

ИНФОРМАТИКА, ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА И УПРАВЛЕНИЕ

Юдин Д.А., канд. техн. наук,
Горшкова Н.Г., канд. техн. наук, доц.,
Кныш А.С., студент,
Фролов С.В., студент

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова

РАСПОЗНАВАНИЕ ТРАНСПОРТНЫХ СРЕДСТВ И РЕГИСТРАЦИЯ ИХ ТРАЕКТОРИИ ДВИЖЕНИЯ НА ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТИ ИЗОБРАЖЕНИЙ*

yuddim@yandex.ru

В статье приведено исследование алгоритмов распознавания транспортных средств на последовательности изображений и регистрации их траектории движения. В качестве алгоритма распознавания применена комбинация метода Виолы-Джонса с геометрическим фильтром на основе нахождения линии горизонта и трекингом автомобиля на оптическом потоке методом Лукаса-Канаде. Проанализированы подходы к регистрации траекторий движения автомобилей на последовательности изображений на основе линейных и угловых скоростей и фильтра Калмана. Показана эффективность обнаружения автомобилей с точки зрения мер точности и полноты распознавания. Качество регистрации автомобилей на последовательности изображений оценено по среднеквадратическому отклонению результатов от данных эталонной разметки. Показана перспективность применения предлагаемых алгоритмов в составе системы помощи водителю и системах управления беспилотными транспортными средствами.

Ключевые слова: распознавание, алгоритм, транспортное средство, последовательность изображений, регистрация, траектория движения, система помощи водителю.

Введение. В настоящее время активно исследуются методы технического зрения, которые могут быть успешно применены в системах помощи водителю и беспилотных автомобилях, чтобы обеспечить безаварийное вождение и безопасность на дорогах. Распознавание транспортных средств и отслеживание их траектории движения на последовательности изображений является одним из таких методов. Его реализация предполагает с одной стороны решение задачи обнаружения автомобилей, а с другой – регистрацию и прогнозирование их траектории движения на основе видеопотока, полученного как со стационарной, так и движущейся камеры. В России и мире разработаны ряд подходов к решению обеих задач.

Анализ современного состояния вопроса. Современные методы машинного обучения для обнаружения транспортных средств устроены по принципу многомасштабного «скользящего» окна: метод сводит задачу детектирования к задаче бинарной классификации в каждой точке изображения по некоторой прямоугольной окрестности. Для каждой прямоугольной области изображения, взятой со всевозможными сдвигами и масштабами, при помощи заранее

обученного классификатора проверяется гипотеза о наличии в области искомого объекта.

При распознавании сложных объектов на изображениях хорошие результаты показывают каскадные схемы, когда детектор представляет собой усиливающуюся по сложности последовательность (каскад) так называемых сильных классификаторов. В свою очередь, сильный классификатор строится при помощи алгоритма машинного обучения, например, AdaBoost (или какого-то другого варианта бустинга), как линейная комбинация слабых классификаторов. Каскадирование сильных классификаторов позволяет добиться высокой производительности за счет быстрого (на первом-втором уровне каскада) отказа для подавляющего числа подокон, которые не содержат искомого объекта. Количество таких «пустых» окон на несколько порядков превышает количество содержащих объект подокон, поэтому время обработки «пустого» подокна отличается от времени обработки подокна с объектом в несколько раз (пропорционально длине каскада). Такой подход лежит в основе метода Виолы-Джонса, в котором используются признаки Хаара [1-3], однако данный подход плохо изучен для случая распознавания автомобилей в разных ракурсах и услови-

ях освещения. Классификаторы на основе метода опорных векторов (SVM), использующие в качестве признаков гистограммы ориентированных градиентов также эффективны в похожих задачах [4], однако они требуют большого объема вычислений и недостаточно эффективны в системах реального времени.

