Наука и Образование
МГТУ им. Н.Э. Баумана
Сетевое научное издание
ISSN 1994-0408

Наука и Образование. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электрон. журн. 2014. № 12. С. 889–901.

DOI: **10.7463/1214.0749279**

Представлена в редакцию: 15.12.2014
Исправлена: 22.12.2014

© МГТУ им. Н.Э. Баумана

УДК 004.932.4

Автоматическое выделение динамических объектов на фоне подстилающей поверхности

Кочкин В. А.[1,*]

*bak-1960@mail.ru

[1]МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва, Россия

Рассмотрены алгоритмы автоматического выделения динамических объектов на сложном неоднородном фоне подстилающей поверхности. Предложенный алгоритм базируется на вычислении межкадровых разностей зарегистрированных изображений с последующей пороговой обработкой, формировании суммарно-разностного изображения и его фильтрации. Проводится анализ статистических параметров интенсивности разностных изображений и суммарно-разностных изображений для различных фонов подстилающей поверхности. Рассмотрены параметры аппроксимирующих распределений в классе обобщенного экспоненциального распределения, рассмотрены параметры данных распределений для различных типов фоновой обстановки.

Ключевые слова: выделение, динамический объект, обнаружение, обобщенное экспоненциальное распределение, пороговая обработка, суммарно-разностное изображение, фильтрация

Введение

Одним из перспективных направлений развития современных обзорно-поисковых оптико-электронных систем (ОПОЭС) является разработка алгоритмов обнаружения динамических объектов (ДО) и их последующего сопровождения, функционирующих в реальном масштабе времени (РМВ) и обеспечивающих решение информационных задач при наблюдении объекта на сложных неоднородных фонах, таких как подстилающая поверхность [1-3]. При этом необходимо решение задачи выделения изображения априорно неизвестного объекта в условиях сложной фоно-целевой обстановки. В качестве таких объектов в зависимости от назначения ОПОЭС могут быть летательные аппараты различного типа, автотранспорт, люди и т.п.

Источником информации для ОПОЭС служат изображения фоно-целевой обстановки (ФЦО), представляющие собой зарегистрированные датчиком (датчиками), преимущественно матричным или телевизионным пространственно-временные реализации яркостного поля - видеопоток, несущий информацию об объектах наблюдения и фонах. Решение информационной задачи выделения ДО сводится к обработке видеопотока изображений ФЦО.

При разработке методов и алгоритмов обработки изображений ФЦО и их анализа для бортовых ОПОЭС должны учитываться следующие основные ограничения, связанные с характером решаемой задачи:

- практическое отсутствие априорной информации о пространственных характеристиках наблюдаемых объектов и фона подстилающей поверхности;
- реализуемость алгоритмов обработки и анализа изображений ФЦО в реальном масштабе времени;
- обеспечение работы ОПОЭС в автоматическом режиме.

1. Постановка задачи

Реализуемость разрабатываемых алгоритмов обнаружения и выделения ДО ограничивается отсутствием априорной информации о пространственно-временных и энергетических характеристиках объектов и фона. К наиболее активно развиваемым методам выделения изображений ДО могут быть отнесены следующие [1, 3, 4]:

Методы сегментации и размерной селекции объектов, которые предназначены для выделения движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на относительно однородном фоне. Они основаны на использовании априорной информации о различии статистических свойств объекта и фона и показали высокую эффективность при работе на однородных фонах [1, 4, 5, 6].

Методы выделения объектов с использованием линейной и нелинейной пространственной фильтрации изображений [1, 3, 7]. Данные методы наиболее эффективны при выделении движущихся и неподвижных объектов на относительно однородном фоне. При наличии априорной информации об обнаруживаемых объектах могут быть использованы методы согласованной фильтрации – сравнения с эталоном, эффективные при наблюдении на однородном и неоднородном фоне, при малых отношениях сигнал /помеха и знакопеременном контрасте

Методы выделения объектов на основе обнаружения пространственно-временных изменений, которые основаны на выделении различий в видеопотоке изображений ФЦО. Данные методы находят широкое применение при решении задач обнаружения и выделения движущихся объектов, наблюдаемых на однородном или неоднородном фоне [1, 8-10].

В условиях реальной ФЦО, для которой априорно не определены пространственно-временные и энергетические характеристики объекта и фона, выделение динамических объектов может быть достигнуто только при использовании последнего класса методов. Известные методы выделения объектов на основе обнаружения пространственно-временных изменений, основанные на формировании разностных изображений, характеризуются существенной остаточной фоновой компонентой, не позволяющей выделить изображение ДО при знакопеременном контрасте изображения ДО и фона.

Целью настоящей работы является разработка алгоритмов выделения изображений динамических объектов, обеспечивающих автоматическое решение задачи обнаружения ДО на фоне сложной подстилающей поверхности в условиях априорной неопределенности пространственно-временных и энергетических характеристик объекта и фона за счет повышения эффективности компенсации фоновой компоненты ФЦО.

2. Разностные алгоритмы обнаружения ДО

Сложность и неоднородность ФЦО требует рассмотрения алгоритма выделения изображений ДО как многоэтапного, первым из которых является алгоритм компенсирования неоднородного фона.

