

## **РЕФЕРАТ**

Отчет 55 с., 1 ч., 49 рис., 0 табл., 11 источников, 0 прил.

ДЫМ, ИЗМЕНЕНИЕ КОНТРАСТА, ВЕЙВЛЕТ-АНАЛИЗ, ДВИЖЕНИЕ, МАТЛАБ

Объект исследования — обнаружение дыма с использованием видеокамеры видимого диапазона длин волн.

Цель работы — создать программную модель обнаружения дыма на видеоизображении, учитывающую максимально возможное количество факторов, затрудняющих детектирование дыма в различных условиях, а также исключающую источники ложного детектирования.

Содержание работы: Программная модель детектирования дыма на видеоизображении строилась на комбинации двух методов анализа: изменение яркости и цветности сцены, а также изменение контрастности. Для уменьшения шума и смягчения требований к аппаратным ресурсам было использовано разбиение видеокадра на квадратные зоны, например, 16x16 пикселей.

В результате работ создана программная модель обнаружения дыма, работающая с записанными видеофайлами. Программная модель создана в среде разработки Simulink (Matlab). Проведено успешное тестирование модели на тестовых видеофайлах в количестве не менее 50 файлов, содержащих как очаги пожара, так и ложные источники. Проведены работы по объединению программной моделей обнаружения дыма с ранее разработанной моделью обнаружения дыма в единую модель обнаружения пожара.

# СОДЕРЖАНИЕ

<b>ВВЕДЕНИЕ.....</b>	<b>5</b>
<b>1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ РАСПОЗНОВАНИЯ ДЫМА НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИИ.....</b>	<b>7</b>
1.1    Методы, основанные на вейвлет-преобразовании .....	7
1.2    Методы, основанные на детектировании движения.....	11
1.3    Использование цветовой модели HSV .....	17
1.4    Уменьшение цветности в пространстве YCbCr .....	19
1.5    Выводы по результатам обзора .....	20
<b>2. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О ПРОГРАММНОЙ МОДЕЛИ.....</b>	<b>23</b>
2.1    Структурная схема .....	23
2.2    Программная модель в среде разработки .....	27
2.3    Разбиение изображения на зоны .....	28
2.4    Формирование маски низкой насыщенности цвета .....	29
2.5    Формирование эталонного кадра.....	31
2.6    Детектор изменения сцены (движения) .....	33
2.7    Поиск связных зон, их фильтрация и отслеживание во времени.....	36
2.8    Вейвлет-анализ .....	38
2.9    Модуль накопления статистики.....	44
2.10    Модуль принятия решения .....	46
<b>3. ТЕСТИРОВАНИЕ ПРОГРАММНОЙ МОДЕЛИ.....</b>	<b>49</b>
<b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....</b>	<b>54</b>
<b>ИСПОЛЬЗУЕМАЯ ЛИТЕРАТУРА.....</b>	<b>55</b>

## **ВВЕДЕНИЕ**

При возникновении пожара, время его обнаружения имеет решающее значение для обеспечения безопасности людей и сведения к минимуму наносимого пожаром материального ущерба. Традиционные системы автоматической пожарной сигнализации основаны на применении различного рода детекторов дыма и газа, сенсоров, основанных на пробах частиц воздуха и измерении внешней температуры. Быстродействие таких систем не всегда обеспечивает раннее обнаружение возгорания и зависит от конкретного случая. Отдельно можно выделить телевизионные камеры, на основе которых создаются качественные системы обнаружения пожара, но стоимость таких систем крайне высока и оправдана только для стратегических объектов, при этом к недостаткам таких систем как раз относится отсутствие реакции на задымление.

Обнаружение пожара с использованием видеокамер видимого диапазона длин волн имеет ряд преимуществ по сравнению с традиционно применяемыми методами. Повышается вероятность обнаружения дыма и огня на открытых пространствах, а также уменьшается время реакции на возникновение опасной ситуации. При этом видеоизображение позволяет точно определить местоположение очага возгорания. Таким образом, можно разработать устройство наведения пожарного робота на очаг возгорания на базе обычной видеокамеры и интеллектуального устройства обработки. За счет этого можно снизить себестоимость изготовления пожарных роботов, дав толчок к экономическому развитию данного направления и повышению пожарной безопасности на целом ряде крупных объектов. Это может помочь спасти жизни людей, сохранить имущество предприятий при возникновении пожара.

Немаловажным фактором является возможность использовать повсеместно устанавливаемые системы видеонаблюдения. Видеосистемы обнаружения пожара могут использоваться, как в различных зданиях, дополняя имеющуюся систему пожарной сигнализации, так и в качестве основной для открытого пространства, например, для мониторинга улиц, площадок хранения, лесных массивов, где другие системы эффективны. Автоматическая система снимет нагрузку с оператора системы видеонаблюдения, автоматически выводя сигнал тревоги на пульт.

Основной задачей данной работы является разработка программной модели обнаружения дыма на видеоизображении, дополняющей разработанную ранее системы обнаружения пламени на видеоизображении. Обнаружение дыма является жизненно важным для систем пожарной сигнализации, так как часто пожар начинается с задымления и в ходе пожара источник пламени на начальной стадии может быть

перекрыт предметом и быть невидим для видеокамеры или ИК-сенсоров. Дым начинаящегося пожара можно обнаружить с помощью камеры, даже если пламя еще не видно, что способствует раннему обнаружению пожара до его распространения.

Задача обнаружения дыма в данной работе сосредоточена на разработке алгоритма, анализирующего дым небольших размеров (размером не более одноэтажного дома), так как она является более сложной: имеется больше ложных источников со схожими размерами и динамикой движения. Алгоритм обнаружения дыма более крупных размеров, наблюдаемый обычно с большого расстояния (задача пожарного мониторинга леса) будет разработан за счет упрощения модели обнаружения дыма небольшого размера.

В ходе проекта требуется создать набор видео файлов для тестирования, содержащих как сцены пожара, так и потенциальные источники ложных срабатываний, и провести тестирование разработанной программной модели.

# 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ РАСПОЗНОВАНИЯ ДЫМА НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИИ

Первым этапом работы над проектом стало ознакомление с уже имеющимися в мире наработками по данной тематике с целью определить существующие методы обнаружения дыма, и за счет имеющегося опыта оценить их преимущества и недостатки. Рассматривались методы обнаружения дыма в ближней зоне (высокая динамика дыма). Основных подходов не так много, а именно:

- Методы, основанные на вейвлет-преобразовании,
- Методы, основанные на детектировании движения,
- Использование цветовой модели.

Далее представлено описание и анализ найденных методов, дана оценка важности и целесообразности их применения и степени достоверности полученных результатов.

## 1.1 Методы, основанные на вейвлет-преобразовании

В источнике [1] изложен метод обнаружения дыма, базирующийся на использовании двухмерного вейвлет-преобразования.

Дым сглаживает края контрастных объектов на изображении, соответственно теряется контрастность этой области. Это характерное свойство дыма - хороший показатель его присутствия в поле зрения камеры. На рисунке 1 показан пример задымления, на котором уменьшается контрастность заднего фона.

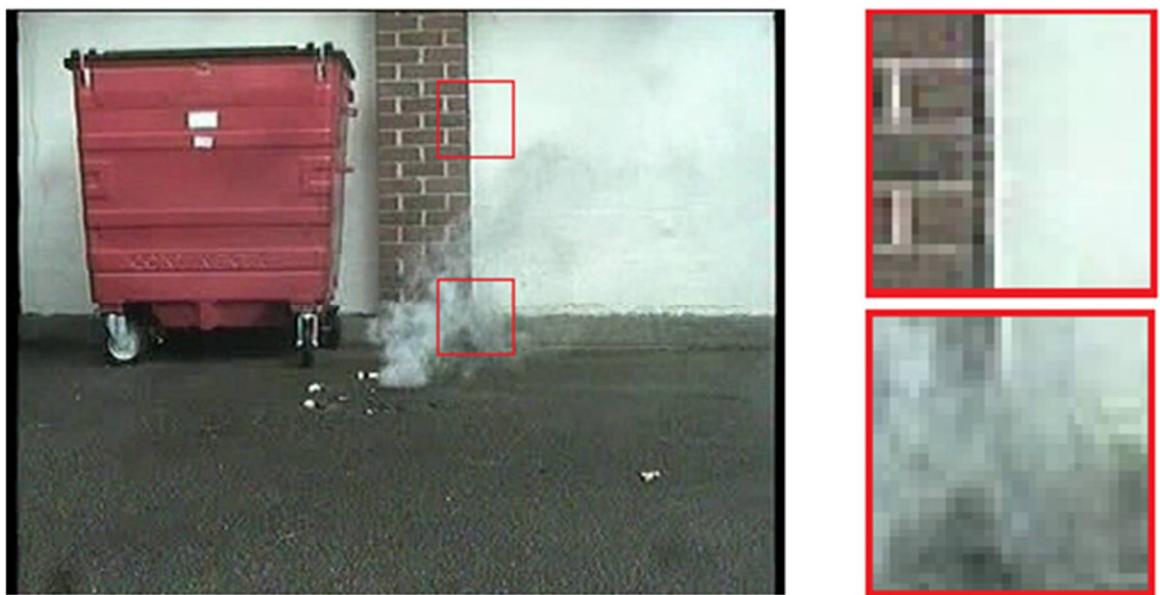


Рис. 1 – Изменение контрастности при задымлении

Для оценки этого изменения удобно использовать вейвлет-преобразование изображения, которое позволяет анализировать частотные компоненты входных данных. Контрастные грани на изображении соотносятся с локальными экстремумами в вейвлет-преобразовании.

Пространственно-временной анализ на основе дискретного вейвлет-преобразования (далее - ДВП) используется в работе [1]. После применения ДВП к сигналу  $S$  (Рис. 2) формируются детализирующие коэффициенты  $D$  (после высокочастотного фильтра) и коэффициенты аппроксимации  $A$  (после низкочастотного фильтра).

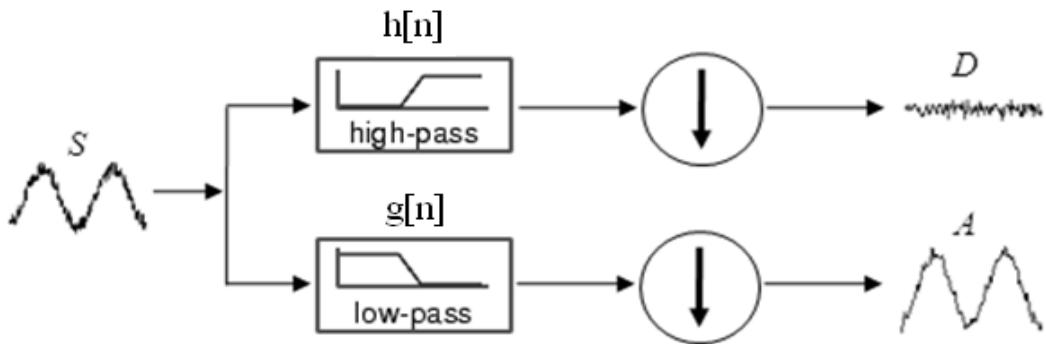


Рис. 2 – Дискретное вейвлет-преобразование

На рисунке 4 показаны результаты распределения энергии по масштабам вейвлет-преобразования обычного движущегося объекта (Рис. 3а) и дыма (Рис. 3б). Движение обычных (плотных, непрозрачных) объектов производит большое количество вариаций уровней энергии (Рис. 4а), что сильно контрастирует с движением дыма (Рис. 4б).

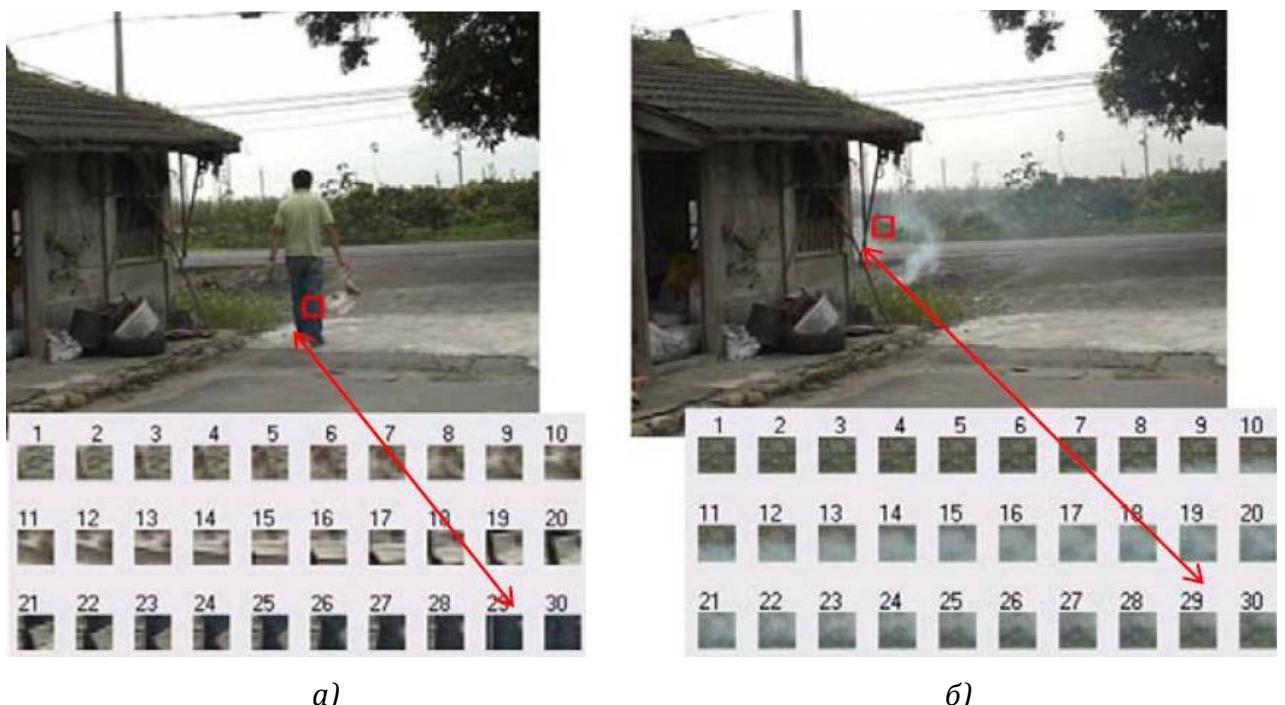


Рис. 3 – Тестовое видео (а – движение человека, б – дым)

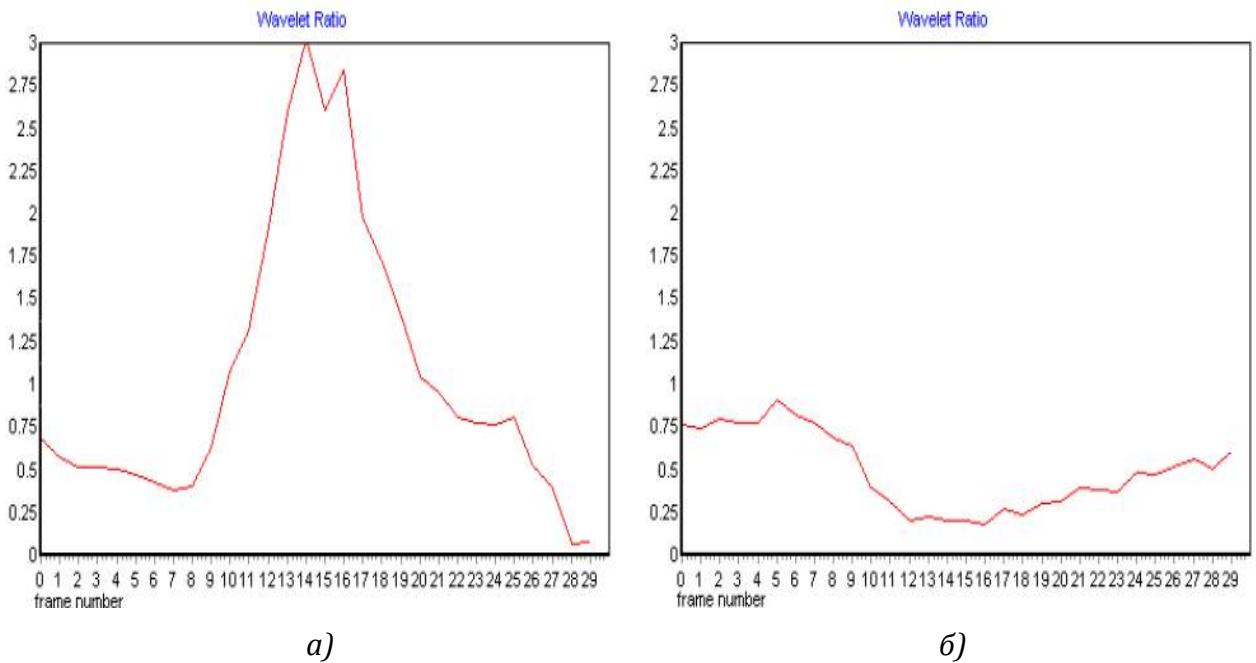


Рис. 4 – Тестовое видео (а – движение человека, б – дым)

Далее, установив определенный порог, можно с высокой долей вероятности определить, присутствует ли дым в данном сегменте кадра, или нет.

