

МОДЕЛЬ ФОНА ПРИ ДЕТЕКТИРОВАНИИ ДЫМА ПО ВИДЕОПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЯМ НА ОТКРЫТЫХ ПРОСТРАНСТВАХ

А. В. Пятаева^а, аспирант

М. Н. Фаворская^а, доктор техн. наук, профессор

^аСибирский государственный аэрокосмический университет им. академика М. Ф. Решетнёва

Постановка проблемы: раннее обнаружение дыма как объективного признака начала пожара на видеопоследовательностях, полученных от систем внешнего видеонаблюдения, имеет существенное значение, так как дым обычно становится видимым раньше пламени. Преимуществом систем оптического видеонаблюдения при детектировании дыма является их невысокая стоимость, в связи с чем видеокамеры получили широкое распространение как в городских условиях, так и при наземном мониторинге лесных массивов с помощью специально установленных противопожарных вышек. Основными признаками визуального обнаружения дыма являются наличие движения, специфические цвет, текстура и форма объектов на видеоизображении. Качество работы алгоритма выделения дыма по видеопоследовательности зависит от разрешения исходного изображения и удаленности объектов съемки. **Цель:** построение моделей фона сцен ближнего и дальнего планов с учетом атмосферных и метеорологических условий. **Результаты:** исследованы два подхода к определению глубины сцены с учетом закона прямого затухания световых волн и влияния атмосферного света на открытых пространствах, а именно использование темного канала и вычисление карты передачи с применением случайного марковского поля. Метод определения глубины сцены с помощью модели случайного марковского поля показал лучшие результаты по сравнению с методом получения темного канала в связи с тем, что в методе получения темного канала интенсивность пиксела анализируется без учета окружения. **Практическая значимость:** найденная глубина сцены позволяет разделить изображения на две группы: сцены ближнего (примерно до 500 м) и дальнего (более 500 м) плана, где могут наблюдаться «ближний» и «дальний» дым соответственно. Для проведения экспериментальных исследований использовано 100 изображений, содержащих сцены ближнего плана, и 100 изображений, содержащих сцены дальнего плана. Эффективность предлагаемого метода обусловлена применением различных наборов признаков дыма для сцен ближнего и дальнего плана.

Ключевые слова — модель фона, глубина сцены, модель атмосферного рассеяния, темный канал, марковское случайное поле, визуальное детектирование дыма.

Введение

Раннее обнаружение дыма как объективного признака начинающегося пожара является важной задачей экологического мониторинга как для лесных массивов, так и для городских территорий. Традиционные способы детектирования дыма, основанные на тепловых детекторах или химическом анализе продуктов сгорания, становятся бесполезными на открытых пространствах, так как 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. На качество детектирования дыма оказывают значительное влияние особенности анализируемого видеоизображения, такие как удаленность объекта съемки и разрешение.

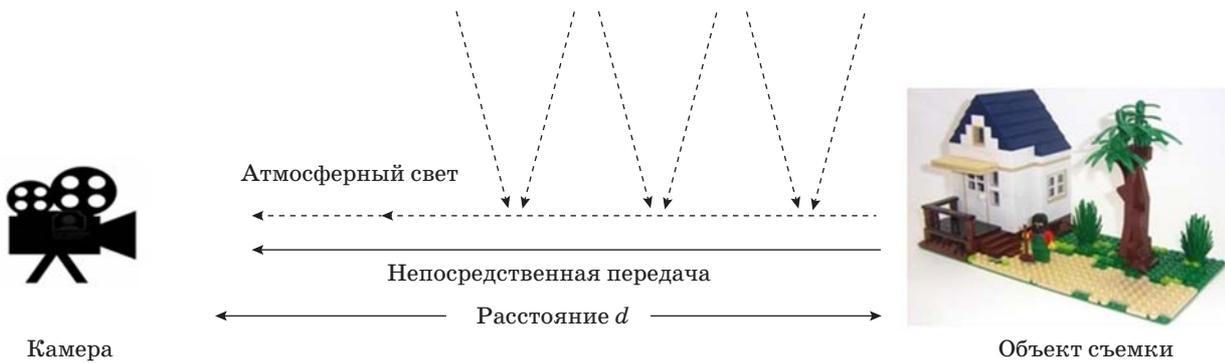
Модель атмосферного рассеяния

Формирование исходного изображения, получаемого из видеопоследовательности на открытых пространствах, выполняется с учетом закона затухания световых волн и влияния атмосферного света. Под атмосферным светом понимается окружающий свет, отраженный в прямой видимости с помощью атмосферных частиц (рис. 1). Этот процесс можно представить с помощью модели атмосферного рассеяния [1], определяемой выражением

