мерцание, определение краев. Однако реальные условия съемки вносят артефакты, затрудняющие обнаружение такой сложной динамической текстуры, как дым. К артефактам, которые могут существенно затруднить работу системы детектирования дыма на открытых пространствах, относятся объекты с динамическим поведением, помехи оборудования, сложные метеорологические условия, а также недостаточное естественное освещение.

Методам детектирования дыма на открытых пространствах и созданию на их основе систем обнаружения пожара посвящены исследования, проводимые в ряде университетов таких, как Bilkent University (Турция), Cankaya University (Турция), Полоцкий государственный университет (Республика Беларусь), Московский государственный университет (Москва), Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики (С.-Петербург), Сибирский государственный аэрокосмический университет (Красноярск). Значительный вклад в развитие методов раннего обнаружения дыма внесли ученые: F. Juan, A. Enis Cetin, U. Toreyin, P.П. Богуш, H.В. Бровко, А.А Лукьяница и другие.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности детектирования дыма на открытых пространствах по видеопоследовательностям с существенным уменьшением ошибок распознавания первого и второго рода.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

1. Провести анализ существующих методов, алгоритмов и систем детектирования дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах.

2. Разработать метод сегментации областей, похожих на дым, на видеопоследовательности.

3. Разработать метод верификации полученных областей-кандидатов, похожих на дым.

4. Выполнить проверку эффективности работы алгоритмов детектирования дыма по видеопоследовательностям, содержащим артефакты, связанные с погодными условиями и шумом на изображении.

5. Создать программный комплекс, реализующий алгоритмы предварительной сегментации и верификации полученных областей, позволяющий оценить качество работы алгоритмов.

6. Провести экспериментальные исследования эффективности предложенных решений.

Методы исследований. Для решения поставленных в работе задач использовались методы теории цифровой обработки изображений, теории информации, методы теории распознавания образов и анализа данных, методы объектноориентированного программирования.

Научная новизна.

1. Впервые предложен метод сегментации областей, похожих на дым, использующий совокупность пространственно-временных признаков дыма с их последующей классификацией на основе технологии бустинговых случайных лесов, отличающийся от существующих методов повышенной точностью сегментации и уменьшением числа ложных срабатываний.

2. Разработан новый метод верификации областей-кандидатов с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов, учитывающих информацию не только текущего кадра, но и предыдущего и последующего кадров, что позволяет получить больше информации о текстурных особенностях исследуемой области-кандидата. Также исследованы модификации пространственно-временных локальных бинарных шаблонов для повышения точности классификации и уменьшения ошибок распознавания.

3. Разработан алгоритм классификации областей задымления с артефактами съемки, размытием и сложными метеорологическими условиями, позволяющий алгоритмически скомпенсировать их влияние на качество детектирования дыма по видеопоследовательностям.

4. Построена модель фона, позволяющая избирательно назначать весовые коэффициенты различным признакам в зависимости от глубины сцены, повышая тем самым качество сегментации дыма для сцен с незначительной и существенной глубиной.

Практическая значимость. Предложенные в диссертационной работе методы и алгоритмы предназначены для практического применения в системах экологического мониторинга лесных массивов как с применением стационарного наземного оборудования, так беспилотных летательных аппаратов. Разработанные методы и алгоритмы являются основой для реализации дополнительной функции, а именно, обнаружение задымлений в системах городского видеонаблюдения, а также видеонаблюдения за сложными техногенными объектами (территориями заводов, аэродромами, морскими и речными портами и т. д.).

Основные положения, выносимые на защиту.

1. Метод сегментации областей, похожих на дым с их последующей классификацией на основе технологии бустинговых случайных лесов.

2. Метод верификации областей-кандидатов с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов.

3. Алгоритм классификации областей задымления с артефактами съемки, размытием и сложными метеорологическими условиями.

4. Модель фона, учитывающая глубину сцены.

Внедрение результатов диссертационной работы. Результаты диссертационного исследования переданы в ООО «Системы промышленной автоматизации» для дальнейшего использования, о чем получен Акт №1 от 06.04.2016 г. Получен Акт о внедрении результатов диссертационного исследования в учебный процесс кафедры информатики и вычислительной техники Института информатики и телекоммуникаций от 08.09.16. Получены свидетельства о регистрации программ для ЭВМ №2015615904 от 27.05.2015, №2015662901 от 20.10.2015, №2016613827 от 07.04.2016.

Апробация работы. Основные результаты работы докладывались и обсуждались на 17-й и 18-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение» (Москва, 2015, 2016 гг.), XIX-й международной научнопрактической конференции, посвященной 55-летию Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения» (Красноярск, 2015 г.), III Международной научной конференции «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (Красноярск, 2016 г.), 19th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Information and Engineering Systems (Сингапур, 2015 г.), 20th International Conference on Knowledge Based and Intelligent Inforтания, 2016 г.).

Соответствие диссертации паспорту специальности. Диссертационное исследование соответствует области исследований специальности 05.13.17 – Теоретические основы информатики по п. 7. «Разработка методов распознавания образов, фильтрации, распознавания и синтеза изображений, решающих правил» и п. 5. «Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечениях разработка и исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений».

Публикации. По результатам диссертационного исследования опубликовано 13 печатных работ, из которых 4 изданы в журналах, рекомендованных ВАК, 2 в журналах, индексируемых в Scopus, 4 в материалах докладов, 3 свидетельства о регистрации программы, зарегистрированных в Российском реестре программ для ЭВМ.

Объем и структура работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения и восьми приложений. Полный объем диссертации 157 страниц текста с 47 рисунками и 31 таблицами. Список использованных источников содержит 152 позиции. Во введении обоснована актуальность работы, сформулирована цель и поставлены задачи исследования, показана научная новизна и практическая ценность выполненных исследований, представлены основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе рассмотрены существующие методы обнаружения дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах, приведена классификация таких методов, а также представлены коммерческие и исследовательские программные комплексы.

