

УДК 004.932

МНОГОКРИТЕРИАЛЬНЫЙ СИНТЕЗ АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ ЧАСТИЦ ДОЖДЯ НА ВИДЕОИЗОБРАЖЕНИЯХ В ЦИФРОВЫХ СИСТЕМАХ ТЕЛЕВИДЕНИЯ

В. Т. Дмитриев, к.т.н., доцент, заведующий кафедрой РУС РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0001-5521-6886, e-mail: vol77@rambler.ru

А. А. Бауков, аспирант РГРТУ, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0002-0003-058X, e-mail: baukov.andrej@yandex.ru

Рассматривается задача уменьшения видимости следов атмосферных осадков на видеопоследовательностях. Важной составляющей решения данной задачи является обнаружение частиц осадков в кадре. Целью работы является создание алгоритма детектирования капель дождя на видеоизображениях в цифровых системах телевидения при съемке статичными камерами. Проведены исследования распределений во времени значений интенсивности пикселей, подверженных и не подверженных воздействию дождевыми частицами. Предложен алгоритм обнаружения частиц дождя, представляющий собой трехступенчатую классификацию пикселей группы n кадров на области с движущимися объектами (автомобили, люди и др.), дождевые и недождевые области, а также пикселей дождевых областей текущего кадра на дождевые (искаженные каплей) и недождевые с возможностью автоматического выбора локальных пороговых значений на основе накопленной информации. Для выбора оптимального значения числа накопленных кадров использован метод многокритериального синтеза. Установлено, что применение предложенного алгоритма с оптимальными значениями 100 и 130 кадров при детектировании капель на видеоизображениях с дождем высокой и средней интенсивности соответственно обеспечивает снижение нормированных уровней ошибок первого и второго рода до 2,7 % и 3,1 %. Получен выигрыш разработанного алгоритма по сравнению с известными до 1 % и на 4 %...9 % по данным критериям качества.

Ключевые слова: видеообработка, обнаружение капель дождя, классификация, распределение интенсивностей пикселя, локальные пороговые значения, показатели качества, многокритериальный синтез, нормированные уровни ошибок первого и второго рода.

DOI: 10.21667/1995-4565-2022-79-20-30

Введение

Видеоизображения в телевизионных системах, снятые с помощью статичных камер, могут быть получены при разнообразных погодных условиях. Так, на кадрах систем видеонаблюдения, прямых репортажей с мест событий, спортивных телетрансляций и других видеопоследовательностей часто присутствуют «следы» некоторых погодных явлений, например дождя, снега, града. Падающие частицы подобных атмосферных осадков вызывают эффект динамических помех на видеоизображениях. Такие помехи часто затрудняют видимость и различимость некоторых объектов (особенно малых размеров) видеосюжета, снижают дальность наблюдения и, таким образом, мешают телезрителям или наблюдателям корректно воспринимать происходящее на экране.

С целью улучшения качества видеоизображений с данным типом помех разработаны специальные алгоритмы устранения видимости частиц осадков: медианной фильтрации [1], временной кластеризации [2], использования характеристик формы частиц дождя [3], на основе фотометрической и динамической моделей дождя [4], на основе статистического анализа геометрических, яркостных и динамических характеристик осадков [5]. Как правило, такие алгоритмы содержат этап детектирования частиц атмосферных осадков, на котором происходит процедура классификации пикселей. Соотнесение каждого пикселя с определённой группой (класс пикселей неподвижного фона, класс пикселей движущихся объектов, класс

пикселей частиц осадков) позволяет избегать нежелательного искажения полезной информации кадра и подвергать последующей обработке только пиксели капель дождя или снежинок.

Одними из распространенных способов, лежащими в основе подобной классификации пикселей, являются пороговое сравнение последовательных кадров и вычитание изображения заранее известного неподвижного фона из текущего кадра [4, 5]. Недостатком данных подходов может являться трудность выбора глобального (то есть одинакового для всего кадра) порогового значения, определяющего отличие интенсивности пикселей, перекрытых частицами осадков, от интенсивности неповрежденных пикселей. Так, интенсивность пикселей краев частицы может быть больше значения интенсивности фоновых пикселей всего на 5 – 8 единиц (в 8-битном монохромном изображении), что часто совпадает с временными колебаниями интенсивности точек фона, связанными с небольшими изменениями освещенности или колебаниями, например, листьев на деревьях.

Метод временной кластеризации, представленный в работе [2], предусматривает возможность автоматического определения локальных пороговых значений и демонстрирует хорошие результаты при обработке видеопоследовательностей с интенсивными атмосферными осадками во всём кадре. Однако в данном случае не учитывается тот факт, что некоторые значительные области пикселей кадра (или отдельные пиксели) могут вообще не подвергаться воздействию атмосферных осадков на протяжении значительного времени, порядка нескольких секунд (сопоставимого с временем обучения алгоритма для автоматического определения порога) и более. Это может привести к неправильному выбору порогового значения для большого числа пикселей и, следовательно, к потере полезной информации или к нежелательному для телезрителей или наблюдателей эффекту «ряби» в областях кадра, не требующих устранения видимости частиц осадков.