Наиболее распространенным алгоритмом решения этой задачи является использование разностных методов, в основе которых лежат операции пространственного совмещения последовательно регистрируемых изображений и их межкадрового вычитания [1, 3, 8, 11], формируя последовательность разностных изображений (РИ).

Для последовательности регистрируемых изображений яркостного поля ФЦО $\left\{B(\vec{r}, t_J)\right\}$, где $\vec{r}$ - пространственная координата; t_J, $J = 1 \ldots N$ - моменты времени регистрации яркостного поля операции компенсирования неоднородного протяженного фона, характерного для подстилающей поверхности, могут быть представлены в виде [8]:

1) Оценка вектора смещения фона $\vec{r}_{ФI,J}$ посредством разностных или корреляционно-экстремальных методов:

$$\vec{r}_{ФI,J} = arg \underset{\vec{r}}{extr} K_{I,J}(\vec{r}). \quad (1)$$

где $K_{I,J}(\vec{r})$ - разностный или корреляционный функционал, определенный на I и J-ом изображениях, из которых одно, I-ое, $I < J$, выбрано как опорное.

2) Формирование РИ посредством вычитания I-го и смещенного текущего J–ого изображения $B_{CM}(\vec{r}, t_J) = B(\vec{r} - \vec{r}_{ФI,J}, t_J)$ изображений:

$$\Delta B_{IJ}(\vec{r}) = \Delta B_{IJ}(\vec{r}, t_I, t_J) = \left| B(\vec{r}, t_I) - B(\vec{r} - \vec{r}_{ФI,J}, t_J) \right|. \quad (2)$$

При постоянном во времени пространственном яркостном поле, описывающем фоновую компоненту видеопотока и отсутствии шумовой компоненты в изображении ФЦО, обеспечивается полная ее компенсация и ненулевая область РИ (2) соответствует выделяемому изображению ДО.

В условиях реальной ФЦО РИ искажено остаточным фоном из-за влияния следующих факторов: наличие пространственно-временного шума изображений; изменение яркости фрагментов фона вследствие ракурсных искажений (наличие областей затенения, появление новых фрагментов ФЦО при распределенной по дальности фоновой компоненте ФЦО и т.д.), искажения яркости вследствие дискретизации изображений ФЦО и неточности совмещения изображений. Последнее определяется, как проективными искажениями изображений ФЦО в видеопотоке, так и тем, что вектор смещения фона $\vec{r}_{ФI,J}$ не кратен размеру чувствительного элемента фотоприемника и, в общем случае, не постоянен по полю изображения ФЦО [12]. Данные изменения не могут быть скомпенсированы проективными преобразованиями изображений ФЦО при предварительной обработке [12, 13]. Поэтому для выделения изображения необходима пороговая обработка сформированных РИ (2). Если величина и знака контраста объекта и протяженного фона подстилающей поверхности априорно не определены, то использование амплитудной пороговой обработки для выделения изображения объекта невозможно [4, 8, 14].

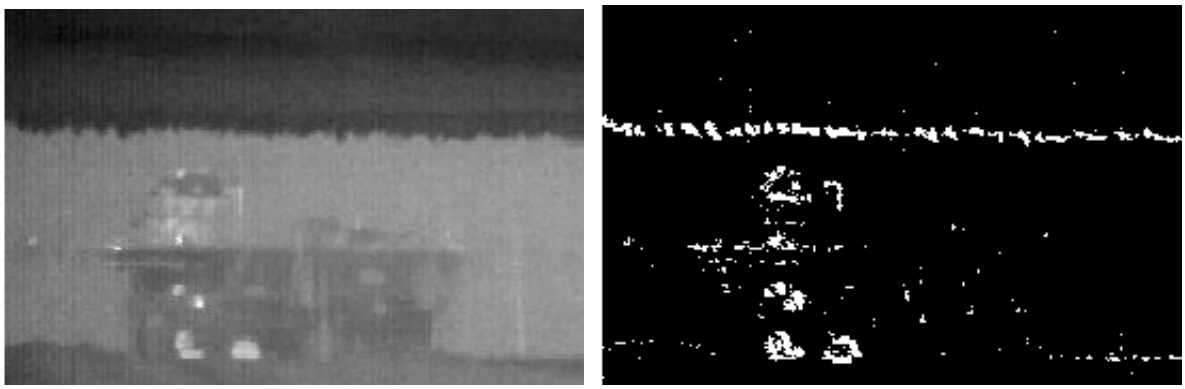
Вследствие невозможности априорного выбора амплитудного порога РИ выбор порога при пороговой обработке РИ должен быть адаптивным и обеспечивать сегментацию РИ на односвязные области, не допуская образования протяженных пространственно связанных областей, объединяющих изображение ДО и фона [4, 8]. При этом на величину выби-

раемого порога оказывают влияние как статистические характеристики фоновой компоненты РИ ФЦО, так и пороговый контраст изображения ДО и подстилающей поверхности. Первая из этих характеристик существенно отличается от яркостных характеристик собственно ФЦО.

Последующая обработка отсегментированных областей РИ посредством фильтрации по связности [4, 8] позволяет выделить изображение объекта, т. к. остаточная фоновая компонента РИ характеризуется существенной анизотропией и пятенной структурой.

Проведенное моделирование описанного выше алгоритма на зарегистрированных в реальных условиях изображениях ФЦО видимого, среднего и дальнего ИК-диапазонов показало, что РИ имеет значительную по интенсивности остаточную фоновую компоненту.

