

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ И ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ

УДК 004.932

АВТОМАТИЧЕСКОЕ ВЫДЕЛЕНИЕ И ОБНАРУЖЕНИЕ ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВИДЕОКАМЕРЫ С ИЗМЕНЯЮЩИМСЯ ПОЛЕМ ЗРЕНИЯ

П. В. Бабаян, к.т.н., заведующий кафедрой АИТУ РГРТУ им. В.Ф. Уткина, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0003-4041-3101, e-mail: pvbradio@yandex.ru

Е. С. Кожина, магистрант кафедры АИТУ РГРТУ им. В.Ф. Уткина, Рязань, Россия;
orcid.org/0000-0003-4498-2694, e-mail: kozhina.e.s@rsreu.ru

В работе рассматриваются задачи выделения и обнаружения движущихся объектов в видеопоследовательности. Для решения поставленных задач используется метод на основе вычитания фона. Целью работы является разработка алгоритма, ориентированного на работу в условиях наличия на изображении масштабных геометрических преобразований. Для оценки геометрических преобразований изменения масштаба используется многоэталонный подход. При разработке алгоритма автоматического выделения и обнаружения движущихся объектов использовались математические модели изображений, учитывающие геометрические преобразования, вызванные изменением фокусного расстояния камеры или изменениями расстояния до сцены вследствие движения датчика изображений в пространстве. Представлены результаты экспериментальных исследований. Для исследований использовались натурные видеосюжеты. В ходе исследования алгоритма рассматривалось влияние параметра СКО оценки масштабных искажений на качество выделения объектов. По результатам экспериментов сделан вывод о достаточно высокой эффективности предложенного алгоритма. Разработанный алгоритм может применяться в системах технического зрения летательных аппаратов, мобильных роботов, в системах видеонаблюдения.

Ключевые слова: *выделение объектов, обнаружение объектов, метод на основе вычитания фона, оценки масштаба, оценка геометрических преобразований, многоэталонный алгоритм, система технического зрения.*

DOI:10.21667/1995-4565-2023-83-84-94

Введение

На сегодняшний день существует широкий круг задач, для решения которых используются системы технического зрения. Одними из главных в таких системах являются задачи выделения и обнаружения подвижных объектов. За несколько последних десятилетий разработано множество систем, решающих данные задачи. К сожалению, большинство разработанных алгоритмов выделения и обнаружения объектов имеют ограничения по условиям применения. Рассмотрим системы, предназначенные для установки на самолётах, вертолётах, БПЛА или автомобилях. Важной особенностью таких систем является постоянное движение камеры, возникающее вследствие перемещения видеодатчика в пространстве. На изображениях могут присутствовать различные искажения, вызванные движением наблюдаемого объекта в поле зрения датчика и движением датчика в пространстве. Ввиду движения изображения подвергаются преобразованиям поворота, смещения и масштабирования. Также изображения могут быть искажены турбулентностью атмосферы. Соответственно, применение существующих алгоритмов в таких условиях иногда бывает практически невозможным

без дополнительных операций. Именно поэтому важной остается проблема разработки алгоритмов для систем выделения и обнаружения объектов в видеопоследовательностях, сформированных при наличии геометрических искажений [1].

Разрабатываемый алгоритм должен решать две задачи: выделение сегментов, принадлежащих объекту, и обнаружение объекта на изображении [2].

Алгоритм выделения движения должен принимать решение о наличии или отсутствии объекта в каждой точке изображения. В конечном итоге получается бинарная маска, состоящая из единичных и нулевых точек. Точки объекта принимают единичные значения, а точки фона – нулевые. В реальности в бинарной маске будут присутствовать ошибки выделения, например точку, принадлежащую фону, алгоритм отмечает как точку объекта и наоборот.

Работа алгоритма обнаружения объектов сводится к принятию решения о присутствии или отсутствии объекта (объектов) в текущем изображении. Для того, чтобы получить такое решение, необходимо подвергнуть результаты алгоритма выделения движения дополнительной обработке, используя заранее известную информацию об объекте. Примером такой информации могут служить, размер и форма объекта. Результат обнаружения принято представлять не бинарным изображением, а в виде списка параметров сегментов. Перейти от бинарной маски к списку параметров сегментов можно с помощью процедуры разметки и параметризации [2]. В результате такой операции можно получить информацию о координатах центра объекта, средней яркости точек и пр.

Существующие на сегодняшний день методы, которые решают поставленную в настоящей работе задачу выделения объектов, можно разделить на следующие группы:

1. Статистические методы [2-6].
2. Методы на основе машинного обучения [3, 7, 8].
3. Пространственно-временные методы [2, 3, 9, 10].

При использовании статистических методов необходимо заранее располагать информацией о различии статистических свойств объекта и фона. К данной группе методов относятся пороговая обработка [4], наращивание областей [5], байесовская сегментация [6] и др. Если говорить о вычислительной сложности, то методы рассматриваемой группы обладают преимуществом, но если не будет статистического различия точек объекта и фона, то их применение невозможно. В данной работе такие условия не выполняются, именно поэтому применение статистических методов нерационально.