В большинстве существующих алгоритмов используется двумерное ДВП [2,3,4,5,6]. Схема двумерного ДВП показана на рисунке 5. Вначале каждая из  $N$  строк изображения делится на низкочастотную (НЧ) и высокочастотную (ВЧ) половины размером  $N \times N / 2$  (Рис. 5б). Далее каждый столбец точно также делится, в итоге получается четыре изображения размером  $N / 2 \times N / 2$  (рис. 5в):

- НЧНЧ1 – НЧ по горизонтали и вертикали,
- ВЧВЧ1 – ВЧ по горизонтали и вертикали,
- НЧВЧ1 – НЧ по горизонтали и ВЧ по вертикали,
- ВЧНЧ1 – ВЧ по горизонтали и НЧ по вертикали.

Первое из указанных выше изображений делится аналогичным образом на следующем этапе (уровне) преобразования (рис. 5г) и т.д.

Коэффициенты  $L$  и  $H$  – соответственно информация ВЧ и НЧ-компонентов изображения.

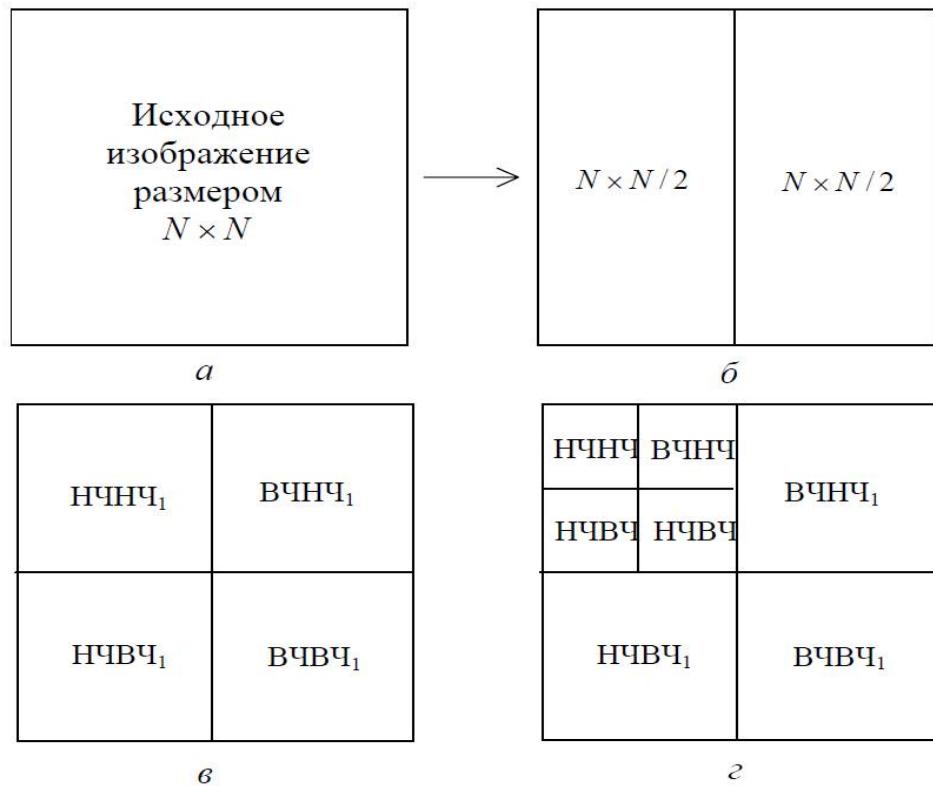


Рис. 5 – Результат двумерного ДВП

На рисунке 6 представлена схема двумерного ДВП. Сначала производится фильтрация по горизонтали исходного изображения, а затем по вертикали. Коэффициенты L и H – соответственно информация о ВЧ и НЧ-компонентах изображения.

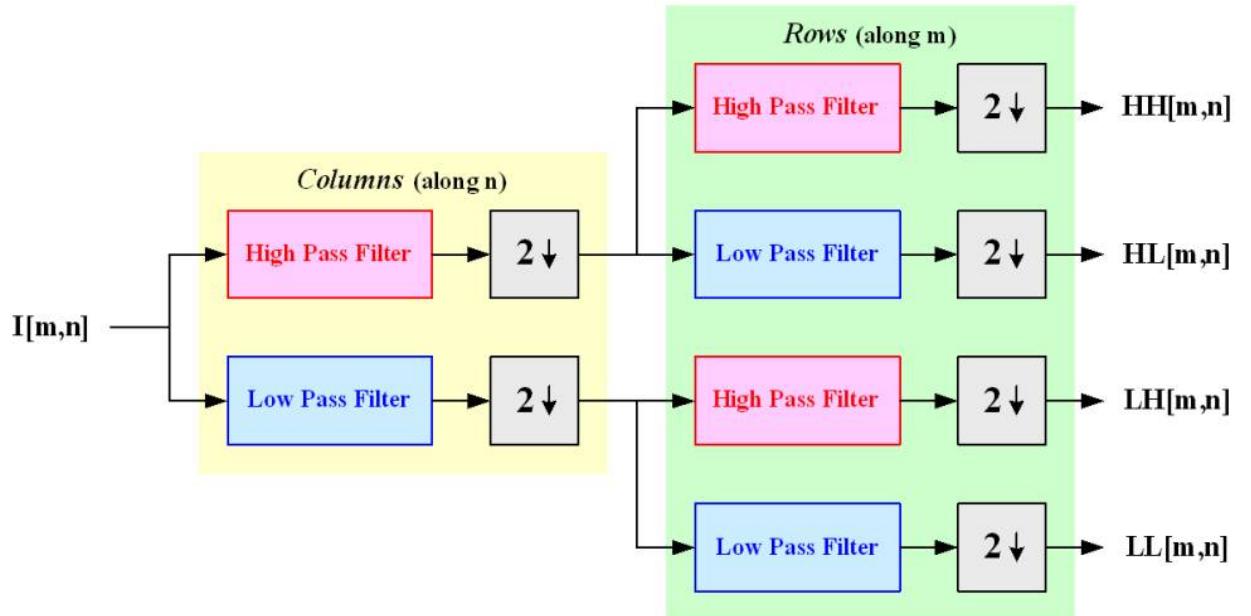


Рис. 6 – Схема двумерного ДВП

В результате такого преобразования получаем вейвлет-изображения LH, HL и HH содержащие соответственно горизонтальную, вертикальную и диагональную ВЧ информацию об исходном изображении. При появлении задымления часть фона заслоняется дымом и ВЧ компоненты изображения становятся менее видимыми. Это четко проявляется на LH, HL и HH изображениях.

В методе [2] изображение делят на равные области, например 32x32 пикселя, для каждой производится двумерное ДВП и подсчитывается сумма квадратов значений каждого из коэффициентов:

$$E(B_k, I_t) = \sum_{m,n \in B_k} [LH(m, n)^2 + HL(m, n)^2 + HH(m, n)^2], \quad (1)$$

где  $B_k$  - это k-ая область, а  $I_t$  - исходное изображение в момент времени  $t$ .

Полученная сумма  $E(B_k, I_t)$  - энергия области изображения в момент времени  $t$ . Далее производится сравнение энергии  $E(B_k, I_t)$  и энергии этой же области в изображении заднего фона  $E(B_k, BG_t)$ . Если обнаруживается продолжительное, в течение серии кадров, уменьшение энергии сегмента в сравнении с сегментом фона, предполагается присутствие дыма.

В общем случае применение-вейвлет анализа для решения поставленной задачи представляется целесообразным, так он данный метод позволяет проанализировать изменение контрастности во времени – один из главных признаков наличия дыма на видеоизображении. Но стоит также отметить, что только на этом признаке затруднительно построить полноценную модель распознавания дыма, так как в кадре может изначально не быть контрастных объектов или произвольный объект с низкой контрастностью, попав в кадр, может снизить контрастность области на долгое время.

## **1.2 Методы, основанные на детектировании движения**

В большинстве источников первым шагом в алгоритме обнаружения дыма на видеоизображении является обнаружение движущихся объектов. Существуют три методики поиска движущихся объектов: метод оптического потока [7,8], метод, основанный на межкадровой разнице [4,9] и метод вычитания фона [3,10].

### ***Оптический поток***

Оптический поток (англ. Optical flow) – изображение видимого движения, представляющее собой сдвиг каждой точки между двумя изображениями. По сути, он представляет собой поле скоростей (т. к. сдвиг с точностью до масштаба эквивалентен мгновенной скорости). Для каждой точки изображения  $I_1(x, y)$  находится такой сдвиг

$(dx, dy)$ , чтобы исходной точке соответствовала точка на втором изображении  $I_2(x + dx, y + dy)$ .

Пример изображения векторов движения пикселей показан на рисунке 7.

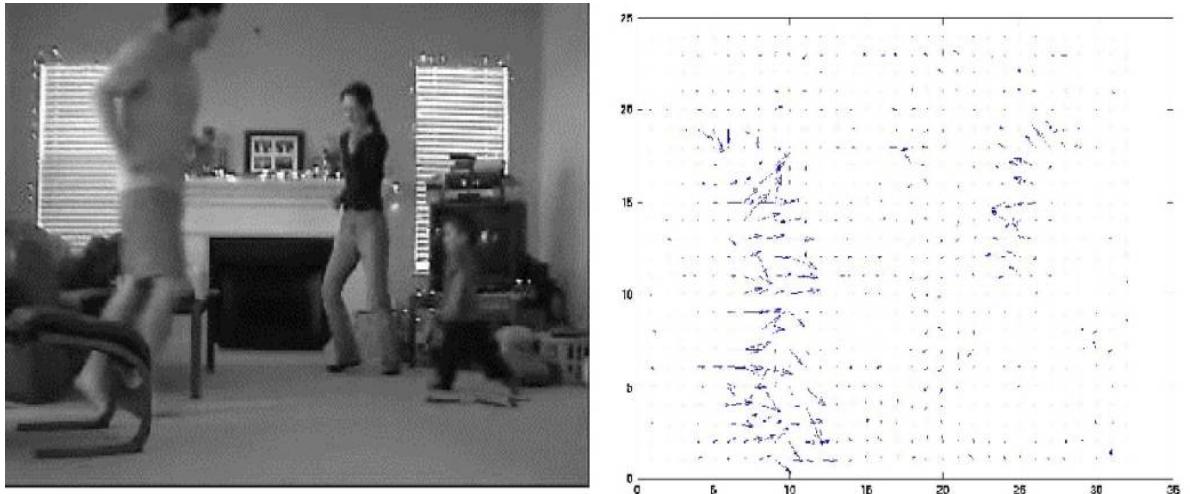


Рис. 7 – Пример изображения векторов движения пикселей

Для того, чтобы определить соответствие точек необходимо взять какую-то функцию точки, которая не изменяется в результате смещения. Обычно считается, что у точки сохраняется интенсивность (т. е. яркость для цветных изображений), но можно считать одинаковыми точки, у которых сохраняется величина градиента, гессиан, его величина или его определитель, лапласиан, другие характеристики.

Очевидно, что сохранение интенсивности дает сбои, если меняется освещенность или угол падения света. Тем не менее, если речь идет о видеопотоке, то, скорее всего, между двумя кадрами освещение сильно не изменится, так как между ними проходит малый промежуток времени, например 40 мс (25 кадров/с, PAL). Поэтому часто используется интенсивность в качестве функции, сохраняющейся у точки.

На вычислении оптического потока основывается поиск движения в работе [7].

Однако при моделировании аналогичного алгоритма оказалось, что для видеоизображения дыма нет достаточно корректного поля векторов, по которому можно однозначно выделить движение дыма. В качестве среды моделирования использовалась среда Simulink (Matlab). На рисунке 8 показан пример работы алгоритма блока Optical Flow метод Lucas-Kanade. В тоже время видео с обычным движущимся объектом (автомобилем) обрабатывается достаточно хорошо и объект четко выделяется на выходе (Рис 9).

Плохая результативность метода оптического потока, скорее всего, связана с хаотичностью движения пикселей в области дыма. Кроме того, облако задымления состоит из большого количества близких или повторяющихся по яркости пикселей, что

затрудняет поиск текущего пикселя в следующем кадре. Поле скоростей получается неоднородным, рваным, а векторы разнонаправлены.



Рис. 8 – Преобразование видео с дымом блоком Optical Flow (Matlab)



Рис. 9 – Преобразование видео с автомобилем блоком Optical Flow (Matlab)

Кроме того данный метод определения движущихся областей на данный момент требует больших вычислительных ресурсов. Проверка алгоритмов проводилась на компьютере с процессором IntelCore2Duo E8600, 4Гб ОЗУ. При обработке видеоизображения с разрешением 640x360 пикселей, и частотой кадров 25 Гц, производительность падала до анализа только 3-4 кадров/с. Соответственно обработка велась в 8 раз медленнее реального времени.

### **Межкадровая разница**

Метод основанный на межкадровой разнице (метод временной разницы), используется для быстрого, грубого обнаружения нескольких движущихся объектов большого размера (в пикселях). В непрерывной последовательности изображений, двух или трех кадров подряд, для каждого пикселя производится сравнение и анализ разности яркостных или цветовых характеристик. При использовании определенного

фиксированного порога для вычисляемой разницы, возможно создать бинарную модель движущегося объекта. Таким образом, если мы имеем три последовательных кадра  $I_{n-1}(i, j), I_n(i, j), I_{n+1}(i, j)$ , то исходя из вышесказанного:

$$I_A(i, j) = |I_{n-1}(i, j) - I_n(i, j)| \quad (2)$$

$$I_B(i, j) = |I_n(i, j) - I_{n+1}(i, j)| \quad (3)$$

$$I_C(i, j) = \begin{cases} 1, & I_A(i, j) \cup I_B(i, j) \geq th \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

Пороговое значение должно адаптироваться к изменениям обстановки, например, к глобальным изменениям освещенности всего кадра и изменениям фона отдельных областей. Алгоритм достаточно успешно работает при однородном фоне, кроме того его можно использовать для грубого подсчета площади движущегося объекта. В случае, если фон не является статичным, алгоритм будет чувствителен к любому изменению и будет достаточно трудно отличить движущийся объект от ложных движений.

В работе [10], при поиске движущихся объектов, метод межкадровой разности используется в несколько измененном виде, параллельно с методом вычитания фона.

$$F_{GMTD}(i, j) = \begin{cases} F_{TD}(i, j), & F_{GMM}(i, j) = 0 \\ F_{GMM}(i, j), & F_{GMM}(i, j) \geq 0 \end{cases}, \quad (5)$$

где  $F_{TD}(i, j)$  – бинарная маска движения, полученная методом межкадровой разности,  $F_{GMM}(i, j)$  – методом вычитания фона при помощи смеси нормальных распределений(GMM). В результате получаем  $F_{GMTD}(i, j)$  комбинированную маску движения, в которой вычитание фона используется в качестве основного алгоритма, а метод временной разности используется как дополняющий элемент, заполняющий возможные пустоты в блоках.

### **Метод вычитания фона**

Метод вычитания фона (англ. Background subtraction) – это наиболее широко распространенный в настоящее время подход к обнаружению движущихся объектов на видеоизображениях, полученных с помощью стационарной камеры. Суть этого подхода заключается в построении заднего плана сцены и последующем попиксельном сравнении, на каждом кадре, текущего значения с моделью фона. В соответствии с результатами сравнения принимается решение, принадлежит пиксель к заднему плану (background) или к переднему (foreground).

Простейший алгоритм вычитания фона состоит в следующем: пусть у нас имеется стационарная камера и видеопоследовательность, получаемая с нее. Пусть первые n

кадров не происходит никакого движения, а начиная с  $n+1$  кадра перед камерой могут появляться объекты интереса (англ. ROI – Region Of Interest): люди, машины и т.д. Тогда необходимо сохранить, к примеру, первый кадр и начиная с  $n+1$  кадра производить вычитание фонового изображения из текущего кадра. Следующий этап – построение бинарного изображения (маски). Будем считать, что пиксель принадлежит движущемуся объекту и имеет белый цвет в маске, если разность интенсивности фона и текущего кадра для данного пикселя превышает некоторое пороговое значение. В противном случае принимается, что пиксель принадлежит фону. Пример успешной работы алгоритма можно увидеть на рисунке 10.



*Рис. 10 – Пример работы алгоритма выделения переднего плана*

Описанный простейший алгоритм не в состоянии справится с проблемой динамического заднего плана. Запомнив первый кадр видеопоследовательности, алгоритм в дальнейшем сегментирует такие движения, как например, движение листьев на дереве или движение воды в передний план. Кроме того, алгоритм вычитания фона сталкивается с проблемой движущихся теней, т.е. теней от движущихся объектов сцены. Падение тени на объект довольно сильно меняет цвет объекта, и именно поэтому изложенный выше алгоритм классифицирует тени как передний план. Также изменение освещенности практически полностью меняют цветовые характеристики сцены. В итоге из-за сильного изменения освещения алгоритм будет сегментировать в передний план большую часть сцены. Неадаптивный порог приходится настраивать вручную для разных камер и разных настроек камеры по-разному, что нежелательно для автоматических систем.

