

УДК 621.391.268

ПОВЫШЕНИЕ ЭФФЕКТИВНОСТИ СЕЛЕКЦИИ ОБЪЕКТОВ В СИСТЕМАХ ВИДЕОСЛЕЖЕНИЯ ПРИ НАЛИЧИИ ЯРКОСТНЫХ ПОМЕХ

*Муравьев В.С., к.т.н., доцент кафедры автоматики и информационных технологий в управлении
Рязанского государственного радиотехнического университета, e-mail: aitu@rsreu.ru;*

*Фельдман А.Б. к.т.н., н.с. кафедры автоматики и информационных технологий в управлении
Рязанского государственного радиотехнического университета.*

Ключевые слова: объект, яркостная помеха, обнаружение, видеослежение, надежность, алгоритм селекции, система признаков.

Введение

В настоящее время технологии слежения за объектами в последовательности видеок кадров находят широкое применение в системах мониторинга транспорта, в бортовых системах летательных аппаратов, в сфере безопасности и других приложениях. Основными задачами, решаемыми системами видеослежения, являются обнаружение, измерение координат и прогнозирование положения объекта интереса. К алгоритмическому обеспечению систем видеослежения зачастую предъявляется требование устойчивой работы при наблюдении объектов в присутствии различного рода помех.

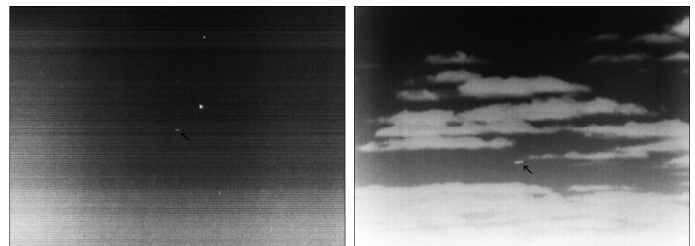
В данной работе в качестве объектов интереса выступают летательные аппараты, наблюдаемые на облачном фоне. Предполагается, что в кадр могут попадать хорошо различимые яркостные образования, сходные с изображением объекта, что может приводить к его потере и срыву процесса слежения. В качестве подобных помех могут выступать изображения птиц и локальные неоднородности фона. Особенно остро данная проблема стоит при наблюдении малоконтрастных удаленных объектов в инфракрасном диапазоне. Система видеослежения может устанавливаться как стационарно, так и размещаться на подвижном носителе. Примеры изображений с характерной фоноцелевой обстановкой представлены на рис. 1.

Одним из способов повышения качества слежения является построение набора признаков, который позволит с большей достоверностью по сравнению с существующими решениями отличить объект от помех. Предполагается, что при обработке изображения с помощью какого-либо известного алгоритма обнаружения были выделены бинарные маски объекта и помех, определяющих их конфигурацию и местоположение [1-3]. При этом помехам на бинарном изображении будут соответствовать сегменты, схожие с объектом интереса и мешающими его наблюдению.

На практике в качестве признаков сегментов используются площадь, габаритные размеры, отношение сторон, средняя яркость. Будем считать, что отмеченные признаки составляют базовый набор. На основании только базового набора не всегда представляется воз-

Рассматривается возможность повышения надежности слежения за объектами по данным видеонаблюдения при наличии яркостных помех путем построения алгоритма селекции на основе предложенной системы признаков. Разработаны количественные критерии эффективности работы системы видеослежения. Представлены результаты сравнительных экспериментальных исследований, демонстрирующие положительный эффект, связанный с введением новых признаков.

можным однозначно отличить объект от помехи. В работах [4-6] описывается применение для анализа изображений следующих признаков: моменты изображения, эксцентриситет, направление главной оси, округлость, координаты центра тяжести сегмента и ряд других. Выбранный набор признаков, как правило, подвергается нормализации и подается на классификатор, который принимает решение о наличии интересующего объекта на изображении. Однако многие признаки в реальных ситуациях не способны дать релевантное описание характеристик объекта, а применение сложных классификаторов предполагает решение сопутствующих проблем, возникающих при обучении алгоритма, которые не всегда возможно успешно решить на практике.

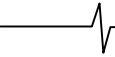


*Рис. 1. Примеры изображений с характерной фоноцелевой обстановкой.
Объект интереса отмечен стрелкой*

Поэтому разработка надежной системы признаков, позволяющих более эффективно селективировать объекты интереса при сохранении простой структуры классификатора, представляется весьма актуальной проблемой.