Вторая группа методов – это методы искусственного интеллекта, которые позволяют построить обучаемые модели [7]. Одним из самых простых для понимания и собственной реализации является метод сопоставления с шаблоном [8], состоящий в предварительной подготовке шаблонов, снятых с разных ракурсов, для возможных классов и затем принятии решения о принадлежности тестируемого объекта к определенному классу. Принятие решения осуществляется по критерию минимума или максимума используемой функции сопоставления объекта и шаблона. После обучения алгоритм сам уже сможет находить объект (объекты) на изображении. Главным недостатком таких подходов является большой объем исходных данных, которые требуются для запуска процесса машинного обучения, на которых алгоритм должен учиться обрабатывать запросы. В данной работе такие исходные данные недоступны, именно поэтому методы на основе машинного обучения для рассматриваемой в статье задачи неприменимы.

Методы на основе пространственно-временной фильтрации комбинируют в себе 2 отдельно существующих метода: пространственную и временную фильтрации. При реализации пространственной фильтрации используются операции линейной и нелинейной пространственной фильтрации наблюдаемых изображений. Например, для выделения объектов малого размера часто используется медианная и мультимедианная фильтрация, а для выделения границ объектов обычно используют градиентные маски. Недостатком пространственной фильтрации является необходимое условие различия в свойствах пространственной структуры объекта и фона. Для работы временных методов требуется информация из предыдущих

кадров [2]. Эффективность работы таких методов, разумеется, выше методов, которые используют только априорную информацию о пространственных и статистических свойствах фона и объекта. В качестве основы алгоритма выбрана именно данная методика, так как по количеству априорной информации она лучше всего соответствует условиям, поставленным в настоящей работе.

Данная методика лучше всего соответствует поставленной в настоящей работе задаче, и именно она выбрана в качестве основы алгоритма.

Результат выделения сегментов, принадлежащих объекту, зависит от точности оценивания геометрических преобразований. Полученные оценки используются для стабилизации фона на наблюдаемых изображениях. После компенсации можно переходить к алгоритму выделения.

Среди алгоритмов, способных оценить геометрические преобразования на изображении [11], выделим следующие группы:

1. Подходы, оценивающие преобразования во всем кадре. Среди них можно выделить многоэталонный алгоритм [12], алгоритм на основе преобразований Фурье [13] и т.д.
2. Подходы, в которых оценка производится в каждой точке. К данной группе относятся метод на основе особых точек [14], метод опорных векторов [15].

Важным моментом при разработке алгоритма является простота реализации в бортовых вычислительных комплексах, именно поэтому в настоящей работе, чтобы оценить параметры геометрических преобразований, будем использовать многоэталонный алгоритм, так как алгоритмы на основе преобразований Фурье, на основе опорных векторов и особых точек обладают сложной программной реализацией.

Работа многоэталонного алгоритма заключается в выборе нескольких опорных участков на изображении и определении их местоположения от кадра к кадру. Слежение осуществляется с помощью алгоритма оценки положения на основе сопоставления с эталоном.

Новизна подхода, представленного в настоящей статье, состоит в использовании математической модели, включающей масштабные преобразования изображений, для синтеза алгоритма выделения объектов, при этом, по сравнению с работой [1], экспериментальные исследования выполнены на расширенной выборке видеосюжетов.

Теоретическая часть

Алгоритм выделения объектов, используемый в работе, относится к классу методов на основе вычитания фона [1].

Введём математическую модель формирования наблюдаемого изображения без учёта эффектов дискретизации:

$$l(x, y) = g(\Omega(x, y))(1 - r(x, y)) + h(x, y)r(x, y) + \xi(x, y), \quad (1)$$

где $l(x, y)$ – наблюдаемое изображение, $g(x, y)$ – фоновое изображение, $\Omega(x, y)$ – двумерная функция, описывающая геометрические преобразования, которые испытывает фоновое изображение, $r(x, y)$ – бинарное изображение, единичные значения которого задают расположение объектов, $h(x, y)$ – яркостное изображение всех объектов, $\xi(x, y)$ – аддитивный шум датчика: $\xi \sim N(0, \sigma_\xi^2)$.

Введем обозначение:

$$f(x, y) = g(\Omega(x, y)), \quad (2)$$

где $f(x, y)$ – преобразованное изображение фона.

Пусть $\hat{\Omega}_n(x, y)$ – преобразование с параметрами $(\hat{\alpha}_n, \hat{\beta}_n, \hat{\phi}_n, \hat{\lambda}_n, z_x, z_y)$ на кадре с номером n . $\hat{\Omega}_n(x, y)$ является комбинацией преобразования подобия и случайных геометрических деформаций, связанных с турбулентностью атмосферы.

$$\hat{\Omega}_n(x, y) = \begin{pmatrix} \hat{\lambda} \cdot (x - z_x) \cdot \cos \hat{\phi} + \hat{\lambda} \cdot (y - z_y) \cdot \sin \hat{\phi} - \alpha, \\ -\hat{\lambda} \cdot (x - z_x) \cdot \sin \hat{\phi} + \hat{\lambda} \cdot (y - z_y) \cdot \cos \hat{\phi} - \beta, \end{pmatrix} \quad (3)$$

где $\hat{\lambda}$ – оценка изменения масштаба, $\hat{\phi}$ – оценка угла поворота, $\hat{\alpha}$ – оценка смещения по x , $\hat{\beta}$ – оценка смещения по y , z_x, z_y – случайные геометрические деформации, связанные с турбулентностью атмосферы, x и y – координаты точки.