Модель фона, представляющая собой описание сцены без движущихся объектов, должна постоянно обновляться, чтобы отражать изменения, не связанные с движением объектов. Распространенной техникой формирования фонового кадра является его моделирование на основе одного нормального распределения или смеси нормальных

распределений [4,11]. Данный подход основан на том, что изменения значения яркости пикселя фона от кадра к кадру описываются нормальным законом распределения или смесью нормальных распределений(англ. Mixture of gaussians). Тогда колебания яркости пикселя с координатами  $(x,y)$  на изображении кадра при смене кадров можно описать случайным процессом по формуле:

$$X_t = I_{xy}(t) \quad (6)$$

Вероятность наблюдения определенного значения яркости данного пикселя можно описать нормальным законом распределения с математическим ожиданием  $\mu_t$  и среднеквадратичным отклонением  $\sigma_t$  согласно выражениям:

$$P(X_t) = p(X_t, \mu_t, \sigma_t); \quad (7)$$

$$p(X_t, \mu_t, \sigma_t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{\frac{-(X-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (8)$$

Первые  $n$  кадров (когда камере виден только задний план) для каждого пикселя алгоритм производит оценку параметров модели т.е.  $\mu_t$  и  $\sigma_t$  используя аппарат мат. статистики а потом, после того как обучение закончено, попиксельно использует вероятностный порог для того, чтобы определить принадлежит ли значение пикселя заднему плану или переднему. Тогда значения  $\mu_t$  и  $\sigma_t$  для текущего кадра могут быть вычислены как:

$$\mu_t = \frac{\sum_{i=1}^n X_{t-i}}{n}, \quad (9)$$

$$\sigma_t = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (X_{t-i} - \mu_t)^2}{n}} \quad (10)$$

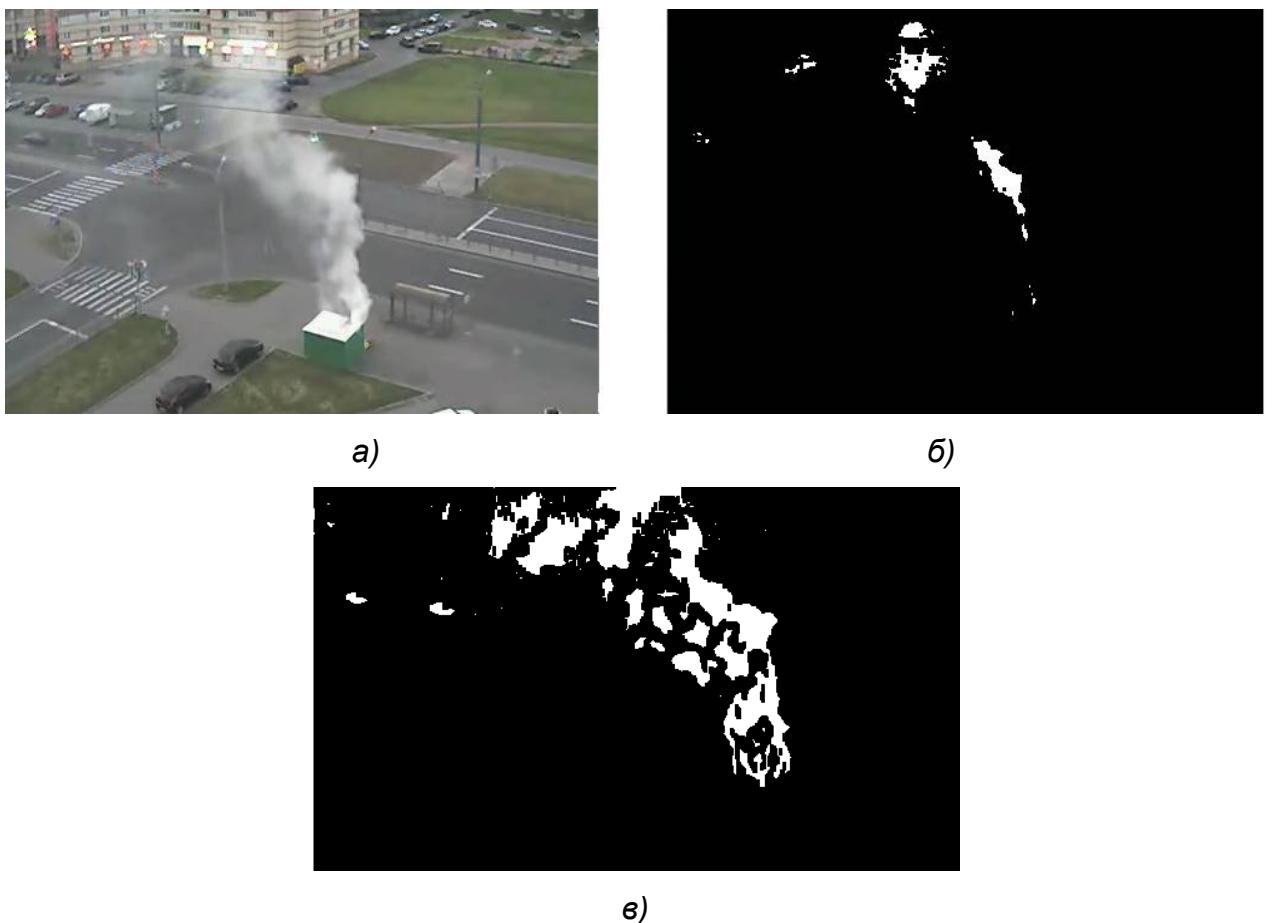
где  $n$  – количество кадров, участвующих в вычислении.

На практике, когда существует много факторов, влияющих на детектирование, нормальное распределение не может полностью описать реальное изображение фона. Необходимо использовать несколько моделей нормального распределения (смесь нормальных распределений) для представления каждого пикселя. В таком случае алгоритм создает попиксельную модель сцены, используя смесь нормальных распределений, и с поступлением каждого нового кадра обновляет и классифицирует каждый пиксель как принадлежащий к заднему или переднему плану. Таким образом:

$$P(X_t) = \sum_{k=1}^K w_{k,t} \cdot P(X_t, \mu_{k,t}, \Sigma_{k,t}) \quad (11)$$

Каждому слагаемому в сумме соответствует процесс в пикселе сцены, который характеризуется параметрами нормального распределения ( $\mu_t$  и  $\sigma_t$ ).  $w_{k,t}$  это вес  $k$ -го

распределения в смеси в момент времени  $t$ . Является показателем того, насколько часто данный процесс в данном пикселе попадал в поле зрения камеры. Параметр  $K$  (максимальное количество гауссианов) выбирается в соответствии с ресурсами аппаратуры (компьютера), обычно берут значения от 3 до 5. Ниже на рисунке 11б для сравнения показан пример работы системы вычитания фона методом смеси гауссиан (англ. Gaussian mixture model) и область движения, полученная описываемым в данной работе методом (Рис. 11в).



*Рис. 11 – Пример работы системы вычитания фона методом смеси гауссиан*

### 1.3 Использование цветовой модели HSV

Методика, предложенная в источнике [11], основывается на использовании цветовой модели HSV.

Hue (цветовой тон) варьируется в пределах  $0—360^\circ$ , однако иногда приводится к диапазону  $0—100$  или  $0—1$ .

Saturation (насыщенность) варьируется в пределах  $0—100$  или  $0—1$ . Чем больше этот параметр, тем «чище» цвет, поэтому этот параметр иногда называют чистотой цвета. А чем ближе этот параметр к нулю, тем ближе цвет к нейтральному серому.

Value (значение цвета) - яркость. Также задаётся в пределах 0—100 или 0—1.

Простейший способ отобразить HSV в трёхмерное пространство — воспользоваться цилиндрической системой координат (Рис. 12). Здесь координата H определяется полярным углом, S — радиус-вектором, а V — Z-координатой. То есть, цветовой тон изменяется при движении вдоль окружности цилиндра, насыщенность — вдоль радиуса, а яркость — вдоль высоты.

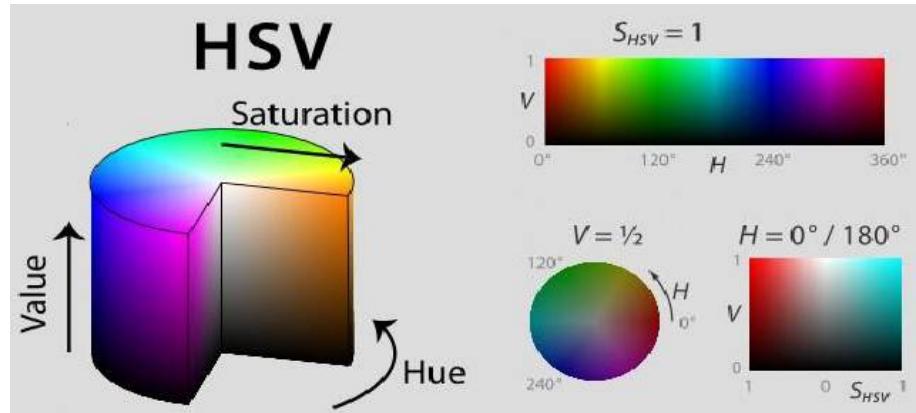


Рис. 12 –Модель HSV в цилиндрической системе координат

При сгорании различных материалов, образуются различные оттенки дыма, но все эти оттенки характеризуются малой цветностью, параметр S в HSV модели близок к нулю. Если установить определенный порог, например  $S(x, y) \leq 0.1$  , то можно выделить область задымления на изображении.

Однако на практике в большинстве случаев этой характеристики недостаточно, для четкого распознавания объекта. Пример неэффективности использования такой фильтрации показан на рисунке 13. На рисунке 13 слева – оригинальное изображение, а справа – бинарное, удовлетворяющее условию:  $S(x, y) \leq 0.1$  . Большая часть заднего фона на этом изображении также удовлетворяет заданному условию и выделить область дыма как объект не представляется возможным.



Рис. 13 – Фильтрация изображения по насыщенности цвета (Saturation)

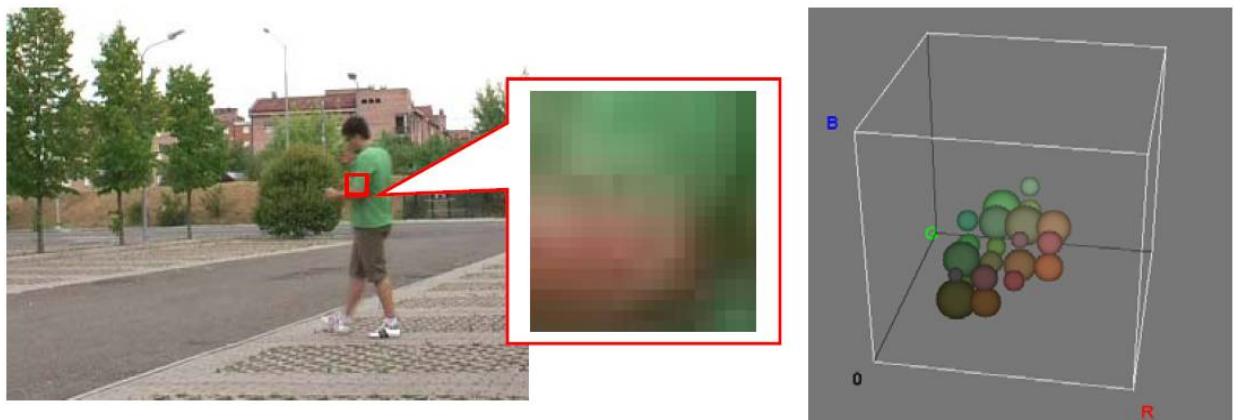
#### 1.4 Уменьшение цветности в пространстве YCbCr

В существующих алгоритмах обнаружения пламени на видеозображении применяется метод поиска областей интереса, основанный на цветовых характеристиках пламени. Центр пламени обычно ярко-бело-оранжевого цвета, который постепенно переходит в желтые и красные цвета, если двигаться по направлению к его периферии. На основе данного признака происходит поиск областей изображения с характерным цветом, соответствующим цветовой гамме пламени. Также экспериментально задается некое множество возможных состояний цвета пламени.

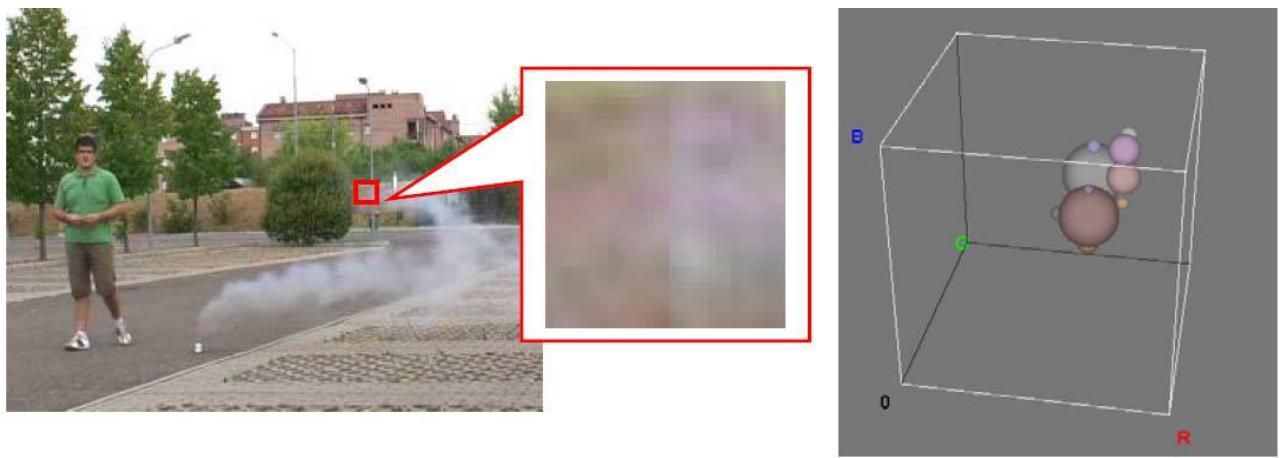
Цветовые характеристики также могут быть использованы и при детектировании дыма [3]. Первоначально, когда дым начинает только появляться, он полупрозачен. Таким образом, он слабо изменяет значения цветности пикселей заднего фона. Однако когда дым становится более интенсивным, растет разница между текущим кадром и задним фоном. Величины Cb и Cr пикселей в регионе-кандидате текущего кадра становятся меньше, чем соответствующие величины в фоновом изображении. Только те пиксели, в которых произошло такое изменение, считаются пикселями дыма.



a)



б)



в)

*Рис. 14 – Трехмерная гистограмма распределения цветов пикселей в области*

Рисунок 14 дает наглядное представление об изменениях цветности сегмента изображения:

- выделен элемент фона и показана трехмерная гистограмма распределения цветов пикселей элемента,
- элемент фона перекрыт движущимся объектом. Гистограмма сильно изменилась, и, судя по большому количеству цветных пикселей, можно с уверенностью сказать, что этот объект не дым,
- элемент изображения отличается от фона (а), гистограмма также отличается – большинство пикселей имеют низкую цветность. Можно предположить, что в данном элементе присутствует дым.

Количественная оценка обычно производится в цветовом пространстве YCbCr, где Y - компонента яркости, Cb и Cr являются синей и красной цветоразностными компонентами.

### 1.5 Выводы по результатам обзора

Анализ существующих методов распознавания дыма на видеоизображении показывает, что наиболее характерными признаками дыма на видеоизображении являются:

- цвет,
- достаточно быстрое изменение контраста области,
- наличие движения,
- изменчивость (разрастание) границ области, принадлежащей дыму.

Фильтрация по цвету представляется целесообразной, но только в качестве дополнительной функции, позволяющей несколько уменьшить вероятность ложного срабатывания. Целесообразно исключать из рассмотрения пиксели с высокой насыщенностью цвета.

Изменение контраста является одним из главных признаков. Представляется целесообразным использование инструмента вейвлет-анализа для оценки данного признака. Но стоит учитывать и его недостатки, связанные, например, с тем что изначально не контрастной сцены (заднего фона). Также не стоит забывать о значительных аппаратных ресурсах, необходимых для вычислений.

Для сокращения временных затрат на этапе детектирования движения при обнаружении медленно движущихся областей применяют, как правило, алгоритмы вычитания фона, которые характеризуются удовлетворительными вычислительными затратами. Но при этом они имеют и недостатки: чувствительность к шуму, низкая чувствительность при совпадении значения яркости заднего фона и яркости пикселей объекта его закрывающего. Все это приводит к неточному воспроизведению формы движущихся объектов их делению на части и потере целостной картины.

Флуктуация границ области, а особенно ее расширение в начале задымления также может быть хорошим признаком. Но надо учитывать, что выделение четких гарнир в ряде случаев может быть затруднено из-за наличия схожих по цвету объектов заднего фона. Плюс алгоритм поиска границ внесет весомый вклад в уменьшение быстродействия всего алгоритма обнаружения дыма.

Предложенные алгоритмы нацелены на обнаружении момента появления дыма на видеоизображении, регистрируя в начале видео сцены его полное отсутствие. Это позволяет фиксировать некие эталонные видеоданные для дальнейшего сравнения.

Большинство источников предлагают принцип разделения видеоизображения на квадратные зоны разного размера: от 16x16 до 128x128, для которых производится анализ изменения контрастности и поиск движения. Данное разбиение представляется удобным именно для разработки алгоритма обнаружения дыма на видеоизображении, так как дым при попадании в область размером 16x16 заполняет ее обычно практически целиком. В каждой такой ячейке вычисляется некая вероятность наличия дыма или идет сравнение с неким пороговым значением, при его переполнении ячейка считается задымленной. Далее подсчитывается количество задымленных ячеек и при достижении определенного значения выводится флаг наличия дыма на видеоизображении

Стоит отметить, что в приведенных источниках не приведены испытания разработанных алгоритмов на потенциальных источниках ложных срабатываний, не приведена работа по их аналитическому и практическому поиску, анализу, классификации и описанию методов борьбы с ними. Также не представлен комплексный подход к поиску дыма на видеоизображении, учитывающий все предложенные методы поиска основных признаков дыма.