Большинство методов детектирования дыма на видеоизображениях основаны на выделении движения, цветовых и текстурных особенностях, позволяющих разделить области-кандидаты на два класса «дым» и «отсутствие дыма». Дым как объект исследования имеет сложную газообразную структуру с нестабильными параметрами движения, изменяемой цветовой характеристикой (от полупрозрачной текстуры до черных непрозрачных фрактальных образований), изменяемыми контурами, эффектами мерцания и прочими динамическими свойствами. Успешность решения задачи обнаружения дыма на ранних этапах требует минимизации пропусков цели. Основными признаками визуального обнаружения дыма являются наличие движения, специфические цвет и форма объектов на видеоизображении. Как правило, для детектирования дыма применяют сочетание нескольких классификаторов. Программные комплексы, как правило, реализуют простейшие алгоритмы детектирования дыма с относительно невысокой точностью распознавания до 86–94%.

Вторая глава посвящена описанию разработанных методов и алгоритмов сегментации регионов-кандидатов, похожих на дым с последующей кластеризацией таких регионов.

Формирование изображения видеопоследовательности на открытых пространствах выполняется в соответствии с моделью атмосферного рассеяния, определяемой выражением (1):

$$I(x, y) = J(x, y)e^{-\delta d} + A(1 - e^{-\delta d}),$$
(1)

где I(x, y) – наблюдаемое изображение, J(x, y) – яркость сцены, A – глобальный атмосферный свет, d – расстояние от камеры до сцены, δ – коэффициент рассеяния в пикселе (x, y). Часть выражения (1), обозначенная map(x, y), представляет собой карту светопередачи, которая показывает относительную часть света, необходимую для прохождения пути между наблюдателем и точкой поверхности без рассеяния и отражает информацию о глубине сцены выражение (2):

$$map(x,y) = e^{-\delta d}.$$
 (2)

Для определения расстояния до объекта съемки использовано два подхода: использование темного канала и случайного марковского поля. Метод получения темного канала основан на наблюдении о затемнении исходного изображения и вычислении функции $I^{dark}(x, y)$ выражение (3) для каждого пиксела в окрестности размером 15×15 пикселов:

$$U^{dark}(x, y) = \min_{c \in \{r, g, b\}} (\min_{y \in \Omega(x)} (I_C(x, y))),$$
 (3)

где $I_C(x, y)$ – значение цветового канала изображения I(x, y), $\Omega(x, y)$ – локальный блок, с центром в точке (x, y), c – цветовой канал изображения. В качестве значения интенсивности атмосферного света A выбирается максимальное значение интенсивности из 0,1% самых ярких пикселов в темном канале. Интенсивность атмосферного света $A^C = \{A^R, A^G, A^B\}$ рассчитывается для каждого цветового канала изображения в цветовой модели RGB. Расстояние до объекта съемки вычисляется по следующей формуле (выражение 4):

$$d = \frac{1}{\delta} \ln(map) = \frac{1}{\delta} \ln\left(1 - \varphi \min_{c} (\min_{y \in \Omega(x,y)} \frac{I^{C}(x,y)}{A^{C}})\right), \tag{4}$$

где $I_C(x, y)$ – значение цветового канала изображения I(x, y), $\Omega(x, y)$ – локальный блок, с центром в точке (x, y), c – цветовой канал изображения, A^C – интенсивность атмосферного света в цветовом канале c, значение параметра $\varphi = 0,75$. Далее значения глубины сцены рассчитывается с использованием выражения (4) до неизвестного параметра рассеяния δ .

Для метода на основе случайного марковского поля определение глубины сцены выполняется в два этапа: сегментация с помощью алгоритма сдвига среднего значения и вычисление значения карты светопередачи. Для определения принадлежности пиксела к одному из классов с помощью метода сдвига среднего значения достаточно вычислить значение вектора среднего сдвига $M_h(\bar{a})$, выражение (5):

$$M_{h}(\overline{a}) = \frac{1}{n_{h,\overline{a}}} \sum_{\vec{x}_{i} \in S_{h}(\overline{a})} (\overline{a} - \overline{a}_{i})$$
(5)

где $S_h(\bar{a})$ – гиперсфера, содержащая пикселы $n_{h,\bar{a}}$, удовлетворяющие вектору признаков \bar{a} , \bar{a}_i – вектор признаков пиксела с индексом *i*. После получения результатов сегментации для оценки глубины сцены используется параметр α – расширение на основе разреза графа. Расстояние от наблюдателя до объекта могут быть рассчитаны следующим образом (выражение 6):

$$d = \frac{1}{\delta} \ln(255 - (m_i - 1) \times 8), \tag{6}$$

где m_i – элемент набора из 32-х меток, показывающий расстояние от наблюдателя до объектов сцены, δ – коэффициент рассеяния в пикселе (*x*, *y*).

Вычисленное по формулам (4) и (6) расстояние *d* позволяет разделить изображения на две группы: сцены ближнего и дальнего плана, где могут наблюдаться «ближний» и «дальний» дым соответственно.

Выделение фрагментов, похожих на дым, происходит методом сопоставления блоков (Block Matching Algorithm) с учетом глубины сцены с последующим применением цветовой маски и учетом турбулентности. В качестве критерия, оценивающего степень соответствия между блоком текущего кадра и блоком предыдущего кадра, используется сумма абсолютных разностей яркостей пикселов. Области цвета дыма определяются путем установки порога в цветовом пространстве RGB сравнением по пороговому эмпирическому значению *T*. Характерной особенностью областей дыма является наличие завихрений, для мгновенной оценки которых может служить функция турбулентности, оценивающая отношение периметра области дыма к ее площади. Блок-схема алгоритма выделения локальных областей-кандидатов, похожих на дым, показана на рисунке 1.