Обозначим компоненты вектора $\hat{\Omega}_n(x, y)$ в (3) через μ_x и μ_y . Предположим, что $g(x, y)$ в окрестности точки $(\hat{x}, \hat{y})$ меняется медленно, можно упростить процедуру выделения, используя линейную интерполяцию фонового изображения в окрестности точки $(\hat{x}, \hat{y})$. Применяя разложение Тейлора в окрестности точки $(\hat{x}, \hat{y})$, получаем

$$g(\mu_x, \mu_y) \approx g(\hat{x}, \hat{y}) + \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} (\hat{\lambda} y' \Delta \phi - \hat{\lambda} \zeta_x + x' \Delta \lambda - \Delta \alpha) + \\ + \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} (-\hat{\lambda} x' \Delta \phi - \hat{\lambda} \zeta_y + y' \Delta \lambda - \Delta \beta), \quad (4)$$

где μ_x и μ_y – случайные величины, плотности распределения которых зависят от плотностей распределения аргументов $z_x, z_y, \phi, \alpha, \beta, \lambda$, предполагается, что z_x, z_y – гауссовы случайные величины, некоррелированные в пространстве: $z_x \sim N(0, \sigma_z^2)$, $z_y \sim N(0, \sigma_z^2)$, $\hat{\lambda}$ – оценка изменения параметра масштаба, случайные величины ζ_x, ζ_y по своим вероятностным характеристикам равноценны z_x, z_y , $x' = x_0 \cos \hat{\phi} + y_0 \sin \hat{\phi}$, $y' = -x_0 \sin \hat{\phi} + y_0 \cos \hat{\phi}$. Величины $\Delta \alpha, \Delta \beta, \Delta \phi, \Delta \lambda$ – отклонения между истинными значениями параметров преобразований и их оценками (являются нормальными, центрированными и независимыми случайными величинами с СКО, равными $\sigma_{\alpha\beta}, \sigma_{\alpha\beta}, \sigma_\phi, \sigma_\lambda$ соответственно).

Приводя подобные слагаемые, получим

$$g(\mu_x, \mu_y) \approx g(\hat{x}, \hat{y}) + \hat{\lambda} \left(\frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} y' - \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} x' \right) \Delta \phi - \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} (\hat{\lambda} \zeta_x + \Delta \alpha) - \\ - \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} (\hat{\lambda} \zeta_y + \Delta \beta) + \left(\frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} x' + \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} y' \right) \Delta \lambda. \quad (5)$$

Математическое ожидание и дисперсия вычисляются следующим образом:

$$E(f) = g(\hat{x}, \hat{y}), \quad (6)$$

$$D(f) = \lambda^2 \left(\frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} y' - \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} x' \right)^2 \sigma_\phi^2 + \left(\frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x}^2 + \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y}^2 \right) (\hat{\lambda}^2 \sigma_z^2 + \sigma_{\alpha\beta}^2) + \\ + \left(\frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial x} x' + \frac{\partial g(\hat{x}, \hat{y})}{\partial y} y' \right)^2 \sigma_\lambda^2, \quad (7)$$

где σ_ϕ^2 – дисперсия оценки угла поворота, σ_z^2 – дисперсия оценки СКО геометрических деформаций, $\sigma_{\alpha\beta}^2$ – дисперсия оценок смещения по x и y , σ_λ^2 – дисперсия оценки масштаба.

Запись формулы (7) можно упростить, если ввести в рассмотрение градиент яркости изображения:

$$\nabla g = \left(\frac{\partial g}{\partial x}, \frac{\partial g}{\partial y} \right). \quad (8)$$

Выражение (7) примет вид:

$$D(f) = \hat{\lambda}^2 \left[\nabla g(\hat{x}, \hat{y}) \begin{pmatrix} y' \\ -x' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_{\phi}^2 + |\nabla g(\hat{x}, \hat{y})|^2 (\hat{\lambda}^2 \sigma_z^2 + \sigma_{\alpha\beta}^2) + \left[\nabla g(\hat{x}, \hat{y}) \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_{\lambda}^2. \quad (9)$$

Поскольку распределение $p(l/r=0)$ является нормальным с известной дисперсией, нахождение порогового значения эквивалентно заданию $(1-p_-) \cdot 100\%$ доверительного интервала для распределения $p(l/r=0)$. На этой основе принимается решение о наличии объекта, если величина l не попадает в $(1-p_-) \cdot 100\%$ доверительный интервал для распределения $p(l/r=0)$. В противном случае принимается решение о присутствии фона. Формально это можно записать так:

$$\hat{r}(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } |g(\hat{x}, \hat{y}) - l(\hat{x}, \hat{y})| > d(p_-) \sqrt{D(l/r=0)}; \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (10)$$

где $d(p_-)$ – полуширина $(1-p_-) \cdot 100\%$ доверительного интервала для нормированной гауссовой случайной величины.

Зная яркость фонового изображения $g(x, y)$ и получая оценки $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\phi}, \hat{\lambda})$, дисперсии σ_z^2 , $\sigma_{\alpha\beta}^2$, σ_{ϕ}^2 , σ_{ξ}^2 , σ_{λ}^2 , можно произвести оптимальное по критерию Неймана – Пирсона выделение объектов путём проверки попадания наблюдаемого значения яркости l в $(1-p_-) \cdot 100\%$ доверительный интервал яркости, центрированный на величине $g(\hat{x}, \hat{y})$.