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

где $I(x)$ — наблюдаемое изображение; $J(x)$ — яркость сцены; A — глобальный атмосферный свет; δ — коэффициент рассеяния в пикселе $x=(x, y)$; d — расстояние от камеры до сцены.

В уравнении (1) первый член представляет собой модель затухания света. Из-за эффекта рас-



■ Рис. 1. Модель атмосферного рассеяния

сеяния и поглощения атмосферных частиц часть света, отраженная от поверхности объектов, рассеивается или поглощается, а оставшаяся часть попадает непосредственно в объектив видеокамеры. Интенсивность света экспоненциально убывает с увеличением расстояния до объекта съемки. Второй член представляет собой модель атмосферного света, влияющего на формирование изображения. Под влиянием атмосферных частиц рассеяния свойства атмосферного света изменяются. С увеличением расстояния распространения интенсивность атмосферного света постепенно увеличивается. Часть выражения (1), обозначенная $t(x)$, представляет собой карту светопередачи, которая показывает относительную часть света, необходимую для прохождения пути между наблюдателем и точкой поверхности без рассеяния:

$$t(x) = e^{-\delta d}. \quad (2)$$

Карта светопередачи описывает распространение той части света, которая не рассеивается и достигает видеокамеры. Она является непрерывной функцией расстояния, следовательно, $t(x)$ отражает информацию о глубине сцены.

Модель атмосферного рассеяния содержит три неизвестных параметра, что определяет бесконечное количество решений. В связи с этим в методах удаления атмосферной дымки, предложенных в последние годы, само изображение используется для построения карты светопередачи при удалении дымки на изображении или для определения глубины сцены. В работе [2] для устранения эффекта дымки использован способ максимизации локального контраста изображения; в работе [3] с помощью методов, основанных на математической статистике, авторы оценивали светопередачу и альбедо сцены; в работе [4] был предложен метод удаления дымки, основанный на темном канале.

В настоящей работе для определения расстояния до объекта съемки представлено два подхода: использование темного канала для определения глубины сцены и вычисление карты передачи с применением случайного марковского поля.

Метод получения темного канала изображения

Метод получения темного канала основан на наблюдении о затемнении исходного изображения [4]. Такие наблюдения показывают, что в большинстве локальных областей, которые не охватывают небо, некоторые пиксели (так называемые «темные» пиксели) имеют очень низкую интенсивность, по меньшей мере, в одном из цветовых каналов цветовой схемы RGB. Пиксели изображения, соответствующие объектам сцены, которые находятся далеко от наблюдателя, обладают более низкой интенсивностью, чем пиксели, соответствующие близко расположенным объектам сцены. Изменение интенсивности темных пикселей происходит под влиянием атмосферного света. В основном малые значения интенсивности в темном канале возникают из-за трех факторов: наличия теней окружающих объектов (техногенных и природных), поверхностей с неравномерным распределением цветовых компонент (зеленая растительность) и темных поверхностей объектов.

Для получения темного канала исходное изображение разбивается на блоки размером 15×15 пикселей, затем для каждого пиксела вычисляется функция $I^{dark}(x)$:

$$I^{dark}(x) = \min_{C \in \{r, g, b\}} \left(\min_{y \in \Omega(x)} I_C(y) \right), \quad (3)$$

где C — цветовой канал изображения; I_C — значение цветового канала изображения $I(x)$; $\Omega(x)$ — локальный блок с центром в точке x . Визуально интенсивность темного канала представляет приближенное значение толщины дымки.

