

АВТОМАТИЧЕСКОЕ СЛЕЖЕНИЕ ЗА ОБЪЕКТАМИ ПРИ ОТСУТСТВИИ АПРИОРНЫХ СВЕДЕНИЙ О ФОНОЦЕЛЕВОЙ ОБСТАНОВКЕ

Алпатов Б.А., д.т.н., зав. кафедрой АИТУ Рязанского государственного радиотехнического университета (РГРТУ)

Бабаян П.В., к.т.н., начальник Научно-исследовательской лаборатории автономных информационно-управляющих систем РГРТУ, aitu@rgta.ryazan.ru

Смирнов С.А., м.н.с. кафедры АИТУ РГРТУ

Ключевые слова: автоматическое слежение, последовательность изображений, система признаков, видеонаблюдение, алгоритм сопровождения, объект, фоноцелевая обстановка.

Введение

Алгоритмы автоматического слежения за объектами по данным видеонаблюдений имеют широкий спектр применения в системах оптической локации, управления движением воздушных и наземных транспортных средств, в робототехнических системах, в бортовых системах навигации пилотируемой и беспилотной техники, в комплексах аэрокосмического мониторинга Земли, поиска и спасения людей в чрезвычайных ситуациях.

Разработано большое количество алгоритмов сопровождения объектов, каждый из которых характеризуется определёнными требованиями к типам фоноцелевой обстановки, при которых алгоритм работоспособен [1]. Здесь и далее под фоноцелевой обстановкой будем понимать совокупность условий наблюдения, характеризующихся заданными статическими и динамическими свойствами объектов, фона, освещения, атмосферы, устройств формирования и передачи изображений.

Во многих случаях, имея априорные сведения о фоноцелевой обстановке, можно выбрать алгоритм слежения за объектами, обеспечивающий высокие качественные показатели слежения. Однако, достаточно часто, особенно при работе автономных комплексов анализа изображений реального времени, априорные сведения о фоноцелевой обстановке отсутствуют, так же как и отсутствует возможность оперативного вмешательства оператора для задания типа фоноцелевой обстановки. В данной ситуации необходимо использовать алгоритмы слежения за объектами, работоспособные в широком диапазоне условий наблюдения. К сожалению, на сегодняшний момент среди существующих методов слежения нет такого, который обладал бы удовлетворительным качеством в любых условиях наблюдения. Это обстоятельство заставляет искать решение задачи в оценивании характеристик фоноцелевой обстановки и использовании этих характеристик для автоматического выбора того или иного алгоритма анализа изображений. Один из таких подходов предложен в настоящей работе.

ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ. Будем описывать наблюдаемые видеосюжеты функциями трёх переменных $l(i, j, n)$, где (i, j) – координаты точки изображения, n – номер кад-

Рассмотрена проблема слежения за объектами в системах анализа последовательностей изображений при отсутствии априорной информации об условиях наблюдения. Предложено решение проблемы путём автоматического выбора наиболее эффективного метода слежения на основе анализа ряда признаков наблюдаемой видеопоследовательности. Представлены результаты статистических исследований.

ра. В настоящей работе рассматриваются следующие основные типы фоноцелевой обстановки, соответствующие наблюдаемым видеосюжетам:

- автомобили, наблюдаемые на фоне леса, травы, домов, дорог, городского ландшафта;
- самолёты, вертолёты, наблюдаемые на фоне облачного и ясного неба;
- морские суда, наблюдаемые на фоне водной поверхности или неба вблизи линии горизонта.

Объекты на данных видеопоследовательностях наблюдаются как на относительно однородных фонах, так и на сложных неоднородных фонах с малым отношением сигнал/шум. Фон предполагается неподвижным, объекты могут быть подвижными или неподвижными. Сюжеты односпектральные, спектральный диапазон наблюдения – видимый или инфракрасный. Размер объектов – от 4x4 до 60x60 точек. Кроме этого, на наблюдаемых изображениях присутствует шум, порождаемый датчиком изображения, а также шум квантования изображения по уровню, вызываемый ограниченной разрядностью представления значений яркости.