В присутствии случайных геометрических деформаций задание доверительного интервала производится с учётом градиента наблюдаемого изображения по формуле (10). На качественном уровне это можно объяснить следующим образом. При деформациях изображения наибольшие ошибки измерения яркости будут присутствовать вблизи резких перепадов яркостей. Поэтому в этих областях ширину доверительного интервала надо увеличить. Напротив, в тех местах, где изображение однородно, деформации не вызывают больших ошибок и даже небольшое изменение яркости свидетельствует о наличии объекта.

Бинарное изображение $r(x, y)$ может быть получено в соответствии с решающим правилом (10), где дисперсия $D(l/r=0)$ определяется из выражения:

$$D(l/r=0) = \hat{\lambda}^2 \left[\nabla g(\hat{x}, \hat{y}) \begin{pmatrix} y' \\ -x' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_{\phi}^2 + |\nabla g(\hat{x}, \hat{y})|^2 (\hat{\lambda}^2 \sigma_z^2 + \sigma_{\alpha\beta}^2) + \left[\nabla g(\hat{x}, \hat{y}) \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_{\lambda}^2 + \sigma_{\xi}^2, \quad (11)$$

где $\nabla g(\hat{x}, \hat{y})$ – градиент яркости изображения, $\hat{\sigma}_{\xi}^2$ – дисперсия оценки аддитивного шума. Фактически (x', y') является вектором расстояния между точкой $(\hat{x}, \hat{y})$ и центром вращения фонового изображения.

Приравняв нулю величину дисперсии оценок смещения и угла поворота, тогда формула (11) примет вид

$$D(l/r=0) = |\nabla g(\hat{x}, \hat{y})|^2 (\hat{\lambda}^2 \sigma_z^2) + \left[\nabla g(\hat{x}, \hat{y}) \begin{pmatrix} x' \\ y' \end{pmatrix} \right]^2 \sigma_{\lambda}^2 + \sigma_{\xi}^2. \quad (12)$$

В данной работе для выделения движения используется выражение (12).

Экспериментальные исследования алгоритма

Экспериментальные исследования проводились с целью оценивания качества выделения объектов и выполнялись на наборе натуральных видеосюжетов, снятых на камеру видимого диапазона. Использовались 8 сюжетов общей продолжительностью 1100 кадров, примеры некоторых из них приведены на рисунке 1. Масштабные искажения, имитирующие изменение фокусного расстояния камеры датчика изображения и изменение расстояния до сцены, были смоделированы с помощью программного обеспечения. Приведенные сюжеты характеризуются сложным неоднородным фоном, а также наличием в кадре одновременно не-

скольких подвижных объектов. Основа сюжетной составляющей – движущиеся автомобили на фоне пересеченной местности с разными участками автомобильных дорог.

Цель экспериментов заключается в исследовании влияния параметра среднеквадратичного отклонения ошибки (СКО) оценки масштаба σ_λ на качество выделения и обнаружения объектов на изображении.

Идеальным результатом работы алгоритма выделения сегментов, принадлежащих объекту, является безошибочное выделение точек, относящихся к объекту и точек, относящихся к фону. На реальных изображениях всегда будут присутствовать ошибки сегментации. Соответственно на бинарном изображении появляются ложные выделения: точки объекта помечаются фоновыми и наоборот.

На основе полученных результатов работы алгоритма выделения с помощью процедуры разметки и параметризации осуществляется переход к обнаружению объектов. Результатом обнаружения является белая рамка, охватывающая сегмент или группу сегментов, принадлежащих объекту (рис.1).

Для сравнения качества работы алгоритма выделения использовались четыре значения СКО оценки масштаба: $\sigma_\lambda^2 = 0$, $\sigma_\lambda^2 = 0,0002$, $\sigma_\lambda^2 = 0,002$, $\sigma_\lambda^2 = 0,02$.

Результаты сравнивались двумя способами: визуально (рисунок 2) и количественно (рисунок 3). Для каждого сюжета вручную формировались маски объектов, а затем рассчитывались частоты правильного (TP – True Positive) и ложного выделения (FP – False Positive). График зависимости TP от FP позволяет оценить качество выделения объекта. Данный график в литературе принято называть рабочей характеристикой приёмника (Receiver Operating Characteristic) или ROC-кривой [16]. Для построения общего графика значения частот усреднялись по всей выборке сюжетов (рисунок 3).

На рисунке 2 отображены результаты работы алгоритма при разном значении порога выделения ($d(p_-)$) и дисперсии оценки изменения масштаба (σ_λ^2) для некоторых сюжетов из общей выборки. Результаты визуального оценивания свидетельствуют о том, что качество выделения объектов при учете дисперсии оценки масштаба $\sigma_\lambda^2 \neq 0$ выше, чем при $\sigma_\lambda^2 = 0$. Это проявляется в заметном уменьшении количества ложно выделенных точек. Стоит также отметить, что в ходе экспериментальных исследований опытным путем удалось найти такое значение $\sigma_\lambda^2 \neq 0$, при котором соотношение между качеством выделения объекта и подавлением шума на изображении наилучшее. С целью показать повышение качества работы алгоритма на рисунке 2 справа приведены результаты для $\sigma_\lambda^2 = 0,002$, так как именно при этом значении качество выделения объектов наилучшее.