Для получения значений атмосферного света по каждому из трех цветовых компонент выбираются первые 0,1 % самых ярких пикселей в темном канале. В качестве значения интенсивности атмосферного света A выбирается максимальное значение интенсивности из отобранных пикселей. Интенсивность атмосферного света

$A^C = \{A^R, A^G, A^B\}$ рассчитывается для каждого цветового канала изображения в цветовой модели RGB. Благодаря влиянию атмосферного света изображение, содержащее дальние планы (изображение с дымкой), светлее, чем изображение ближнего плана, так как значение светопередачи в этом случае ниже.

Особенностью изображений, полученных на открытых пространствах, является то, что дымка на таких изображениях присутствует всегда, так как даже в ясные дни атмосфера содержит различные частицы, кроме того, наличие дымки является ключевой особенностью, с помощью которой человеческое зрение способно воспринимать глубину снимка [5, 6]. Это явление называется воздушной перспективой. При полном отсутствии дымки на изображении оно будет казаться неестественным, и ощущение глубины изображения может быть потеряно. Природное явление воздушной перспективы учитывается за счет использования постоянного параметра $0 < \omega < 1$ при вычислении светопередачи $t(x)$. В работе использовано значение параметра $\omega = 0,75$. Значение светопередачи $t(x)$ рассчитывается следующим образом [4]:

$$t(x) = 1 - \omega \min_C \left(\min_{y \in \Omega(x)} \frac{I_C(y)}{A^C} \right), \quad (4)$$

где A^C — интенсивность атмосферного света в цветовом канале C .

Подставляя полученное значение светопередачи (4) в выражение (2), вычисляем расстояние до объекта съемки:

$$d = \frac{1}{\delta} \ln(t) = \frac{1}{\delta} \ln \left(1 - \omega \min_C \left(\min_{y \in \Psi(x)} \frac{I^C(y)}{A^C} \right) \right), \quad (5)$$

где δ — коэффициент рассеяния в пикселе $x = (x, y)$. Далее значение глубины сцены рассчитывается с использованием выражения (5) с точностью до неизвестного параметра рассеяния δ .

Определение глубины сцены с использованием случайного марковского поля

Определение глубины сцены с использованием случайного марковского поля выполняется в два этапа. Сначала выполняется сегментация с помощью алгоритма сдвига среднего значения, затем строится карта светопередачи с использованием модели случайного марковского поля.

Сегментация методом сдвига среднего значения

На первом этапе для оценки карты передачи и расширения знаний о структуре изображения выполняется сегментация областей изображения

с помощью алгоритма сдвига среднего значения [7–9]. Алгоритм сдвига среднего значения позволяет автоматически разделить изображение на области, сокращая при этом число базовых сущностей. Это особенно важно для изображений, полученных в результате съемки на открытых пространствах, так как такие изображения содержат различные объекты: небо, горы, здания, водные объекты, людей, животных и др. К особенностям алгоритма относится возможность разделения исходного изображения на области, примерно однородные по яркости. Алгоритм сдвига среднего значения применяется здесь для автоматической классификации регионов изображения.

Метод сдвига среднего значения группирует регионы, объединяя пиксели с близкими значениями признаков в однородные области. В качестве координат в пространстве признаков выбраны координаты пиксела (x, y) и значения интенсивности цветовых каналов в цветовой схеме RGB. Распределение пикселей в соответствии с выбранными признаками может быть описано функцией плотности распределения [10]

$$f(\mathbf{x}) = \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N \left(K \left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h} \right) \right), \quad (6)$$

где N — число пикселей изображения; h — радиус сферы, содержащей пиксели с признаками \mathbf{x}_i ; \mathbf{x}_i — вектор признаков пиксела с индексом i ; d — количество признаков; $K(\mathbf{x}_i)$ — ядро Епанечникова:

$$K(\mathbf{x}_i) = \begin{cases} \frac{1}{2c_d} (d+2)(1 - \mathbf{x}^T \mathbf{x}), & \text{если } \mathbf{x}^T \mathbf{x} < 1 \\ 0 & \text{в остальных случаях} \end{cases}, \quad (7)$$

где c_d — объем d -мерной сферы с единичным радиусом.