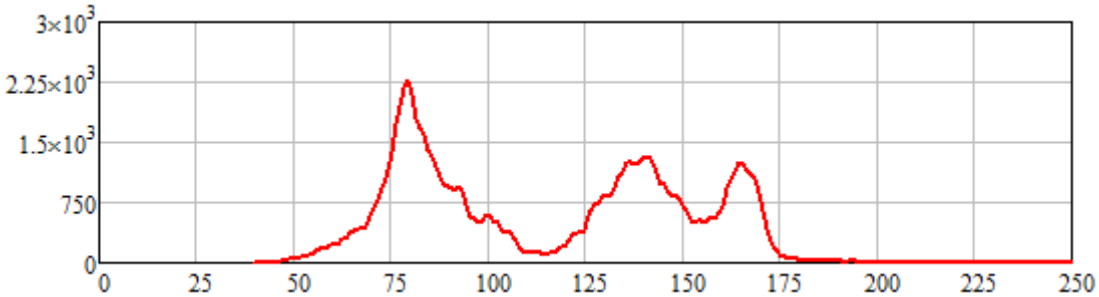
На рис.1 приведены примеры текущего изображения ФЦО (а) и сформированного РИ (б) после компенсирования смещения фона (1 э.р. по горизонтали и вертикали). При этом для наглядности изображение РИ подвергнуто пороговой обработке с величиной порога, равной 3с.к.о. по яркости РИ. Из анализа РИ видно, что кроме ДО (групповые ДО в центре нижней части кадра) присутствует интенсивная фоновая компонента (граница леса и неба, строения, импульсный фон по кадру). На рис. 2 приведены гистограммы яркости данных исходного изображения ФЦО и РИ.



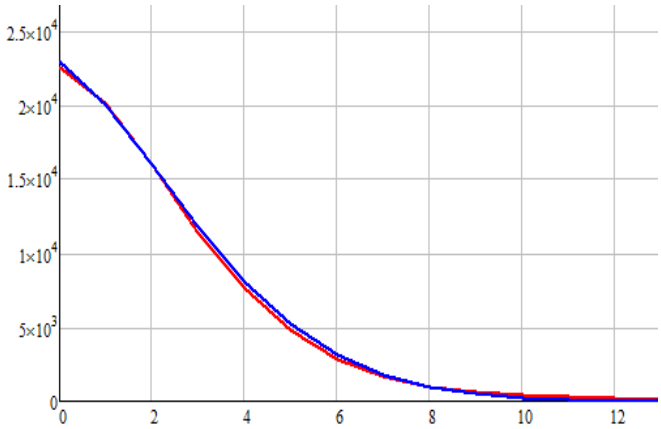
а б

Рис. 1. Изображение текущего изображения ФЦО (а), РИ (б).

Статистические характеристики изображений ФЦО подстилающей поверхности характеризуются выраженной многомодальностью (рисунок 2,а) и не могут быть аппроксимированы в классах известных распределений. Применительно к РИ значительный размах распределения интенсивности РИ, и малая вероятность нулевой интенсивности РИ (порядка 24% от площади изображения ФЦО) приводят к недостаточной помехоустойчивости рассмотренного класса разностных алгоритмов в условиях интенсивного неоднородного фона, свойственного для подстилающей поверхности.



а



б

Рис. 2. Гистограммы яркости текущего изображения ФЦО (а), РИ (начальный участок) (б). Красный – гистограмма РИ, синий – аппроксимирующая гистограмма в классе обобщенных экспоненциальных распределений.

3. Статистические характеристики РИ

Рассмотрим статистические характеристики РИ, полученные в условиях наилучшего совмещения сравниваемых изображений.

Многообразие ФЦО, представление изображений ФЦО как совокупности пространственно разнесенных фрагментов, имеющих различные статистические характеристики, существенная коррелированность фоновой компоненты не позволяют получить аналитические зависимости для плотности вероятности РИ в случае пространственно неоднородного фона (кроме ряда частных случаев). Проведенный анализ [8, 13] показал, что для широкого класса фонов подстилающей поверхности (фон звездного неба, природные и искусственные ландшафты) хорошие результаты дает аппроксимация закона распределении плотности вероятности интенсивности РИ в классе экспоненциальных законов распределения. Поэтому аналогично [13] рассмотрим статистические характеристики РИ в классе обобщенных экспоненциальных распределений.

Данный класс распределений проанализирован в [15, 16]. При наложении условия неотрицательности значений интенсивности РИ в [13] получено выражение для плотности вероятности одностороннего обобщенного экспоненциального распределения в виде

$$p(x)=\frac{a}{b\Gamma(1/a)}exp\left[-\left(\frac{x}{b}\right)^{a}\right],\quad x\geq 0\ , \tag{3}$$

где x – интенсивность РИ.

Параметры a и b задают форму и масштаб данного распределения.

Интегральный закон распределения (3) определяется как

$$P(x)=\frac{1}{\Gamma(1/a)}\gamma\left(\frac{1}{a},\left(\frac{x}{b}\right)^{a}\right),$$

где $\gamma(a,t)$ - неполная гамма-функция.