Описание признаков

При построении системы признаков необходимо отталкиваться от того факта, что объекты интереса могут быть удалены от наблюдателя, а формируемое изображение, как правило, не содержит выраженных деталей. Данные особенности задачи не позволяют эффективно использовать простейшие характеристики, описываю-



щие форму и яркость объекта. Будем учитывать, что при сравнительно высокой частоте поступления видеокладов можно пренебречь межкадровым изменением масштаба и ориентации объекта. Таким образом, жесткое требование обеспечения полной инвариантности признаков к действию ракурсных геометрических преобразований может быть исключено из рассмотрения.

Вместе с тем анализ информации необходимо производить в темпе поступления данных, что накладывает ограничения на вычислительную сложность применяемых методов и приводит к необходимости поиска компромисса между качеством описания изображения объекта и вычислительной трудоемкостью его получения.

В ходе исследований были предложены пять дополнительных признаков, которые целесообразно использовать совместно с базовым набором. Первые два признака являются яркостными и вычисляются на основе исходного изображения, а оставшиеся строятся на основе бинарных масок и их можно отнести к морфологическим характеристикам сегментов.

Первым признаком является минимум разностной корреляционной функции, отражающей меру сходства эталона и найденных на текущем кадре сегментов. Предполагается, что ранее на этапе выделения и обнаружения получено изображение отслеживаемого объекта $h(x, y)$ размерностью $(W_x^{(s)}, W_y^{(s)})$, рассматриваемое в качестве эталона, координаты которого задаются множеством $H = \{(x, y) | x = \overline{1, W_x^{(s)}}, y = \overline{1, W_y^{(s)}}\}$. Отыскивается местоположение и размеры $(W_x^{(i)}, W_y^{(i)})$, $i = \overline{1, n}$ каждого бинарного сегмента в текущем кадре, где n – число сегментов в текущем кадре. Тогда, располагая исходным полутоновым изображением для каждого сегмента, можно определить изображение, задаваемого функцией яркости $l_i(x, y)$, $(x, y) \in H^{(i)}$,

$$H^{(i)} = \{(x, y) | x = \overline{1, W_x^{(i)}}, y = \overline{1, W_y^{(i)}}\}.$$

Мера сходства эталона с i -м сегментом находится путем вычисления минимальных значений разностных корреляционных функций вида (1) в соответствующей зоне поиска $G^{(i)} = \{(\alpha, \beta) | \alpha = \overline{1, W_x - W_x^{(s)} + 1},$

$$\beta = \overline{1, W_y - W_y^{(s)} + 1}\}$$

$$Km_i = \min_{(\alpha, \beta) \in G^{(i)}} \sum_{(x, y) \in H} |l_i(\alpha + x, \beta + y) - h(x, y)|. \quad (1)$$

В том случае, если размеры эталона превышают размеры сегмента, то признак (1) не вычисляется. Для улучшения качества сопоставления сегментов с эталоном границы изображения каждого сегмента, предлагается расширить на некоторую величину, зависящую от размеров объекта.

Следующий признак строится на основе оценивания распределения энергий градиентов по направлениям. Процедура расчета этого признака во многом схожа с той, что используется в алгоритме описания особенностей изображения SIFT [7] на этапе построения дескрипторов, и включает следующие основные этапы: сглаживание исходного изображения по найденной бинарной

маске сегмента; получение поля градиентов сглаженного изображения; вычисление модуля и направления градиента в каждой точке; оценка распределения энергии градиентов по направлениям; нормирование полученных зависимостей. Предполагается, что данный признак способен дать достаточно полное описание локальных особенностей изображения объекта.