Таким образом, целесообразно разработать комплексный алгоритм поиска дыма, учитывающий максимальное количество признаков дыма, но при этом он не должен быть затратным по аппаратным ресурсам и при этом должен иметь малое время обнаружения. Также требуется провести анализ основных источников ложных срабатываний, выделить и формализовать признаки, отличающие их от дыма, и внести поправки в алгоритм детектирования, исключающий такие источники.

Стоит отметить, что дым имеет намного более медленную динамику, чем, например, пламя. Соответственно, можно и даже нужно (чтобы фиксировать изменения: движение, контраст и т.д.) вести обработку не 25 кадров в секунду, а например 5-10 кадров в секунду. Это увеличивает время, выделенное на анализ, что предоставляет больше возможностей по добавлению алгоритмов анализа для принятия решения.

## 2. ОБЩИЕ СВЕДЕНИЯ О ПРОГРАММНОЙ МОДЕЛИ

### 2.1 Структурная схема

На основе полученных представлений о существующих подходах к распознаванию дыма на видеоизображении, а также на основе собственных соображений был создан алгоритм работы разрабатываемой модели и его структурная схема, обобщенный вид которой изображен на рисунке 15.

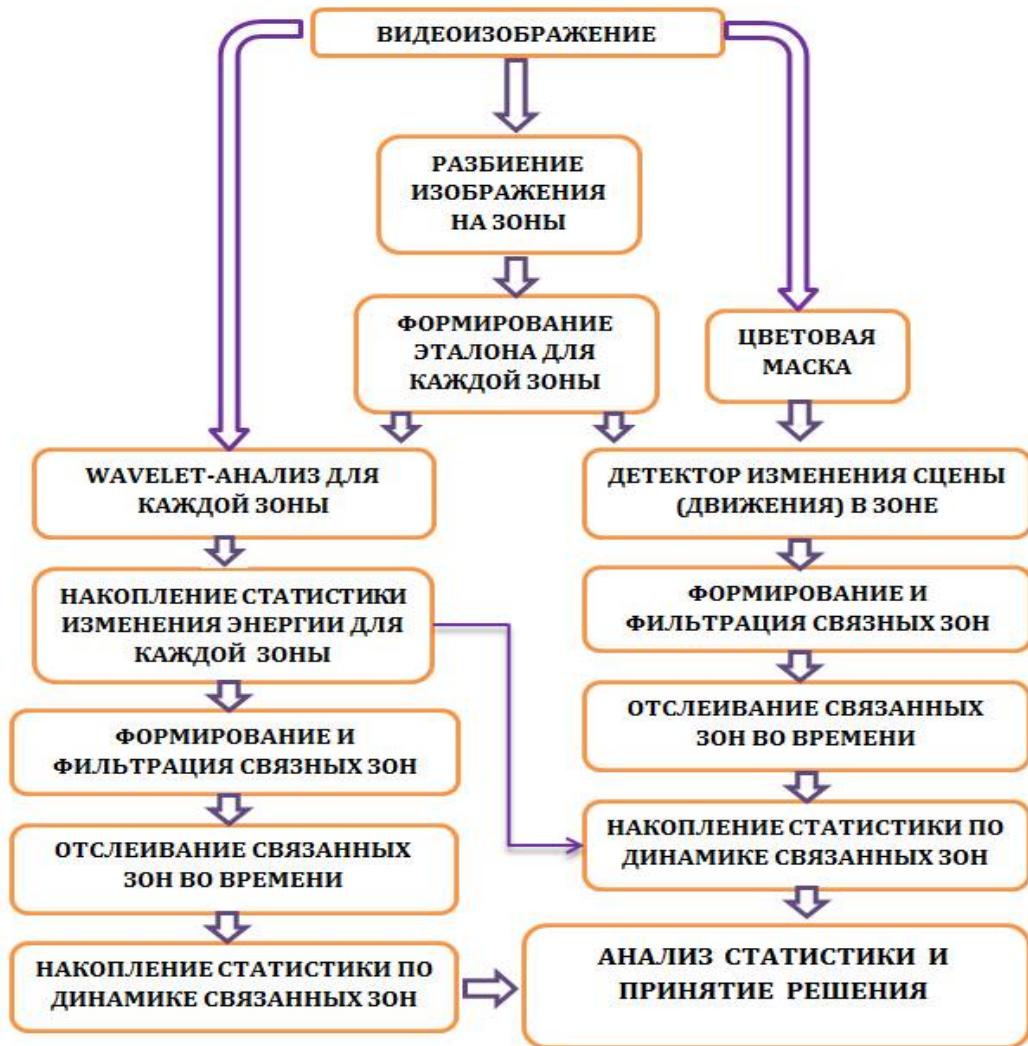


Рис. 15 – Структурная схема программной модели обнаружения дыма

Основная идея алгоритма – комплексный анализ по максимальному количеству признаков: применение вейвлет-анализа для нахождения фактов изменения контрастности участков (зон) изображения, применение алгоритмов поиска переднего плана (движения) для поиска медленно движущихся и расширяющихся областей, использование цветовой фильтрации для снижения уровня ложных срабатываний.

В качестве основного формата представления видеосигнала выбрано пространство RGB, так как это позволяет проверить готовые наработки по выделению пикселей с характерным цветом и при необходимости внести корректировки.

Одним из первых этапов анализа является модуль поиска и выделения пикселей с характерным цветом задымления, который формирует бинарное изображение для одного отдельного кадра видео последовательности. Для корректной работы цветового фильтра предполагается оценивать уровень освещенности в текущем кадре и вносить корректировки в коэффициенты фильтра.

Полученное изображение дыма будет иметь зачастую прерывистую структуру, что связано с неоднородностью заполнения дымом пространства. Для укрупнения бинарной области и удаления случайных шумов желательно бинарную маску подвергнуть морфологической обработке. Возможна адаптивная морфологическая обработка в зависимости от размеров связанных областей и их удаления друг от друга.

Дальнейший анализ кадра будет осуществляться только для пикселей значение бинарной цветовой маски для которых равно «1». Это позволит сократить количество вычислений (анализируемых пикселей) и самое главное – позволит уменьшить вероятность ложных срабатываний.

Вначале требуется разбить видеоизображения на отдельные зоны. Размер зон может быть разный и должен определяться в зависимости от разрешения кадра, а также от соотношения минимальных размеров обнаруживаемого дыма к скорости и вероятности обнаружения дыма. Можно сказать, что каждая сформированная зона будет представлять собой отдельный объект с набором вычисляемых характеристик.

Разбиение на зоны упрощает использование ресурсоёмких операций, таких как поиск связных областей на изображении. Например, при разбиении на квадраты размером 32x32 изображения размером 800x600 пикселей получается матрица размером 25x19, поиск в такую матрице будет в сотни и, возможно, даже в тысячи раз быстрее. Также разбиение позволяет уменьшить влияние шумов при детектировании движения, так как факт наличия движения будет определяться не для отдельного пикселя, а для целой области. Целесообразность разбиения также подтверждается использованием понятия энергии зоны, вычисляемой при помощи вейвлет-анализа конкретной области.

Следующим блоком обработки видеоизображения является блок формирования эталонного кадра. Это важнейший блок от качества работы которого зависит весь дальнейший алгоритм. Принцип работы данного блока заключается в том, что он должен хранить образ заднего фона и обновлять его по мере его обновления. Это означает, что

если в кадре остановился автомобиль, то через какое-то определённое время данный автомобиль, находясь в неподвижном состоянии запишется в эталонный кадр. Также должна быть предусмотрена плавная смена эталона, например, при изменении освещённости в сумерки или перехода от солнечной погоды к пасмурной. Чтобы уменьшить влияние шумов, было принято решение разрабатывать алгоритм для этого блока на основе записи и обновления эталонов для каждой зоны отдельно, независимо друг от друга. Для более качественной работы данного блока предусмотрена проверка зоны не только на суммарное изменение яркости (интенсивности), но и на изменение отдельных цветовых составляющих R, G, B. Это дополнительная проверка позволит точнее анализировать перекрытие заднего фона объектом с той же яркостью пикселей.

Далее эталонный кадр поступает на два блока: вейвлет-анализа и детектор изменения сцены. Если посмотреть на схему (Рис. 15) то видно, что алгоритм далее имеет две параллельные ветви анализа (анализ контрастности и наличие изменений в сцене).

Вейвлет-анализ производит вычисление высокочастотных составляющих в конкретной зоне, после чего для каждой зоны вычисляется по формуле 1 энергия на текущем кадре. Текущие показания энергии в зоне сравниваются со значением энергии для эталонного «отпечатка» данной зоны и значениями энергии на предыдущих кадрах. Далее происходит накопление статистики изменения энергии по каждой зоне, т.е. у каждой зоны есть такие параметры как счетчик сильного отличия от эталона, отклонение энергии в последовательности нескольких кадров.

Накопленная статистика по энергиям служит основой для формирования маски отличия энергии зон от эталона.

Далее в данной маске происходит поиск связанных областей (далее Блобов), слежение в кадре за их наследованием и перемещением. Здесь стоит отметить, что для дыма характерно наличие неподвижного источника. На этом свойстве основан алгоритм работы модуля формирования вейвлет-областей, их сопровождения и вычисления динамических характеристик. Данный модуль будет выполнять следующие основные функции:

- формировать в новом кадре новые вейвлет-области на основе поступающих Блобов или присваивать поступающие Блобы существующим вейвлет-областям;
- удалять вейвлет-области, исходя из информации об отсутствии Блобов за определенное время в созданной ранее области;
- производить анализ и обновление текущих координат и размеров вейвлет-области;

- осуществлять запись текущих значений в таблицу параметров вейвлет-области, производя обмен данными с модулями анализа и принятия решения.

Данные операции позволяют обнаружить с течением небольшого промежутка времени (десятки секунд) увеличивающуюся в размерах область с измененной относительной эталона контрастностью.

Так как ветвь вейвлет-анализа позволяет осуществлять поиск дыма только для контрастного заднего фона, то требуется еще один метод оценки наличия дыма, основанный, например, на анализе движения (изменения ярости и цветовых составляющих сцены).

В некоторых случаях при однородном заднем фоне и задымлении, имеющем резкие границы, может достаточно сильно изменяться энергия в зоне, но при этом данный факт будет характерен в основном только для больших зон. Применение больших зон сопряжено с рядом проблем: снижение чувствительности из-за усреднения в большой области, нет возможности проанализировать расширение связных областей.

Таким образом, становится актуальным вторая ветвь алгоритма, связанная с анализом изменения сцены. Как и вейвлет-анализ алгоритм анализа изменения сцены осуществляет первоначальный анализ по каждой зоне отдельно. По результатам сравнения текущего кадра и эталона составляется бинарная маска размер которой совпадает с количеством зон. Эта бинарная маска поступает на блок поиска связных областей, после чего запускается операция сложения и накопления статистики в связной области по аналогии с вейвлет-областями.

Основными параметрами динамики анализируемых объектов, которые будут иметь большие весовые коэффициенты при оценке, являются:

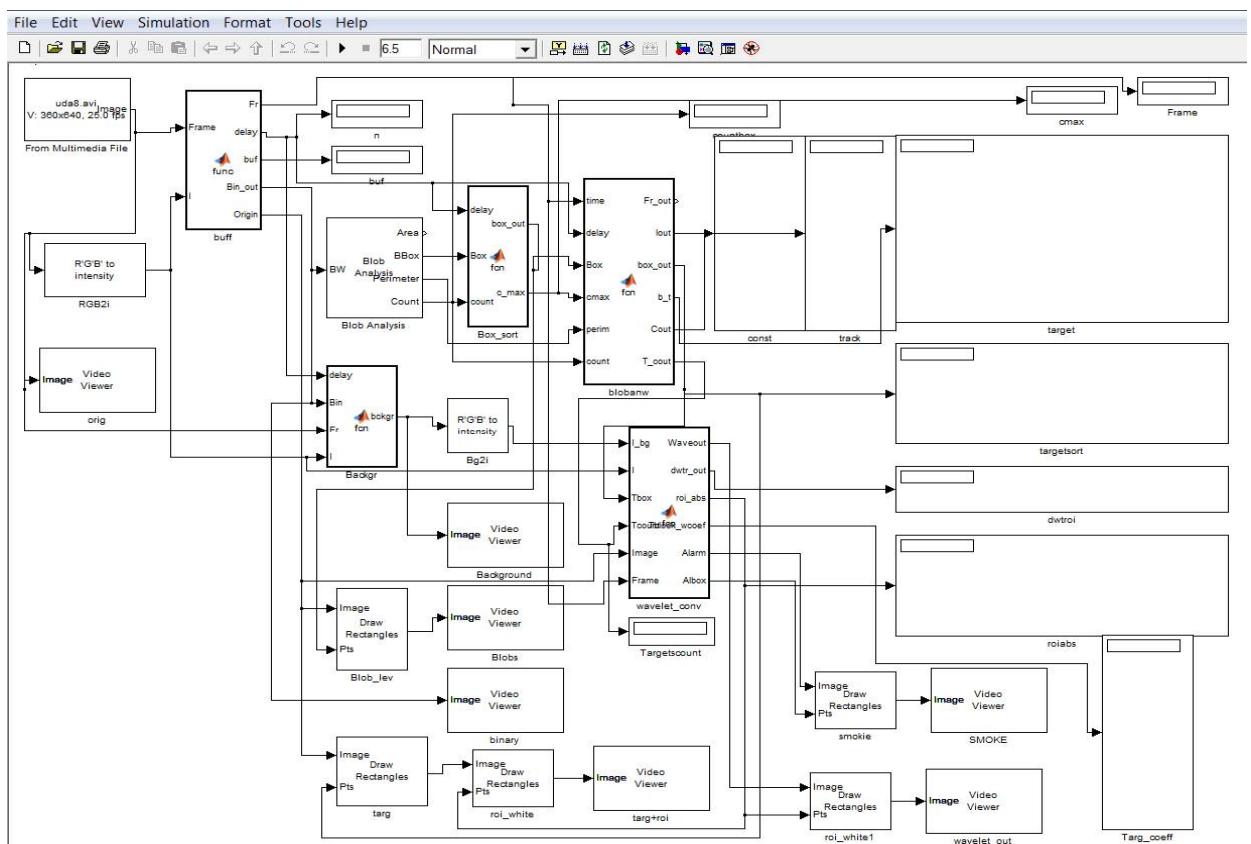
- Изменение фона внутри области - позволяет исключить статические объекты из рассмотрения, а также позволит выделить движущиеся пиксели и оценить их динамику. Для оценки фона необходимо проводить отдельно обработку для сигнала яркости и для сигнала цветности. Для этих целей предполагается использовать блок преобразования RGB в YUV.
- Анализ динамики границ – позволяет исключить из рассмотрения нерасширяющиеся и перемещающиеся объекты за счет оценки направления движения. Также предполагается реализовать проверку на предмет того, что для дыма характерно большое изменение (нарастание) во времени верхней границы чем нижней. Данная гипотеза в большинстве случаев находит экспериментальное подтверждение.

- Счетчики параметров сброса – позволяют исключить ложные объекты с низкой частотой повторений и свойством исчезать на определенное время, а также ложные объекты, имеющие стабильно низкие значения динамических параметров на протяжении определенного времени. Данный модуль позволит исключить все стационарные и малоподвижные объекты, а также перемещающиеся объекты (машины, люди и прочее).

Финальный модуль принятия решения осуществляет оценку двух областей движения, сопоставление времени жизни областей с такими параметрами как коэффициент расширения и уровень изменения энергии. Для уменьшения ложных срабатываний предусмотрены счетчики сброса, который анализируют поведение областей и при отсутствии повторного движения или при длительном отсутствии расширения такие области будут сброшены (обнулены вся статистика и вычисляемые параметры) и на следующей итерации они будут созданы заново.

## **2.2 Программная модель в среде разработки**

В качестве среды разработки программной модели выбрана среда моделирования Simulink, входящая в пакет Matlab. Верхний уровень модели представляет собой блочную архитектуру и представлен на рисунке 16.



*Рис. 16 – Верхний уровень модели*

Блоки анализа написаны на m-языке программирования, являющимся основным в среде Matlab.

Для удобства реализации были по возможности использованы инструменты библиотеки Computer Vision System Toolbox, например, видеофайлы загружаются в модель через стандартный модуль From Multimedia File. В ходе разработки модель была дополнена библиотечными блоками вывода (визуализации) служебной информации Video Viewer, Numeric Display, Draw Rectangles. Это позволило выводить значения параметров связных областей, изображения масок и т.п. Простота визуализации данных позволила проанализировать тестовые видеофайлы и выделить характерные для дыма признаки, определить параметры для анализа и пороговые значения для принятия решения.

Часть тестовых видеофайлов была записана самостоятельно, часть взята из сети Интернет.

Удобством среды Simulink является то, что симуляция работы алгоритма производится пошагово, где шагом является кадр изображения. Это позволяет просмотреть последовательно результаты алгоритма обработки каждого кадра. Но при этом существует особенность, при которой внутри каждого блока происходит перевод переменных в состояние по умолчанию (обнуление если нет описания состояния по умолчанию) на каждом шаге.

Программная модель в Simulink производит обработку в несколько раз медленнее реального времени, например, для разрешения 640x480 пикселей скорость обработки варьируется от 2 до 6 кадров в секунду (для процессора Intel i5 2500). Это связано с внутренней архитектурой Matlab, задержка в том числе возрастаёт из-за необходимости декодировать сжатый поток. Этот недостаток увеличивает в целом время разработки, за счет затягивания процессов тестирования и отладки алгоритмов.