Математическое ожидание и дисперсия распределения (3) равны соответственно

$$m=b\frac{\Gamma(2/a)}{\Gamma(1/a)},\ \sigma^2=m^2\cdot\left[\frac{\Gamma(1/a)\cdot\Gamma(3/a)}{\Gamma^2(2/a)}-1\right].$$

Анализ полученных в натурных условиях видеопотоков объектов ФЦО в видимом, среднем и дальнем ИК-диапазонах, в наземных условиях и при аэросъемке и относящихся к природным, сельским и городским ландшафтам показал, что для всех видеопотоков изображений ФЦО аппроксимация интенсивности РИ в классе обобщенных экспоненциальных законов статистически значима. В табл. 1 (частично [13]) приведены результаты усредненных расчетов. В качестве ошибки аппроксимации использованы значения корня из выборочной дисперсии $\sqrt{s^2}$. Из приведенных данных видно, что практически для всех видеопотоков ФЦО аппроксимирующее распределение существенно отличается от обычно используемых экспоненциального ($a=1$) и гауссова ($a=2$) законов распределения.

Таблица 1. Результаты усредненных расчетов характеристик видеопотоков

Тип ФЦО	**Количество видеопотоков**	**Диапазон спектра, мкм**	**Параметры распределения**		**Ошибка аппроксимации** $\sqrt{s^2}\times10^3$
			b	a	
городской ландшафт, аэросъемка	4	0,44 … 0,8	3,24 … 3,45	1,31 … 1,59	3,3 … 5,1
городской ландшафт аэросъемка	3	3 … 5	5,26 … 5,28	1,38 … 1,44	2,2 … 3,6
сельский ландшафт, аэросъемка	4	8 … 12	6,6 … 6,7	1,42 … 1,48	1,3 … 1,4
сельский ландшафт и облачное небо	3	8 … 12	3,8 … 5,32	1,63…1,74	2,12…3,7
безоблачное небо	3	8 … 12	1,24 …2,43	1,65 … 1,76	1,1 … 1,3
сплошная облачность	4	8 … 12	3,75 … 4,3	1,51 … 1,78	1,62 … 2,91

4. Суммарно-разностный алгоритм выделения изображений ДО

Для работы в условиях сложных пространственно распределенных фонов использование разностных алгоритмов приводит к существенной остаточной фоновой компоненте, не позволяющей однозначно выделить ДО (см. рис. 1,б), что объясняется недостаточным подавлением фона подстилающей поверхности. При этом величина амплитудного порога, обеспечивающего сегментацию РИ на пространственно сепарабельные области, лежит в диапазоне $(2{,}1\ \ldots\ 5)\ \sigma$ в зависимости от типа фона подстилающей поверхности. В качестве характеристики подавления фона подстилающей поверхности может быть предложено использование, кроме статистических характеристик РИ, вероятности нулевого значения интенсивности РИ, характеризующего относительную площадь изображений ФЦО, на которой фон подстилающей поверхности подавлен полностью.

Для повышения степени подавления фона подстилающей поверхности предложено использование суммарно-разностных алгоритмов обнаружения ДО. Рассмотрим основные

операции данного класса алгоритмов (этапы работы данного алгоритма иллюстрируются рис. 1…4).

1) Для произвольного J-ого изображения видеопотока (рис. 1,а) производится текущая оценка вектора смещения фона (1) $\vec{r}_{\Phi}(t_I, t_J)$.

2) Формируется смещенное текущее изображение $B_S(\vec{r}, t_J) = B(\vec{r} - \vec{r}_{\Phi}(t_I, t_J), t_J)$ по выражению (2). Эти операции аналогичны операциям разностного алгоритма, рассмотренного выше.

3) Формируется последовательность РИ $\{\Delta B_{IJ}(\vec{r})\}$ (одно из которых приведено на рис. 1,б), при этом опорное изображение может быть одно для всей последовательности, либо выбираться по правилу:

$$\Delta B_{IJ}(\vec{r}) = \left| B(\vec{r}, t_I) - B_S(\vec{r}, t_J) \right|, \; J = I + 1; \; I \geq 1. \tag{4}$$

Для последовательных изображений видеопотока смещение $\vec{r}_{\Phi}(t_I, t_{I+1})$ сравнительно мало (обычно не более 10 э.р.). Следует учитывать, что для различных по дальности от регистратора ОЭОПС фрагментов ФЦО величина смещения различается, что приводит к наличию в РИ остаточного детерминированного фонового сигнала.

4) Формируется суммарно-разностное изображение (СумРИ) (рис. 3,а):

$$SR_M(\vec{r}) \equiv SR_M(\vec{r}, t_1, t_{2M}) = \sum_{j=1}^{M} \left| \Delta f_{2j-1,2j}(\vec{r}, t_{2j-1}, t_{2j}) - \Delta f_{2j,2j+1}(\vec{r}, t_{2j}, t_{2j+1}) \right|, \tag{5}$$

где M – количество суммируемых РИ.

Гистограмма интенсивности СумРИ приведена на рис. 4.