Конкретный тип фоноцелевой обстановки, соответствующей текущему наблюдаемому видеосюжету, неизменен во времени, но заранее неизвестен.

На кадре с номером n_0 оператор осуществляет целеуказание, то есть задаёт пару координат (i_0, j_0) , соответствующую центру объекта, за которым необходимо осуществлять слежение.

Дальнейшее слежение может осуществляться одним из четырёх алгоритмов, которые известны из литературы и в настоящей работе подробно не рассматриваются:

- алгоритм на основе корреляционного совмещения изображений со сглаживанием эталона (алгоритм I) [2];
- алгоритм на основе статистической сегментации (алгоритм II) [3];
- алгоритм на основе пространственной фильтрации

(алгоритм III) [4];

– алгоритм на основе пространственно-временной фильтрации (алгоритм IV) [1,5].

Задача состоит в том, чтобы, используя изображения из наблюдаемой видеопоследовательности при $n \leq n_0$, а также начальное целеуказание оператора, принять решение о том, какой из перечисленных выше четырёх алгоритмов использовать для продолжения слежения за объектом. При этом должно обеспечиваться наилучшее качество слежения.

Общий подход к решению задачи

Для решения поставленной выше задачи прежде всего необходимо конкретизировать критерий, по которому будут происходить сравнение алгоритмов с точки зрения качества слежения. Охарактеризуем некоторые известные из литературы подходы к решению задачи оценивания качества слежения. Оценивание качества слежения связано с анализом количественных метрик, описывающих эффективность слежения. Можно выделить два типа таких метрик.

Первый тип предполагает использование эталонной информации о траектории движения объекта, его форме и размерах. В частности, в работе [6] предлагается использовать такие метрики, как доля успешно отслеживаемых объектов; время завязывания траектории; количество потерь объектов за заданный промежуток времени; отношение числа ложных траекторий к общему их числу, среднеквадратическая ошибка слежения и другие. Косвенно оценить качество слежения можно с помощью критериев качества сегментации, таких как частоты правильного и ложного выделения точек объекта [7,8]. В работе [8] основными мерами качества являются коэффициент повышения отношения сигнал/фон, коэффициент подавления фона, коэффициент улучшения пикового отношения сигнал/фон.

Второй тип метрик не предполагает использования эталонных данных. Метрики вычисляются на основе информации, получаемой в процессе обработки наблюдаемой видеопоследовательности. Часто при вычислении метрик второго типа выполняются предварительные операции грубой сегментации изображения или оценивания координат объекта. Результат предварительных операций служит основой для расчёта метрик. В частности, в работе [9] приведено исследование девяти метрик, среди которых наиболее эффективными себя показали разность энтропий объекта и фона, статистика Колмогорова-Смирнова в комбинации с площадью объекта. В [7] рассмотрены метрики, основанные на анализе однородности, контрастности и формы объектов. В [10] качество слежения оценивается по значениям апостериорной плотности вероятности.

В дальнейшем метрики первого типа будем называть количественными характеристиками работоспособности (КХР), а метрики второго типа – признаками работоспособности (ПР). Преимуществом КХР является то, что они позволяют сравнивать работоспособность различных алгоритмов и, таким образом, объективно выбирать наилучший алгоритм. Недостаток КХР заключается в необходимости иметь эталонные данные. Для вычисления ПР не требуются эталонные данные, однако ПР дают лишь оценочную, не всегда адекватную характеристику работоспособности. Ещё более существенным недостатком ПР по сравнению с КХР является невозможность непосредственного сравнения качества слежения для различных алгоритмов, поскольку ПР, характеризующие разные алгоритмы слежения, обычно не совпадают ни по размерности, ни по диапазону значений.

Несмотря на различия между сущностями ПР и КХР, между ними существует прочная статистическая связь. Исследование этой статистической связи применительно к некоторым типам КХР и ПР приведено в [9].