Рисунок 1. Блок-схема алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов.

Основная проблема раннего обнаружения дыма состоит в необходимости минимизировать значения ошибок кластеризации, обеспечивая при этом высокую точность детектирования. Для классификации регионов-кандидатов на классы дым/без дыма использованы бустинговые случайные леса (Boosted Random

Forests – BRFs). Они построены для сцен с малой и большой глубиной. Разработка случайного леса требует этапа инициализации, аналогичного алгоритму AdaBoost на стадии обучения.

Предположим, что набор обучающих примеров *S* содержит *N* примеров, в которых есть положительные (регионы с дымом) и отрицательные (регионы без дыма) образцы a_i с их метками b_i и весами w_i , $\{a_1, b_1, w_1\}, ..., \{a_N, b_N, w_N\}$, где $\{a_i\}$ набор признаков, описывающих образец, $a_i \in A$, и $b_i \in [0...M]$, где *M* количество классов. Необрезанное дерево выращивается с использованием поднабора образцов *s* из обучающей выборки *S* с соответствующими весами. Начальные веса задаются с помощью равномерного распределения $w_i^{(1)} = 1/N$. Тогда гипотеза вычисляется в цикле с помощью элементарного распознавателя (Weak Learning Algorithm – WLA) в соответствии с максимальной глубиной деревьев *D*. При этом бустинговые случайные леса строятся таким же образом, как и обычные случайные леса. Для каждого внутреннего узла переменная *p* выбирается случайным образом, зачем определяется лучшая функция разделения. Функция разделения $f(v_p)$ интерактивно разделяет обучающий поднабор *s* на левый s_i и правый s_r поднаборы в соответствии с (7), где th – случайно выбранный порог в диапазоне, определяемым уравнением (8).

$$s_{l} = \left\{ p \in s_{n} \middle| f(v_{p}) < t \right\}$$

$$s_{r} = s_{n} \setminus s_{l}$$
(7)

$$th \in \left(\min_{p} f(v_{p}), \max_{p} f(v_{p})\right)$$
(8)

Градиент ΔG функции $f(v_p)$ может быть вычислен с использованием разности между оценкой энтропии $E(s_n)$ поднабора s_n и суммы энтропии взвешенных оценок $E(s_l)$ и $E(s_r)$ левых и правых подмножеств, соответственно (11), где $P(c_j)$ – вероятность класса c_j .

$$E(\cdot) = -\sum_{j=1}^{M} P(c_j) \log_{10} P(c_j)$$
(9)

Если значение ΔG максимально, то лучшая функция разделения $f(v_p)$ для узла d считается найденной, в противном случае, цикл повторяется с использованием другой функции разделения $f(v_p)$. Для текущего листа l вычисляется и запоминается функция распределения вероятности P(c|l) с порогом th.

Этап инициализации включает вычисление класса метки \hat{y}_i для набора обучающих данных с обучающими деревьями решений (10), вычисление ошибки решающих деревьев ε_t (11) и расчет весов решающего дерева α_t (выражение 12).

$$\hat{y}_i = \arg\max_c P(c|l_t) \tag{10}$$

$$\varepsilon_t = \sum_{i:y_t \neq \hat{y}_t}^N w_i^{(t)} / \sum_{i=1}^N w_i^{(t)}$$
(11)

$$\alpha_t = \frac{1}{2} \log \frac{(M-1)(1-\varepsilon_t)}{\varepsilon_t}$$
(12)

Если $\alpha_t > 0$, то вес обучающего образца $w_i^{(t+1)}$ обновляется в соответствии с выражением (13), в противном случае дерево решений отвергается:

$$w_i^{(t+1)} = \begin{cases} w_i^{(t)} \exp(\alpha_t) & \text{если } y_i \neq \hat{y}_i \\ w_i^{(t)} \exp(-\alpha_t) & \text{в противном случае} \end{cases}$$
(13)

На этапе кластеризации образец предъявляется всем деревьям решений, при этом вероятности класса сохраняются в листовых узлах каждого дерева. Затем выходы деревьев решений $P_t(c|a_t)$ усредняются в соответствии с выражением (14):

$$P(c|a) = \frac{1}{K} \sum_{t=1}^{K} \alpha_t P_t(c \mid a_t).$$
(14)

Класс, имеющий самую высокую вероятность, присваивается входному образцу.

Третья глава содержит описание разработанного метода и алгоритма верификации областей-кандидатов с использованием пространственно-временных локальных бинарных шаблонов. Кроме того, в третьей главе рассмотрены особенности детектирования дыма на открытых пространствах в сложных метеорологических условиях и в условиях шума.

Верификация глобальных регионов-кандидатов основана на анализе текстуры с помощью пространственно-временных локальных бинарных шаблонов (LBP), локальных тернарных шаблонов и расширенных локальных бинарных шаблонов. Базовый оператор LBP представляет собой описание окрестности пиксела и рассчитывается по формуле (15):

$$LBP_{R}(P) = \sum_{n=0}^{P-1} s(I_{n} - I_{c}) \cdot 2^{n}, \qquad (15)$$

где P – количество пикселов в окрестности, R – радиус окрестности, s(x) = 1, если $x \ge 0$ и s(x) = 0 в противном случае, I_n и I_c – значения яркости текущего и центрального пикселов, например, компоненты Y из цветовой схемы YUV. В локальных тернарных шаблонах для уменьшения влияния шума и решения проблемы неотличимости двух пикселов с близкими значениями вводится тернарный код (1, 0, -1). Пространственно-временные локальные бинарные шаблоны (STLBP) дополнительно учитывают информацию двух соседних кадров относительно текущего кадра (рисунок 2).



Рисунок 2. LBP и пространственно-временные LBP

Пространственно-временные тернарные (STLTP) и расширенные шаблоны (STELPB) рассчитываются аналогично.