Современные вычислительные устройства (GPU, FPGA) сделали возможным решать в реальном времени задачу распознавания объектов на стереоизображениях по результатам оценки карт глубин [5]. Такой подход позволяет разделять частично перекрытые объекты, а также эффективно ограничивать области интереса на изображении, например, по характерным размерам в физическом мире. Дополнительным преимуществом является возможность получения данных для оценки огрубленного трехмерного профиля дороги, по которой осуществляется движение. Однако потребность в наличии стереокамеры и специальных устройств параллельных вычислений делает актуальными и востребованными надежные алгоритмы обнаружения автомобилей с помощью монокулярных камер. Для них информация о движении наблюдаемых объектов получается в результате анализа оптического потока, что позволяет выделить области интереса и/или дополнять результаты работы детекторов [6, 7]. Однако качество оценки оптического потока зависит от характера текстур на изображении, скорости движения, представления информации о движении, поэтому исследования в этой области продолжаются.

Практические работы показывают существенное влияние условий освещенности (время года, время суток, положение солнца относительно камеры и т.д.) на качество распознавания (в базе изображений iRoads dataset выделено и размечено 7 основных типов освещения [8]), при этом изменения условий можно компенсировать на уровне параметров алгоритма распознавания. В работе [9] для уточнения параметров освещенности предлагается делать «пробы» в зонах «неба» и «дороги».

Когда объект найден, необходимо обеспечить отслеживание его траектории, с одной стороны, чтобы предупредить столкновение с наблюдателем, а с другой стороны, чтобы не потерять этот объект в случае возникновения ошибок второго рода в ходе работы алгоритма распознавания.

Для восстановления траектории движения транспортных средств в диссертации [10] предложен метод, который предполагает объединение траекторий движения отдельных особых точек объекта для построения траектории его движения.

Разработка системы помощи водителю, осуществляющей оценку и предсказание траектории транспортных средств по информации, полученной от системы трехмерного машинного зрения, представлена в [11]. При вычислении оценок использовалась модель движения автомобиля, на котором установлена камера, и метод обнаружения и отслеживания центров колес скрытого от водителя транспортного средства.

Применение расширенного фильтра Калмана для предупреждения столкновений беспилотного летательного аппарата с подвижными объектами описано в [12]. При этом вычисляется оптимальная траектория этих объектов, которая затем используется в модели движения летательного аппарата. Результаты и эффективность метода подтверждены с помощью имитационного моделирования, кроме того возможно его применение и для наземного роботизированного транспортного средства.

В работе [13] предложена вероятностная модель предсказания инцидентов на дороге с помощью трехмерного отслеживания траектории транспортных средств по их моделям движения. Нечеткая самоорганизующаяся нейронная сеть обучена на выявление шаблонов поведения транспортных средств на участках их траекторий. Каждый участок траектории сопоставляется с шаблоном поведения транспортного средства, на основе чего вычисляется вероятность возникновения аварии (столкновения) на дороге. Применение шаблонов движения позволило авторам работы [14] обеспечить предсказание поведения транспортных средств на несколько секунд вперед. При этом вероятность нового положения ТС вычисляется с использованием истории шаблонов движения этого ТС. Однако отмечается, что разработанный подход позволяет предсказать не само новое положение, а распределение вероятности возможных положений наблюдаемого транспортного средства. В похожей работе [15], направленной на развитие продвинутых систем помощи водителю, предложен метод, который комбинирует прогнозирование траектории транспортных средств с имеющейся моделью движения с постоянным рысканьем и ускорением и прогнозирование траектории с помощью распознавания маневра. Однако необходимость учета всех возможных условий и большого количества типов маневров требует дальнейших исследований в этом направлении.