В известных работах, на которые мы ссылались, в основном затрагиваются проблемы выбора единственного алгоритма для использования в условиях заданной фоноцелевой обстановки. В настоящей работе основное внимание уделяется разработке методики автоматического выбора алгоритма в зависимости от текущей фоноцелевой обстановки.

Предлагаемая методика заключается в выполнении следующих этапов:

1. В момент целеуказания вычисляются ПР для каждого из алгоритмов. При вычислении ПР используется результат предварительного обнаружения движущихся объектов. Предварительное обнаружение осуществляется алгоритмом на основе пространственно-временной фильтрации.

2. На основании найденной заранее связи между вычисленными ПР и КХР определяются КХР для каждого из алгоритмов.

3. На основе сравнения КХР производится выбор алгоритма слежения, обеспечивающего наилучшее значение КХР.

Структура системы слежения за объектами, в которой может быть реализована предлагаемая методика, приведена на рис. 1. Отметим, что алгоритм на основе пространственно-временной фильтрации работает постоянно. После выполнения целеуказания начинается слежение за объектом одним из алгоритмов, либо продолжается слежение алгоритмом на основе пространственно-временной фильтрации.

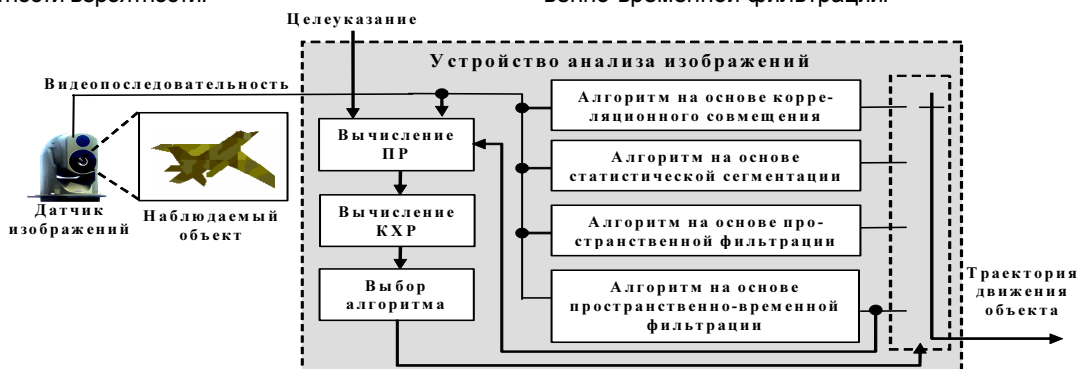
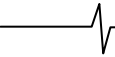


Рис. 1 – Структурная схема системы автоматического слежения за объектами



Для реализации представленной методики необходимо решить следующие вопросы:

1. Выбор КХР.
2. Выбор ПР для каждого алгоритма.
3. Нахождение статистической связи между ПР и КХР.
4. Разработка правила принятия решения о выборе того или иного алгоритма слежения.

Рассмотрим эти вопросы подробнее.

Выбор количественных характеристик работоспособности

Чаще всего КХР описываются скалярными величинами, принимающими значения из непрерывного множества или множества натуральных чисел. В настоящей работе предлагается использовать двоичную КХР, принимающую значения «следит» (1) и «не следит» (0). Целесообразность введения двоичной КХР будет обоснована ниже при рассмотрении вопроса о нахождении статистической связи между КХР и ПР. Остановимся на критерии успешного слежения: если в течение 70% кадров наблюдаемой видеопоследовательности измеренный центр объекта не выходит за пределы окружности, центр которой соответствует эталонному центру объекта, а радиус равен $\sqrt{a^2 + b^2} / 2$ (где a, b – эталонные размеры объекта), то КХР имеет значение «следит» (1), в противном случае критерий имеет значение «не следит» (0).