### **2.3 Разбиение изображения на зоны**

Для первоначального определения размера формируемых на видеокадре зон был проведён ряд экспериментов и расчетов. На рисунке 17 показан вариант разбиения на квадраты со стороной 16 пикселей при разрешении кадра 640x480. После тестирования был определен диапазон приемлемых размеров зоны по горизонтали: 2.5÷5% от разрешения по горизонтали.

Как видно из рисунка, дым на стадии его появления заполняет около 20 ячеек с высотой области около 10 ячеек, что представляется достаточным для проведения

анализа. Стоит отметить, что вопрос о размере разбиения решен не окончательно, так как он зависит от разрешения видеокамеры, а также данный параметр напрямую влияет на требуемые вычислительные ресурсы и итоговое быстродействие разрабатываемого алгоритма.

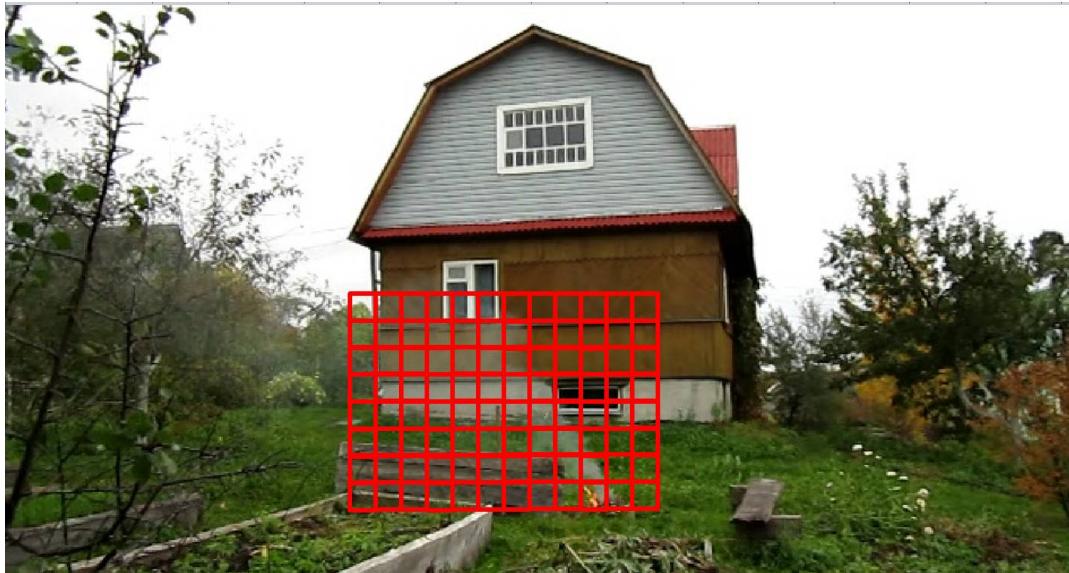


Рис. 17 – Разбиение кадра на квадраты 16x16 пикселей

Для хранения и накопления данных отдельно по зонам была использована переменная в виде матрицы переменных типа структура (Рис. 18). Структура же в свою очередь состоит из переменных различного типа, таких как: массивы, одиночные переменные, а также матрицы хранящие изображение или маску зоны.

```
[V,H] = size(I);
Vsize = uint16(fix(V/Cell_size)+1);
Hsize = uint16(fix(H/Cell_size)+1);

TCell=struct('Sub_EtalonR',uint32(0),'Sub_EtalonG',uint32(0),'Sub_EtalonB',uint32(0),...
    'Sub_EtalonI',uint32(0),'Sub_PrevR',uint32(0),'Sub_PrevG',uint32(0),'Sub_PrevB',uint32(0),...
    'Sub_PrevI',uint32(0),'Rewrite',false,'LH_Counter',uint8(0), 'Repeat_Counter',uint8(0),'MoveMask',false);
persistent Cells
if isempty(Cells)
    Cells = repmat(TCell,Vsize,Hsize);
end
```

Рис. 18 – Реализация массива структур для хранения результатов анализ зон

## 2.4 Формирование маски низкой насыщенности цвета

В данной работе маска низкой насыщенности цвета используется лишь как фильтр, позволяющий исключить из рассмотрения пиксели, не имеющие цветовой гаммы задымления. Например, при вычислении межкадровой разности пиксели, не имеющие

цветной маски в обоих сравниваемых кадрах, не учитываются. Если маска есть хотя бы в одном из кадров (например, дым на красной стене), то пиксель учитывается.

В работе [11] приведен пример поиска пикселей с низкой насыщенностью цвета на основе анализа сигнала насыщенности  $S$  из цветового пространства HSV. Были проведены эксперименты в среде Matlab по выделению  $S$  составляющей кадра с использованием тестового видео (Рис. 19, 20).



Рис. 19 –  $S$  (Saturation) преобразование кадра

Как видно из рисунка 19 в целом подобная фильтрация позволяет выделить области дыма при наличии относительно насыщенного фона. На рисунке 20 также есть эффект затемнения области в  $S$ -кадре при появлении дыма, но стоит отметить, что из-за сжатия файла  $S$ -образ имеет крупные усредненные области с одинаковым уровнем  $S$ , это усложняет точную оценку.



Рис. 20 –  $S$  (Saturation) преобразование кадра

Таким образом, при работе с тестовыми файлами нужно учитывать степень сжатия файла и выбирать цифровой поток с максимальной пропускной способностью (битрейтом). Также стоит отметить, что изображение в целом может иметь низкую насыщенность, как на рисунке 20,

HSV преобразование осуществлялось с использованием готового блока Color Space Conversion. Анализ значений S с целью подбора порогового значения осуществлялся с использованием встроенной утилиты Pixel Region (Рис. 21).

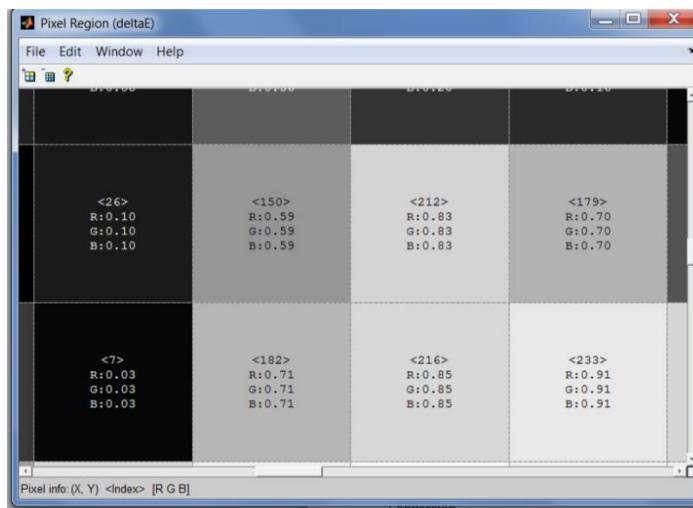


Рис. 21 – Просмотр значений S в окне утилиты Pixel Region

## 2.5 Формирование эталонного кадра

Формирование эталонного кадра необходимо для сравнения с текущим кадром, на котором задний фон перекрыт дымом. Этапонный кадр собирается из эталонов отдельных зон, при этом эталон каждой зоны может обновляться независимо (асинхронно) от других.

Эталонный кадр на самом деле состоит из четырех отдельных кадров, содержащих яркостную составляющую сигнала и три RGB-компоненты.

Сигнал на обновление эталона в зоне формируется по выявлению факта относительно долгосрочного отсутствия движения в зоне, а конкретно: малой межкадровой разницы в зоне. При незначительном изменении сцены она периодически обновляется.

В общем случае алгоритм обновления состоит в следующем. В начальный момент времени работы программной модели формируется эталонный кадр путём простой записи первого кадра.

Далее на каждом кадре обработки происходит сравнение кадра с эталоном, а именно вычисление суммарной межкадровой разности отдельно для яркости и трех RGB - компонент пикселей в зоне.

Если суммарная разность выше определенного верхнего порога, то обновление не происходит и счетчик неизменности фона» сбрасывается. При этом происходит анализ повторяемости нового уровня с течением времени и если счетчик повторяемости достиг определённого значения – принимается решение об обновлении зоны.

Если суммарная разность меньше верхнего порога. То предусмотрена дальнейшая классификация на среднее значение и низкое значение. При среднем значении запускается счетчик средней разности, при его переполнении также происходит обновление, но за более продолжительный промежуток времени. При низком значении, также запускается счётчик неизменности фона, но с более быстрым условием обновления.

В результате происходит обновление сцены при медленной смене освещенности, например, на закате и рассвете. При резкой смене сцены, например проезде автомобиля, эталон не изменится. При его остановке с последующей стоянкой происходит перезапись эталона для зон, в которые попал автомобиль.

Здесь также видно на сколько важен выбор размера зон. В случае выбора слишком большой зоны модель может не обновить ее, если вновь добавленный предмет в разы меньше размера зоны. Усредненная суммарная разность будет занижена за счет большой площади статичного заднего фона.

Приведем пример работы разработанного модуля. На рисунке 22 первый кадр видеопоследовательности, соответственно в эталон записано то же самое.



Рис. 22 – Первый кадр (а – исходное изображение кадра, б – эталон)

На рисунке 23а показан N-ый кадр видеопоследовательности, за это время человек покинул сцену и появился дым. На рисунке 23б показано состояние эталона на N-ом кадре.

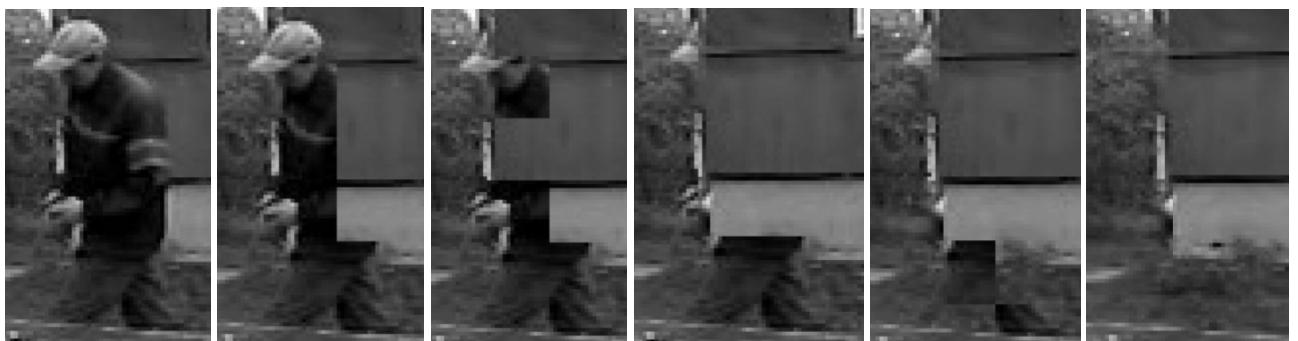


*a)*

*б)*

*Рис. 23 – N-ый кадр (а – исходное изображение кадра, б – эталон)*

Как видно из рисунка 23б модуль выполняет свои функции, изображение человека, вышедшего из кадра, перезаписано реальным фоном, а появившийся дым не отражается в эталоне. Покадровый процесс смены эталона представлен на рисунке 24.



*Рис. 24 – Процесс смены эталона после выхода человека из кадра*

Основная сложность разработки данного модуля – это определение пороговых значений для усредненной межкадровой разности и переполнения счетчиков. Разработан дополнительно модуль оценки средней яркости всего кадра. На каждой итерации (кадре) происходит сравнение средней яркости текущего кадра и эталонного, при появлении сильных отличий от эталона обновление запрещается и запускается счетчик стабильности нового уровня. При переполнении счетчика отправляется команда обновить эталоны зон у которых остается отличие от эталона. Этот метод был проверен на тестовом видео, где изменяется освещение при выходе солнца из-за тучи (далее по видео происходит также обратный процесс).

## 2.6 Детектор изменения сцены (движения)

Для формирования маски изменения сцены в простом варианте используется сравнение с пороговым значением усредненной межкадровой разности текущего кадра и

эталона для каждой зоны в отдельности. Проверяется четыре набора кадров: для интенсивности и RGB-компонент. Для уменьшения ложных срабатываний суммирование происходит только для пикселей имеющих «1» в цветовой бинарной маске текущего кадра или эталона.

Результат работы данного модуля представлен на рисунке 25. Видно, что покидающий кадр человек оставляет отпечаток в маске, так как в эталоне (Рис 22б) его там нет. Появившийся дым также отпечатывается в маске.



Рис. 25 – Исходный кадр (а) и маска изменения сцены (б)

На рисунке 26 представлена маска увеличивающейся области дыма. Как видно из рисунка 25 и 26 область увеличивается и имеет на каждой итерации некоторую область, состоящую из маскированных зон.

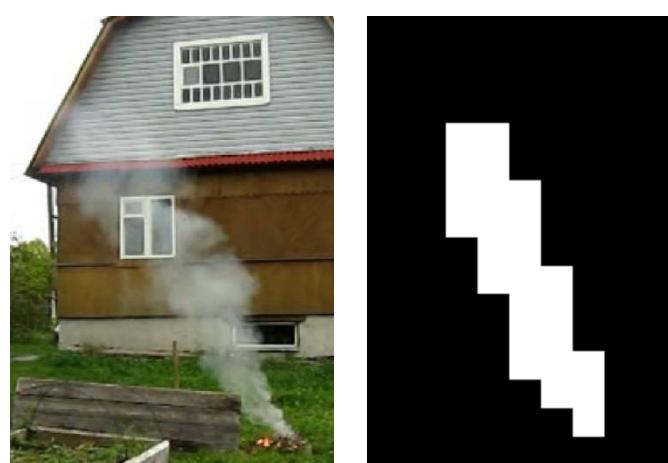


Рис. 26 –Маска области дыма.

На рисунке 27 приведен кадр, на котором от появившегося сильного ветра зашевелились ветки деревьев. При этом происходит превышение порога срабатывания. В

ряде сложных случаев это может привести к неправильному формированию связной области дыма и к последующей некорректной оценке расширения области.

Так как ветви никуда не исчезают, и время от времени могут колебаться, то целесообразно накапливать данную статистику по зоне и использовать ее для исключения таких движений. Для минимизации влияния данного фактора добавлен программный блок, который подсчитывает по формулам 9 и 10 статистические показатели для каждой зоны за длительный промежуток времени. На основе этих данных вычисляется аддитивный порог превышения существующего уровня фона в каждой зоне.



Рис. 27 –Маска кадра при появлении ветра (ветки деревьев колеблются на ветру).

Также порог увеличивается при низкой средней освещенности кадра, так как видеосигнал в таком случае имеет больше шумов.

Еще один пример работы детектора приведен на рисунке 28. В данном примере также имеет место чёткое разрастание области, что можно легко зафиксировать. Для этого требовалось разработать модуль поиска связных областей (Блобов).

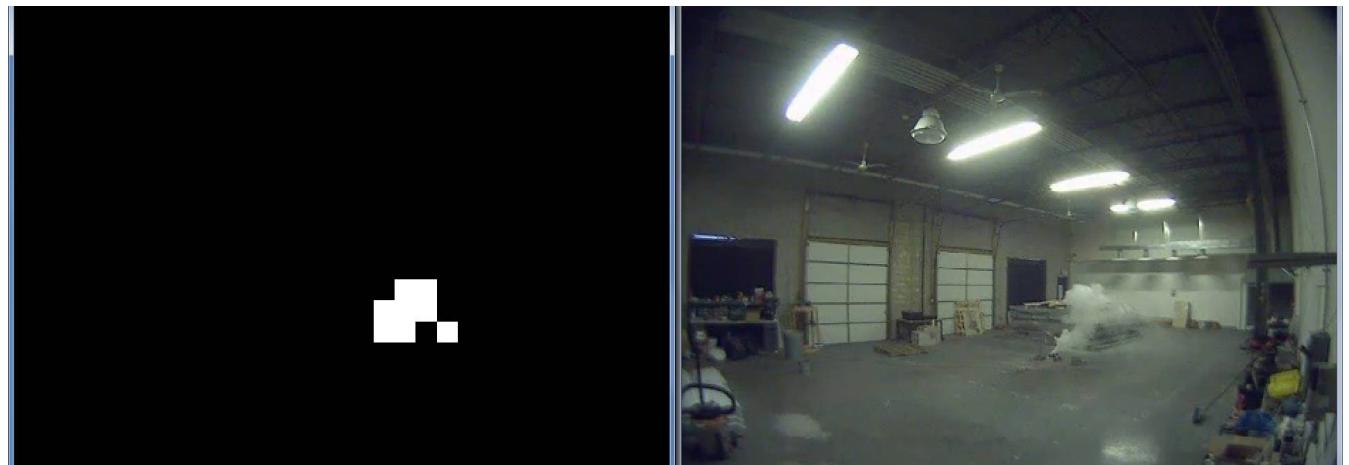


Рис. 28 – Пример выделения дыма по маске движения на сером фоне

## 2.7 Поиск связных зон, их фильтрация и отслеживание во времени

В качестве модуля поиска связных зон, как для ветви поиска движения, так и для ветви анализа изменения контрастности, в среде Simulink использовался один и тот же стандартный блок «Blob Analysis» из библиотеки Computer Vision System Toolbox». На вход модуля «BW» подается бинарное изображение, в котором блок ищет связные области.

Блок имеет несколько настраиваемых параметров, основные: минимальный размер связной области и их максимальное количество. Для маски разрешением 40x30 зон (размер зоны 16x16 и разрешение видео 640x480) установлены следующие настройки: минимальная площадь связной области – 2 пикселя, максимальное количество Блобов – 50, поиск 8-ми соседей. Изображение блока и его настройки приведены на рисунке 29.