На рисунке 3 приведены ROC-кривые для различных значений σ_λ^2 . Наилучшим среди представленных результатов является вариант при $\sigma_\lambda^2 = 0,002$. Числа около опорных точек графика – значения параметра $d(p_-)$.

Для сравнения качества выделения объектов при фиксированном значении частоты правильного выделения определяются частоты ложного выделения. Результаты сравнения отражены в таблице 1.

Таблица 1 – Результаты экспериментальных исследований

Table 1 – Results of experimental studies

Значение параметра σ_λ^2	Значение частоты правильного выделения (TP), %	Значение частоты ложного выделения (FP), %
0	91	3,28
0,0002		3,24
0,002		1,93
0,02		2,58



а) Сюжет №1. Исходный кадр (слева), результат масштабирования и обнаружения (справа)



б) Сюжет №2. Исходный кадр (слева), результат масштабирования и обнаружения (справа)



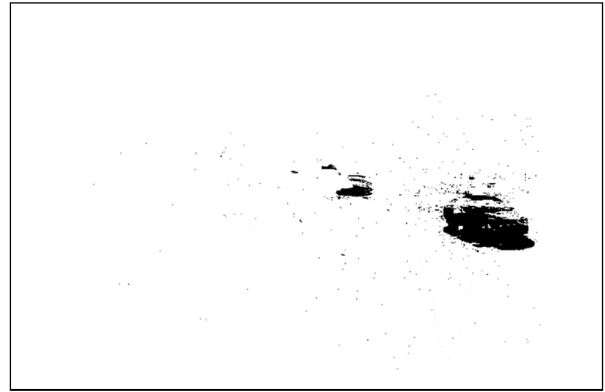
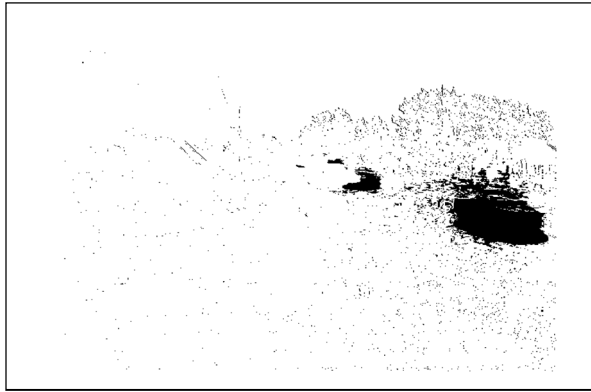
в) Сюжет №3. Исходный кадр (слева), результат масштабирования и обнаружения (справа)



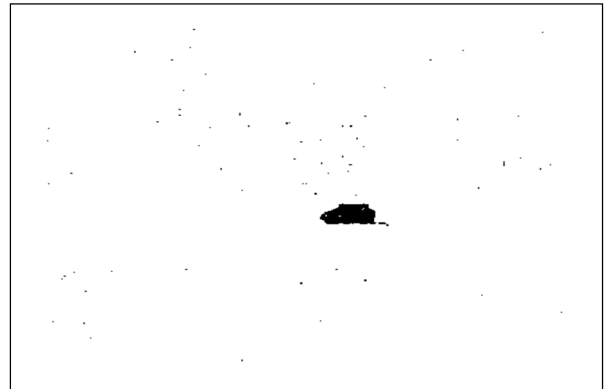
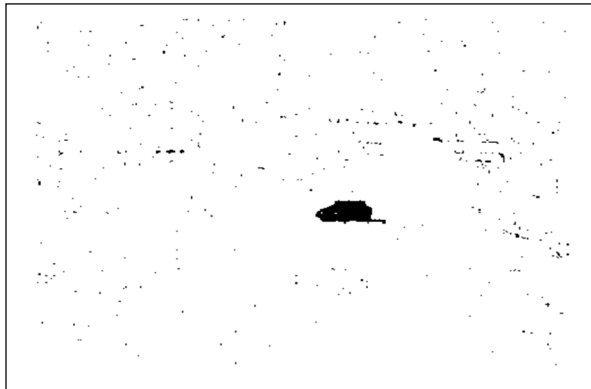
г) Сюжет №4. Исходный кадр (слева), результат масштабирования и обнаружения (справа)

Рисунок 1 – Примеры кадров из видеосюжетов, использовавшихся при исследованиях алгоритма

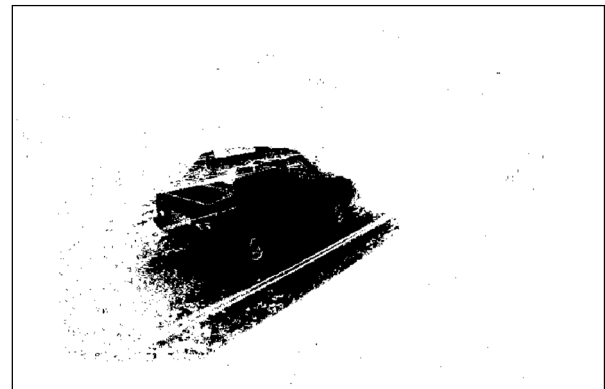
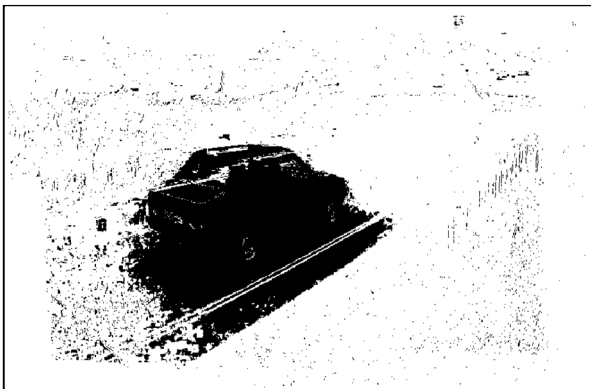
Figure 1 – Examples of frames from videosequences used in research