Выбор ПР. Каждый ПР должен служить индикатором качества слежения для соответствующего алгоритма. Очевидно, что сущность ПР должна быть связана с теми особенностями объекта, которые тот или иной алгоритм слежения использует для отделения объекта от фона. Поскольку ни один из рассматриваемых алгоритмов слежения не использует информацию о конкретных значениях яркости объекта и фона и о характере геометрических преобразований, то необходимо обеспечить инвариантность ПР к изменению яркости, контраста, масштаба, к вращению и сдвигу изображения.

Перед вычислением ПР должна быть произведена предварительная оценка прямоугольного множества точек, принадлежащих объекту. Обозначим эту оценку через H . Множество H определяется на основе целеуказания оператора и результатов предварительного обнаружения движущихся объектов. Результат предварительного обнаружения объектов представляет собой множество прямоугольных областей, соответствующих обнаруженным объектам. Если целеуказание (i_0, j_0) попадает в какую-либо прямоугольную область, то эта область принимается за множество H . Если целеуказание не попадает ни в одну прямоугольную область, то (i_0, j_0) принимается за центр множества H , а размеры области H принимаются равными некоторому заданному заранее значению.

Для рассматриваемых алгоритмов слежения предлагается использовать следующие ПР.

ПР, характеризующий методы корреляционно-совмещения, основан на сравнении временной изменчивости объекта и степени отличия объекта от фона. Если на кадре n_0 было выполнено целеуказание, то

за эталонное изображение объекта принимается изображение в области H . Тогда ПР можно определить следующим образом:

$$KF_{кор} = \frac{F_g}{F_h}, \quad (1)$$

где F_g – оценка степени различия эталонного изображения объекта и фона, F_h – оценка межкадровой изменчивости изображения объекта. F_g определяется как минимальное значение разностной критериальной функции в области, граничащей с объектом на кадре n_0 . F_h определяется как минимальное значение критериальной функции на кадре $n_0 + 1$.

Если межкадровая изменчивость объекта F_h больше степени отличия эталонного изображения объекта и фона F_g , следует ожидать уверенного сопровождения объекта.

ПР, характеризующий алгоритм на основе статистической сегментации, основан на вычислении меры статистического различия объекта и фона. Если $\hat{P}(X|O)$ – гистограмма яркости изображения в области H , ограничивающей объект, $\hat{P}(X|\Phi)$ – гистограмма яркости изображения в окрестности множества H , то меру статистического различия объекта и фона можно вычислить при помощи критерия Джинни [11]:

$$KF_{сегм} = \sum_x |\hat{P}(X|O) - \hat{P}(X|\Phi)|. \quad (2)$$

ПР, характеризующий алгоритм на основе пространственной фильтрации, основан на оценке амплитуды яркостного импульса, представляющего объект на изображении:

$$KF_{прост} = \frac{\max_{(i,j) \in H} |l(i,j,n_0) - \hat{m}_g|}{\hat{\sigma}_g}, \quad (3)$$

где $l(i,j,n_0)$ – яркость изображения в точке (i,j) на кадре n_0 , \hat{m}_g – оценка средней яркости фона, $\hat{\sigma}_g$ – оценка СКО фона. Оценки \hat{m}_g и $\hat{\sigma}_g$ рассчитываются по окрестности множества H . Отметим, что числитель выражения (3) представляет собой максимальный контраст объекта.

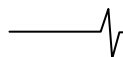
ПР, характеризующий алгоритм на основе пространственно-временной фильтрации, основан на оценке степени отличия объекта от фона:

$$KF_{прост.-времен.} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{(i,j) \in H} \frac{|\hat{g}(i,j,n_0) - l(i,j,n_0)|}{\hat{\sigma}(i,j,n_0)}, \quad (4)$$

где $\hat{g}(i,j,n_0)$ – оценка яркости фонового изображения в точке (i,j) , $\hat{\sigma}(i,j,n_0)$ – оценка СКО фона, M, N – размеры объекта. Оценки $\hat{g}(i,j,n_0)$ и $\hat{\sigma}(i,j,n_0)$ определяются в процессе работы алгоритма слежения. Соответствующие процедуры оценивания описаны в [1].