Обобщение вышеизложенного приводит к выводу об актуальности задачи разработки алгоритма обнаружения частиц атмосферных осадков на видеоизображениях в цифровых системах телевидения, снятых статичными камерами. Разрабатываемый алгоритм должен обеспечивать возможность автоматического определения прохождения или непрохождения осадков в отдельных областях кадра (в идеале – в каждом конкретном пикселе), а также возможность автоматического выбора локальных пороговых значений.

Теоретическая часть

В данной статье описан процесс разработки алгоритма обнаружения только частиц дождя, поскольку яркостные и динамические характеристики других видов атмосферных осадков, например снега, во многих случаях имеют отличия от соответствующих характеристик капель дождя, существенные при их детектировании на видеоизображениях.

Алгоритм, предложенный в работе [5], показывает хорошие результаты при уменьшении видимости частиц осадков на видеоизображениях, содержащих множество движущихся объектов переднего плана, например автомобилей, людей и т. д. Однако при обнаружении осадков в областях кадра, содержащих практически неподвижный фон, имеется потенциал для его значительного улучшения, особенно в случаях, когда прозрачность падающих капель велика, а фон также содержит некоторые слабо колеблющиеся объекты, например, деревья. Это улучшение, как указано выше, может быть выполнено за счёт усовершенствования классификации пикселей и усложнения процедур пороговой обработки. Тем не менее, целесообразно на первой ступени классификации выделить области кадра, содержащие значительное количество движущихся объектов, отличных от фона, и далее проводить обнаружения частиц дождя в таких областях с помощью специального алгоритма [5]. Пиксели, принадлежащие данным зонам кадра, могут быть выделены по большему (по сравнению с пикселями, затрагиваемыми только каплями) диапазону D изменения во времени за n кадров интенсивности таких пикселей и затем объединены вместе с окрестностями в определённые области, образуя двоичное изображение $G_1(x, y)$. Описанная первая (предварительная) ступень классификации может выполняться один раз за каждые n кадров. Далее обработка выделен-

ных областей кадров, соответствующих логическим значениям 1 в $G_1(x, y)$, производится в соответствии с алгоритмом [5], а пиксели других зон классифицируются по разрабатываемому в статье методу. Выбор значения n также будет рассмотрен далее.

С целью разработки последующих ступеней процедуры классификации проведены предварительные экспериментальные исследования видеопоследовательностей с неподвижным задним планом, снятых при дожде, в которых изменения яркости пикселей вызваны только падением капель, а также небольшими по величине перепадами освещенности и шумами камеры. В процессе данных исследований получены временные распределения $p(I)$ величин интенсивности I пикселей, подверженных воздействию частиц дождя. Примеры таких распределений для двух различных пикселей представлены на рисунке 1 (а, б).