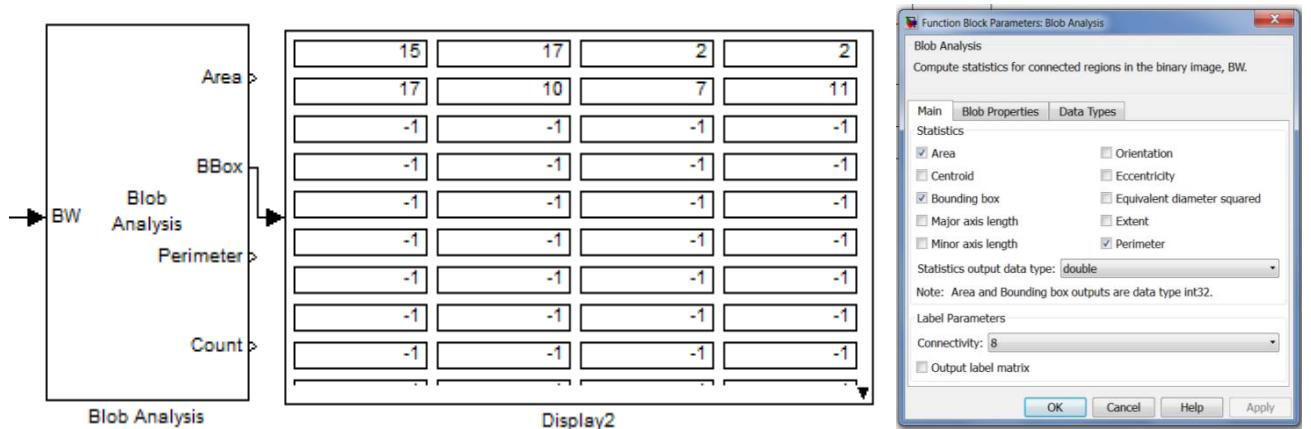


Рис. 29 – Блок поиска связных областей Blob Analysis (слева), формат выходных данных (по центру) и меню настройки (справа)

Выход «BBox» – матрица координат найденных связных областей. Координаты Блоба определяются прямоугольной областью, описывающей Блоб, и представляют собой значение координаты (x, y) верхнего левого угла прямоугольника, совместно с его шириной w и высотой h. Выход «Count» отражает количество найденных связных областей. Выход «Perimeter» отражает периметр каждой области в пикселях. Выход «Area» отражает количество пикселей маски для каждой области.

Таким образом, мелкие области маски, состоящие из одной или двух зон (как на Рис. 27), автоматически отфильтровывались в блоке «Blob Analysis» и оставались только крупные. Также установлен фильтр, детектирующий слишком большую область (более две трети изображения), который помогает наладить обратную связь и адаптировать пороговое значение для детекторов.

Основной задачей модуля слежения является формирование целей слежения (далее – Таргетов). Таргеты представлены в виде связной области со следующими параметрами:

- Координаты описывающей область прямоугольника.

- Количество зон в области
- Список зон с маской, предназначенный для идентификации области на следующем кадре за счет анализа степени пересечения областей в кадрах. Список (массив) формируется из всех зон связной области, пересекающейся с Таргетом. Размер списка (n) зависит от максимально возможного размера (в зонах) области. С учетом фильтрации зон более 2/3 экрана можно сказать, что для разрешения 40x30 размер списка будет порядка 800 зон.

Поиск пересечения Таргетов с текущими связными областями во времени происходит за счет анализа процента совпадающих зон между ними. Для проведения такого анализа используется матрица меток из блока Blob Analysis и разработанный блок формирования списка зон для связных областей. На рисунке 30а показан внешний вид данного блока и результат его работы в виде таблицы, где содержатся номера зон (линейный адрес) принадлежащей каждой области. Для пояснения: каждая строка – это новая связная область, например на рисунке 30 показано, что найдено три области, содержащих по 6, 3 и 5 зон соответственно. Программный код модуля также приведён на рисунке 30. Сформированный список зон для связных областей используется далее в модуле Targets для анализа пересечений и обновления размеров Таргета.

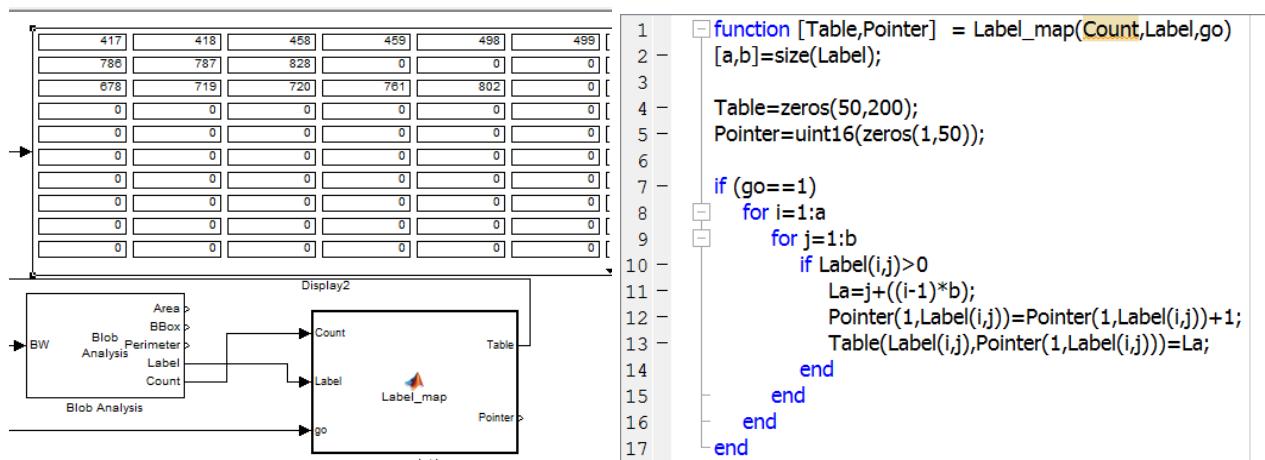


Рис. 30 – Блок формирования списка зон для связных областей

Если на некоторый момент времени нет зарегистрированных Таргетов, то в блоке происходит процедура их инициализации, где параметры связных областей текущего кадра становятся начальными координатами создаваемых Таргетов. На следующих кадрах происходит проверка пересечения существующих Таргетов с текущими связными областями. Если связные области на новом кадре не имеют пересечений с существующими Таргетами, то происходит процедура создания нового Таргета.

На каждой итерации Таргеты сравниваются со связными областями, и при высоком проценте совпадения зон Таргет перезаписывается этими связными областями, при этом их может быть несколько.

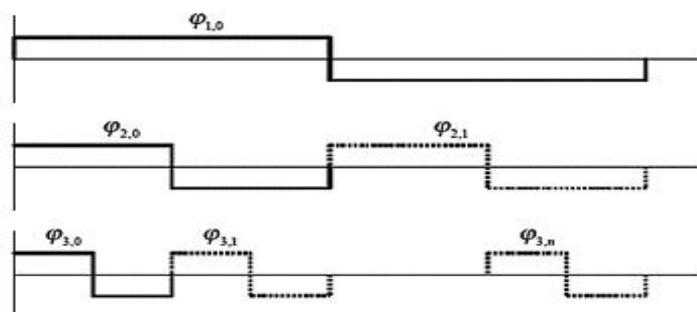
В программной модели Simulink Таргеты задаются в виде массива структур данных, по аналогии с рисунком 18.

Помимо создания и обновления Таргета были реализованы процедуры подсчета времени жизни, запись начальных (усредненных за несколько первых отчетов) координат и зон, а также процедура формирования описывающего зоны Таргета прямоугольника и прорисовка его на экране.

## 2.8 Вейвлет-анализ

Для анализа изменения контрастности был вначале проведен ряд исследований на предмет целесообразности применения тех или иных инструментов Вейвлет-анализа.

В качестве основы вейвлет-преобразования была выбрана система базисных функций Хаара. Первая функция в данной системе представляет собой прямую линию. В случае нормированного базиса свертка первой базисной функции с исходным сигналом будет определять его среднее значение. Последующие базисные функции разложения Хаара представляют собой масштабируемые по степени 2 сдвинутые "ступеньки", представленные выше на рисунке 31.



*Рис. 31 – Вид базисных функций Хаара для различных масштабов*

В результате разложения исходный сигнал описывается коэффициентами вейвлет-преобразования Хаара.

Двумерное вейвлет-преобразование строится по тому же принципу, что и двумерное преобразование Фурье, то есть сначала вычисляются одномерные преобразования строк и по полученной матрице коэффициентов вычисляются вейвлет-преобразования столбцов.

Для вычисления вейвлет-анализа для каждой зоны и поиска коэффициентов LL, LH, HL, HH и суммарной энергии высокочастотных составляющих был использован программный код, ядро которого приведено на рис. 32.

```

for i=1:segn
    for j=1:segm
        %%
        % текущий кадр
        Imseg = I((i-1)*s+1:i*s,(j-1)*s+1:j*s);
        [LL1,LH1,HL1,HH1]=dwt2(Imseg,'haar');
        Esum=0;
        Hsum=0;
        [wn,wm]=size(HH1);
        % эталонный кадр
        ImsegEt = Iet((i-1)*s+1:i*s,(j-1)*s+1:j*s);
        [LL2,LH2,HL2,HH2]=dwt2(ImsegEt,'haar');
        EsumEt=0;
        HsumEt=0;
        % суммирование в зоне
        for y=1:wn
            for x=1:wm
                % сумма по всем коэф.
                E=abs((HL1(x,y)^2)+(LH1(x,y)^2)+(HH1(x,y)^2));
                Esum=Esum+E;
                Eet=abs((LH2(x,y)^2)+(HL2(x,y)^2)+(HH2(x,y)^2));
                EsumEt=EsumEt+Eet;
                %отдельно по HH
                H=abs(HH1(x,y)^2); % abs
                Hsum=Hsum+H;
                Het=abs(HH2(x,y)^2); % abs
                HsumEt=HsumEt+Het;
            end
        end
        Tblock(i,j).Benerg=Esum;
        Esum=(CoefMult2*Esum)+1;
        EsumEt=(CoefMult2*EsumEt)+1;
        Hsum=(CoefMult2*Hsum)+1;
        HsumEt=(CoefMult2*HsumEt)+1;
        Delta_E(i,j)=1-((abs(Esum-EsumEt))/EsumEt);
        Delta_H(i,j)=1-((abs(Hsum-HsumEt))/HsumEt);
    end
end

```

Рис. 32 – Программный код для вычисления коэффициентов двумерного ДВП

На рисунке 33 приведено изображение в начальный момент времени с наложением сетки зон и указанием уровней энергии для каждой зоны, вычисленных по формуле 1. Для сравнения на рисунке 34 приведен кадр, на котором присутствует дым.

Отметим, что данный вейвлет-анализ производился для яркости пикселей.

При сравнении видно, что в большей части зон, содержащих дым и имеющих на начальном этапе высокий уровень энергии, уровень энергии уменьшился в разы, например: 423 ->25, 105->30, 547->109, 116->28, 76->2. Даже в зонах, содержащих изначально не высокий уровень энергии процентное изменение существенно: 11->1, 12->2, 10->3, 8->3.

С другой стороны зоны, находящиеся на границе области дыма, в большей своей части увеличили энергию, так как контуры дыма на начальной стадии имеют четкие достаточно контрастные границы: 0->7, 0->11, 7->10, 17->47, 18->31, 335->452. В целом

рост энергии на границах меньше спада энергии внутри области, но случаи высокого роста энергии встречаются, например: 51->93.



Рис. 33 – Уровни энергии в зонах для начального кадра



Рис. 34 – Уровни энергии в зонах для кадра, в котором есть дым

Зон, не меняющих свою энергию, практически нет. Среднее отклонение энергии для зоны, не превышало одной единицы, для высоких значений (более 200) отклонение составляло  $\pm 4$  единицы. Для листвы на ветру данный показатель отклонялся сильнее, но не так значительно (не более 10%), так как энергия могла сильно измениться только при

выходе объекта из зоны. Например, при порыве ветра показания для зоны с листвой (задний фон – небо) были следующие: 38->52->49-50-46-47-48-38-36-26-27-28-38.

Таким образом, целесообразно проводить анализ появления дыма с использованием понятия энергия высокочастотных составляющих, вычисление которой производится при помощи вейвлет-анализа.

Понятно, что для контрастного заднего фона энергия уменьшается в десятки раз при появлении дыма. При изначально неконтрастном заднем фоне (сплошная однотонная стена) большее внимание стоит уделить повышению контрастности на границе области пламени.

Также был проведен анализ изображения с дымом отдельно по коэффициентам. На рисунке 35 показаны результаты для коэффициента НН (высокочастотный фильтр по горизонтали и вертикали). На исходном

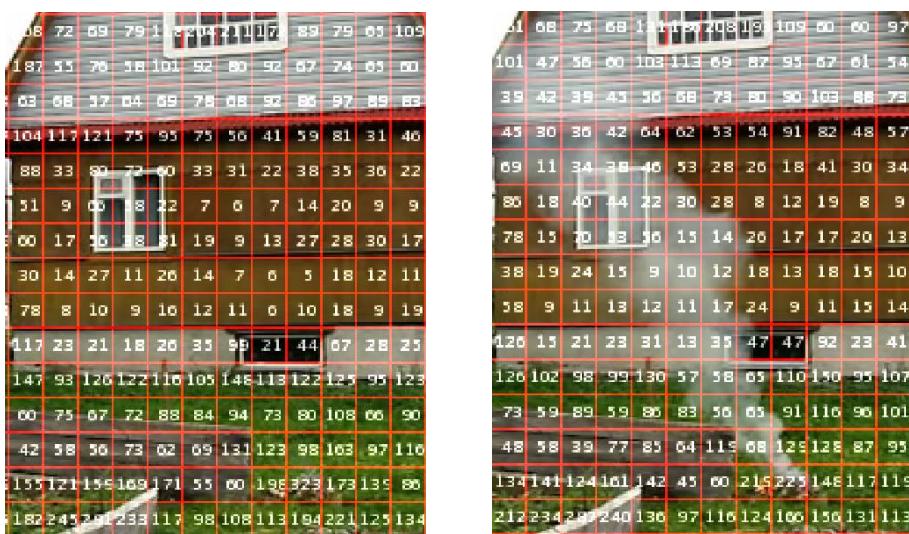


Рис. 35 – Значения суммарного коэффициента НН для зон

На исходном изображении существует большой разброс уровня НН между зонами, в присутствии дыма уровни выравниваются – в части зон уровень падает, а на границах и в зонах очень низкой контрастности – растет. В целом получается некая зона с выровненным коэффициентом НН, это было также использовано при анализе.

Стоит отметить, что случая, когда дым появляется в начальный момент времени в основном вертикально (ситуация характерна при отсутствии ветра на улице и закрытых помещений) характерно распределение уровня НН в следующем порядке: высокий уровень контраста в основании дыма, низкий уровень – в остальной области. Таким образом, был добавлен анализирующий компонент в программный код, который определяет наличие данного фактора при вертикальном столбе дыма. Эффект высокой контрастности в основании дыма по своей природе очевиден – дым еще не успел развеяться и имеет густую концентрацию с выраженнымими границами. Данный эффект характерен и для все энергии, но, как показали эксперименты, в меньшей степени.

На рисунке 36 представлены результаты вычисления суммарных коэффициентов LH и HL. На исходных видео без дыма и на видео с дымом прослеживается сходство двух

коэффициентов. Отличия не столь существенны. Стоит отметить, что изменение уровня происходит не так существенно, как для всей энергии высокочастотных компонент. Поэтому принято решение отдельно (без применения в формуле №1) эти коэффициенты не рассматривать.

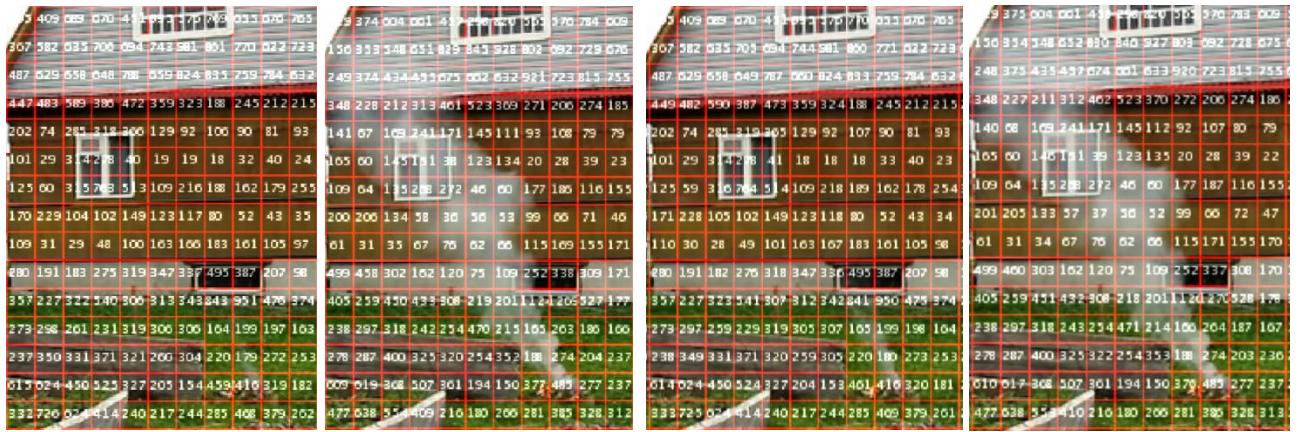


Рис. 36 – Значения суммарного коэффициента LH (а.б) и HL(в.г)

Далее был разработан модуль вычисления процентного изменения контрастности относительно эталона для каждой зоны. Результат обработки приведен на рисунке 37, более темным цветом выделены области, где происходит сильное изменение контрастности по сравнению с эталонным кадром. Как видно из рисунка 37, можно также применить пороговую фильтрацию полученного изображения и далее найти связные области, отфильтровать их по размеру и проводить отслеживание данных вейвлет-областей во времени. Изменение контрастности вычислялось как отношение модуля разности энергий к энергии в эталоне.