Промежуточным этапом перед построением гистограммы является предобработка результатов расчета шаблона. Классический LBP не требует предварительной обработки. Для расширенных бинарных шаблонов предварительная обработка заключается в нахождении равномерных шаблонов и всех их циклических сдвигов. Равномерные шаблоны определяют такие важные особенности изображения, как пятна, концы линий, углы, грани. Конечная гистограмма STELBP строится классическим способом по итоговому набору десятичных чисел. Предварительная обработка LTP происходит путем разбиения *n*-разрядного тернарного кода на два бинарных выражения (16), далее по каждому из полученных наборов бинарных *n*-разрядных кодов строится своя гистограмма.

$$LTP_UP = \begin{cases} 1: & |x| \ge \xi \\ 0: & |x| < \xi \end{cases}, \qquad LTP_LOW = \begin{cases} 1: & x \ge \xi \\ 0: & x < \xi \end{cases}$$
(16)

В работе исследовано два способа построения гистограмм: классический и «сумма единиц разряда» шаблона. При использовании классического способа каждая бинарная строка преобразуется в десятичное число, подсчитывается количество одинаковых чисел, определяющих положение и высоту столбцов гистограммы. Гистограмма «сумма единиц разряда» шаблона строится следующим образом: вычисляется количество единиц в каждом разряде бинарного кода, тем самым определяется высота столбца гистограммы.

Для классификации выбрана мера Кульбака–Лейблера как наиболее часто рекомендуемая для сравнения гистограмм (17):

$$D_{K,L}(f,g) = \sum_{m=1}^{P(P-1)+3} f_m \ln \frac{f_m}{g_m}$$
(17)

где f и g – гистограммы первого и второго изображения, P – число точек в окрестности LBP, m – номер столбца. Расстояние Кульбака-Лейблера используется в качестве меры различия гистограмм двух сопоставляемых изображений при построении соответствующего решающего правила. Блок-схема алгоритма верификации показана на рисунке 3.

В качестве способа улучшения эталонной гистограммы дыма использован эволюционный алгоритм, основой которого служит упрощенная модель популяции живых существ. Эволюционные алгоритмы хорошо работают при решении задач многоцелевой оптимизации, к которым относится детектирование дыма. Областью определения гистограммы в случае классических гистограмм и бинарных или тернарных шаблонов (STLBP и STLTP) является максимально возможное количество уровней яркостей пикселов на изображении, равное 256. В случае построения гистограмм для расширенных бинарных шаблонов (STELBP) областью определения будет количество всех равномерных шаблонов плюс один столбец под все неравномерные шаблоны.

В работе использован бинарный алфавит, т. е. хромосома представляет собой бинарную строку, каждые *n* разрядов которой представляют собой один столбец гистограммы. При этом число генов (бит) *n*, отведенных на один столбец, зависит от типа гистограммы и радиуса обхода пиксела. Функция пригодности показывает, насколько данный индивид «пригоден для жизни». В качестве функции пригодности использована функция *fitness* = 1/(FAR + FRR), где *FAR* – количество ложных срабатываний, а *FRR* – пропуск события. Для отбора претендентов в родители использована турнирная селекция, при которой формируется случайное подмножество из элементов популяции и среди них выбирается один элемент с наибольшим значением функции пригодности.



Рисунок 3. Блок-схема алгоритма верификации

Видеоизображения, полученные в результате видеосъемки в реальных условиях, могут включать артефакты, возникающие из-за низкого освещения, помех

оборудования, а также связанные с плохими метеорологическими условиями. Время суток существенно влияет на особенности изображения искомого объекта. Для получения изображений, имитирующих низкую освещенность, использован алгоритм Ретинекс. Для имитации атмосферных осадков на изображение накладывался аддитивный белый Гауссов шум. Для этого к цветовому значению в каждом из каналов пиксела прибавлялась нормально распределенная случайная величина. Также имитировался импульсный шум типа «соль-перец», достигающий 5,2 дБ, 7,01дБ и 10 дБ. В качестве фильтра размытия использован фильтр Гаусса. Для повышения резкости изображения применялся фильтр Лапласа. В работе показана возможность применения различных методов пространственно-временных локальных бинарных шаблонов при детектировании дыма для видеопоследовательностей, подверженных воздействию указанных артефактов.

В четвертой главе приведены результаты экспериментальных исследований эффективности предложенных методов и алгоритмов для задачи детектирования дыма на открытых пространствах.

Экспериментальные исследования разделены на четыре группы: выделение глобальных регионов-кандидатов, применение эволюционного алгоритма для сглаживания эталонной гистограммы дыма, верификация таких областей, детектирование дыма в сложных погодных условиях и под воздействием шума. Для проведения экспериментальных исследований использовались 40 тестовых видеопоследовательностей, 20 из которых содержали разного рода дым, а 20 не содержали дыма. На тестовых видеопоследовательностях присутствуют прозрачный и/или густой дым, движущиеся люди, движущийся транспорт, сложный динамический фон. При этом в некоторых дымных видеопоследовательностях из базы Билькентского университета (URL: http://signal.ee.bilkent.edu.tr/ данных VisiFire/Demo/) и видеопоследовательностях «Video smoke detection» (URL: http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html) дым присутствовал не на всем протяжении ролика, что позволяло оценить не только качество работы по количеству найденных кадров с дымом, но и скорость срабатывания системы. Системе требовалось 5-12 кадров для обнаружения дыма, что является хорошим результатом из-за медленного распространения и прозрачности дыма в ранней фазе.

Для определения глубины сцены использовано 200 изображений, полученных на открытых пространствах, среди которых 100 изображений содержали сцены ближнего плана, 100 изображений – сцены дальнего плана. В таблице 1 приведены результаты определения глубины сцены для изображений ближнего и дальнего плана для методов темного канала и случайного марковского поля.