Сглаживание исходного изображения производится гауссовским фильтром с небольшой апертурой размером 5-7 пикселей с целью уменьшения влияния шума. Для каждой точки (x, y) сглаженного изображения объекта-кандидата численными методами определяется модуль $m_g(x, y)$ и направление $\theta_g(x, y)$ градиента. В качестве численной аппроксимации градиента используются конечные разности. Все возможные угловые направления векторов градиента, лежащие на отрезке $[0; 2\pi)$, разбиваются на N_g интервалов (рис. 2). Если обозначить через $M_g(n_g)$ множество всех точек, в которых направление градиента попадает на интервал разбиения $n_g = \overline{1, N_g}$, тогда оценить распределение энергии градиентов по направлениям можно следующим образом

$$G(n_g) = \sum_{(x, y) \in M_g(n_g)} m_g(x, y). \quad (2)$$

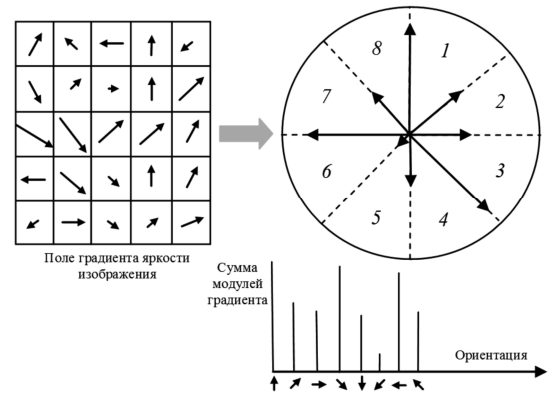


Рис. 2. Оценивание распределения энергии градиентов по направлениям при $N_g = 8$

Степень сходства оценок распределений, полученных для отслеживаемого объекта G_o и i -ого сегмента, находится с помощью коэффициента Бхаттачарья [8], значение которого нормировано и лежит в диапазоне от нуля до единицы:

$$Kb_i = \sum_{n_g} \sqrt{\overline{G_o(n_g)} \overline{G_i(n_g)}}, \quad (3)$$

где $\overline{G_o(n_g)}, \overline{G_i(n_g)}$ – нормированные оценки распределений. Значение N_g выбиралось равным от 8, 10 или 12.

Третий признак вычисляется по бинарной маске сегмента, для чего строится описывающий сегмент прямоугольник, который разделяется на восемь треугольников одинаковой площади, общей вершиной которых является центр прямоугольника. В каждой такой области осуществляется подсчет числа попадавших в нее пикселей сегмента. Затем каждый элемент полученного массива делится на площадь сегмента. Таким образом, формируется 8-отсчетная гистограмма, показывающая распре-

деление точек сегмента по областям прямоугольника. Полученный массив фактически отражает меру симметрии бинарной маски. Мерой сходства гистограмм, построенных описанным образом для сегментов и объекта слежения, служит коэффициент Бхаттачарья.

Следующие признаки математически описывают особенности контура бинарного изображения сегмента. В качестве четвертого признака выступает функция перегиба контура. Для получения массива координат граничных пикселей сегмента путем непосредственной обработки бинарной маски, используется алгоритм последовательного обхода контура, описанный в [9]. Для уменьшения влияния шума при описании граничных точек довольно часто применяются подходы к аппроксимации контура, однако для вычисления описываемого признака этого не требуется, что является несомненным достоинством.

Процедура расчета величины перегиба контура $P(m)$ в точке m включает нескольких шагов [9]:

- выбор двух точек последовательности $P(m-L)$ и $P(m+L)$, равноудаленных от m на L точек;
- определение углов наклона в левую φ_l и правую φ_r сторону от точки m (рис. 3);
- вычисление $P(m)$ как разности между углами наклона φ_l и φ_r .

Контур сегмента описывается одномерной функцией перегиба путем вычисления значений $P(m)$ для всех его точек.

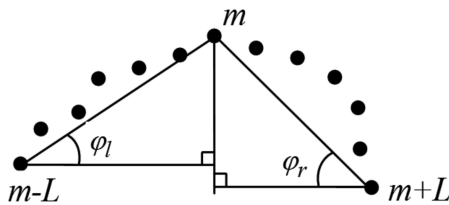


Рис. 3. Вычисление величины перегиба контура при $L = 6$

Степень схожести функций перегиба для объекта слежения и сегментов, найденных в текущем кадре, предлагается определять, основываясь на значении минимума разностной корреляционной функции. Значение L на практике выбиралось из диапазона [3; 6].

Последний из дополнительных признаков также рассчитывается по контурным точкам сегментов, но иным способом. Координаты найденных контурных точек преобразуются из декартовой системы координат в полярную. Затем весь диапазон углов разбивается на заданное число интервалов, после чего вычисляется оценка распределения по выражению аналогичному (2), но с тем отличием, что модуль градиента заменяется на радиус-вектор, а фаза – на угловое направление точек контура. Указанный признак служит в качестве дескриптора формы и находит широкое распространение в сис-темах технического зрения [10]. Как и ранее, в роли меры сходства гистограмм выступает коэффициент Бхаттачарья.