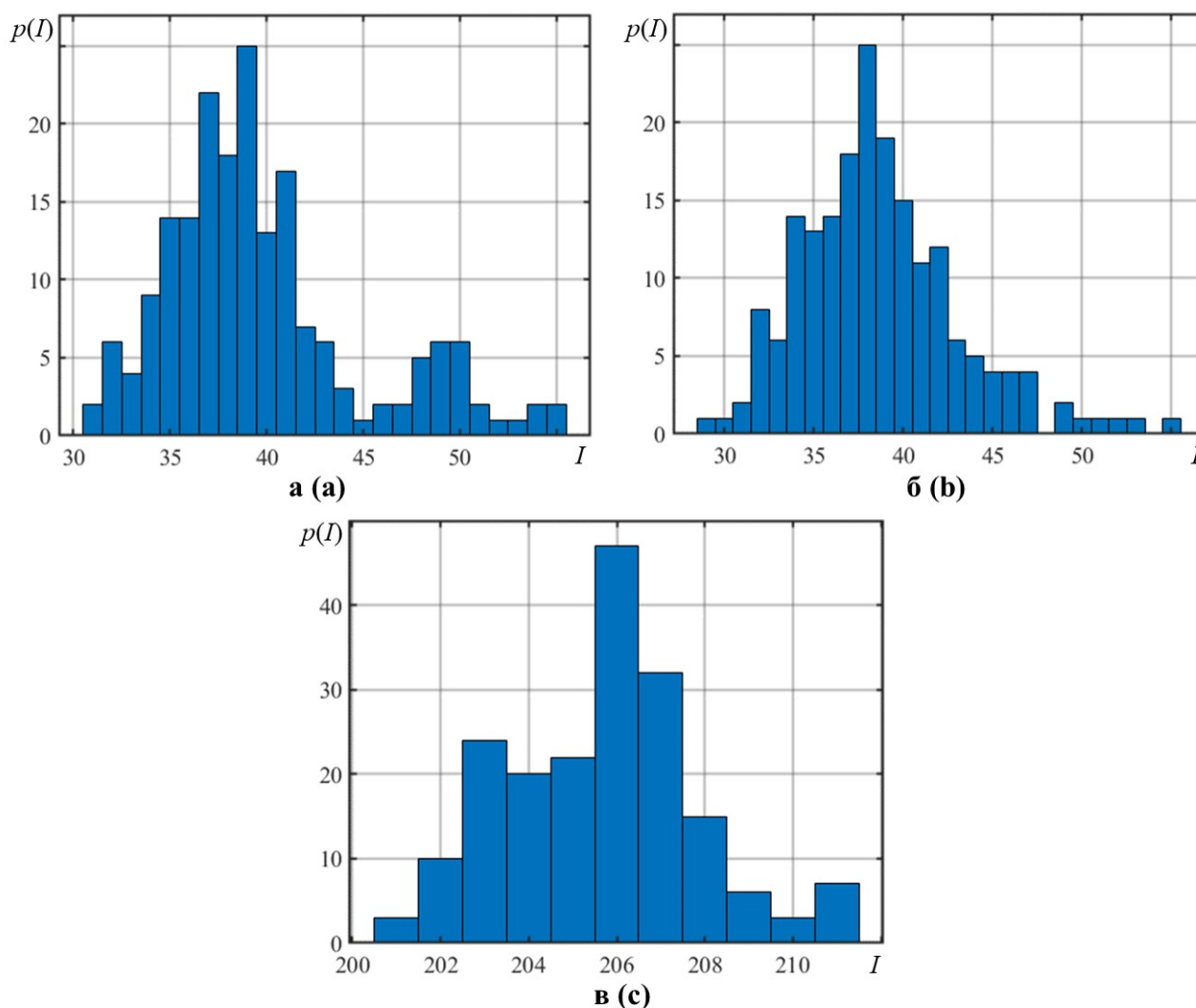


Рисунок 1 – Гистограммы распределений $p(I)$ во времени значений интенсивности I пикселя, взятого: а – с области кадра с сильным дождем; б – с области кадра со средним дождем; в – непогодовой области кадра

Figure 1 – Histograms of time distributions $p(I)$ of pixel intensity values I taken from: а – frame area with heavy rain; б – frame area with average rain; в – non-rain area of the frame

Пиксель, для которого распределение значений I приведено на рисунке 1, а, взят с видеоизображения с дождем высокой степени интенсивности (1 кадр, в котором данный пиксель искажен каплей, приходится примерно на 5...6 кадров, в которых пиксель не искажен), а пиксель и видеоряд, соответствующие рисунку 1, б, сняты при дожде средней интенсивно-

сти (соотношение искаженных и неискаженных кадров пикселя примерно 1 : 12...15). Оба видеоизображения записаны с частотой 25 кадров/с.

Из анализа рисунка 1, а, б видно, что временные распределения исследуемых пикселей представляются асимметричными бимодальными (рисунок 1, а) или асимметричными унимодальными (рисунок 1, б). Большая мода в бимодальном распределении и единственная мода в унимодальном расположены в области малых I и соответствуют значениям интенсивности пикселя в моменты времени (в кадрах), в которых он не искажен каплями дождя, поскольку «попадание» частицы осадков в пиксель приводит к увеличению его интенсивности [4]. Соответственно меньшая мода в бимодальном и пологая часть в унимодальном распределениях соответствуют значениям I пикселя в кадрах, на которых он перекрыт частицей дождя. Для видеоизображений с атмосферными осадками высокой интенсивности характерно появление второй моды на рассматриваемом распределении, соответствующей «дождевым» моментам времени (кадрам), при этом с увеличением интенсивности атмосферных осадков значение распределения, соответствующее второй моде, также возрастает. А при дожде средней интенсивности вторая мода становится практически незаметной, и бимодальное распределение вырождается в унимодальное с длинной пологой частью в области больших значений I .

И в том, и в другом случае гистограмма $p(I)$ имеет положительную асимметрию. Данная особенность подобных распределений характерна для подавляющего большинства видеопоследовательностей, подверженных воздействию дождя, так как кадров, в которых капли появляются в пикселе, как правило меньше кадров, в которых пиксель является чистым. Для точек изображения, которые в течение нескольких секунд не перекрываются частицами осадков, распределения $p(I)$ значений интенсивности пикселей в большинстве случаев являются симметричными унимодальными и по форме подобны нормальному распределению. Пример гистограммы $p(I)$ для такого пикселя приведен на рисунке 1, в.