Нахождение статистической связи между признаками и количественными характеристиками работоспособности

Ввиду чрезвычайной сложности построения математических моделей видеосюжетов, практически отсутствует возможность аналитического построения функции,



устанавливающей соответствие между значениями ПР и значениями КХР. Поэтому в настоящей работе данная задача решается статистически с применением базы данных видеопоследовательностей с разной фоноцелевой обстановкой.

Используемая база данных содержала 50 сюжетов. Продолжительность сюжетов составляла от 200 до 400 кадров. Фоноцелевая обстановка соответствовала описанной в разделе «постановки задачи».

Предварительно для каждого видеосюжета человеком-экспертом были сформированы эталонные данные, описывающие «точные» координаты и размеры объекта. Точность нахождения связи между ПР и КХР зависит от объёма базы данных, разнообразия сюжетов, участвующих в статистической обработке, а также от количества значений, которые может принимать КХР. В рассматриваемом случае объём базы данных является недостаточным для формирования функции зависимости КХР от значений ПР при большом количестве возможных значений КХР. Именно по этой причине принято решение ограничиться двоичной КХР. Переход от значений ПР к двоичной КХР должен осуществляться путём сравнения признаков работоспособности с пороговыми значениями.

Для получения пороговых значений была исследована работоспособность алгоритмов для каждой из видеопоследовательностей. Решение о работоспособности того или иного алгоритма слежения принималось на основе сравнения эталонных данных с результатами измерения координат и вычисления КХР.

Рассмотрим процедуру нахождения порогового уровня для произвольного алгоритма слежения. Всё множество видеосюжетов можно разбить на подмножество X_1 , для которых КХР приняла значение 1, и подмножество X_2 , включающее все остальные видеосюжеты.

В качестве критерия выбора порога будем использовать критерий максимального правдоподобия. Для этого приближенно опишем плотность распределения ПР внутри каждого множества X_1 и X_2 с помощью нормального распределения и найдём выборочные средние m_i и дисперсию σ_i для каждого множества X_i . Поиск порогового значения сводится к вычислению точки пересечения гауссоид по известным соотношениям

$$\alpha_{1,2} = \frac{-(2m_1\sigma_2^2 - 2m_2\sigma_1^2) \pm \sqrt{D}}{2(\sigma_1^2 - \sigma_2^2)}, \quad (5)$$

где

$$D = (2m_1\sigma_2^2 - 2m_2\sigma_1^2)^2 - 4(\sigma_1^2 - \sigma_2^2) \cdot (\sigma_1^2 m_2^2 - \sigma_2^2 m_1^2 - 2\sigma_1^2 \sigma_2^2 \log \sqrt{\sigma_1 / \sigma_2})$$

Из полученных $\alpha_{1,2}$ выберем в качестве порогового значения то, которое лежит в диапазоне $[m_1, m_2]$.

В таблице 1 приведены пороговые значения для каждого из четырех алгоритмов.

Выбор алгоритма слежения

После перехода от значений ПР к значениям КХР необходимо принять решение, какой алгоритм слежения применять в текущих условиях наблюдения.

Таблица 1.

Пороговые значения

Алгоритм	Пороговое значение
Корреляционное совмещение	1,4
Статистическая сегментация	0,7
Пространственная фильтрация	6
Пространственно-временная фильтрация	1,3

В случае, если единичное значение ПР присутствует лишь для одного алгоритма слежения, то выбор алгоритма для данного видеосюжета соответствует единичному ПР. В противном случае предлагается производить выбор алгоритма, обладающего самым высоким приоритетом. Перечень алгоритмов в порядке убывания приоритета следующий: алгоритм на основе статистической сегментации, алгоритм на основе пространственно-временной фильтрации, алгоритм на основе пространственной фильтрации, алгоритм на основе корреляционного совмещения изображений.