Пиксели, принадлежащие к одному локальному максимуму, объединяются в один регион. Чтобы определить, к какому из центров сгущения относится пиксел, необходимо двигаться по градиенту функции плотности $f(\mathbf{x})$ до нахождения ближайшего локального максимума:

$$\begin{aligned} \text{grad}(f(\mathbf{x})) &= \frac{1}{Nh^d} \sum_{i=1}^N \text{grad} \left(K \left(\frac{\mathbf{x} - \mathbf{x}_i}{h} \right) \right) = \\ &= \frac{1}{N(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) = \\ &= \frac{n_{h,\mathbf{x}}}{N(h^d c_d)} \frac{d+2}{h^2} \left(\frac{1}{n_{h,\mathbf{x}}} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i) \right), \quad (8) \end{aligned}$$

где $h^d c_d$ — объем d -мерной сферы с радиусом h ; $S_h(\mathbf{x})$ — гиперсфера, содержащая пиксели $n_{h,\mathbf{x}}$, удовлетворяющие вектору признаков \mathbf{x} .

Для оценки градиента функции плотности можно использовать вектор среднего сдвига $M_h(\mathbf{x})$, определяемый выражением

$$M_h(\mathbf{x}) = \frac{1}{n_{h,\mathbf{x}}} \sum_{\mathbf{x}_i \in S_h(\mathbf{x})} (\mathbf{x} - \mathbf{x}_i), \quad (9)$$

тогда градиент функции плотности распределения пикселей по признакам примет вид

$$\text{grad}(f(\mathbf{x})) = f(\mathbf{x}) \frac{d+2}{h^2} M_h(\mathbf{x}). \quad (10)$$

Таким образом, для определения принадлежности пиксела к одному из классов достаточно вычислить значение вектора среднего сдвига $M_h(\mathbf{x})$. При выборе в качестве признаков координат пикселей и интенсивностей по цветам в один регион будут объединяться пиксели с близкими цветами и расположенные недалеко друг от друга [11].

Построение карты светопередачи с использованием модели случайного марковского поля

После получения результатов сегментации для оценки глубины сцены используется метод разделения изображения на области, соответствующие разным уровням глубины сцены.

Для разделения исходного изображения на области, находящиеся на различном расстоянии от наблюдателя, используется набор из тридцати двух меток z_i . При этом значение карты светопередачи $t(z)$ связано с меткой z_i , $L = \{0, 1, 2, \dots, l\}$ — набор меток карты светопередачи, $t(z) = \{0, 1/l, 2/l, \dots, 1\}$. Перед назначением меток исходное изображение конвертируется из цветового пространства RGB в полутоновое изображение. Наиболее вероятная метка области z^* минимизирует значение ассоциированной функции энергии [1]

$$E(z) = \sum_{i \in P} E_i(z_i) + \sum_{(i,j) \in N} E_{ij}(z_i, z_j), \quad (11)$$

где P — набор пикселей в неизвестной передаче $t(z)$; N — набор пар пикселей, определяющих четырех соседей окрестности. Унарная функция E_i показывает возможность пиксела i иметь передачу $t_i(z)$, связанную с меткой z_i :

$$E_i(z_i) = |I'_i \times \omega - L(z_i)|, \quad (12)$$

где I'_i — интенсивность пиксела изображения в оттенках серого; $L(z_i)$ — элемент из набора меток L ; ω — параметр, введенный для нормализации значений I'_i и $L(z_i)$.

Слагаемое $E_i(z_i)$ выражения (11) определяет соответствие пиксела тому или иному классу и может отражать следующую информацию [12]:

— цветовая модель показывает, насколько появление тех или иных цветов более вероятно в данном классе;

— позиционная модель отражает априорные предположения о расположении данного класса на изображении;

— текстурная модель определяет, насколько текстура окрестности пиксела соответствует данному пикселу.