Таким образом, критерием того, что пиксель в течение определенного отрезка времени подвергается воздействию осадков в виде дождя или, напротив, данная точка относится к не-дождевой области кадра, может являться форма распределения значений интенсивности пикселей во времени.

В работе [6] описан коэффициент Сарле, который широко используется для определения степени бимодальности распределения какой-либо случайной величины. Для конечной выборки размером n коэффициент Сарле рассчитывается по формуле [6]:

$$k_s = \frac{A^2 + 1}{E + \frac{3(n-1)^2}{(n-2)(n-3)}}, \quad (1)$$

где A – выборочный коэффициент асимметрии, E – выборочный коэффициент эксцесса.

Если значение $k_s < \frac{5}{9} \approx 0,555$, то оцениваемое распределение считается унимодальным, если

$k_s > 0,555$, то бимодальным или мультимодальным, а при $k_s \approx 0,555$ – равномерным [6].

Также в статье [6] указано, что для унимодальных распределений, имеющих большой коэффициент асимметрии, коэффициент бимодальности также принимает значения $k_s > 0,555$, то есть такие распределения при использовании данного критерия ошибочно относятся к бимодальным. Такая ошибочность критерия оказывается выгодной с точки зрения разработки алгоритма обнаружения частиц дождя, поскольку описанные выше распределения $p(I)$ значений интенсивности пикселей, подвергаемых воздействию дождя, могут быть не только бимодальными, но и сильно асимметричными унимодальными.

Для того чтобы применить коэффициент Сарле в разрабатываемом алгоритме, выполнена его модификация. Во-первых, в модифицированном коэффициенте необходимо учитывать

знак A , поскольку для распределения $p(I)$ дождевого пикселя характерна только положительная асимметрия. Во-вторых, целесообразно также учитывать диапазон D изменения интенсивности пикселя за время наблюдения n кадров. Введение в формулу (1) поправочного множителя $\frac{D}{8}$ позволяет увеличить точность классификации пикселя при пограничном ($\approx 0,5...0,6$) значении k_s (8 – усредненное значение минимально заметного для зрителя перепада интенсивности пикселя при падении дождевой частицы, полученное эмпирически).

Таким образом, модифицированный для решения задачи классификации пикселей (на присутствие или отсутствие в них дождевых капель за n кадров) коэффициент Сарле имеет вид:

$$Q = \text{sign}(A)k_s \frac{D}{8}, \quad (2)$$

где $\text{sign}(A)$ – знак коэффициента асимметрии распределения $p(I)$. Для значений $Q > 0,555$ принимается решение о том, что конкретный пиксель находится в дождевой области (то есть за n кадров капли дождя попадают в данный пиксель как минимум несколько раз) и его следует подвергать последующим исследованию и обработке, а для $Q < 0,555$ – решение о том, что пиксель не принадлежит дождевой зоне кадра (возможно, в кадре совсем нет дождя) и его нецелесообразно подвергать обработке.

Таким образом, предложенный критерий образует вторую ступень классификации пикселей, в результате которой создается двоичное изображение $G_2(x, y)$ по правилу:

$$G_2(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } (Q(x, y) > 0,555) \wedge (\neg G_1(x, y)), \\ 0 & \text{при } (Q(x, y) < 0,555) \vee G_1(x, y), \end{cases} \quad (3)$$

где $\wedge, \vee, \neg$ – операторы логических «И», «ИЛИ», «НЕ» соответственно. Вторая ступень, как и первая, выполняется один раз за каждые n кадров.

Далее пиксели, принадлежащие дождевым областям видеоизображения (то есть $G_2(x, y) = 1$), проверяются на присутствие или отсутствие в них частиц осадков в текущем кадре и тем самым подвергаются третьей ступени классификации. На данной ступени предложено использование пороговой обработки, при этом локальные пороговые значения определяются автоматически для каждого отобранного на предыдущей ступени пикселя. Временное распределение $p(I)$ значений интенсивности пикселя, подвергаемого воздействию дождя, представляет практически сумму распределения интенсивностей только «чистого» пикселя и распределения интенсивностей дождевого пикселя только в моменты искажения данной точки каплями, что видно из анализа рисунка 1. Поэтому в качестве локальных пороговых величин предложено использовать значения:

$$c(x, y) = 2\hat{I}(x, y) - \min(I(x, y)), \quad (4)$$

где $\min(I(x, y))$ – минимальное значение интенсивности, принимаемое (x, y) -м пикселем за n кадров, $\hat{I}(x, y)$ – мода распределения $p(I)$ для (x, y) -го пикселя, которое получено на второй ступени классификации. Результатом пороговой обработки и третьей ступени классификации пикселей k -го кадра является двоичное изображение $G_3(x, y, k)$, в котором значение каждого пикселя определяется по правилу:

$$G_3(x, y, k) = \begin{cases} 1 & \text{при } (I(x, y, k) \geq c(x, y)) \wedge G_2(x, y), \\ 0 & \text{при } (I(x, y, k) < c(x, y)) \vee G_2(x, y). \end{cases} \quad (5)$$

Третья ступень классификации выполняется для каждого кадра.