Предлагаемое решение. В общем виде алгоритм, обеспечивающий распознавание и регистрацию траектории автомобилей предполагает следующие этапы:

1) считывание изображения из последовательности изображений или захват нового изображения с монокулярной камеры;

2) обнаружение объекта – участника дорожного движения одним из методов или алгоритмов, обеспечивающим приемлемую точность и полноту распознавания, например, методом Виолы-Джонса [1-3]. Объектами могут выступать транспортные средства различных типов. Под обнаружением понимается выделение координат центра объекта и его размеров;

3) нахождение оценок нового положения и размеров объекта одним из эффективных методов;

4) использование найденных оценок в качестве прогнозируемого положения объекта на следующем изображении и регистрация уточненного значения координат и размеров объекта на текущем кадре. Если на нескольких следующих изображениях объект пропадает, а потом появляется вновь, алгоритм все равно сохраняет работоспособность, так как для этих изображений в качестве измеренных координат и размеров используется координаты и размеры объекта до исчезновения.

Если объект не обнаруживается более чем на n следующих изображениях, это свидетельствует о потере объекта из области видимости и прекращении работы алгоритма.

Обнаружение транспортных средств на последовательности изображений. Для задачи обнаружения транспортных средств выбран классификатор, базирующийся на методе Виолы-Джонса, который использует концепции ин-

тегрального изображения, признаков Хаара и их каскадную классификацию с помощью AdaBoost [1].

Качество модели транспортного средства зависит от мощности обучающей выборки для статистических классификаторов. Модель надежно функционирует только при достаточном количестве изображений, соответствующих возможному внешнему виду транспортных средств и условиям освещения. При попадании модели в среду с транспортными средствами, внешний вид которых существенно отличается от обучающей выборки, требуется переобучение модели. При построении модели автомобилей рассмотрено два случая: автомобили в произвольном ракурсе (обучающая выборка содержала 12000 позитивных изображений, и 20000 негативных изображений) и частный случай вида автомобилей спереди или (обучающая выборка содержала 4100 позитивных изображений, и 6800 негативных изображений). Фрагмент обучающей выборки показан на рис. 1. На тестовых последовательностях изображений в первом случае содержалось свыше 7000 автомобилей (2500 изображений), во втором – около 4000 автомобилей (10000 изображений) при этом перекрытие найденных прямоугольников и эталонных должно было превышать 50 %.

Помимо классического метода Виолы-Джонса применены также дополнительные разработанные авторами геометрические фильтры с использованием линии горизонта и трекинга объектов по методу Лукаса-Канаде, описанные в работах [3 и 7].