Слагаемое $E_{ij}(z_i, z_j)$ показывает возможность соседних пикселей иметь ту же глубину, что и данный пиксел, и задается функцией минимальной стоимости [2]

$$E_{ij}(z_i, z_j) = g |z_i - z_j|. \quad (13)$$

Наблюдения показывают, что объекты, которые расположены ближе к верхней части изображения, как правило, дальше объектов, которые расположены в нижней части изображения, так что если точка j выше точки i на изображении, то и расстояние от точки j до наблюдателя больше соответствующего расстояния для точки i , т. е. $d_j > d_i$. Следовательно, выполняются неравенства $t_i \leq t_j$ и $z_i \leq z_j$. Любой паре меток, которая нарушает эту тенденцию, назначается стоимость $s > 0$. Таким образом, выражение (13) преобразуется в формулу

$$E_{ij}(z_i, z_j) = \begin{cases} s, & \text{если } z_i < z_j \\ g |z_i - z_j| & \text{в противном случае} \end{cases}. \quad (14)$$

В выражении (14) разность $g|z_i - z_j|$ контролирует степень детализации изображений и в работе принимает значение 0,01. Штрафная стоимость $s = 100$.

С помощью подстановки выражений (12) и (14) в формулу (11) вычисляется значение карты передачи в точке i . Собственные значения карты светопередачи и расстояние от наблюдателя до объекта для каждого пиксела изображения могут быть рассчитаны следующим образом:

$$t_i(z) = 255 - (z_i - 1) \times 8; \quad (15)$$

$$d = \frac{1}{8} \ln(t_i(z)) = \frac{1}{8} \ln(255 - (z_i - 1) \times 8). \quad (16)$$

Таким образом, исходное изображение делится на области, представляющие собой пять уровней серого и соответствующие уровням расстояния от наблюдателя до объекта наблюдения.

Экспериментальные исследования

В соответствии с метеорологической дальностью видимости в табл. 1 приведены десять уровней градации видимости, расстояние видимости и их коэффициенты рассеяния [13].

Будем считать изображениями с малой глубиной сцены такие изображения, для которых рассчитанная дистанция не превышает расстоя-

ние 500 м. При проведении экспериментальных исследований использовано 200 изображений, полученных на открытых пространствах, среди которых 100 изображений содержали сцены ближнего плана и 100 изображений включали сцены дальнего плана. Примеры изображений приведены на рис. 2, а и б.

Результаты определения глубины сцены для изображений ближнего и дальнего плана для методов темного канала и случайного марковского поля приведены в табл. 2.

По результатам экспериментальных исследований видно, что метод определения глубины

сцены с помощью модели случайного марковского поля показывает лучшие результаты по сравнению с методом получения темного канала, так как темный канал теряет эффективность, когда интенсивность изображения близка к интенсивности атмосферного света. Кроме того, метод темного канала дает ошибку определения глубины на изображениях, содержащих небо. Скорость обработки одного изображения с использованием метода случайных марковских полей превосходит скорость обработки методом получения темного канала и составляет в среднем 12 и 15 мс соответственно.

■ Таблица 1. Метеорологическая градация видимости и средние коэффициенты рассеяния

Кодовый номер	Погодные условия	Дистанция видимости	Коэффициент рассеяния, км ⁻¹
1	Плотный туман	Менее 50 м	Более 78,2
2	Густой туман	50–200 м	78,2–19,6
3	Умеренный туман	200–500 м	19,6–7,82
4	Легкий туман	500 м–1 км	7,82–3,91
5	Слабый туман	1–2 км	3,91–1,96
6	Дымка	2–4 км	1,96–0,954
7	Легкая дымка	4–10 км	0,954–0,391
8	Ясно	10–20 км	0,391–0,196
9	Очень ясно	20–50 км	0,196–0,078
10	Совершенно ясно	Более 50 км	0,0141



■ Рис. 2. Изображения с большой (а) и малой (б) глубиной сцены

■ Таблица 2. Результаты определения глубины сцены

Изображение	Метод получения темного канала			Метод с использованием случайного марковского поля		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Малая глубина сцены	0,86	0,14	0,128	1	0	0,003
Большая глубина сцены	0,89	0,11	0,109	1	0	0,056

TR — точность распознавания; FRR — ошибка первого рода; FAR — ошибка второго рода.