	Метод г	юлучения	темного	Методы с использованием				
Изображения		канала		случайного марковского поля				
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR		
Малая глубина сцены	86,0	14,0	12,8	100	0,00	0,30		
Большая глубина сцены	89,0	11,0	10,9	100	0,00	5,60		

Таблица 1. Результаты определения глубины сцены (TR,% – точность определения, FRR,% – ошибка первого рода FAR,% – ошибка второго рода)

Результаты экспериментальных исследований показывают, что метод определения глубины сцены с помощью модели случайного марковского поля преобладает над методом получения темного канала, т. к. когда интенсивность съемки совпадает с интенсивностью атмосферного света, темный канал теряет эффективность. Также метод темного канала дает ошибку определения глубины на изображениях, содержащих небо. Скорости обработки одного изображения с использованием метода случайных марковских сетей и метода получения темного канала составляют в среднем 1 мс и 15 мс соответственно. (Изображениями с малой глубиной сцены считаются такие изображения, рассчитанная дистанция для которых не превышает расстояния в 500 м.)

При выделении регионов-кандидатов методом сопоставления блоков исследованы следующие параметры алгоритма: размер блока (8×8 , 15×15 , 30×30 пикселов), значения цветового порога T в пространстве RGB (10, 15, 20 и 25), число пропускаемых кадров относительно текущего (0, 1 и 2). Также был рассмотрен дополнительный параметр, описывающий дым – порог турбулентности. Выбор размера блока зависит от разрешения изображения и глубины сцены. Чем больше размер изображения, тем больших размеров может быть блок. Результаты поиска блока при радиусе 3 и 5 пикселов показали, что при увеличении радиуса точность детектирования возрастает незначительно – на 0,5–0,7%, при этом временные затраты на обработку одного кадра увеличиваются в полтора раза. Значение цветового порога определяется экспериментально. Дым от лесного пожара, сухих листьев хлопковой веревки, как правило, имеет значение цветового порога T = 10-15. Техногенный дым – пожар в жилом доме, дым завода, дым от горящего самолета имеет значения цветового порога T = 20-25. Параметр число пропускаемых кадров показывает, какой кадр относительно текущего будет обработан для поиска движения. Для медленно распространяющегося и дальнего дыма этот параметр может быть равен 1 или 2 (таблица 2).

Параметры	Исходный кадр	Обработанный кадр	Параметры	Исходный кадр	Обработанный кадр
Размер блока: 30 × 30 пикселов Значение цветового порога: 20 Число пропускаемых кадров: 1	1- Start		Размер блока: 15 × 15 пикселов Значение цветового порога: 10 Число пропускаемых кадров: 0		
Размер блока: 8 × 8 пикселов Значение цветового порога: 25 Число пропускаемых кадров: 2			Размер блока: 8 × 8 пикселов Значение цветового порога: 15 Число пропускаемых кадров: 0		

Таблица 2 – Примеры обработки кадров с использованием различных параметров

Для классификации областей задымления исследовались три подхода: машина опорных векторов, случайные леса и бустинговые случайные леса (таблица 3). Несмотря на то, что классификация на основе BRFs требует справочных данных и процесса обучения, этот классификатор является наиболее эффективным по сравнению с другими классификаторами, что подтверждается минимальными значениями ошибок в ходе экспериментальных исследований. Средние значения точности распознавания составили 94,9%, 97,2% и 98,8% для методов машины опорных векторов, случайного леса и бустингового случайного леса соответственно. Значения ошибок первого рода уменьшаются с 5,13% для машины опорных векторов до 3,1% для случайного леса и 1,44% для случайного бустингового леса. Значения ошибок второго рода уменьшаются с 5,99% для машины опорных векторов до 3,9% для случайного леса и 1,82% для случайного бустингового леса. Таким образом, применение бустинговых случайных лесов обеспечивает увеличение точности классификации на 3–4% при существенном уменьшении ошибок первого и второго рода.

	Маш	ина опој	рных	Спи	1911119	паса	Бустинговые			
Видеопоследовательность	H	векторон	3	Слу.	чаиныс	лсса	случайные леса			
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	
Дальний дым 1	100	0,00	3,12	100	0,00	1,92	100	0,00	0,89	
Дальний дым 2	78,3	21,7	12,74	81,45	20,03	8,54	85,69	16,78	6,21	
Дальний дым 3	90,1	9,91	9,71	97,5	5,09	7,32	99,37	4,71	6,07	
Дальний дым 4	100	0,00	2,91	100	0,00	1,36	100	0,00	0,76	
Ближний дым 1	100	0,00	3,97	100	0,00	2,44	100	0,00	2,06	
Ближний дым 2	95,3	4,70	5,33	99,41	0,59	3,79	100	0,00	2,14	
Ближний дым 3	87,12	12,88	10,82	93,51	6,49	7,76	97,04	2,96	6,13	
Ближний дым 4	100	0,00	3,92	100	0,00	1,88	100	0,00	1,62	

Таблица 3 – Результаты классификации

Обобщенные результаты сегментации для видеопоследовательностей с дымом и без дыма показаны в таблице 4.