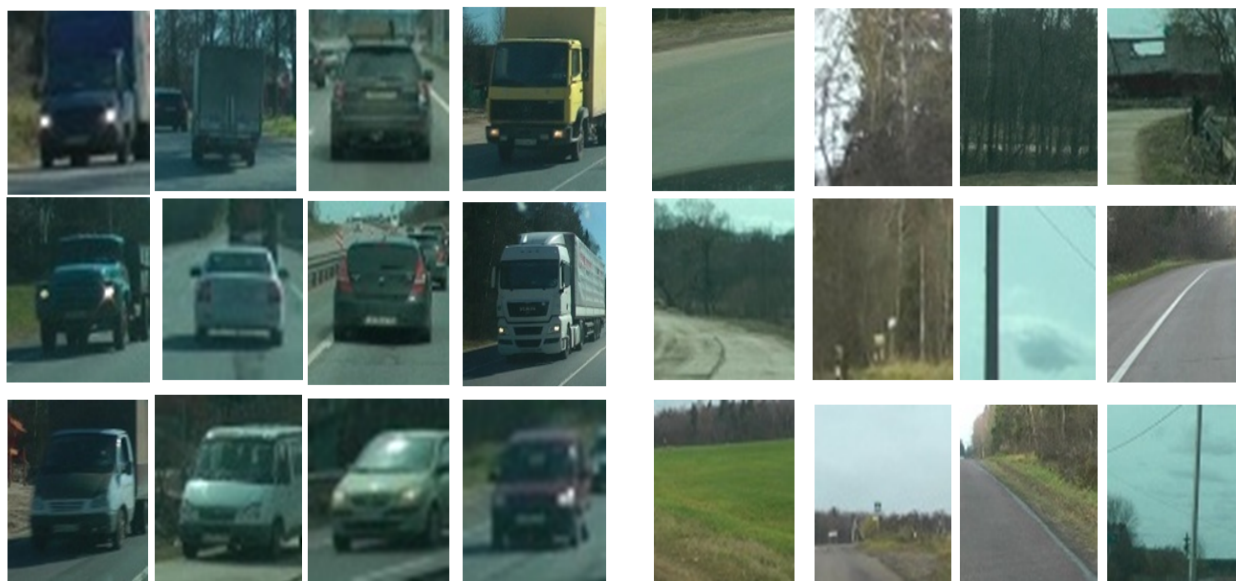


Рис. 1. Фрагмент обучающей выборки для построения модели транспортного средства

Каскадный классификатор обучен с применением инструментов программной библиотеки OpenCV, наилучшие результаты работы каскад-

ных классификаторов с различными настройками обучения для обоих случаев приведены в табл. 1.

Результаты детектирования транспортных средств оценены с помощью трех мер оценки: Precision (точность), Recall (полнота), F- score (F-мера).

Анализируя результаты работы метода обнаружения транспортных средств, можно сделать вывод, что качество распознавания находится на приемлемом уровне только для вида автомобилей спереди или сзади, для которых процент найденных автомобилей (полнота) составляет свыше 88 % и наблюдается малое количество ложных срабатываний – точность выше 93 %. В то время при обнаружении автомо-

билей в произвольном ракурсе точность не превышает 85 % и полнота 73 %. Что говорит о необходимости дополнительных исследований во втором случае и возможности применения метода обнаружения автомобилей с видом спереди или сзади уже сейчас в задачах, связанных с разработкой систем помощи водителю и управлением беспилотными транспортными средствами.

Пример обнаружения транспортных средств с использованием метода Виолы-Джонса с дополнительными фильтрами показан на рис. 2.

Таблица 1

Качество работы каскадных классификаторов транспортных средств, основанных на методе Виолы-Джонса

Вид классификатора	На обучающей выборке			На тестовой выборке		
	Точность	Полнота	F-мера	Точность	Полнота	F-мера
Распознавание автомобилей вида спереди или сзади (кол-во позитивных изображений – 4100, негативных изображений – 6800)						
Использование одного каскада с использованием геометрической фильтрации ложных срабатываний	1.0	0.9684	0.9839	0.9311	0.8856	0.9078
Распознавание автомобилей в произвольном ракурсе (кол-во позитивных изображений – 12000, негативных изображений – 20000)						
Использование двух каскадов, без применения фильтра ложных срабатываний	0,8005	0,6971	0,7453	0,7720	0,7309	0,7509
Использование двух каскадов, с применением фильтра ложных срабатываний на основе трекинга	0,8570	0,6910	0,7650	0,8530	0,6560	0,7420

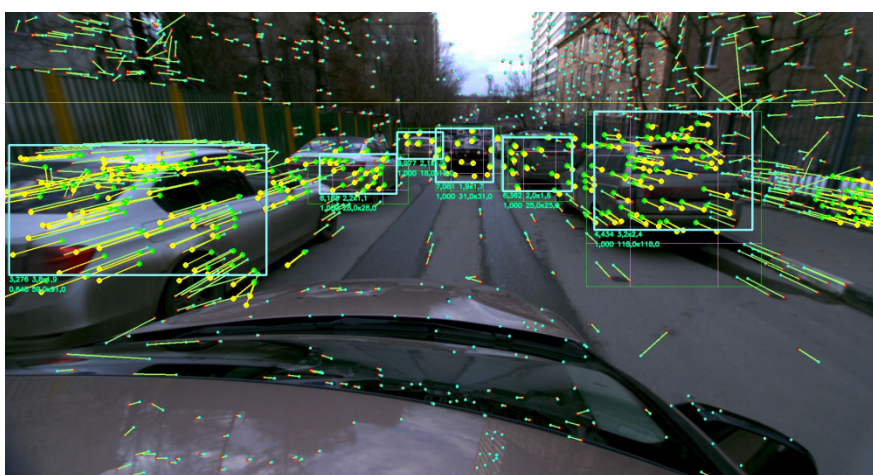


Рис. 2. Пример обнаружения транспортных средств с использованием предлагаемого алгоритма