Заключение

Эффективность детектирования дыма на видеопоследовательностях определяется условиями съемки на открытых пространствах, в частности глубиной сцены. В работе рассматривается модель атмосферного рассеивания с учетом закона затухания световых волн и влияния атмосферного света. Для устранения дымки на изображениях дальнего плана были рассмотрены два подхода, связанные с использованием темного канала для определения глубины сцены и вычислением карты передачи с применением случайного марковского поля. Подробно рассмотрен метод получения темного канала изображения, позволяющий рассчитывать значения глубины сцены с точностью до неизвестного параметра рассеяния. Разработан метод определения глубины сцены с использованием случайного марковского поля, который выполняется в два этапа: сегментации с помощью алгоритма сдвиг

га среднего значения и построения карты светопередачи с использованием модели случайного марковского поля. Выведены соответствующие выражения, позволяющие оценивать глубину сцены.

Экспериментальные исследования заключались в оценке глубины сцены по методу получения темного канала и методу использования случайного марковского поля. Среди 200 изображений 100 содержали сцены ближнего плана и 100 включали сцены дальнего плана. Метод определения глубины сцены с помощью модели случайного марковского поля показал лучшие результаты по сравнению с методом получения темного канала. Это связано с тем, что в методе темного канала интенсивность пиксела анализируется без учета окружения. Точность распознавания вида сцен с использованием метода случайных марковских полей достигала 100 % и выполнялась быстрее по сравнению с применением метода получения темного канала.

Литература

1. Guo F., Tang J., Xiao X. Foggy Scene Rendering Based on Transmission Map Estimation // International Journal of Computer Games Technology. 2014. Vol. 2014. Article ID 308629. P. 1–13.
2. Tan R. T. Visibility in Bad Weather from a Single Image // The Proc. of the 26th IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '08). 2008. P. 1–8.
3. Fattal R. Single Image Dehazing // ACM Transactions on Graphics. 2008. Vol. 27. N 3. P. 1–9.
4. He K., Sun J., Tang X. Single Image Haze Removal using Dark Channel Prior // Journal IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2011. Vol. 33. N 12. P. 2341–2353.
5. Goldstein E. B. Sensation and Perception. — London: Cengage Learning, 2013. — 496 p.
6. Preetham A. J., Shirley P., Smits B. A Practical Analytic Model for Daylight // The Proc. of the 26th Annual Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques. 1999. P. 91–100.
7. He Z., et al. A Mean-Shift Algorithm for Large-Scale Planar Maximal Covering Location Problems/ Z. He, B. Fan, T. C. E. Cheng, S. Y. Wang, C. H. Tan // European Journal of Operational Research. 2016. Vol. 250. N 1. P. 65–76.
8. Zheng H., Mao X., Chen L., Liang X. Adaptive Edge-Based Mean Shift for Drastic Change Gray Target Tracking // Optik. Intern. Journal for Light and Electron Optics. 2015. Vol. 126. N 23. P. 3859–3867.
9. Zhang X., et al. An Adaptive Mean Shift Clustering Algorithm Based on Locality-Sensitive Hashing / X. Zhang, Y. Cui, D. Li, X. Liu, F. Zhang // Optik. Intern. Journal for Light and Electron Optics. 2015. Vol. 123. N 20. P. 1891–1894.
10. Comaniciu D., Meer P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. N 5. P. 603–619.
11. Rother C., Kolmogorov V. A. Blake Grabcut — Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts // ACM TOG. 2004. Vol. 23. N 3. P. 309–314.
12. Ветров Д. А., Кропотов Д. П. Алгоритмы выбора моделей и построения коллективных решений в задачах классификации, основанные на принципе устойчивости. — М.: КомКнига, 2007. — 112 с.
13. Babari R., et al. A Model-Driven Approach to Estimate Atmospheric Visibility with Ordinary Cameras/ R. Babari, N. Hautiere, E. Dumont, R. Bremond, N. Paparoditis // Atmospheric Environment. 2011. Vol. 45. N 30. P. 5316–5324.