Таблица 4 – Результаты распознавания для видеопоследовательностей, содержащих дым (TS – точность сегментирования)

Видеопоследовательность	TS	FRR	FAR	Видеопоследовательность	FAR
Дальний дым 1	100	0,00	3,10	Видео без дыма 1	1,92
Дальний дым 2	96,88	3,13	10,62	Видео без дыма 2	4,12
Дальний дым 3	98,46	1,53	33,28	Видео без дыма 3	9,65
Дальний дым 4	100	0,00	1,63	Видео без дыма 4	3,15
Ближний дым 1	100	0,00	0,00	Видео без дыма 5	0,12
Ближний дым 2	100	0,00	0,00	Видео без дыма 6	7,98
Ближний дым 3	90,65	9,35	9,8	Видео без дыма 7	0
Ближний дым 4	100	0,00	3,90	Видео без дыма 8	0

Среди лучших результатов тестирования алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов пятнадцать из двадцати видеопоследовательностей, содержащих разного рода дым дали 100% правильный результат. При этом в трех из этих видеопоследовательностях ложных тревог не было совсем, в одной видеопоследовательности, содержащей прозрачный сигаретный дым, ложное срабатывание произошло в семнадцати кадрах из 170. Среднее значение ошибки второго рода по этим видеопоследовательностям не превысило значения 7,12 %. Остальные пять видеопоследовательностей с дымом показали результат точности сегментации выше 90%. Среднее значение точности работы алгоритма выделения локальных регионов-кандидатов, похожих на дым по видеоизображениям на дымных видеопоследовательностях составляет 98,96%. Среднее значение ошибки второго рода видеопоследовательностям с дымом составило 7,93%, по видеопоследовательностям без дыма 3,30%. Такие значения ложной тревоги говорят о том, что потенциальные источники ложных срабатываний такие как, движение листьев деревьев из-за ветра, перемещение людей, пересекающих сцену, движение автомобилей и движение облаков, в основном, фильтруются.

Для улучшения эталонной гистограммы дыма использован эволюционный алгоритм. Лучшими параметрами алгоритма оказались: двое родителей, вероятность скрещивания 0,8 и мутации, равная 1%. Так, увеличение процента мутации приводит большему разбросу популяции, и, вместо маловероятного случайного изменения гена хромосомы мутация превращается в оператор, «зашумляющий» решение. Вероятность скрещивания описывает переборную часть алгоритма, и ее значение в 0,8 позволяет осуществить перебор большего количества решений в поисковом пространстве. Применение эволюционного алгоритма с указанными параметрами уменьшило ошибки первого и второго рода на порядок и увеличило точность распознавания густого дыма на 1–2%. Далее данные результаты использовались для улучшения эталонной гистограммы дыма.

На этапе верификации экспериментальные исследования заключались в тестировании различных методов пространственно-временных локальных бинарных шаблонов применительно к фрагментам видеоизображений, содержащим густой, прозрачный дым и видеофрагменты без дыма. В таблице 5 показаны лучшие результаты детектирования густого дыма.

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда ЛБШ»							Гистограммы классические					
	STLBP				STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	
Густой дым	99,7	0,30	0,30	99,7	0,30	0,80	99,7	0,30	0,50	99,8	0,20	0,20	
Отсутствие дыма	91,8	8,20	7,40	99,5	0,50	0,30	98,1	1,90	0,30	99,7	0,30	0,50	
						STE	LBP						
		R	=1					R	=2				
	8 точек окрестности 8 точек с					чек ок	рестн	ости	12 то	очек о	ек окрестности		
Густой дым	100	0,	00	0,00 100 0,00 0,00 100 0,00						00	0,00		
Отсутствие дыма	100	0,	00	0,00	99,0	1,	00	0,98	99,0	1,	00	0,98	

Таблица 5 – Результаты детектирования густого дыма

Таблица 6 содержит результаты детектирования прозрачного дыма. Как и в случае с густым дымом, показаны лучшие результаты детектирования.

Видеофрагменты		STELBP										
		<i>R</i> =1		R=2								
	8 точек окрестности			8 точе	к окрест	гности	12 точек окрестности					
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR			
Прозрачный дым	95,2	4,80	3,27	89,2	10,8	11,4	86,2	13,8	9,75			
Отсутствие дыма	96,7	3,30	4,12	87,9	12,1	12,3	86,0	14,0	9,12			

Таблица 6 – Результаты детектирования для прозрачного дыма

Полученные результаты верификации регионов-кандидатов для густого и прозрачного дыма показывают, что классический способ построения гистограмм эффективнее способа «сумма единиц разрядов шаблона», а шаблоны, вычисленные в каждой точке изображения, имеют преимущество перед шаблонами с прореживанием (до 5%). Для густого дыма пространственно-временные локальные тернарные шаблоны обладают преимуществом перед бинарными шаблонами за счет снижения влияния шума на текстуру изображения.

Лучшим методом текстурного анализа для видеопоследовательностей, содержащих гутой и прозрачный дым, является метод STELBP, дающий 100% точности на густом и 95% на прозрачном дыме. При этом радиус расчета шаблона равен 1. Такие результаты объясняются тем, что расширенные LBP учитывают специфические особенности изображения, такие как грани, углы, линии, поскольку и густой и прозрачный дым сглаживают резкие грани изображения.

Экспериментальные исследования по зашумленным видеофрагментам проводились для каждого вида шума отдельно. В таблице 7 показаны результаты детектирования густого и прозрачного дыма при слабом освещении.

Видеофрагменты	Гистограммы «сумма единиц разряда LBP»						Гистограммы классические					
	STLBP			STLTP			STLBP			STLTP		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Густой дым	90,7	9,30	12,7	94,0	6,00	7,70	92,5	7,50	5,30	97,0	3,00	10,2
Отсутствие дыма	86,6	13,4	9,90	90,9	9,10	8,90	94,1	5,90	5,60	88,1	11,9	10,4
						STE	LBP					
		1	R=1				<i>R</i> =2					
	8 1	гочек о	крестн	юсти	8	в точек	сокрестности 12 точек окрестност				гности	
Густой дым	99,0	1,	00	8,00	98,0	2,	00	8,60	98,5	1,	50	8,20
Отсутствие дыма	90,9	9,	10	2,90	90,0	10	,00	3,20	90,6	9,	40	3,20
Прозрачный дым	90,1	9,	91	12,5	84,4	15	5,6	12,2	82,1	17	7,9	15,6
Отсутствие дыма	89,2	10),8	11,4	83,1	16	5,9	13,1	82,3	17	7,7	17,4

Таблица 7 – Результаты детектирования дыма при слабом освещении

Для густого дыма при низкой освещенности расширенные локальные бинарные шаблоны и тернарные локальные шаблоны показали лучший результат. При этом не имеет значения радиус, при котором происходит вычисление шаблона, однако, расчет при единичном радиусе с 8 точками окрестности происходит приблизительно в два раза быстрее. Также эти шаблоны устойчивы и при увеличенной яркости. Для прозрачного дыма единственным способом расчетов шаблонов, дающим приемлемую эффективность, являются STELBP. Точность детектирования увеличивается по мере возрастания освещенности.