Алгоритм селекции объектов

После нахождения признаков и мер их сходства возникает необходимость в построении алгоритма селек-

ции, который бы позволил совместно использовать как предлагаемый, так и базовый наборы признаков. Следует отметить, что алгоритм селекции на основе базового набора был разработан ранее и апробирован на практике [11]. Поэтому рассматривалась возможность интеграции нового набора признаков в уже существующий алгоритм, доказавший свою работоспособность. Укажем основные этапы предлагаемого алгоритма.

1) Формирование базового набора из M_δ признаков для i -го найденного сегмента при $i = \overline{1, n}$, n – число сегментов.

2) Нахождение относительного отклонения $\delta^{(i)} = [\delta_s^{(i)}]$, $s = \overline{1, M_\delta}$ между сглаженными значениями признаков объекта, рассчитанными на прошлом кадре, и текущими значениями признаков из базового набора.

3) Формирование массивов бинарных параметров $\mathbf{B}_\delta^{(i)} = [B_{\delta_s}^{(i)}]$, $s = \overline{1, M_\delta}$ путем сравнения $\delta^{(i)}$ с заранее заданными порогами.

4) Формирование набора из M_δ разработанных дополнительных признаков для всех найденных сегментов;

5) Нахождение мер сходства между признаками объекта, найденными на прошлом кадре, и текущими признаками из дополнительного набора.

6) Проверка мер сходства и формирование массива бинарных параметров $\mathbf{B}_\delta^{(i)} = [B_{\delta_s}^{(i)}]$, $s = \overline{1, M_\delta}$ для i -го сегмента, $i = \overline{1, n}$.

а) Для гистограммных признаков значения из массива $\mathbf{B}_\delta^{(i)}$ находятся путем непосредственного сравнения полученных значений мер с заданными порогами. Значения порогов выбираются из диапазона [0,85; 0,95].

б) Для признаков, сравниваемых на схожесть с эталоном, соответствующие значения из массива $\mathbf{B}_\delta^{(i)}$ устанавливаются в единицу при выполнении неравенства: $Km_i \leq \min_i \{Km_i\} + (\max_i \{Km_i\} - \min_i \{Km_i\})k_f$, $i = \overline{1, n}$ (4)

где Km_i – минимум разностной корреляционной функции для признака i -го сегмента, k_f – коэффициент, принимающий значения от 0 до 1. В случае несоблюдения условия (4) бинарный параметр приравнивается нулю.

7) Исключение i -го сегмента из списка, если хотя бы одно значение бинарного параметра из массивов $\mathbf{B}_\delta^{(i)}$ и $\mathbf{B}_\delta^{(i)}$ равно нулю;

8) За объект принимается сегмент, имеющий минимальное евклидово расстояние между своим центром и центром строка слежения (область в которую координаты объекта попадают с большой вероятностью в текущем кадре);

9) Межкадровое сглаживание численных значений базовых признаков с помощью экспоненциального фильтра.

10) Временная фильтрация распределений и функций перегиба, используемых в качестве признаков и смена эталонов. Введение этапа межкадровой фильтрации значений признаков способствует увеличению качества работы алгоритма.

11) При отсутствии объекта в стробе положение области поиска прогнозируется на следующий кадр. Для формирования строба слежения применяются известные подходы, использующие математический аппарат калмановской фильтрации [12].

Экспериментальные исследования

При проведении сравнительных экспериментальных исследований ставилась задача оценки положительного эффекта, связанного с использованием выработанных признаков в алгоритме селекции при слежении за объектом интереса. В силу большого многообразия возможных сцен, условий наблюдения, характеристик движения объекта интереса, которые в совокупности нельзя учесть в моделях фоноцелевой обстановки, можно заключить, что показатели эффективности алгоритма должны вычисляться с использованием статистики, собранной при обработке достаточно большого числа тестовых видеок кадров. С точки зрения специфики прикладных задач, решаемых с помощью систем видеослежения, важно оценить, во-первых, качество обнаружения и селекции объектов интереса, а, во-вторых, надежность прослеживания объектов в последовательности видеок кадров. Зачастую требуется найти точность измерения координат обнаруженного объекта.