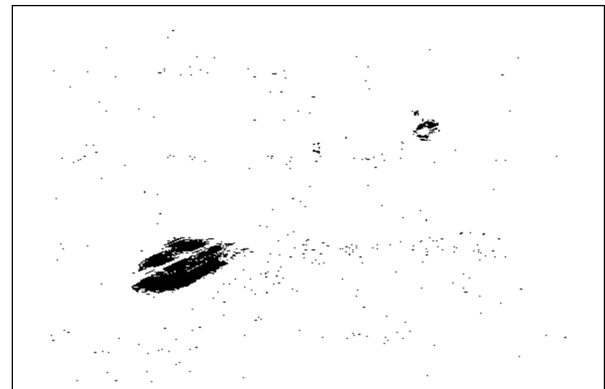
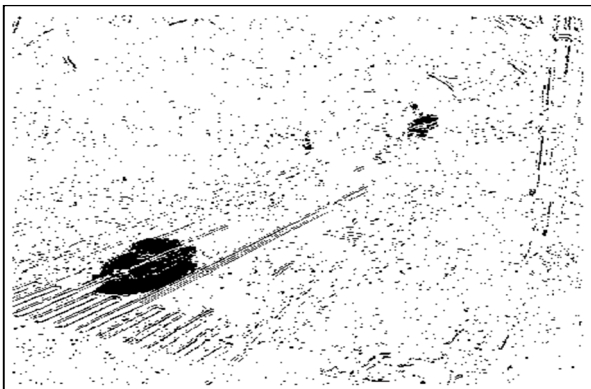
а) Сюжет №1 при $\sigma_{\lambda}^2 = 0$ (слева) и при $\sigma_{\lambda}^2 = 0,002$ (справа) [порог $d(p_-) = 3,4$]



б) Сюжет №2 при $\sigma_{\lambda}^2 = 0$ (слева) и при $\sigma_{\lambda}^2 = 0,002$ (справа) [порог $d(p_-) = 3,2$]



в) Сюжет №3 при $\sigma_{\lambda}^2 = 0$ (слева) и при $\sigma_{\lambda}^2 = 0,002$ (справа) [порог $d(p_-) = 3,0$]



г) Сюжет №4 при $\sigma_{\lambda}^2 = 0$ (слева) и при $\sigma_{\lambda}^2 = 0,002$ (справа) [порог $d(p_-) = 2,6$]

Рисунок 2 – Визуальное сравнение результатов выделения объектов

Figure 2 – Visual comparison of object selection results

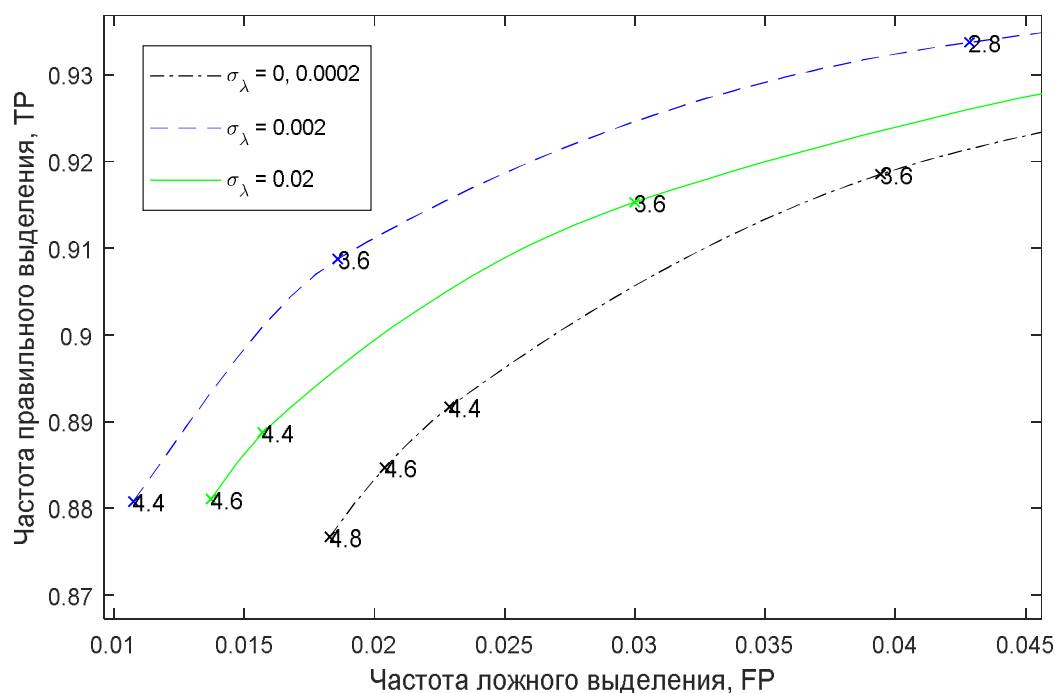


Рисунок 3 – ROC-кривые
Figure 3 – ROC curves

Результаты количественного сравнения совпадают с визуальным оцениванием. При $\sigma_\lambda^2 = 0,002$ качество работы алгоритма для данной выборки является наивысшим по сравнению с другими значениями σ_λ^2 , количество ложно выделенных точек уменьшилось на 58 %.