Для густого дыма устойчивость к аддитивному белому гауссовскому шуму показали тернарные шаблоны, что объясняется их особенностью – устойчивостью к шуму тернарного кода. Расширенные бинарные шаблоны также дали значения TR на уровне 0,985. При этом не имеет значения радиус расчета. Прозрачный дым детектируется со значениями точности распознавании 0,843 для дыма и 0,832 без дыма. Эффективность пространственно-временных локальных бинарных шаблонов при наложении шума Гаусса снизилась на 16-19%, что говорит о низкой устойчивости такого типа шаблонов к шуму Гаусса.

При густом дыме устойчивыми к шуму типа «соль-перец» являются тернарные шаблоны, что обусловлено особенностями построения тернарного кода для таких шаблонов. Расширенные бинарные шаблоны также показывают высокую устойчивость к этому типу шума, однако отсутствие дыма детектируется лучшим образом в случае расчета STLTP. При этом разница точности обнаружения составляет 3–4%. Локальные бинарные шаблоны показывают слабую устойчивость к шуму типа «соль-перец».

Точность детектирования дыма на изображениях подвергнутых фильтру Гаусса снизилась на 1–2% для густого дыма и на 5–10% для прозрачного дыма соответственно при применении STELBP. Это означает, что требуются дополнительные методы борьбы с размытием изображений.

В большинстве случаев фильтр Лапласа обеспечивает незначительное улучшение точности детектирования на 1–2%. В случае с прозрачным дымом точность детектирования была снижена до 78%, это объясняется тем, что для детектирования прозрачного дыма используются пространственно-временные расширенные бинарные шаблоны. Гистограмма STELBP строится особым способом, учитывая грани, углы и линии на изображении, а фильтр Лапласа, повышая резкость, способствует появлению новых граней на изображении, выделенных из дымных областей, снижая тем самым точность детектирования.

Средняя скорость обработки одного кадра видеопоследовательности с учетом этапа сегментации и верификации зависит от выбранных параметров алгоритмов и разрешения исходного изображения. При характеристиках ноутбука Lenovo Intel Core i5-3230m CPU 2,60 Ghz, ОЗУ 4,00 ГБ и установленной на нем 32-х разрядной операционной системе Windows 7 средняя скорость обработки одного кадра составила 1,5 с.

Также разработанные алгоритмы сравнивались с известными алгоритмами детектирования дыма (таблица 8). Программные продукты доступны для использования и тестирования в демонстрационном режиме или с ограничениями по настройке параметров алгоритма и сохранению результатов работы. Они, как правило, реализуют простейшие алгоритмы детектирования дыма с относительно невысокой точностью распознавания до 86–94%. Точность детектирования дыма

предлагаемой реализации выше по сравнению с исследованными программными комплексами в среднем на 9–10%. При этом значение ошибки второго рода предложенной реализации меньше на 5–8%.

				Програм	имный к	омплекс	,		
							Предлагаемая		
Вилеопоследовательность		VSD 2 0		Fire	e and Sm	oke	реализация		
Бидеопоследовательноств		150 2.0			Detector	•	(средние данные/		
							лучи	ие данн	ные)
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
	96.1	12.0	12.0	01.2	0 00	1.90	95,54/	4.46/	3,06/
дальний дым т	80,1	15,9	12,0	91,2	0,00	1,80	100	0,00	0,00
	96.9	12.2	10,4	88,2	11,8	5,80	98,26/	1,74/	10,7/
Б ЛИЖНИИ ДЫМ Э	00,0	13,2					100	0,00	0,00
	04.8	5 20	27.8	01.6	8,40	26.0	94,03/	5,97/	10,9/
дальний дым 10	94,0	5,20	27,0	91,0		20,9	97,7	2,30	0,00
	02.5	7.50	0.80	96.2	127	15.0	100/	0,00/	0,72/
Б ЛИЖНИИ ДЫМ 9	92,5	7,50	0,80	80,5	15,7	13,0	100	0,00	0,00
	02.7	7 30	0.30	00.7	0.30	8 80	98,23/	1,77/	1,52/
дальний дым 4	92,7	7,30	9,30	90,7	9,30	0,00	100	0,00	0,20
Croaning analysing	00.58	0.42	12,06	89,6	10,4	11,66	97,21/	2,79/	5,38/
Средние значения	90,58	9,42					99,5	0,46	0,50

Таблица 8. Результаты детектирования видеопоследовательностей с дымом

В главе представлены результаты и других проведенных экспериментов, которые, показавших высокую эффективность детектирования дыма, как на этапе сегментации регионов-кандидатов, так и на этапе верификации.

В заключении приведены выводы по работе, сформулированы основные результаты.

ОСНОВНЫЕ ВЫВОДЫ И РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В работе представлены методы и алгоритмы детектирования дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах. Предложен комбинированный алгоритм выделения регионов-кандидатов, похожих на дым, для верификации таких регионов-кандидатов использованы методы текстурного анализа. Основные результаты работы представлены ниже.

1. Проведен анализ существующих методов детектирования дыма на открытых пространствах с использованием систем видеонаблюдения. Показано, что большинство методов детектирования дыма на видеоизображениях основано на выделении движения, цветовых и текстурных особенностях, позволяющих разделить классы дым и отсутствие дыма. Как правило, для детектирования дыма применяют сочетание нескольких классификаторов.