Важным показателем является частота правильной селекции. Данный критерий определяется как отношение числа кадров видеопоследовательности, на которых сегмент был правильно отнесен к объекту к общему числу кадров, где объект присутствовал. Желаемым результатом является сравнительно близкое совпадение эталонных координат центра объекта в текущем кадре $(x_{об}(n), y_{об}(n))$, заданных человеком-экспертом, с результатами измерения $(\tilde{x}_{об}(n), \tilde{y}_{об}(n))$. Сегмент считается правильно отнесенным к объекту в текущем кадре, если разность между эталонными и измеренными координатами не превышает некоторой заданной величины, связанной с размерами объекта и точностью измерения координат. В качестве такой величины принимается размер диагонали $d_{об}(n)$ прямоугольника, ограничивающего эталонное изображение объекта в данном кадре видеопоследовательности.

Таким образом, объект считался правильно селективным в кадре n при выполнении неравенства:

$$\sqrt{(x_{об}(n) - \tilde{x}_{об}(n))^2 + (y_{об}(n) - \tilde{y}_{об}(n))^2} \leq 1 + d_{об}(n). \quad (5)$$

Тогда частота правильной селекции может быть найдена как $\eta_{сел} = N_{ис} / N_{\max}$, где $N_{ис}$ – количество кадров, на которых удовлетворяется условие (5), N_{\max} – число кадров в видеопоследовательности, содержащих объект.

Точность слежения за объектом можно охарактеризовать при помощи СКО ошибок измерения координат. Оценивать точность измерения координат объекта имеет смысл только в том случае, если сегмент был правильно отнесен к объекту в текущем кадре. Целесообразно ввести в рассмотрение СКО совокупной ошибки измерения координат σ определяемой как среднее геометрическое СКО ошибок измерения по отдельным координатам.

В качестве показателя, характеризующего эффективность прослеживания объекта в последовательности кадров, будем рассматривать частоту срывов слежения. Под срывом слежения будем понимать превышение ошибки измерения координат объекта размеров строба слежения хотя бы по одной координате. При возникновении этого события формировалось новое целеуказание на основе имеющихся эталонных данных, и система видеослежения перезапускалась. Число срывов $K_{ср}$ определяется количеством кадров, на которых координаты объекта не попадают в строб, но при этом попадают в него на предыдущем кадре. Зная общее число срывов и число кадров в видеопоследовательности N_{\max} , можно оценить частоту срывов слежения $\eta_{ср} = K_{ср} / N_{\max}$. Другим показателем, характеризующим качество прослеживания объекта, является отношение средней длительности периодов слежения к длине видеосюжета $\eta_{слеж}$.

Для расширения экспериментальной базы было разработано специализированное программное обеспечение (ПО), позволяющее проводить полунатурное моделирование яркостных помех. При изучении влияния помех на работу алгоритма селекции объектов выбирались сюжеты с подходящим типом фоноцелевой обстановки, на которые затем накладывались яркостные помехи. Используя созданное ПО, имелась возможность указать количество помех в серии, стартовый кадр, период следования помехи.

В качестве исходного видеоматериала для проведения сравнительных исследований служила база натуральных видеосюжетов, которая содержала шесть видеопоследовательностей общей продолжительностью более 8000 кадров. На четырех сюжетах в качестве фоновой составляющей выступало ясное небо с неявно выраженной облачностью, остальные сюжеты содержали облачность с контрастными яркостными перепадами. Один из сюжетов содержал постепенно удаляющийся от наблюдателя объект, очень близкий по форме и размерам к помехе на изображении. Размеры объектов на протяжении времени наблюдения изменялись от 10x10 до 40x40 пикселей, а скорость межкадрового сдвига изображения не превышала 15 пикселей.

Для получения бинарных изображений использовался алгоритм обнаружения объектов, основанный на пространственной фильтрации и адаптивной пороговой обработке, изложенный в [1]. В указанный алгоритм был внесен ряд изменений, связанный с коррекцией порога бинаризации. Так, значение порога сглаживалось во времени и фиксировалось на постоянном уровне при его резком возрастании. Данная модификация позволила улучшить качество обнаружения при наличии в зоне обработки большого числа ярких пикселей.