Заключение

В данной работе предложен новый подход к решению задач выделения и обнаружения объектов, который учитывает влияние масштабирования изображения в алгоритме на основе вычитания фона. Приведено итоговое правило (10), в соответствии с которым принимается решение о принадлежности точки объекта на изображении фону или объекту, и выведена новая формула оценки дисперсий на изображении (11).

Проведены сравнительные экспериментальные исследования, в результате которых показана эффективность применения предложенного алгоритма. Сравнение результатов известного алгоритма и предложенного в работе происходило в 2 этапа: визуальное оценивание и количественное. Для количественной оценки построен график ROC-кривой по рассчитанным значениям частот правильного и ложного выделения. Оба этапа показали заметное улучшение качества выделения объектов при использовании модифицированного алгоритма.

В дальнейшем планируется провести исследования на видеосюжетах, подверженных одновременно влиянию масштабирования, смещения и поворота датчика изображения в пространстве.

Библиографический список

1. Бабаян П. В., Кожина Е. С. Автоматическое выделение объектов в видеоинформационной системе в условиях масштабных преобразований. Цифровая обработка сигналов и её применение // DSPA-2022: доклады 24-й международной конференции. Москва: РНТОРЭС им. А. С. Попова, 2022. С. 257-260.
2. Алпатов Б. А. и др. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. М.: Радиотехника, 2008. 176 с.: ил.
3. Zhang Y. J., Zhang Y. J. Image engineering // Handbook of Image Engineering. 2021, pp. 55-83.
4. Фахми Ш.С. и др. Метод пороговой сегментации изображений морских судов // Морские интеллектуальные технологии. 2019. № 4-2. С. 69-78.

5. Богомолов Д. Е., Ионов Б. П. Применение метода наращивания областей для сегментации цифровых рентгенографических снимков. Наука, образование, бизнес. 2015. С. 89-96.
6. Потапова В. Ю. Выделение текстур на основе Байесовской сегментации изображений. Новые информационные технологии в научных исследованиях. 2016. С. 200-201.
7. Bendjenna H., Meraoumia A., Chergui O. Pattern recognition system: from classical methods to deep learning techniques, Journal of Electronic Imaging. 2018. Т. 27. № 3. С. 033008-033008.
8. Визильтер Ю. В. и др. Идентификация лиц в реальном времени с использованием свёрточной нейронной сети и хэширующего леса // Компьютерная оптика. 2017. Т. 41. № 2. С. 254-265.
9. Алпатов Б. А., Бохан К. А. Алгоритм обнаружения и выделения изображения движущегося объекта в присутствии неоднородного фона // Вестник Рязанской государственной радиотехнической академии. 1999. № 6. С. 7-11.
10. Алпатов Б. А., Муравьев В. С. Обнаружение и слежение за воздушными объектами на основе комплексирования видеоинформации и измерений дальности // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2013. № 46-1. С. 3-9.
11. Алпатов Б. А., Бабаян П. В., Стротов В. В. Анализ точностных характеристик методов слежения за фоновым изображением для бортовой видеоинформационной системы // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. 2007. № 20. С. 3-10.
12. Корепанов С. Е., Смирнов С. А., Стротов В. В. Критерий работоспособности многоэталонного алгоритма оценки параметров геометрических преобразований изображений // Научно-техническая конференция «Техническое зрение в системах управления-2017». 2017. С. 47-48.
13. He Z., Zhang Z., Jung C. Fast Fourier transform networks for object tracking based on correlation filter. IEEE Access. 2018. Т. 6. С. 6594-6601.
14. Тужилкин А. С. Разработка и исследование алгоритма поиска положения особых точек в системах технического зрения летательных аппаратов // Вестник Концерна ВКО Алмаз-Антей. 2018. № 1 (24). С. 86-92.
15. Ярошевич П. В., Петрович Б. Р. Алгоритм классификации изображений парковочных мест автостоянки на основе гистограмм ориентированных градиентов и метода опорных векторов // Компьютерная оптика. 2017. Т. 41. № 1. С. 110-117.
16. Zweig M. H., Campbell G. Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine // Clinical chemistry. 1993. Т. 39. № 4. С. 561-577.