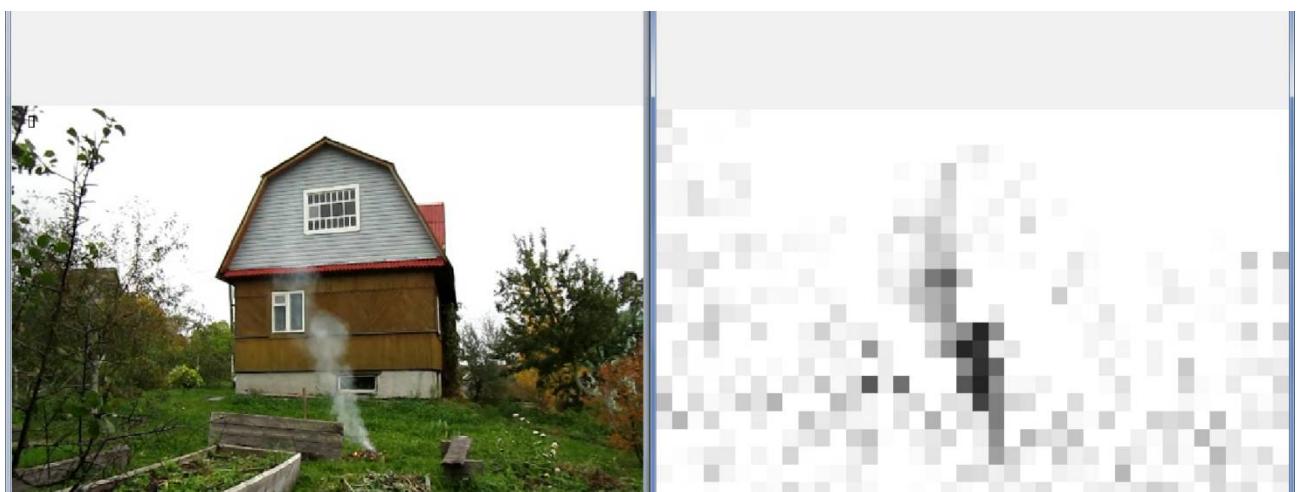


Рис. 37 – Разность энергий текущего (с дымом) и эталонного кадра

Несколько темных пятен левее дыма связано с тем, что эталон еще содержит элементы с первых кадров (Рис. 24), но через несколько кадров он полностью обновится и данный артефакт исчезнет.

Стоит отметить, что в части протестированных видеофайлов картина идентичная рисунку 37 при появлении дыма на видео искажалась добавлением посторонних зон с высоким изменением контрастности. Это связано с тем, что при записи фото/видео камеры (носимые) не была отключена функция автоматической фокусировки. В этом случае дым изменял вычисляемую камерой контрастность и камера пыталась перестроить фокусировку. В итоге сформировалось требование к видеооборудованию – на нем должна быть отключена функция автофокусировки.

Для начального момента времени картина изменения контрастности представлена на рисунке 38. Видно, что движение человека вносит изменения в контрастность, но при удалении человека из выделенных зон эталон обновляется и контрастность выравнивается. Также стоит отметить, что размер человека больше размера выделенной области, это объясняется тем, что край стены здания как и человек местами (в нескольких зонах) имеют достаточно одинаковую контрастность.

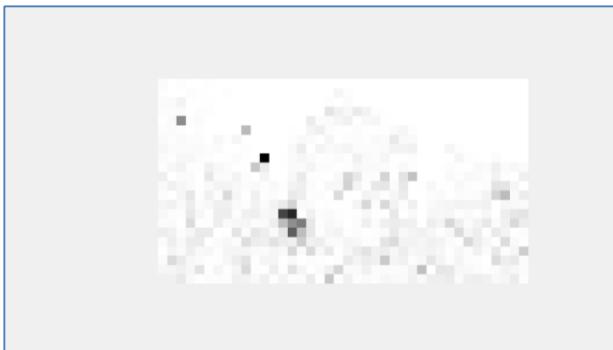


Рис. 38 – Разность энергий текущего (без дыма, но движется человек) и эталонного кадра

Аналогичные исследования были проведены отдельно для элемента НН. На изображениях с высокой степенью сжатия (низкой скоростью потока порядка 1-2 Мбит/с) проявлялось большая разница в контрастности двух кадров в начальный момент времени (Рис. 39а). Выделения некоторых связных областей по коэффициенту НН не рассматривалось далее, но накопление статистики в зонах по изменению коэффициента НН (Рис. 39б) было реализовано.

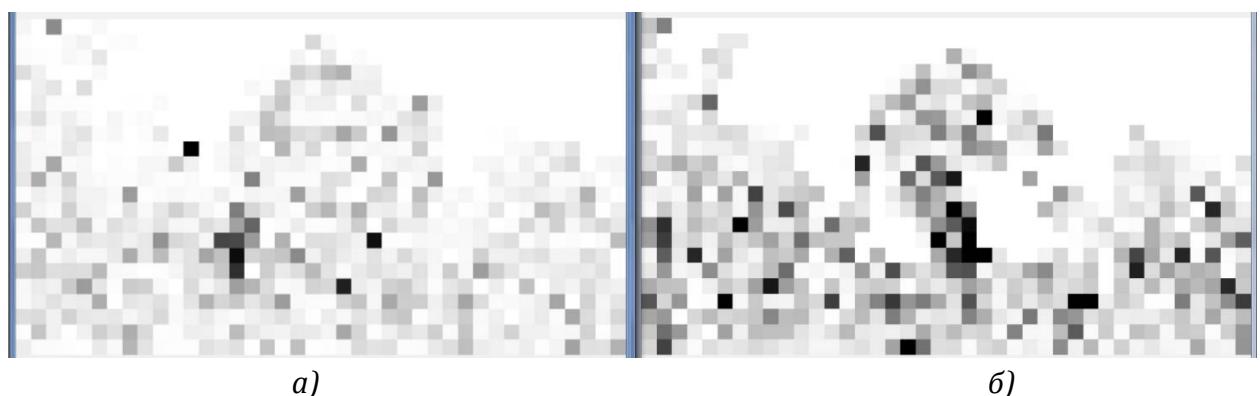


Рис. 39 – Сравнение с эталоном коэффициентов НН для кадра: без дыма(а) и с дымом (б)

Приведем еще вариант видеофайла, на котором идет сравнение двух областей движения и изменения контрастности (Рис. 39). В центре приведена маска движения,

справа – анализ изменения контрастности. Маски приведены до фильтрации по размеру. В данном видео четко прослеживается увеличение области как движения, так и изменённой контрастности.



Рис. 40 – Пример работы фильтров (в центре – движения, справа – изменение контрастности)

Особенностью данного видео является наличие колеблющейся на ветру травы, что видно по областям в верхней части маски движения. Но так как контрастность этих зон при этом сильно не меняется, то такое движение можно исключить. На данном видео также в определенный момент фото-видео камера выравнивает автоматически освещенность, при этом полностью засвечивается на небольшое время центральное изображение (маска движения), но после этого происходит быстрая смена эталона и все восстанавливается. В отличие от изменения фона правое изображение никак не изменилось в такой ситуации, то есть для целей сопровождения полезно использовать оба фактора. В случае резкого изменения освещенности целесообразно использовать область, полученную после вейвлет преобразования.

## 2.9 Модуль накопления статистики

Так на протестированных видеоизображениях в разных случаях проявлял себя то один, то другой метод выделения дыма (чаще оба метода), а именно то детектирование движения, то вейвлет-анализ, то было принято решение разработать две ветви алгоритма анализа Таргетов, пересекающиеся в модуле принятия решения.

Основными параметрами для анализа выступали:

- Время существования
- Счетчик количества кадров, в которых происходило пересечение Таргета с приходящими связными областями;
- Счетчик количества кадров, в которых не было пересечений, сбрасывается при появлении пересечений. Данный счетчик используется для сброса Таргета по его переполнению.
- Начальные координаты Таргета, усредненные за первые 3 отчета. Сильное смещение координат и зон относительно начальных служит сигналом к сбросу или ужесточению условий признания его дымом.

- Параметры движения границ Таргета во времени, оценивающие его расширение: а именно: параметры, характеризующие сумму разностей координат границ Таргета в

$$dx0 = \sum_{n=2}^N (X_{0,n} - X_{0,n-1})$$
, где  $X_{0,n}$  - координата по горизонтали левого верхнего угла в n-кадре, N - время существования Таргета, и параметры в которых разность берется без знака (по модулю), например,

$$dx0 = \sum_{n=2}^N |X_{0,n} - X_{0,n-1}| ;$$

- Счетчики одностороннего перемещения границ Таргета, сбрасываются при начале движения соответствующей границы Таргета в противоположную сторону;
  - Динамика изменения количества зон границ Таргета во времени, и параметры, оценивающие рост площади;
  - Счетчики зон с низкой контрастностью и оценка их нарастания
  - Счетчик ситуаций, когда по краям Таргета контрастность растет, а в центре Таргета контрастность снижается (относительно эталона).
  - Отношение среднего изменения контрастности в описывающем прямоугольнике к среднему изменению контакта в маскированных зонах
  - Усредненное за время существования Таргета изменение фона, определяемое как:
- $$\sum_i \sum_j |I_n(i,j) - I_{n-1}(i,j)|$$
- , где
- $I_n$
- сигнал яркости на n кадре видеопоследовательности (
- $I_{n-1}$
- сигнал яркости на (n-1) кадре), i и j - координаты зон, входящих в текущую область Таргета. Под текущей областью Таргета понимается объединение зон Таргета за текущий и предыдущий кадр.
- Усредненное за время существования Таргета изменение фона, определяемое как:
- $$\sum_i \sum_j |I_n(i,j) - I_{n-1}(i,j)|$$
- , где i и j – координаты маскированных зон, входящих в текущую область Таргета.
- Счетчики низкого фона, сбрасываются при превышении значений определенного порога;
  - Отношение количества пикселей цветовой маски в Таргете к общему количеству пикселей в Таргете.

Часть статистики хранится в Таргетах каждой ветви алгоритма, а часть закреплена за зонами, чтобы не дублировать операции. Далее статистика передается в модуль принятия решения.

Анализ времени существования Таргета с применением различных счетчиков сброса, а также параметр количества пересечений позволил исключить ложные быстро перемещающиеся и исчезающие на некоторый небольшой временной промежуток объекты.

В ходе анализа поведения дыма было выяснено, что целесообразно вести анализ постоянства (неизменности) границ области и производить сброс Таргета при достижении счетчика определенного значения. Было подобрано пороговое значение для данного счетчика сброса.

## 2.10 Модуль принятия решения

Принятие решения о наличии дыма на видеоизображении принимается не ранее чем за 6 секунд жизни Таргета. Данное значение может быть изменено в зависимости от требуемой степени удаленности обнаруживаемого дыма. В общем случае на каждой итерации анализируются области старше 6 секунд. Если область так и не получила статус дыма, то она сбрасывается через 60 секунд (если не сбросилась ранее по счетчикам сброса).

Обобщенное описание условий, используемых в модуле представлено ниже:

- В первую очередь проверяется размер Таргета, а именно количество занимаемых зон. Ограничение на минимальную площадь связано с тем, что для малых объектов не достаточно детализации и есть вероятность принять за дым посторонний объект. Пороговое значение, на данный момент установлено равное 10 зонам.
- Также вначале проверяется совпадение начального и конечного положения Таргета, это позволяет исключить из рассмотрения перемещающиеся объекты, которые не были удалены за счет использования счетчиков сброса. Медленно перемещающийся объект способен изменить и переместить зоны (координаты) Таргета. Таким образом, если объект со временем покинет начальное положение и не будет с ним пересекаться, то принимается решение о том, что данный объект не дым, так как дым имеет стационарный источник.
- Если перемещающийся объект вернулся (есть пересечение начальных и конечных координат), то рассматривается динамика движения его границ в определённую сторону. Если обнаружен факт смещения левой и правой границы в одном направлении, значительно (выше порога) и за определенное количество кадров, то такой объект признается движущимся и исключается (для дыма это не характерно). Также идет проверка счетчика пересечений, которая позволяет исключить из рассмотрения объекты, быстро перемещающиеся из стороны в сторону с большой амплитудой.
- Если данное условие не «спасает» от исключения ложных перемещающихся объектов, то проверяется уровень изменения боковых границ во времени и если он высокий, то проверяется счетчик, показывающий, что отклонение боковых границ происходило долгое время не равномерно. Если одна из боковых границ изменяется сильно, то в случае дыма это часто характеризуется односторонним движением границы. У перемещающегося объекта будут изменяться обе границы. Для дыма также характерно движение в одну сторону продолжительное время.

- Далее проверяется условие расширение области относительно начальной и плавность данного расширения. Проверяется увеличение количества зон и счетчик роста количества зон. Также проверяется больший рост верхней границы Таргета по сравнению с нижней границей. В большинстве случаев для дыма характерно большое изменение во времени верхней границы по сравнению с нижней. Данное предположение нашло экспериментальное количественное подтверждение в 90 % видеофайлов. В остальных 10% видеофайлов суммарное (за 128 кадров) изменение верхней границы было не менее 50% от соответствующего значения для нижней границы. Из этого был сделан вывод о целесообразности применения данной оценки для обнаружения огня на видеоизображении.
- Далее проверяется условие наличия изменений фона в Таргете, дым является движущимся объектом, соответственно внутри дыма происходит межкадровое изменение значения яркости пикселей. Данный коэффициент нормируется каждый отчет к размеру области.
- Также проверяется наполненность зон Таргета не цветными пикселями.
- При наличии пересекающихся Таргетов в двух анализах (движения и вейвлет), подходящих под данные условия, формируется сигнал наличия дыма на видеоизображении.

При тестировании были случаи, когда не был полноценно сформирован и, соответственно, не прошел условия Таргет движения, тогда как вейвлет-анализ показал хороший результат. Пример данного видео приведён на рисунке 41. В этом случае: первое – формируется флаг для Таргета и на следующих итерациях ожидается пересекающийся Таргет соответствующий условиям из параллельной ветки (флаг держится до несоответствий в своей ветке); второе – проводится дополнительная оценка вейвлет-области на предмет условия нахождения сниженной контрастности в центре и повышенной контрастности по краям зоны. Проверка ведется как по усредненному параметру структуры, так и по счетчику появления таких ситуаций. Далее происходит весовая оценка, включающая степень расширения зоны, коэффициент структуры и параметры движения, по итогам которой выводится сигнал о наличии дыма.



*Рис. 41 – Пример некорректной работы фильтра движения (в центре, справа – изменение контрастности)*

В случае наличия адекватной области движения и отсутствия корректной области изменения контрастности происходит проверка стандартного случая проявления дыма, когда верхняя часть области шире, чем нижняя (дым расползается). Также есть ответвление, где из маскированных зон снимается информация об изменении контрастности (счетчик и средний уровень).

В целом разработанный модуль принятия решения показал стабильную работу по обнаружению дыма, оперируя вышеперечисленными параметрами Таргетов. В экспериментах было использовано около 50 видеофайлов.

Данный модуль разработан с учетом, того, что большинство ложных источников исключаются в предыдущих модулях, а сюда попадают лишь объекты, перемещающиеся с небольшой скоростью, имеющие сложную траекторию, и объекты изменяющие свое геометрическую форму, при этом практически не перемещаясь (например, колющий дрова человек).

Разработанный модуль имеет гибкую архитектуру, что позволяет на этапе тестирования разработанной программной модели оперативно вносить изменения. В большей части модуля принятия решения подобраны пороговые значения для условий. В дальнейшем они могут быть изменены, а также может быть построена обучаемая модель, полуавтоматическая или автоматическая.

### 3. ТЕСТИРОВАНИЕ ПРОГРАММНОЙ МОДЕЛИ

На последнем этапе работ было проведено тестирование разработанной программной модели на тестовых видеофайлах. Общее количество видеофайлов составляло около 50. Причем 80% составляли фалы с задымлением, около 40% файлов (в том числе с задымлением) содержали потенциальные ложные источники срабатывания. Для тестирования выбирались видеофайлы, фиксирующие начало задымления, а также соответствующие следующим условиям:

- видеокамера должна быть закреплена стационарно;
- отключена автофокусировка;
- видеоизображение должно быть записано с хорошим качеством (видеопоток – не менее 8 Мбит/с, частота кадров – 10 кадров/с, разрешение – не менее 640x320)

Перед тестированием была проведена работа по созданию коллекции тестовых видеофайлов. Проведен поиск в сети Интернет. К сожалению, эффективность поиска была не высокой, так как большинство видео не соответствовало вышеуказанным требованиям. В итоге, для расширения коллекции часть видеофайлов была записана самостоятельно (Рис. 37, 40, 41). В среднем длительность записанных видеофайлов с изображением дыма составляло 1 минуту, а с изображением ложных источников - 10 минут. Сцены дыма были записаны с разных расстояний от 5 до 100 метров. В качестве очагов задымления использовались бумага, трава, дрова и дизельное топливо.