Таким образом, предложенный алгоритм обнаружения частиц дождя на видеоизображениях представляет собой трехступенчатую процедуру классификации пикселей, состоящую из следующих этапов:

1) накопление в памяти n входных кадров.

Первая (предварительная) ступень (выполняется один раз за каждые n кадров):

2) вычисление для каждого пикселя диапазона $D(x, y)$ изменения значений его интенсивности в течение n кадров;

3) получение двоичного изображения $G_1(x, y)$ в соответствии с $D(x, y)$, классифицирующем пиксели кадров видеоизображения на области с движущимися объектами, обрабатываемые впоследствии алгоритмом [5] ($G_1(x, y) = 1$), и зоны без таких объектов, рассматриваемые на последующих ступенях данной классификации ($G_1(x, y) = 0$);

Вторая ступень (выполняется один раз за каждые n кадров):

4) вычисление модифицированного коэффициента Сарле $Q(x, y)$ по формуле (2) пикселей, для которых $G_1(x, y) = 0$;

5) получение двоичного изображения $G_2(x, y)$ по правилу (3), классифицирующего пиксели кадров видеоизображения на те, в которых за n кадров наблюдаются капли дождя ($G_2(x, y) = 1$), и те, в которых за это время нет проявления осадков ($G_2(x, y) = 0$), то есть на дождевые и недождевые области;

Третья ступень (выполняется в каждом кадре):

6) вычисление локальных пороговых значений по формуле (4);

7) получение двоичного изображения $G_3(x, y, k)$ по правилу (5), классифицирующего пиксели k -го кадра на те, которые перекрыты в данный момент каплями дождя и требуют коррекции ($G_3(x, y) = 1$), и те, которые в текущем кадре не затронуты каплями и не требуют обработки ($G_3(x, y) = 0$).

Как известно [7], размер выборки сильно влияет на способность правильно оценить форму и вид искомого распределения. Поэтому важнейшим параметром предложенного алгоритма является количество накопленных кадров n , по которым с помощью модифицированного коэффициента Сарле оценивается форма распределения $p(I)$ значений интенсивности пикселя на второй ступени классификации, так как при слишком малом или слишком большом n увеличивается вероятность ошибочного пропуска алгоритмом дождевых пикселей, или ненужной обработки неискаженных точек, или неправильного определения локальных пороговых значений. Поэтому были проведены экспериментальные исследования с целью выбора оптимального значения количества кадров n .

Экспериментальные исследования

Основными показателями качества (ПК) алгоритмов детектирования являются нормированные уровни ошибок первого K_1 и второго K_2 рода [8], рассчитываемые по формулам:

$$K_1 = \frac{N_{0-}}{N_0}, \quad K_2 = \frac{N_{d-}}{N_d}, \quad (6)$$

где для рассматриваемой задачи N_{0-} – количество неискажённых пикселей, в отношении которых ошибочно принято решение о том, что они принадлежат частицам дождя, N_0 – число всех исследуемых пикселей, не принадлежащих частицам дождя, N_{d-} – количество дождевых пикселей, в отношении которых ошибочно принято решение о том, что они не принадлежат частицам дождя, N_d – число всех исследуемых дождевых пикселей. Поскольку непра-

вильный выбор параметра n исследуемого алгоритма может привести к ошибкам как на второй, так и на третьей ступени классификации, ПК K_1 и K_2 рассчитаны по формулам (6) отдельно для второй (K_{12} и K_{22}) и третьей (K_{13} и K_{23}) ступеней.

В результате предварительных экспериментальных исследований установлено, что выбор числа накопленных кадров n , минимизирующего уровни ошибок первого рода, одновременно сопровождается увеличением уровней ошибок второго рода, и наоборот. В таких случаях часто применяется многокритериальный подход [9], который основан на минимизации или максимизации целевой функции J , представленной в виде весовой суммы критериев качества K_l :

$$J = \sum_{l=1}^L \alpha_l K_l, \quad \sum_{l=1}^L \alpha_l = 1, \quad (7)$$

где L – число критериев (ПК), α_l – весовой коэффициент l -го ПК.

Для более значительного уменьшения числа ошибок первого рода, то есть ошибочной коррекции пикселей, не подверженных воздействию дождя, выберем весовые коэффициенты критериев K_1 немного превосходящими коэффициенты K_2 . Тогда для решения поставленной задачи целевая функция (7) имеет вид:

$$J = 0,3K_{12} + 0,2K_{22} + 0,3K_{13} + 0,2K_{23}.$$

Для различного количества накопленных кадров n , использующихся при классификации пикселей, значение целевой функции J различно. Необходимо определить минимум данной функции.