2. Разработан метод получения областей-кандидатов, позволяющий выделить на видеоизображении регионы-кандидаты, похожие на дым. Предварительная сегментация областей задымления осуществляется методом сопоставления блоков, при этом на предварительно выделенные блоки накладываются маски цвета и турбулентности для уточнения свойств дыма. Для классификации регионов-кандидатов впервые использованы бустинговые случайные леса.

3. Предложен алгоритм верификации регионов-кандидатов, похожих на дым, с помощью пространственно-временных локальных бинарных шаблонов, которые учитывают информацию о текстуре из текущего кадра и двух соседних кадров относительно центрального пиксела. Это позволяет учесть больше текстурных особенностей и тем самым повысить точность верификации. Рассмотрены пространственно-временные локальные бинарные шаблоны, локальные тернарные шаблоны и расширенные бинарные шаблоны. При этом исследовано построение шаблонов с пересечением или без пересечения, применение различных радиусов шаблона и различных типов гистограмм. Для построения решающего правила использовано расстояние Кульбака-Лейблера. Показана эффективность использования методов текстурного анализа для верификации областейкандидатов, похожих на дым. Предложено использование эволюционного алгоритма для улучшения эталонной гистограммы дыма, позволяющее обеспечить повышение точности детектирования и уменьшить при этом значения ошибок первого и второго рода.

4. Предложен алгоритм обработки изображений, содержащих артефакты, связанные с атмосферными явлениями такими, как морось и дымка, а также недостаточным освещением. Исследован метод пространственно-временных локальных бинарных, локальных тернарных и расширенных бинарных шаблонов детектирования густого и прозрачного дыма при наличии следующих артефактов: шума типа «соль-перец» со значениями до 10 дБ; аддитивного белого шума Гаусса, имитирующего атмосферные осадки; размытия изображений и слабой применением алгоритма Ретинекс. Разработанный освещенности с метод верификации видеопоследовательностях дыма на с использованием пространственно-временных шаблонов обеспечивает точность верификации 96-99 % для густого и 86-94 % для прозрачного дыма в зависимости от артефактов и шумов.

5. Эффективность предложенных методов и алгоритмов подтверждена экспериментальными 40 исследованиями, проведенными на Тестовые видеопоследовательностях. видеопоследовательности содержат изображения прозрачного и/или густого дыма, движущихся людей, движущийся транспорт, сложный динамический фон. При этом в некоторых «дымных» видеопоследовательностях дым присутствовал не на всем протяжении съемки, что позволило оценить не только качество работы по количеству найденных кадров с дымом, но и скорость срабатывания системы. Системе потребовалось 5–12 кадров для обнаружения дыма, что является хорошим результатом из-за медленного распространения дыма и прозрачности дыма в ранней фазе. Среднее значение точности детектирования дыма составляет 94,86%. Среднее значение ошибки второго рода по всем видеопоследовательностям составило 6,39%. Полученные значения ложной тревоги говорят о том, что потенциальные источники ложных срабатываний, в основном, фильтруются.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

В изданиях, рекомендованных ВАК:

1. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Модель фона при детектировании дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах // Информационноуправляющие системы. – 2016. - №4 (83). – С. 44-50.

2. Пятаева А.В. Сегментация областей задымления на видеопоследовательности // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2016. – Том 17, №3. – С. 625-630.

3. Фаворская М.Н., **Пятаева А.В.** Детектирование дыма на открытых пространствах в сложных погодных условиях с применением пространственновременных локальных бинарных шаблонов // Информационно-управляющие системы. – 2016. - №1 (80). – С. 16-25.

4. Пятаева А.В. Обнаружение областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М. Ф. Решетнева. – 2014. - №5(57). – С. 108-114.

В изданиях, индексируемых Scopus:

5. Favorskaya M, **Pyataeva A**, Popov A. Spatio-temporal smoke clustering in outdoor scenes based on boosted random forests // Procedia Computer Science.– 2016. – Vol. 96. – P. 762-771.

6. Favorskaya M, **Pyataeva A**, Popov A. Verification of smoke detection in video sequences based on spatio-temporal local binary patterns // Procedia Computer Science. -2015. - Vol. 60. - P. 670-680.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ:

7. Пятаева А.В., Фаворская М.Н., Попов А.М. Система сегментации областей дыма на видеопоследовательности (SmokeAnalyzer 2.18) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2016613827 Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 07.04.2016.

8. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Система детектирования дыма по зашумленным видеоизображениям (NTS 5.05) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2015662901. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 20.10.2015

9. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов (DKL 3.15) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2015615904. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 27.05.2015.

Другие издания:

10. Пятаева А.В. Сегментация областей задымления при раннем обнаружении дыма на открытых пространствах // В материалах III Международной научной конференции «Региональные проблемы дистанционного зондирования Земли» (РПДЗЗ-2016) / ИКИТ СФУ – Красноярск, 2016. С. 178-181.

11. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Применение эволюционного алгоритма для сглаживания гистограмм при раннем обнаружении дыма на открытых пространствах// В материалах 18-й международной конференции DSPA-2016 «Цифровая обработка сигналов и ее применение» / РНТОРЭС им. А.С. Попова - Москва, 2016. Т. 2. – С. 866–871.

12. Пятаева А.В., Фаворская М.Н., Применение локальных бинарных шаблонов при раннем обнаружении дыма на открытых пространствах // В материалах 17-й международной конференции DSPA-2015 (Цифровая обработка сигналов и ее применение) / РНТОРЭС им. А.С. Попова - Москва, 2015. Т. 2. – С. 531–535.

13. Пятаева А.В. Обнаружение дыма на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов в условиях шума. // В материалах XIX-й международной научно-практической конференции, посвященной 55-летию Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева «Решетневские чтения» / СибГАУ – Красноярск, 2015, Часть. 2. – С. 245-246.