Далее приведены примеры тестирования программы модели. Дым отмечен красным прямоугольником.

- Тестовое видео «Дом» (Рис. 42). Время срабатывания – 6 секунд.

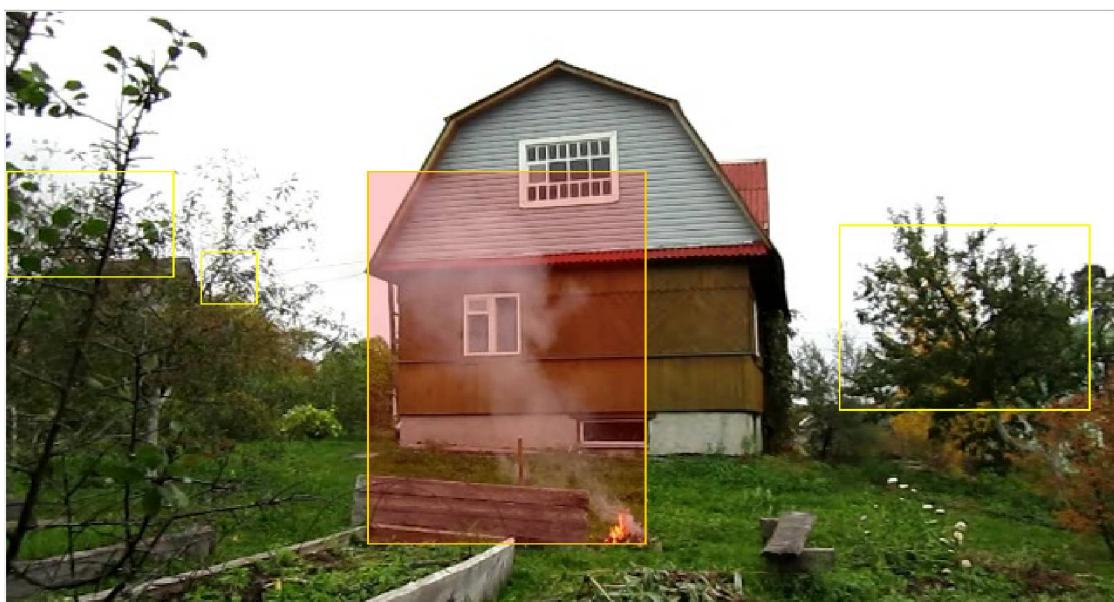
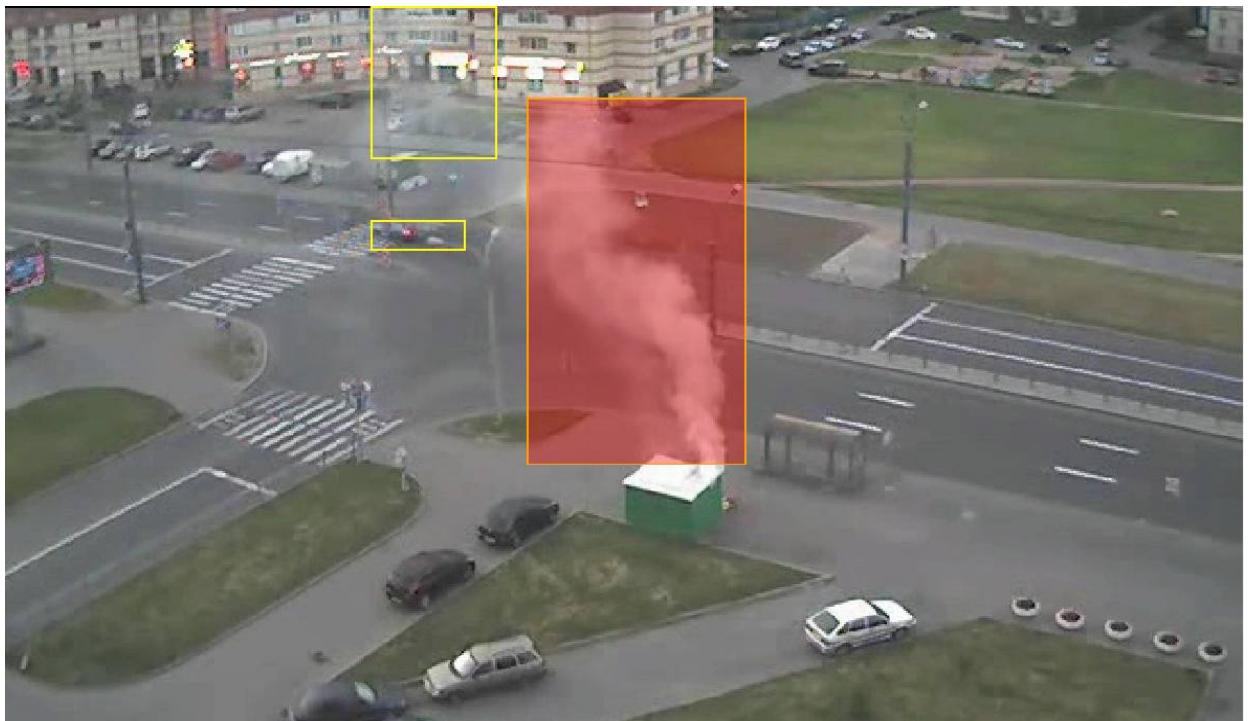


Рис. 42 – Тестирование видеозаписи «Дом»

Видео записано самостоятельно. Дым уверенно определяется по двум методам. На данном видео дует ветер, о чём ветки деревьев шевелятся. Эти объекты отмечены желтым как подозрительные, но срабатывания по ним не происходит.

- Тестовое видео «Контейнер» (Рис. 43). Время срабатывания – 14 секунд.



*Рис. 43 – Тестирование видеозаписи «Контейнер»*

Видео взято из сети Интернет. Дым уверенно определяется по двум методам. На данном видео постоянно присутствуют автомобили, которые как перемещаются, так и останавливаются, но срабатывания по ним не происходит. Отметим, что при большом времени существования дыма в его неподвижном центре происходит перезапись эталона. Таким образом, маска движения (как и маска изменения контрастности) имеет внутри «вырез» (Рис. 44). Данный факт проявляется спустя долгое время после обнаружения и никак не отражается на результате.



*Рис. 44 – Маска движения за длительное время существования дыма*

- Тестовое видео «Бункер» (Рис. 45). Время срабатывания – 14 секунд.

На рисунке 45а представлена первое обнаружение дыма. К сожалению запись стартовала, когда задымление уже было и первый клубок дыма поднялся вверх – он был успешно найден за 8.6 секунды. Также на рисунке 45а появляется новый столб дыма, который будет определен (Рис. 45б) через 9.2 секунды.



Рис. 45 – Тестирование видеозаписи «Бункер»

Видео записано самостоятельно. Дым уверенно определяется по двум методам.

Авторы записи, присутствующие на видео, совершали постоянные движения руками и всем телом, но это не привело к ложным срабатываниям.

- Тестовое видео «Внутри бункера» (Рис. 46). Время срабатывания – 15.2 секунды.

Видео записано самостоятельно. Дым уверенно определяется по анализу изменения контрастности. Стоит отметить, что дым даже визуально слабо отличим от заднего фона (стены). Уровень изменения яркости и цветности низкий и не позволяет собрать устойчивую связную область. При этом контрастность в данной зоне устойчиво изменяется.



. Рис. 46 – Тестирование видеозаписи «Внутри бункера»

Далее приведено несколько примеров тестовых видео, содержащих только потенциальные источники ложных срабатываний (Рис. 47, 48, 49). Анализ потенциальных объектов (отмечены желтой рамкой) не приводил детектированию дыма.

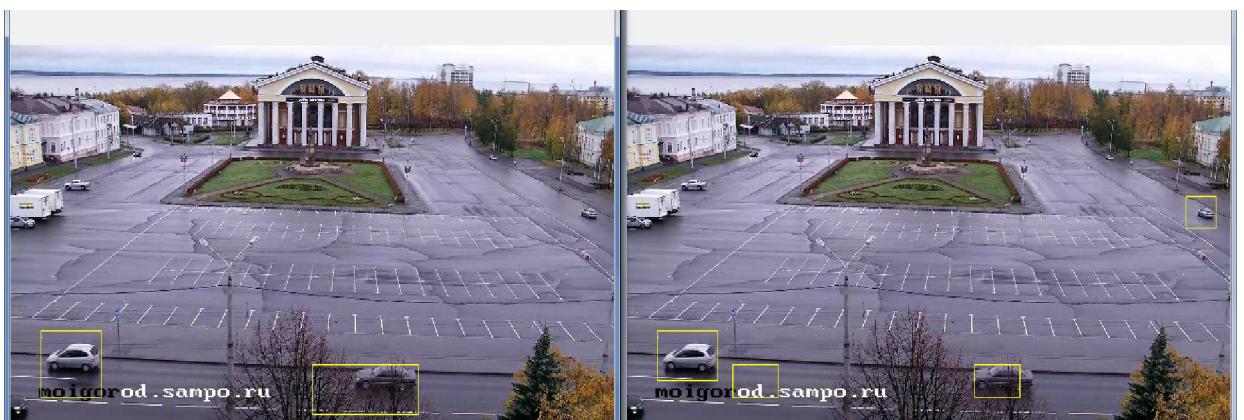


Рис. 47 – Тестирование видеозаписи «Площадь»

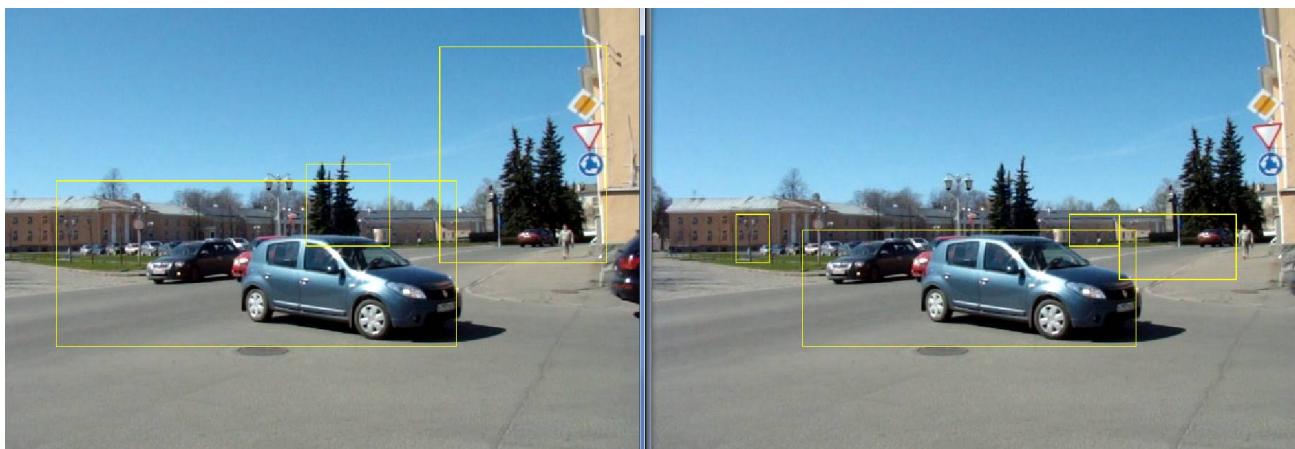


Рис. 48 – Тестирование видеозаписи «Дорога»

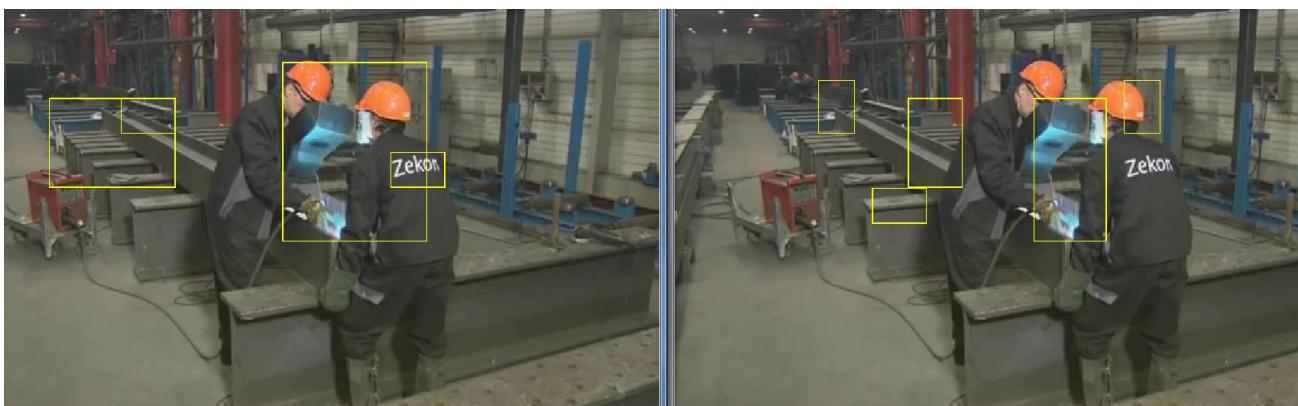


Рис. 49 – Тестирование видеозаписи «Цех»

В результате тестирования в нескольких единичных ситуациях возникли ошибки обнаружения дыма и ложные срабатывания. Такие случаи были проанализированы, выявлены причины и внесены изменения в программную модель. При повторном тестировании ошибок не наблюдалось.

## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В результате проделанной работы разработана программная модель детектирования дыма на видеоизображении. Программная модель разработана в среде Simulink (Matlab). В рамках данной работы были решены следующие задачи:

- 1) Проведен анализ существующих работ по данной тематике, получены представления о применяемых методах, дана оценка целесообразности их использования
- 2) Разработана структурная схема программной модели обнаружения дыма на видеоизображении
- 3) Разработана программная модель обнаружения дыма на видеоизображении.
- 4) Проведено успешное тестирование программной модели на 50 различных видеофайлах, содержащих сцены дыма и потенциальные источники ложных срабатываний. Около 70% файлов записано самостоятельно, остальные взяты из сети Интернет.

Отличительной особенностью данной разработки является комбинация двух методов анализа основанных на детектировании изменения сцены и изменения контрастности. Использовалось разбиение изображения на квадратные зоны размером 16x16 пикселей.

Во всех рассмотренных видеофайлах дым обнаруживался в 100% случаях и не было зафиксировано ложных срабатываний, что соответствует требованиям Технического задания. Время обнаружения дыма не превышало 60 секунд с момента его появления, что соответствует требованиям Технического задания, а в большинстве случаев составляло порядка 15 секунд.

Программная модель работает не в реальном времени, так как ее главная цель – оценить эффективность и надежность созданных алгоритмов обнаружения.

Были проведены работы по объединению программной моделей обнаружения дыма с ранее разработанной моделью обнаружения дыма с целью создать полноценную **модель обнаружения пожара**. В дальнейшем планируется перенос программной модели на конкретную программно-аппаратную платформу и представление продукта потенциальным покупателям. Планируется внести изменения в настройки и предложить разработку для сферы мониторинга лесных пожаров.

## **ИСПОЛЬЗУЕМАЯ ЛИТЕРАТУРА**

1. Chen-Yu Lee, Chin-Teng Lin, Chao-Ting Hong and Miin-Tsair Su. Smoke Detection Using Spatial and Temporal Analyses International Journal of Innovative Computing Information and Control (IJICIC) Reference No.: IJICIC-11-03010, 2012.
2. B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu and A. E. Cetin, Wavelet based real-time smoke detection in video, Proc. Of the 13th European Signal Processing Conference, 2005.
3. B. U. Toreyin, Y. Dedeoglu and A. E. Cetin, Contour based smoke detection in video using wavelets, Proc. of the 14th European Signal Processing Conference, 2006.
4. S. Calderara, P. Piccinini, and R. Cucchiara, Smoke detection in video surveillance: a MoG model in the wavelet domain, Proc. of the 6th International Conference on Computer Vision Systems, pp. 119-128, 2008.
5. J. Gubbi, S. Marusic,M. Palaniswami, Smoke detection in video using wavelets and support vector machines, Fire Safety Journal, vol.44, no.8, pp.1110-1115,2009.
6. Лукьянница А.А., Шишкин А.Г. Цифровая обработка видеоизображений. М.: "Ай-Эс-Эс Пресс", 2009. - 518 с.
7. F. Gomes-Rodriguez, B .C. Arrue and A. Ollero, Smoke monitoring and measurement using image processing: Application to forest fires, Proc. of SPIE, vol. 5094, no.1, pp.404-411, 2003.
8. C. Yu, Y. Zhang, J. Fang and J. Wang, Video smoke recognition based on optical flow, Proc. of the 2nd International Conference on Advanced Computer Control, vol.2, pp. 16-21, 2010.
9. Z. Xiong, R. Caballero, H. Wang, A. M. Finn, M. A. Lelic, and P.-Y. Peng, Video-based smoke detection: Possibilities, techniques and challenges, IFPA, Fire Suppression and Detection Research and Applications – A Technical Working Conference, 2007.
10. T.-Y. Chen, T.-H. Chen, D.-J. Wang and Y.-C. Chiou, Real-time video object segmentation algorithm based on change detection and background updating, International Journal of Innovative Computing, Information and Control, vol.5, no.7, pp.1797-1810, 2009.
11. W. Lv, Y.Wang, "Video-based smoke detection." Study Program for a Degree of Bachelor of Science in Computer Science, University of Gaevle, 2011.