UDC 004.932

AUTOMATIC EXTRACTION AND DETECTION OF MOVING OBJECTS USING VIDEOCAMERA WITH VARIABLE FIELD OF VIEW

P. V. Babayan, Ph.D. (Tech.), associated professor, Department of automation and information technologies in control, Head of the Department, RSREU, Ryazan, Russia;
orcid.org/0000-0003-4041-3101, e-mail: pbvradio@yandex.ru
E. S. Kozhina, Master's student, Department of automation and information technologies in control, RSREU, Ryazan, Russia;
orcid.org/0000-0003-4498-2694, e-mail: kozhina.e.s@rsreu.ru

*The paper considers the problems of extraction and moving objects detection in a sequence of images. To solve the described tasks, a method based on background subtraction is used. **The aim of the work** is to develop an algorithm that is oriented to work in the presence of scale geometric transformations on an image. To evaluate scale geometric transformations, a multi-template matching approach is used. In the process of developing object detection and extraction algorithm an updated mathematical model of an image has been used. This model takes into account geometric transformations caused by changes in the focal length of a camera or changes in the distance to a scene due to spatial movement of image sensor. The results of experimental studies with various real video sequences are presented. During the research of the algorithm, the influence of scale distortion estimation standard deviation on the quality of object localization has been considered. Based on the results of the experiments, a conclusion about relatively high efficiency of*

the proposed algorithm has been made. The algorithm developed can be used in computer vision systems of aerial vehicles, mobile robots, in video surveillance systems.

Key words: object extraction, object detection, background subtraction, scale estimation, evaluation of geometric transformations, multi-template matching, vision system.

DOI:10.21667/1995-4565-2023-83-84-94

References

1. Babajan P. V., Kozhina E. S. Avtomaticheskoe vydelenie ob'ektov v videoinformacionnoj sisteme v usloviyah masshtabnyh preobrazovanij. Cifrovaja obrabotka signalov i ejo primenenie. *DSPA-2022: Doklady 24-j Mezhdunarodnoj konferencii*, Moscow: A.S. Popov RNTORES, 2022, pp. 257-260. (in Russian)
2. Alpatov B. A. i dr. *Metody avtomaticheskogo obnaruzhenija i soprovozhdenija ob'ektov. Obrabotka izobrazhenij i upravlenie* Moscow: Radiotekhnika, 2008. 176 p.: ill. (in Russian).
3. Zhang Y. J., Zhang Y. J. Image engineering. Handbook of Image Engineering. 2021, pp. 55-83.
4. Fahmi S. S. i dr. Metod porogovoj segmentacii izobrazhenij morskich sudov. *Morskie intellektual'nye tehnologii*. 2019, no. 4-2, pp. 69-78. (in Russian).
5. Bogomolov D. E., Ionov B. P. Primenenie metoda narashhivaniya oblastej dlja segmentacii cifrovych rentgenograficheskikh snimkov. *Nauka, obrazovanie, biznes*. 2015, pp. 89-96. (in Russian).
6. Potapova V. Ju. Vydelenie tekstur na osnove Bajesovskoj segmentacii izobrazhenij. *Novye informacionnye tehnologii v nauchnyh issledovanijah*. 2016, pp. 200-201. (in Russian).
7. Bendjenna H., Meraoumia A., Chergui O. Pattern recognition system: from classical methods to deep learning techniques, *Journal of Electronic Imaging*. 2018, vol. 27, no. 3, pp. 033008-033008.
8. Visilter Yu. V. i dr. Identifikacija lic v real'nom vremeni s ispol'zovaniem svjor-tochnyj nejronnoj seti i hjeshirujushhego lesa. *Komp'juternaja optika*. 2017, vol. 41, no. 2, pp. 254-265. (in Russian).
9. Alpatov B. A., Bohan K. A. Algoritm obnaruzhenija i vydelenija izobrazhenija dvizhushhegosja ob'ekta v prisutstvii neodnorodnogo fona. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 1999, no. 6, pp. 7-11. (in Russian).
10. Alpatov B. A., Murav'ev V. S. Obnaruzhenie i slezhenie za vozdušnymi ob'ektami na osnove kompleksirovaniya videoinformacii i izmerenij dal'nosti. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2013, no. 46-1, pp. 3-9. (in Russian).
11. Alpatov B. A., Babajan P. V., Strotov V. V. Analiz tochnostnyh harakteristik metodov slezhenija za fonovym izobrazheniem dlja bortovoj videoinformacionnoj sistemy. *Vestnik Rjazanskogo gosudarstvennogo radiotekhnicheskogo universiteta*. 2007, no. 20, pp. 3-10. (in Russian).
12. Korepanov S. E., Smirnov S. A., Strotov V. V. Kriterij rabotosposobnosti mnogojetalonnogo algoritma ocenki parametrov geometricheskikh preobrazovanij izobrazhenij. *Nauchno-tehnicheskaja konferencija «Tehnicheskoe zrenie v sistemah upravlenija-2017»*. 2017, pp. 47-48. (in Russian).
13. He Z., Zhang Z., Jung C. Fast Fourier transform networks for object tracking based on correlation filter. *IEEE Access*. 2018, vol. 6, pp. 6594-6601.
14. Tuzhilkin A. S. Razrabotka i issledovanie algoritma poiska polozhenija osobyh toček v sistemah tehničeskogo zrenija letatel'nyh apparatov. *Vestnik Koncerna VKO Almaz-Antej*. 2018, no. 1(24), pp. 86-92. (in Russian).
15. Yaroshevich P. V., Petrovich B. R. Algoritm klassifikacii izobrazhenij parkovocnyh mest avtostojanki na osnove gistogramm orientirovannyh gradientov i metoda opornyh vektorov. *Komp'juternaja optika*. 2017, vol. 41, no. 1, pp. 110-117. (in Russian).
16. Zweig M. H., Campbell G. Receiver-operating characteristic (ROC) plots: a fundamental evaluation tool in clinical medicine. *Clinical chemistry*. 1993, vol. 39, no. 4, pp. 561-577.