Приведенный порядок выбора алгоритмов слежения можно объяснить следующими фактами. Алгоритм слежения должен быть устойчив к геометрическим изменениям объекта, вызванных его движением. С этой точки зрения алгоритм на основе корреляционного совмещения изображений является наиболее уязвимым. Приоритет алгоритма на основе статистической сегментации над алгоритмом пространственно-временной фильтрации связан с его инвариантностью к геометрическим преобразованиям фона. С другой стороны, алгоритм статистической сегментации более устойчив при слежении на неоднородном фоне, чем алгоритм на основе пространственной фильтрации.

В случае, когда значения всех ПР равны нулю, принимается решение о невозможности слежения.

Экспериментальные исследования

Экспериментальная проверка, проведённая на реальных видеосюжетах, показала высокую эффективность предлагаемой методики. На рис. 2 приведены примеры кадров из нескольких видеосюжетов, участвующих в экспериментальных исследованиях. Прямоугольниками отмечены положения объектов на кадрах. Линиями показаны траектории движения объектов. Крестами отмечены координаты объекта через 15 кадров.

В ходе принятия решения возникали ошибки двух видов:

- ошибка первого рода – ошибочное принятие решения, что алгоритм неработоспособен,
- ошибка второго рода – ошибочное принятие решения, что алгоритм работоспособен.

В таблице 2 приведены значения ошибок классификации для каждого алгоритма.

Полученные значения ошибок в большинстве случаев являются приемлемыми для использования предложенной методики выбора метода слежения. Возможной доработки, очевидно, требует признак для алгоритма статистической сегментации.

Ошибки классификации для различных алгоритмов

Алгоритм	Ошибка первого рода, %	Ошибка второго рода, %
Корреляционное совмещение (I)	0	0
Статистическая сегментация (II)	15,38	32,26
Пространственная фильтрация (III)	5,56	8,7
Пространственно-временная фильтрация (IV)	0	10,81