5) Пороговая обработка СумРИ с порогом h, отрезающим остаточную шумовую компоненту:

$$HSR_M(\vec{r}) = \begin{cases} 1, & SR_M(\vec{r}) \geq h, \\ 0, & SR_M(\vec{r}) < h. \end{cases}$$

6) Формирование восстановленного изображения $VHSR_M(\vec{r})$. Цель данной операции – восстановление элементов СумРИ, принадлежащих ДО (и фону), принадлежащих преимущественно контурам и разрывам изображений ДО:

$$VHSR_M(\vec{r}) = \begin{cases} 1, & HSR_M(\vec{r}) = 1, \\ 1, & (HSR_M(\vec{r}) = 0) \cap SV(\vec{r}) \geq h_S, \\ 0, & \textit{иначе}, \end{cases}$$

где $SV(\vec{r})$ - мера связности элемента разложения (э.р.) $\vec{r}$, численно равная количеству ненулевых элементов изображения в его окрестности (маске размером 3x3 э.р. с центром в точке $\vec{r}$, h_S - порог по связности. Для целей восстановления элементов принимает значения $h_S = \{3; 4\}$.

7) Циклическая фильтрация восстановленного изображения по связности:

$$FVHSR_M(\vec{r}) = \begin{cases} 1, & (V\,HSR_M(\vec{r}) = 1) \cap SV(\vec{r}) \geq h_F, \\ 0, & \textit{иначе}, \end{cases} \tag{6}$$

где h_F - значение порога фильтрации, устанавливаемое в диапазоне 4 … 6.

Данная операция убирает импульсный шум, малоразмерные фоновые фрагменты и частично фрагменты изображений ДО (результат двухкратного применения операции фильтрации по связности приведен на рис. 3,г).

8. Выделение изображений ДО посредством стробирования опорного (или текущего изображения):

$$DO_M(\vec{r}) = \begin{cases} B_I(\vec{r}), & FVHSR_M(\vec{r}) = 1, \\ 0, & иначе. \end{cases}.$$

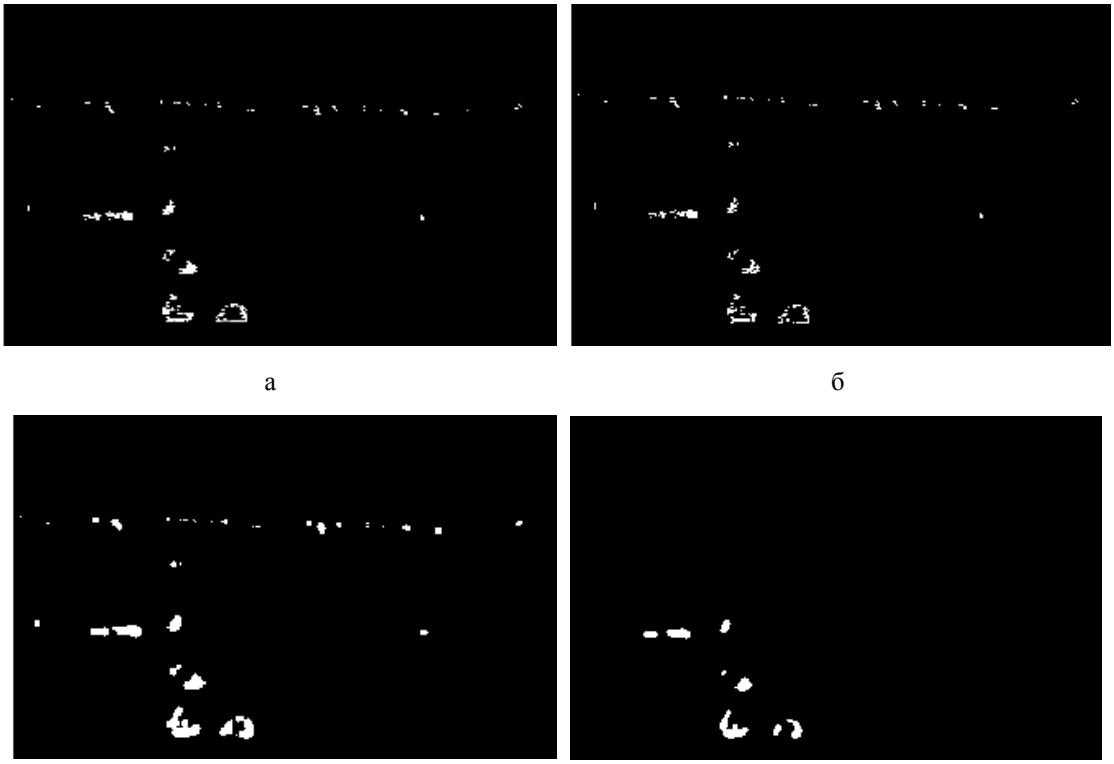


Рис. 3. Изображение суммарно-разностного изображения: исходное (а); подвергнутое пороговой обработке (б); после операции восстановления (в); после циклической фильтрации по связности (г).

Из сравнения результатов обработки и исходного изображения видно, что отфильтрованное изображение содержит изображения ДО (транспортные средства), которые могут быть выделены из текущего изображения ФЦО (из опорного изображения) его стробированием. Ненулевая область отфильтрованного СумРИ (6) содержит информацию о траектории движения ДО в поле зрения обнаружителя на временном интервале $[t_1, t_{2M}]$, а, следовательно, о его координатах.

Качество работы суммарно-разностного алгоритма может быть оценено по величине остаточного сигнала от фона, т.е. по статистическим характеристикам интенсивности СумРИ $SR_M(\vec{r})$ в отсутствие объекта. В качестве таких характеристик СумРИ,, кроме математического ожидания интенсивности m, дисперсии D (с.к.о. σ), размаха интенсивности ΔB предложено использовать такую характеристику, как относительная площадь изображения ФЦО, имеющая нулевую интенсивность p_0. Анализ гистограмм СумРИ (рис. 4), показал, что закон распределения их интенсивности многомодален и трудно поддается аппроксимации.