Регистрация траектории движения обнаруженных транспортных средств. Траектория движения транспортных средств определяется как набор их положений в моменты времени t_i , $i = 1, 2, \dots, n$, n – количество имеющихся кадров видеопоследовательности. Положение обнаруженного на изображении объекта определяется окаймляющим его прямоугольником

$r = (x, y, w, h)$, где x и y – координаты центра прямоугольника, w и h – его ширина и высота в пикселях.

Модель регистрации и предсказания (прогноза) изменения положения активных по отношению к ТС участников дорожного движения должна обеспечивать возврат комплексной информации о текущем $(x_{ip}, y_{ip}, w_{ip}, h_{ip})$ положении

обнаруженных транспортных средств в t_i -й момент времени и тем самым обеспечить регистрацию траектории его движения.

Для прогнозирования траектории распознанного на изображении объекта можно использовать алгоритм, основанный на оценке его линейной и угловой скоростей. Упрощенная схема движения наблюдаемого объекта показана на рис. 3.

Здесь используются следующие обозначения: (x_i, y_i) – координаты центра объекта, найденного на i изображении, v_i – линейная скорость объекта в точке i , ω_i – угловая скорость объекта в точке i , h_i и w_i – размер (ширина и высота) объекта.

Расстояние между центрами объекта на текущем i -м и предыдущем $(i-1)$ -м кадрах определяется на основе Евклидова расстояния на основе формулы

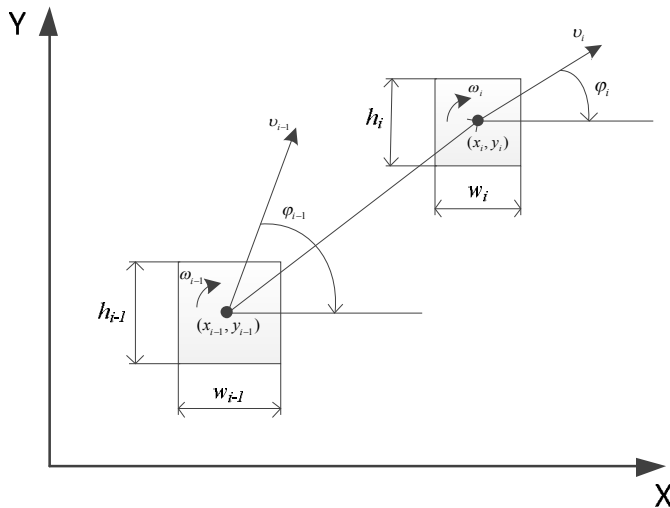


Рис. 3. Упрощённая схема движения наблюдаемого объекта с учетом его линейной и угловой скоростей

Таким образом, математическая модель представляет собой функциональную связь, вы-

$$\begin{cases} \hat{x}_i = x_{i-1} + L_{i-1} \cdot \sin(2 \cdot \varphi_{i-1} - \text{sign}(x_{i-1} - x_{i-2}) \cdot \varphi_{i-2}), \\ \hat{y}_i = y_{i-1} + L_{i-1} \cdot \sin(2 \cdot \varphi_{i-1} - \text{sign}(y_{i-1} - y_{i-2}) \cdot \varphi_{i-2}), \end{cases} \quad (3)$$