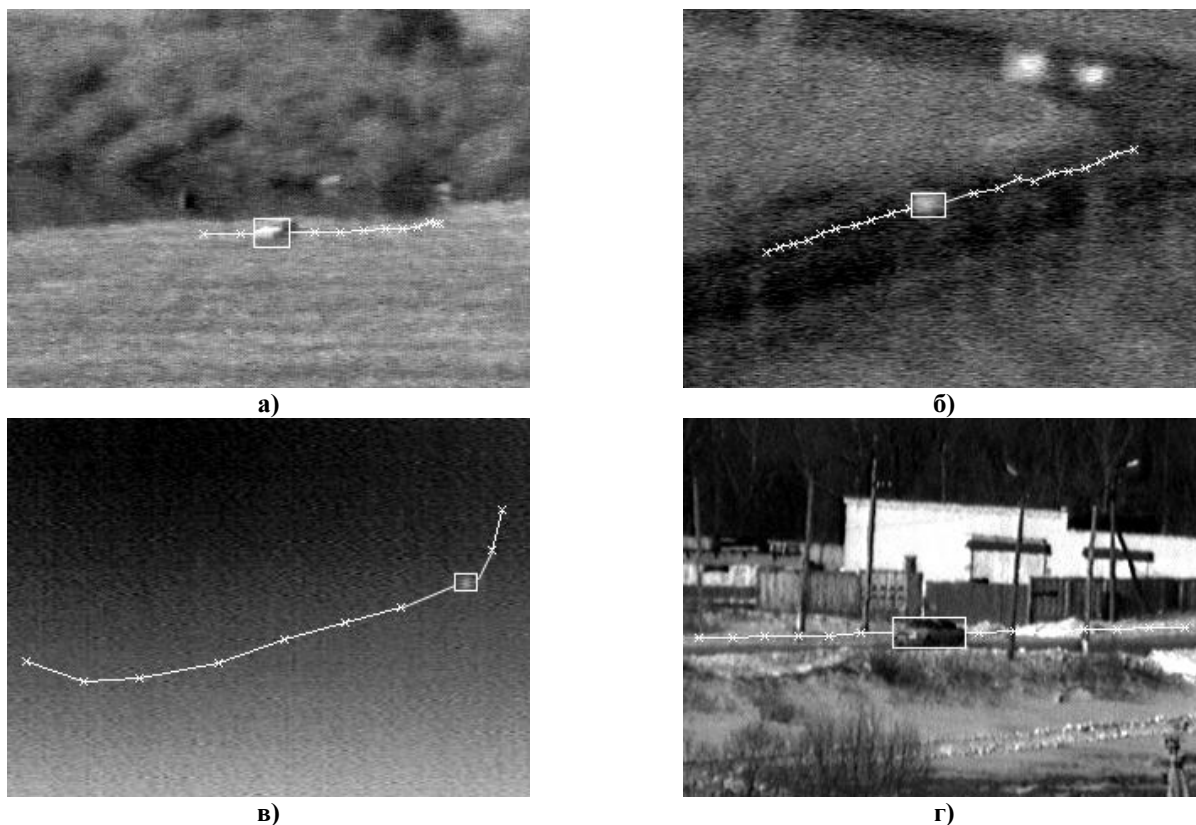


Рис. 2 – Кадры из нескольких видеосюжетов, участвующих в экспериментальных исследованиях.

На видеосюжете приняты решения об использовании следующих алгоритмов:

а) алгоритм I, б) алгоритм II, в) алгоритм III, г) алгоритм IV

Заключение

Результаты экспериментальных исследований позволяют сделать выводы о применимости предложенной методики выбора метода слежения при неизвестной фоноцелевой обстановке. Невысокая вычислительная сложность позволяет рекомендовать методику для использования в бортовых системах обнаружения и сопровождения объектов. В ходе дальнейших исследований предполагается расширить перечень возможных алгоритмов слежения, а также перейти к принятию решения о выборе алгоритма на каждом кадре.

Работа проводилась при финансовой поддержке Федерального агентства по науке и инновациям (госконтракт № 02.740.11.0002).

Литература

1. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Алпатов Б.А., Баба-ян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.
2. Алпатов Б. А., Селяев А. А., Степашкин А.И. Цифровая обработка изображений в задаче отслеживания движущегося объекта // Изв. вузов. Сер. Приборостроение. – 1985. – №2. – С. 39-43.
3. Денисов Д.А., Низовкин В.А. Сегментация изображений на ЭВМ // Зарубежная радиоэлектроника. – 1985. – №10 – С. 5-30.

4. Муравьев В.С., Муравьев С.И. Алгоритм выделения и измерения координат объектов, наблюдаемых на облачных фонах // Вестник РГРТУ, Рязань. – 2007. – №21. – С. 20-24.
5. Алпатов Б. А., Блохин А. Н. Модели и алгоритмы обнаружения и выделения движущихся фрагментов изображений // Автометрия. – 1995. – №4. – С. 100-104.
6. Ronald Rothrock, Oliver Drummond Performance metrics for multiple-sensor multiple-target tracking // Proc. of SPIE Vol. 4048, Signal and Data Processing of Small Targets 2000, pp. 521-531.
7. Yu-Jin Zhang Advances in image and video segmentation IRM Press 2006
8. Courtney I. Hilliard Selection of a Clutter Rejection Algorithm for Real-Time Target Detection from an Airborne Platform // Proc. of SPIE Vol. 4048, Signal and Data Processing of Small Targets 2000, pp. 74-84
9. Lloyd G. Clark, Vincent J. Veltin Image characterization for automatic target recognition algorithm evaluations // Proc. of SPIE Vol. 1310, Signal and Image Processing Systems Performance Evaluation, 1990, pp. 68-78.
10. Baoxin Li, Rama Chellappa A Generic Approach to Simultaneous Tracking and Verification in Video // IEEE Transactions on Image Processing. Vol. 11. No. 5. May 2002
11. Кобзарь А.И., Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2006. – 816 с.