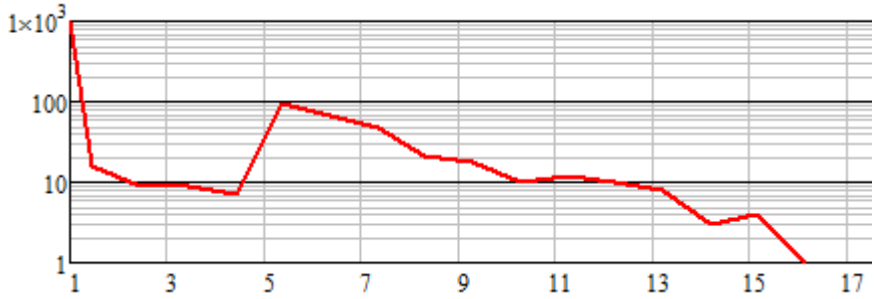


Рис. 4. Гистограммы яркости суммарно-разностного изображения.

При тестировании суммарно-разностного алгоритма в условиях отсутствия ДО (операции 1 – 4) на трех реализациях видеопотоков видимого диапазона получены следующие статистические характеристики видеопотоков, подвергнутых разностной и суммарно-разностной обработке [13], сведенные в табл. 2. В той же таблице приведены рассчитанные величины выигрыша суммарно-разностных алгоритмов относительно разностных алгоритмов, полученные как отношения статистических характеристик РИ и СумРИ.

Из приведенных в табл. 2 данных следует, что использование суммарно-разностного алгоритма уменьшает размах интенсивности фоновой компоненты РИ в 2,1 … 7,75 раз, увеличивает величину p_0 в 1,8 … 2,1 раза, с.к.о. уменьшается в 2,5 … 5,24 раз. Это связано с тем, что при формировании СумРИ происходит фильтрация пространственно распределенных фрагментов коррелированного фона за счет формирования разностей РИ.

Статистические характеристики СумРИ характеризуются устойчивостью в пределах реализации видеопотока на сравнительно длительных интервалах до единиц секунд и выше в зависимости от конкретного типа ФЦО, что позволяет однозначно определять значение амплитудного порога, отрезающего шумовую компоненту и значительную часть остаточного фона. В качестве данного значения порога может рассматриваться уровень первого ненулевого максимума гистограммы СумРИ (для приведенной на рис. 4 – 6).

Таблица 2. Статистические характеристики видеопотоков, подвергнутых разностной и суммарно-разностной обработке

M	**№ видео-потока**	$\vec{r}_{1,1+1}$	**Статистические характеристики**			
			$m/(m_{РИ}/m_{СумРИ})$	$\sigma/(\sigma_{РИ}/\sigma_{СумРИ})$	$\Delta B/(\Delta B_{РИ}/\Delta B_{СумРИ})$	$p_0/(p_{0РИ}/p_{0СумРИ})$
			Статистические характеристики РИ			
	1	2	1,413	2,344	99	0,373
	2	2	1,494	1,815	31	0,374
	3	4	1,262	1,436	21	0,427
			Статистические характеристики СумРИ			
1	1	2	1,016/1,39	0,941/2,49	45/2,2	0,406/1,09
2		2	0,727/1,737	0,626/3,744	23/4,304	0,671/1,8
3		2	0,647/2,38	0,506/4,632	17/5,82	0,785/2,104
1	2	2	1,004/1,4	0,673/2,7	12/2,58	0,339/0,91
2		2	0,711/1,987	0,456/3,98	8/3,875	0,672/1,8
3		1	0,62/2,28	0,346/5,245	4/7,75	0,797/2,131
1	3	4	1,014/1,244	0,72/1,99	10/2,1	0,396/0,927
2		4	0,739/1,61	0,466/3,081	6/3,5	0,635/1,487
3		4	0,624/2,336	0,49/2,93	6/3,5	0,788/1,845

Дальнейшее уменьшения влияния шумовой компоненты ФЦО и неоднородности фона может быть достигнуто введением ненулевого порога при формировании формирования РИ и СумРИ (операции (4) и (5) предложенного алгоритма). При этом величина данного порога несущественно превышает нулевой уровень (на уровне 2 – 3 с.к.о.).

Рассмотренный класс суммарно-разностных алгоритмов обработки видеопотоков является перспективным классом алгоритмов выделения и обнаружения динамических объектов на сложном неоднородном фоне подстилающей поверхности, ориентированным нам использование в ОЭОПС как стационарного, так и бортового базирования. Использование предложенного класса алгоритмов позволяет уменьшить интенсивность и дисперсию фоновой компоненты в 1,4 … 2,4 и 2,5 … 5,24 раз соответственно, соответственно повышая вероятность выделения ДО. Рассмотренные статистические аппроксимации распределений интенсивности РИ и СумРИ позволяют определить пороговые значения для обработки РИ и СумРИ с целью выделения изображения ДО.