С целью увеличения объема статистических данных проводилось усреднение показателей эффективности селекции и прослеживания объекта при 20 запусках алгоритма с разными параметрами поведения помехи для каждого тестового сюжета. Моделировалось появление серий из двух и четырех помех с периодом следования в несколько сотен кадров. Показатели вычислялись на осно-

ве обработки каждого видеосюжета и затем усреднялись на всей выборке видеосюжетов с учетом их длительности.

Обобщенные значения показателей эффективности для серий из двух помех сведены в табл. 1. В таблице использованы следующие условные обозначения признаков из дополнительного набора: «1» – сходство с эталонным изображением объекта на основе минимума разностной КФ; «2» – распределение площади сегмента по направлениям; «3» – оценка распределения энергии градиентов полутонового изображения по направлениям; «4» – функция перегиба контура сегмента; «5» – гистограммное описание формы контура (дескриптор формы).

На основе анализа полученных результатов было выявлено, что наилучшие результаты обеспечивались

при использовании признаков «1», «2» и «4». В табл. 1 приведены показатели эффективности при использовании парных комбинаций признаков. Использование большего числа признаков было признано нецелесообразным, так как приводит к заметному росту вычислительной трудоемкости при сохранении, а в ряде случаев и ухудшении значений анализируемых критериев.

В табл. 2 приведены результаты работы алгоритма для серий из четырех помех. Следует отметить, что при одновременном появлении большого числа помех они могут объединяться и накладываться на изображение объекта. Данная ситуация может приводить к увеличению времени нахождения алгоритма в режиме прогноза и устареванию информации об объекте.

Таблица 1. Показатели эффективности слежения для серий из двух помех

Признаки	$\eta_{сст}$, %	σ , пикс.	$\eta_{ср}$, %	$\eta_{слеж}$, %
Базовые	93,19	3,1	0,192	35,8
Базовые и дополнительные				
1	97,18	2,1	0,126	42
2	96,31	2,3	0,143	40,6
3	92,89	3,1	0,198	35,4
4	97,02	2,1	0,132	41,7
5	94,95	2,6	0,171	38,5
1, 4	97,9	1,8	0,107	43,1
1, 2	97,43	1,9	0,119	42,4
2, 4	97,64	1,9	0,114	42,7
1, 5	95,39	2,5	0,163	39,2
2, 5	95,12	2,6	0,168	38,8

Таблица 2. Показатели эффективности слежения для серий из четырех помех

Признаки	$\eta_{сст}$, %	σ , пикс.	$\eta_{ср}$, %	$\eta_{слеж}$, %
Базовые	90,98	4,4	0,458	19,0
Базовые и дополнительные				
1	94,54	3,3	0,382	22
2	93,82	3,6	0,393	20,4
3	89,45	4,6	0,462	17,7
4	94,04	3,5	0,397	21,3
5	91,27	4,2	0,419	19,6
1, 2	94,19	3,4	0,376	21,5
1, 4	95,14	3,1	0,357	22,9
2, 4	94,93	3,2	0,363	22,4

Заключение

При проведении исследований анализировались показатели эффективности работы системы видеослежения с использованием предложенного алгоритма селекции объектов и дополнительной системы признаков. Ситуация усложнялась наличием на исходном изображении шума, неравномерного фона и различным числом ярких помех. Форма наблюдаемых на изображениях объектов зачастую была схожа с формой ярких образований, порожденных помехами, а сами изображения зашумлены. В этих условиях интегральные показатели, к которым можно отнести гистограммные характеристики, оказались менее информативными. Признаки, обеспечивающие лучшие результаты, обладали большей помехоустойчивостью и опирались на использование всей доступной информации об

изображении объекта и особенностях его контура.

На основе полученных данных были сделаны следующие выводы:

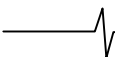
– эффективность слежения уменьшается с ростом числа помех, что связано с увеличением продолжительности заслонения объекта помехой и устареванием информации об объекте;

– наибольшей эффективностью обладают признаки на основе функций перегиба контура и сходства с эталонным изображением объекта;

– точность измерения координат объекта возрастает на 20-40%;

– частота срывов слежения уменьшается в 1,5-2 раза.

В целом алгоритм селекции, совместно использующий базовый и разработанный наборы признаков, продемонстрировал достаточно высокие характеристики,



нетребователен к вычислительным ресурсам и может применяться на практике в составе систем видеослежения реального времени.