Проведены отдельные исследования для видеопоследовательностей с дождем высокой и средней интенсивностей. В процессе экспериментального исследования для расчета уровней ошибок K_{12} и K_{22} использованы 10000 последовательностей пикселей (10000 пикселей «длительностью» n кадров каждый, то есть массив $10000 \times n$), относящихся к дождевым областям кадров различных видеоизображений, и 10000 последовательностей пикселей, принадлежащих к областям, в которых дождь на протяжении n кадров не наблюдался. Затем для расчета K_{13} и K_{23} использованы по 500 пикселей, затронутых и не затронутых каплями дождя в текущих кадрах. Меньший размер выборки данных при исследовании третьей ступени классификации объясняется сложностью предварительного выбора используемых пикселей «зрительным» способом. Указанные ПК и значения целевой функции рассчитаны при использовании на второй ступени классификации различного числа кадров n , изменяющегося от 40 до 190. Видеоизображения, использованные в данных исследованиях, записаны с частотой 25...30 кадров/с.

На рисунке 2 представлены зависимости целевой функции J от количества кадров n . Сплошной линией описана зависимость для видеоизображений, снятых при дожде высокой интенсивности, пунктирной – зависимость для видеопоследовательностей с дождем средней интенсивности.

Из анализа рисунка 2 видно, что оптимальными значениями числа накопленных кадров n , используемых для вычисления модифицированного коэффициента Сарле и определения локальных пороговых значений, являются 100 кадров для видеорядов с дождем высокой интенсивности и 130 кадров для видеоизображений с дождем средней интенсивности. Различие в полученных оптимальных значениях может быть объяснено тем, что при высокой интенсивности дождя пиксель искажается чаще за одинаковое время (что отражается на рисунке 1), поэтому форма распределения $p(I)$ оценивается модифицированным коэффициентом Сарле точнее, следовательно, выше и вероятность правильной классификации пикселей. Подобным суждением объясняется и высокий уровень ошибок классификации (увеличение значений J и уровня ошибок второго рода) при недостаточном количестве накопленных кадров n . А при увеличении n становятся сильнее колебания освещенности и фоновых объектов, а также шумы камеры, что приводит к росту уровня ошибок первого рода.

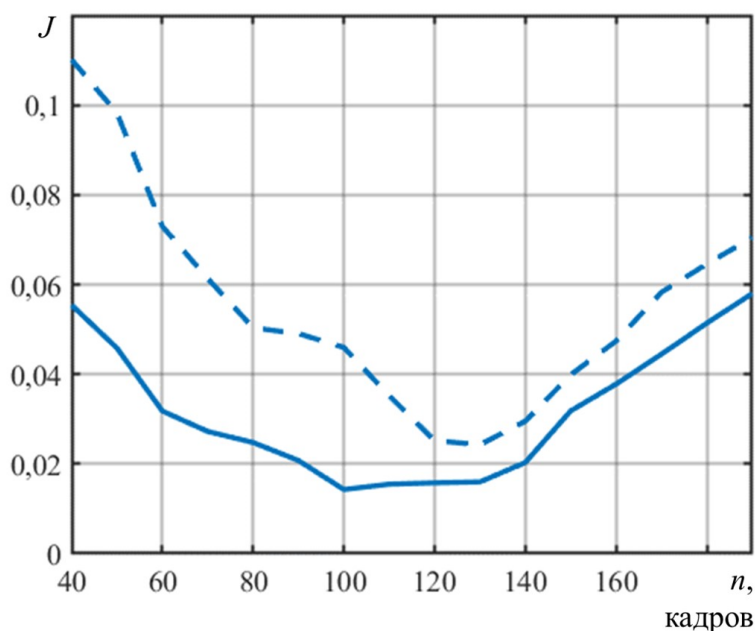


Рисунок 2 – Зависимости целевой функции J от количества накопленных кадров n
Figure 2 – Dependencies of objective function J on the number of accumulated frames n

Установлено, что при оптимальных значениях n разработанный подход позволяет обнаруживать пиксели дождевых областей на видеоизображениях с дождем высокой интенсивности с нормированным уровнем ошибок: первого рода $K_{12} = 1,9 \%$, второго рода $K_{22} = 1,3 \%$. Для видеопоследовательностей, снятых в условиях дождя средней интенсивности, данные показатели составляют $K_{12} = 2,6 \%$ и $K_{22} = 1,2 \%$.

Далее алгоритм позволяет детектировать пиксели дождевых областей, подверженных воздействию капли в текущем кадре, при атмосферных осадках высокой интенсивности с уровнями ошибок: первого рода $K_{13} = 1 \%$, второго рода $K_{23} = 2 \%$. При осадках средней интенсивности: $K_{13} = 3 \%$ и $K_{23} = 3 \%$.