Заключение

Статья выпущена в рамках НИОКТР "Реализация комплексного проекта по созданию высокотехнологичного производства радиолокационного комплекса для системы управления воздушным движением с удаленной диспетчеризацией", выполняемой МГТУ им. Н.Э. Баумана совместно с ОАО "РТИ" в рамках комплексного проекта по созданию высокотехнологичного производства, в целях реализации постановления Правительства Российской Федерации от 9 апреля 2010 г. № 218 «О мерах государственной поддержки развития кооперации российских высших учебных заведений, государственных научных учреждений и организаций, реализующих комплексные проекты по созданию высокотехнологичного производства», при финансовой поддержке по проекту Министерства образования и науки Российской Федерации.

Список литературы

1. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. М.: Радиотехника, 2008. 176 с.
2. Сальников И.И. Анализ пространственно-временных параметров удаленных объектов в информационных технических системах. М.: Физматлит, 2011. 252 с.
3. Грузман И.С., Киричук В.С., Косых В.П., Перетягин Г.И., Спектор А.А. Цифровая обработка изображений в информационных системах. Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2002. 352 с.
4. Сальников И.И. Растровые пространственно-временные сигналы в системах анализа изображений. М.: Физматлит, 2009. 248 с.
5. Борзов С.М., Потатуркин О.И. Обнаружение малоразмерных динамических объектов подвижной системой наблюдения // Автометрия. 2012. Т. 48, № 1. С. 23-29.
6. Huck A., Guillaume M., Oller G., Grizonnet M. Comparison of local anomaly detection algorithms based on statistical hypothesis tests // Pros. of the 3rd Workshop of Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing, 2011. Art. no. 6080940.
7. Муравьев В.С. Пространственный алгоритм обнаружения и измерения координат воздушных объектов на изображении // Вестник РГРТУ. 2009. № 2 (28). С. 17-20.

8. Кочкин В.А. Автоматическое обнаружение динамических объектов в обзорно-поисковых оптико-электронных системах // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана. Сер. Приборостроение. 2011. Спец. вып. Современные проблемы оптотехники. С. 104-113.
9. Киричук В.С., Косых В.П., Курманбек уулу Т. Алгоритмы обнаружения движущихся малоразмерных объектов в последовательности изображений // Автометрия. 2009. Т. 45, № 1. С. 14-22.
10. Yilmaz A., Shafique K., Shah M. Target tracking in airborne forward looking infrared imagery // Image and Vision Computing. 2003. Vol. 21, no. 7. P. 623-635. DOI: 10.1016/S0262-8856(03)00059-3
11. Ko-Cheung Hui, Wan-Chi Siu. Extended analysis of motion-compensated frame difference for block-based motion prediction error // IEEE Trans. Image Processing. 2007. Vol. 16, no. 5. P. 1232-1245. DOI: 10.1109/TIP.2007.894263
12. Кочкин В.А. Обобщенный алгоритм обнаружения малоразмерных объектов // XI Всероссийская научно-техн. конф. «Современные методы и средства обработки пространственно-временных сигналов»: сб. ст. Пенза: Пензенская государственная технологическая академия, 2013. С. 3-6.
13. Кочкин В.А. Автоматическое обнаружение динамических объектов на сложном неоднородном фоне // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. Сер. Технические науки. Информационные технологии. 2014. № 3 (19). С. 45-53.
14. Грузман И.С. Пороговая бинаризация изображений на основе коэффициентов асимметрии и эксцесса усеченных распределений // Автометрия. 2013. Т. 49, № 3. С. 3-9.
15. Новицкий П.В., Зограф И.А. Оценка погрешностей результатов измерений. Л.: Энергоатомиздат, Ленингр. отд-ние, 1991. 304 с.
16. Yu S., Zhang A., Li H. A review of estimating the shape parameter of generalized Gaussian distribution // Journ. Comput. Inform. Syst. 2012. Vol. 21, no. 8. P. 9055-9064.

Science & Education of the Bauman MSTU
Electronic journal
ISSN 1994-0408

Science and Education of the Bauman MSTU, 2014, no. 12, pp. 889–901.

DOI: **10.7463/1214.0749279**

Received: 15.12.2014
Revised: 22.12.2014

© Bauman Moscow State Technical Unversity

Automatic dynamic objects allocation on the underlying surface background

V.A. Kochkin[1,*]

*bak-1960@mail.ru

[1]Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russia

Keywords: allocation, detection, dynamic object, filtration, generalized exponential distribution, summarizing of frame-to-frame difference images, thresholding

The automatic dynamic objects allocation algorithms that provide an automatic solution to the problem of object detection on a complex inhomogeneous background under a priori uncertainty of spatiotemporal and energy characteristics of the object and the background are considered.

The class of sum-difference algorithms for dynamic objects images allocation on the complex inhomogeneous background is proposed. These algorithms based on the background interframe displacements calculation, forming of the frame difference images, threshold processing, forming of summarizing-frame-to-frame difference image and its nonlinear filtration, its thresholding, the formation of the sum-difference image by adding the frame difference, nonlinear connectivity filtering of the sum-difference image. The nonlinear filtering considered a recovery operation of connected picture elements and cyclic threshold filtering connectivity. Allocation images is carried out by strobing background and object images by filtered sum-difference image.

The analysis of difference images and sum-difference images intensity distributions for different types of backgrounds underlying surface in visible, mid- and far-IR ranges is made, statistical parameters are obtained. Parameters of the approximating distributions in a class of the generalized exponential distribution are considered. It is shown that approximate distributions differ significantly from Gaussian and Laplace distributions.