Работа выполнена при финансовой поддержке гранта Президента РФ для молодых российских ученых-кандидатов наук МК-958.2013.10.

Литература

1. Алпатов Б.А., Блохин А.Н., Муравьев В.С. Алгоритм обработки изображений для систем автоматического сопровождения воздушных объектов // Цифровая обработка сигналов. – 2010. – №4. – С.12-17.

2. Бабаян П.В., Фельдман А.Б. Определение местоположения объекта на изображении в системах технического зрения мобильных робототехнических комп-лексов // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2011. – № 38. – С. 19-25.

3. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Смирнов С.А. Автоматическое слежение за объектами при отсутствии априорных сведений о фоноцелевой обстановке // Цифровая обработка сигналов. – 2009. – № 3.– С. 52-56.

4. Labonte G., Deck W.C. Infrared target-flare discrimination using a ZISC hardware neural network // Journal of real-time image processing. – Vol. 5, Issue 1. – 2010. – PP. 11-32.

5. Viau C.R. Expendable Countermeasure effectiveness against imaging infrared guided threats // Second International Conference on Electronic Warfare, 2012, pp. 16.

6. Gray G.J., Aouf N., Richardson M.A., Butters B, Walmsley R. An intelligent tracking algorithm for an imaging infrared anti-ship missile // Technologies for optical countermeasures IX. Proc of SPIE. – 2012. – Vol. 8543, 85430L.

7. Lowe D.G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints // International journal of computer vision. – 2004. – Vol. 60(2). – PP. 91-110.

8. Reyes-Aldasoro C.C., Bhalerao A. The Bhattacharyya space for feature selection and its application to texture segmentation // Pattern Recognition. – 2006. – Vol. 39, Issue 5. – PP. 812-826.

9. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В. и др. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. – М., 2010. – 672с.

10. Шапиро Л., Стокман Дж. Компьютерное зрение. – М., 2006. – 752с.

11. Способ обработки последовательности изображений для обнаружения и слежения за воздушными объектами: пат. №2419150 РФ / Б.А. Алпатов, П.В. Бабаян, Л.Н. Костяшкин, С.И. Муравьев, В.С. Муравьев, Ю.Н. Романов, В.Н. Эгель; заявитель и патентообладатель ОАО «Государственный Рязанский приборный завод»; заявлен 10.03.2010, опубл. 20.05.2011, Бюл.№14.

12. Bar-Shalom Y., Li X.-R. Kirubarajan T. Estimation with applications to tracking and navigation: theory, algorithms and software, New-York: Wiley, 2001. – 581p.

IMPROVING THE EFFICIENCY OF OBJECT SELECTION IN VIDEO TRACKING SYSTEMS IN THE PRESENCE OF CLUTTER

Muraviev V.S.

In this paper we consider the possibility of increasing the efficiency of video tracking in the presence of clutter by constructing the new object selection algorithm based on the proposed features. The performance measures used in the research of the effectiveness of object tracking are introduced. Results of the comparative experimental studies demonstrated the advantage of the developed algorithm based on the developed set of object features.

Уважаемые авторы!

Редакция научно-технического журнала «Цифровая обработка сигналов» просит Вас соблюдать следующие требования к материалам, направляемым на публикацию:

Требования к текстовым материалам и сопроводительным документам:

1. Текст – текстовый редактор Microsoft Word.
2. Таблицы и рисунки должны быть пронумерованы. На все рисунки, таблицы и библиографические данные указываются ссылки в тексте статьи.
3. Объем статьи до 12 стр. (шрифт 12). Для заказных обзорных работ объем может быть увеличен до 20 стр.
4. Название статьи на русском и английском языках.
5. Рукопись статьи сопровождается:
 - краткой аннотацией на русском и английском языках;
 - номером УДК;
 - сведениями об авторах (Ф.И.О., организация, должность, ученая степень, телефоны, электронная почта);
 - ключевыми словами;
 - актом экспертизы (при наличии в вашей организации экспертной комиссии).

Требования к иллюстрациям:

- Векторные (схемы, графики) - желательно использование графических редакторов Adobe Illustrator или Corel DRAW.
- Растровые (фотографии, рисунки) – М 1:1, разрешение не менее 300dpi, формат tiff, jpg.