Тогда по формуле полной вероятности [10] становится возможным вычислить полные уровни ошибок первого и второго рода обнаружения пикселей частиц дождя, т. е. когда неизвестно, какой области принадлежит пиксель – дождевой или недождевой:

$$K_1 = K_{12} + (1 - K_{12})K_{13},$$

$$K_2 = K_{22} + (1 - K_{22})K_{23}.$$

Результаты, рассчитанные по данным формулам: $K_1 = 2,7 \%$ и $K_2 = 3,1 \%$ для видеопоследовательностей с сильным дождем; $K_1 = 5,1 \%$ и $K_2 = 4,4 \%$ для видео со средним дождем.

Также в рамках экспериментальных исследований проведено сравнение синтезированного и известных алгоритмов обнаружения частиц дождя на видеоизображениях. Выигрыш по ПК K_2 разработанного алгоритма по сравнению с известными подходами [2-4] составляет от 4 % до 9 %. При этом по критерию K_1 предложенный подход сопоставим с алгоритмом [5] и выигрывает у методов [2-4] до 1 %.

На рисунке 3 представлен пример кадра одного из видеоизображений, использованных в экспериментальных исследованиях.

Данный кадр может иллюстрировать преимущества разработанного алгоритма по сравнению с известными алгоритмами порогового сравнения с глобальным порогом, так как содержит недождевую область I , в которой практически незаметны частицы осадков, и дожде-

вую область 2. В известном подходе при выборе большого порогового значения детектируются только наиболее яркие полосы дождя в области 2.



Рисунок 3 – Пример кадра, использованного в экспериментальном исследовании
Figure 3 – Example of a frame used in experimental study

При выборе малого порога становится возможным обнаружить большинство капель в дождевой области, но при этом происходит ложное детектирование в недождевой области 1. Это обусловлено превышением межкадровой разности, вызванной колебанием листьев, над пороговым значением и приводит к нежелательной обработке неискаженной части кадра. Напротив, предложенный алгоритм с помощью трехступенчатой процедуры классификации правильно определяет большинство ($\approx 93\%$) пикселей области 1 как недождевые и при этом обнаруживает $\approx 95\%$ точек частиц дождя в области 2.

Заключение

Разработан алгоритм обнаружения частиц дождя на видеоизображениях, предназначенный для применения в цифровых системах телевидения. Предложенный подход отличается от многих известных методов возможностью автоматического выбора локальных пороговых значений, а также трехступенчатой процедурой классификации пикселей. На первой ступени производится выделение областей кадра, содержащих движущиеся объекты, например дорог, пешеходных зон и др., которые предполагается обрабатывать с помощью алгоритма, изложенного в работе [5]. Вторая ступень предназначена для детектирования областей, в которых нет прохождения дождя, с использованием распределений интенсивности каждого пикселя, образованных в результате накопления n кадров. На третьей ступени классификации по полученным распределениям выполняется автоматическое определение локальных пороговых значений с целью обнаружить пиксели, подверженные воздействию капель дождя в текущем кадре. Для выбора оптимального значения основного параметра разработанного алгоритма – количества накопленных кадров n – применен метод многокритериального синтеза, по результатам которого определены значения $n = 100$ кадров для обработки видеопоследовательностей, содержащих области с дождем высокой интенсивности, и $n = 130$ кадров для видеоизображений с дождем средней интенсивности. Рассчитаны значения уровней ошибок первого и второго рода при детектировании капель дождя предложенным алгоритмом и под-

тверждено его преимущество по сравнению с известными подходами до 1 % и на 4 %...9 % по данным критериям качества. Разработанный алгоритм может применяться в телевизионных системах, в которых задержка в 3...5 секунд относительно источника видео, требуемая для накопления кадров и классификации пикселей, не является критичной.

Библиографический список

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. Изд. 3-е. М.: Техносфера, 2012. 1104 с.
2. Jia Z., Wang H., Caballero R. E., Xiong Z., Zhao J., Finn A. A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement // Machine Vision and Applications. 2012, vol. 23, no. 6, pp. 1059-1082.
3. Brewer N., Liu N. Using the Shape Characteristics of Rain to Identify and Remove Rain from Video // Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition. 2008, pp. 451-458.
4. Garg K., Nayar S. K. Vision and rain // International Journal of Computer Vision. 2007, vol. 75, no.1, pp. 3-27.
5. Kirillov S. N., Lisnichuk A., Batishchev A. V., Aronov L. V., Baukov A. A. Adaptive Software-Configurable System Development to Receive, Transmit and Process Information // 2020 International Scientific and Technical Conference Modern Computer Network Technologies (MoNeTeC). 2020, pp. 1-6.
6. Pfister R., Schwarz K. A., Janczyk M., Dale R., Freeman J. Good things peak in pairs: a note on the bimodality coefficient // Frontiers in psychology. 2013, vol. 4.
7. Вадзинский Р. Н. Справочник по вероятностным распределениям. СПб.: Наука, 2001. 295 с.
8. Бауков А. А. Разработка решающего правила обнаружения частиц дождя в целях улучшения качества видеоизображений // Современные технологии в науке и образовании-СТНО-2020. 2020. Т.1. С. 157-163.
9. Лисничук А. А., Батищев А. В. Двухкритериальный синтез OFDM-сигналов для повышения энергетической эффективности и помехоустойчивости // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2021. №. 76. С. 3-16.
10. Гмурман В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика. М.: Высш. шк., 2003. 479 с.