By processing realizations of real backgrounds underlying surface statistical characteristics of intensity distributions sum-difference images for different types of background conditions in the visible and infrared ranges are defined.

It is shown that the use of sum-difference algorithms can reduce the effect of the background of the underlying surface in 2 or more times by reducing the average intensity of the background component, reducing its variance and maximum values.

References

1. Alpatov B.A., Babayan P.V., Balashov O.E., Stepashkin A.I. *Metody avtomaticheskogo obnaruzheniya i soprovozhdeniya ob"ektov. Obrabotka izobrazheniy i upravlenie* [Automatic objects detection and tracking method]. Moscow, Radiotekhnika Publ., 2008. 176 p. (in Russian).
2. Sal'nikov I.I. *Analiz prostranstvenno-vremennykh parametrov udalennykh ob"ektov v informatsionnykh tekhnicheskikh sistemakh* [Analysis of spatio-temporal parameters of remote

objects in information technology systems]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2011. 252 p. (in Russian).
3. Gruzman I.S., Kirichuk V.S., Kosykh V.P., Peretyagin G.I., Spektor A.A. *Tsifrovaya obrabotka izobrazheniy v informatsionnykh sistemakh* [Digital image processing in information systems]. Novosibirsk, NSTU Publ., 2002. 352 p. (in Russian).
4. Sal'nikov I.I. *Rastrovye prostranstvenno-vremennye signaly v sistemakh analiza izobrazheniy* [Raster spatio-temporal signals in image analysis systems]. Moscow, Fizmatlit Publ., 2009. 248 p. (in Russian).
5. Borzov S.M., Potaturkin O.I. Detection of small-size dynamic objects by a moving observation system. *Avtometriya*, 2012, vol. 48, no. 1, pp. 23-29. (English translation: *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2012, vol. 48, no. 1, pp. 18-23. DOI: 10.3103/S8756699012010037).
6. Huck A., Guillaume M., Oller G., Grizonnet M. Comparison of local anomaly detection algorithms based on statistical hypothesis tests. *Pros. of the 3rd Workshop of Hyperspectral Image and Signal Processing: Evolution in Remote Sensing*, 2011, art. no. 6080940.
7. Murav'ev V.S. Air objects image spatial detection and coordinate measuring algorithm. *Vestnik RSRTU*, 2009, no. 2 (28), pp. 17-20. (in Russian).
8. Kochkin V.A. Automatic detection of dynamical objects in the surveillance and search optic-electronic systems. *Vestnik MGTU im. N.E. Baumana. Ser. Priborostroenie = Herald of the Bauman Moscow State Technical University. Ser. Instrument Engineering*, 2011, spec. is. *Sovremennye problemy optotekhniki* [Modern problems of optotehnic], pp. 104-113. (in Russian).
9. Kirichuk V.S., Kosykh V.P., Kurmanbek uulu T. Algorithm of Detection of Moving Small-Scale Objects in a Sequence of Images, *Avtometriya*, 2009, vol. 45, no. 1, pp. 14-22. (English translation: *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2009, vol. 45, no. 1, pp. 8-13).
10. Yilmaz A., Shafique K., Shah M. Target tracking in airborne forward looking infrared imagery. *Image and Vision Computing*, 2003, vol. 21, no. 7, pp. 623-635. DOI: 10.1016/S0262-8856(03)00059-3
11. Ko-Cheung Hui, Wan-Chi Siu. Extended analysis of motion-compensated frame difference for block-based motion prediction error. *IEEE Trans. Image Processing*, 2007, vol. 16, no. 5, pp. 1232–1245. DOI: 10.1109/TIP.2007.894263
12. Kochkin V.A. Generalized small dimension objects detection algorithm. *11 Vserossiyskaya nauchno-tekhn. konf. "Sovremennye metody i sredstva obrabotki prostranstvenno-vremennykh signalov": sb. st.* [Pros. of the 11th All-Russian Scientific and Technical Conf. "Modern methods and means of the processing of spatio-temporal signals"]. Penza, Penza State Technological Academy Publ., 2013, pp. 3-6. (in Russian).
13. Kochkin V.A. Automatic dynamic object detection in complex variegated background. *XXI vek: itogi proshlogo i problemy nastoyashchego plyus. Ser. Tekhnicheskie nauki. Informatsionnye tekhnologii = XXI Century: Resumes of the Past and Challenges of the Present plus. Ser. Technical sciences. IT*, 2014, no. 3 (19), pp. 45-53. (in Russian).
14. Gruzman I.S. Threshold binarization of images based on the skewness and kurtosis of truncated distributions. *Avtometriya*, 2013, vol. 49, no. 3, pp. 3-9. (English translation: *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2013, vol. 49, no. 3, pp. 215-220.).
15. Novitskiy P.V., Zograf I.A. Otsenka pogreshnostey rezul'tatov izmereniy [Estimation of uncertainty of measurement results]. Leningrad, Energoatomizdat Publ., 1991. 304 p. (in Russian).
16. Yu S., Zhang A., Li H. A review of estimating the shape parameter of generalized Gaussian distribution. *Journ. Comput. Inform. Syst.*, 2012, vol. 21, no. 8, pp. 9055-9064.