UDC 004.932.2

doi:10.15217/issn1684-8853.2016.4.44

Background Model for Video-Based Smoke Detection in Outdoor ScenesPyataeva A. V.^a, Post-Graduate Student, anna4u@list.ruFavorskaya M. N.^a, Dr. Sc., Tech., Professor, favorskaya@sibsau.ru^aSiberian State Aerospace University named after academician M. F. Reshetnev, 31, Krasnoyarsky Rabochy St., 660037, Krasnoyarsk, Russian Federation

Introduction: Early smoke detection on videos obtained from outdoor video cameras is very important because smoke usually becomes visible earlier than flame and can be considered an objective evidence of a fire. Optical surveillance systems are cheap and therefore commonly used for smoke detection both in urban areas and in terrestrial forests where special fire watchtowers are maintained. Smoke is detected when objects on the video have specific motion, color, texture and shape. The resulting quality of the smoke detection algorithm depends on the frame resolution and on the distance to the objects being shot. **Purpose:** Background models should be build for the close and remote scenes taking into account the atmospheric and meteorological conditions. **Results:** We have studied two approaches to determining the scene depth: using the dark channel and a Markov random field, in both cases taking into account the law of direct attenuation of light waves in open spaces and the influence of atmospheric light. The method based on a Markov random field provided better results as compared to the method of the dark channel, as in the latter the pixel intensity is analyzed without considering the environment. **Practical relevance:** The found scene depth allows us to split the images into two groups: close scenes (up to about 500 m) and remote scenes (more than 500 m), where “close” and “far” smoke can be watched, respectively. During the experiments, we analyzed 100 images with close scenes and 100 images with remote scenes. The proposed method is efficient because different sets of smoke features are used for close and remote scenes.

Keywords — Background Model, Scene Depth, Atmospheric Scattering Model, Dark Channel, Markov Random Field, Video-Based Smoke Detection.

References

- Guo F., Tang J., Xiao X. Foggy Scene Rendering Based on Transmission Map Estimation. *International Journal of Computer Games Technology*, 2014, vol. 2014, Article ID 308629, pp. 1–13.
- Tan R. T. Visibility in Bad weather from a Single Image. *Proc. of the 26th IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR '08)*, 2008, pp. 1–8.
- Fattal R. Single Image Dehazing. *ACM Trans Graphics*, 2008, vol. 27, no. 3, pp. 1–9.
- He K., Sun J., Tang X. Single Image Haze Removal Using Dark Channel Prior. *Journal IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2011, vol. 33, no. 12, pp. 2341–2353.
- Goldstein E. B. *Sensation and Perception*. London, Cengage Learning, 2013. 496 p.
- Preetham A. J., Shirley P., Smits B. A Practical Analytic Model for Daylight. *Proc. of the 26th Annual Conf. on Computer Graphics and Interactive Techniques*, 1999, pp. 91–100.
- He Z., Fan B., Cheng T. C. E., Wang S. Y., Tan C. H. A Mean-Shift Algorithm for Large-Scale Planar Maximal Covering Location Problems. *European Journal of Operational Research*, 2016, vol. 250, no. 1, pp. 65–76.
- Zheng H., Mao X., Chen L., Liang X. Adaptive Edge-Based Mean Shift for Drastic Change Gray Target Tracking. *Optik. Intern. Journal for Light and Electron Optics*, 2015, vol. 126, no. 23, pp. 3859–3867.
- Zhang X., Cui Y., Li D., Liu X., Zhang F. An Adaptive Mean Shift Clustering Algorithm Based on Locality-Sensitive Hashing. *Optik. Intern. Journal for Light and Electron Optics*, 2015, vol. 123, no. 20, pp. 1891–1894.
- Comaniciu D., Meer P. Mean Shift: A Robust Approach Toward Feature Space Analysis. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, no. 5, pp. 603–619.
- Rother C., Kolmogorov V. A. Blake Grabcut — Interactive Foreground Extraction Using Iterated Graph Cuts. *ACM TOG*, 2004, vol. 23, no. 3, pp. 309–314.
- Vetrov D. A., Kropotov D. P. *Algoritmy vybora modelei i postroeniia kollektivnykh reshenii v zadachakh klassifikatsii, osnovannye na printsipe ustoychivosti* [Algorithms for Model Selection and the Construction of Collective Solutions in Classification Tasks Based on the Robust Principle]. Moscow, KomKniga Publ., 2007. 112 p. (In Russian).
- Babari R., Hautiere N., Dumont E., Bremond R., Paparoditis N. A Model-Driven Approach to Estimate Atmospheric Visibility with Ordinary Cameras. *Atmospheric Environment*, 2011, vol. 45, no. 30, pp. 5316–5324.