UDC 004.932

MULTICRITERIA SYNTHESIS OF THE ALGORITHM FOR DETECTING RAIN PARTICLES ON VIDEO IMAGES IN DIGITAL TELEVISION SYSTEMS

V. T. Dmitriev, Ph.D. (Tech.), associate professor, Head of Radio Control and Communications Department, RSREU, Ryazan, Russia;

orcid.org/0000-0001-5521-6886, e-mail: vol77@rambler.ru

A. A. Baukov, post-graduate student, RSREU, Ryazan, Russia;

orcid.org/0000-0002-0003-058X, e-mail: baukov.andrej@yandex.ru

*The problem of reducing the visibility of precipitation traces on video sequences is considered. An important component of solving this problem is the detection of precipitation particles in a frame. **The aim of the work** is to create an algorithm for detecting raindrops on video images in digital television systems when shooting with static cameras. Time distributions of pixel intensity values exposed and unaffected by rain particles have been studied. An algorithm for detecting rain particles is proposed, which is a three-stage pixels of a group of n frames classification into areas with moving objects (cars, people, etc.), rain and non-rain areas, as well as rain areas pixels of current frame into rain (distorted by a drop) and non-rain with the ability to automatically select local threshold values based on accumulated information. The method of multicriteria synthesis was used to select the optimal value of number of accumulated frames. It is established that the application of proposed algorithm with optimal values of 100 and 130 frames when detecting drops on video images with high and medium intensity rain, respectively, reduces normalized error levels of the*

first and second kind to 2,7 % and 3,1 %. The gain of the developed algorithm in comparison with known ones up to 1 % and by 4 %...9 % is obtained according to these quality criteria.

Key words: video processing, raindrop detection, classification, pixel intensity distribution, local thresholds, quality criteria, multi-criteria synthesis, normalized error levels of the first and second kind.

DOI: 10.21667/1995-4565-2022-79-20-30

References

1. **Gonzalez R., Woods R.** *Cifrovaja obrabotka izobrazhenij.* (Digital Image Processing). Moscow: Tehnosfera. 2012, 1104 p. (in Russian).
2. **Jia Z., Wang H., Caballero R. E., Xiong Z., Zhao J., Finn A.** A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement. *Machine Vision and Applications*. 2012, vol. 23, no. 6, pp. 1059-1082.
3. **Brewer N., Liu N.** Using the Shape Characteristics of Rain to Identify and Remove Rain from Video. *Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition*. 2008, pp. 451-458.
4. **Garg K., Nayar S. K.** Vision and rain. *International Journal of Computer Vision*. 2007, vol. 75, no. 1, pp. 3-27.
5. **Kirillov S. N., Lisnichuk A., Batishchev A. V., Aronov L. V., Baukov A. A.** Adaptive Software-Configurable System Development to Receive, Transmit and Process Information. *2020 International Scientific and Technical Conference Modern Computer Network Technologies (MoNeTeC)*. 2020, pp. 1-6.
6. **Pfister R., Schwarz K. A., Janczyk M., Dale R., Freeman J.** Good things peak in pairs: a note on the bimodality coefficient. *Frontiers in psychology*. 2013, vol. 4.
7. **Vadzinskij R. N.** *Spravochnik po veroyatnostnym raspredelenijam.* (Handbook of Probability Distributions), Saint-Petersburg: Nauka, 2001, 295 p. (in Russian).
8. **Baukov A. A.** Razrabotka reshajushhego pravila obnaruzhenija chastic dozhdja v celjah uluchshenija kachestva videoizobrazhenij. *Sovremennye tehnologii v nauke i obrazovanii-STNO-2020*. 2020, vol. 1, pp. 157-163. (in Russian).
9. **Lisnichuk A. A., Batishhev A. V.** Dvuhkriterial'nyj sintez OFDM-signalov dlja povyshenija jenergeticheskoj jeffektivnosti i pomehoustojchivosti. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2021, no. 76, pp. 3-16. (in Russian).
10. **Gmurman V. E.** *Teorija veroyatnostej i matematicheskaja statistika.* (Probability Theory and Mathematical Statistics). Moscow: Vysshaja shkola, 2003, 479 p. (in Russian).