где (\hat{x}_i, \hat{y}_i) – оценка (результат прогнозирования) координат объекта на i -м шаге (изображения), вычисленная на трёх предыдущих точках $(i-1)$, $(i-2)$ и $(i-3)$, L_{i-1} – Евклидово расстояние между точками $(i-1)$ и $(i-2)$, вычисляемое по формуле (1), φ_{i-1} и φ_{i-2} – углы направления движения объекта соответственно на $(i-1)$ -м и $(i-2)$ кадрах, вычисляемые по формуле (2).

$$L_i = \sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}. \quad (1)$$

Угол направления движения объекта на i -м кадре вычисляется как

$$\varphi_i = \arccos\left(\frac{x_i - x_{i-1}}{\sqrt{(x_i - x_{i-1})^2 + (y_i - y_{i-1})^2}}\right) \cdot \text{sign}(y_i - y_{i-1}). \quad (2)$$

Для регистрации положения объекта предлагается модель, упрощенная схема которой показана на рис. 4. В ней в качестве входных данных используются положения объекта, найденные на основе алгоритма детектирования, на текущем (x_i, y_i, w_i, h_i) и предыдущих трех кадрах $(x_{i-1}, y_{i-1}, w_{i-1}, h_{i-1}), (x_{i-2}, y_{i-2}, w_{i-2}, h_{i-2}), (x_{i-3}, y_{i-3}, w_{i-3}, h_{i-3})$, образующие входной вектор V_i .

На выходе модели формируется регистрируемое $(x_{ip}, y_{ip}, w_{ip}, h_{ip})$ положение транспортного средства в t_i -й момент, образующее выходной вектор O_i .



Рис.4. Схема в виде чёрного ящика математической модели регистрации положения объекта на основе его линейной и угловой скоростей

раженную формулой $O_i = f_1(V_i)$. Оценка координат объекта вычисляется из формул

Регистрируемые значения координат (x_{ip}, y_{ip}) вычисляются как среднее значение между прогнозом и найденным на i -м кадре значением

$$x_{ip} = \frac{\hat{x}_i + x_i}{2}, \quad y_{ip} = \frac{\hat{y}_i + y_i}{2}. \quad (4)$$

Оценка (прогнозирование) размера объекта (\hat{w}_i, \hat{h}_i) осуществляется как его линейная экстраполяция:

$$\hat{w}_i = 2 \cdot w_{i-1} - w_{i-2}, \quad (5)$$

$$\hat{h}_i = 2 \cdot h_{i-1} - h_{i-2}.$$

Значения размеров объекта (w_{ip}, h_{ip}), которые подлежат регистрации, вычисляются как средние величины между прогнозом и найденным на i -м кадре значением

$$w_{ip} = \frac{(\hat{w}_i + w_i)}{2}, h_{ip} = \frac{(\hat{h}_i + h_i)}{2}. \quad (6)$$



Рис. 5. Схема в виде чёрного ящика математической модели регистрации положения объекта на основе расширенного фильтра Калмана

В качестве входных данных используются положения объекта, найденные алгоритмом детектирования на текущем кадре (x_i, y_i, w_i, h_i) , образующие входной вектор $V_{2i} = [x_i, y_i, w_i, h_i]^T$. На выходе модели формируются регистрируемое $(x_{ip}, y_{ip}, w_{ip}, h_{ip})$ положение активного участника дорожного движения в t_i -й момент, образующее выходной вектор $O_{2i} = [x_{ip}, y_{ip}, w_{ip}, h_{ip}]^T$.

Таким образом, математическая модель представляет собой функциональную связь, выражаемую формулой $O_{2i} = f_2(V_{2i})$. На очередном i -м шаге до прихода результатов измерения Y_i ($Y_i = (x_i, y_i, h_i, w_i)^T$) в фильтре Калмана производится оценка нового положения объекта (прогнозирование вектора состояния) в соответствии с выражением

$$\hat{X}_{i|i-1} = \hat{X}_{i-1|i-1}. \quad (7)$$

Такой вид оценки обусловлен тем, что закон движения найденного объекта заранее неизвестен, поэтому матрица перехода F и матрица управления B принимаются единичными, а вектор управляющих воздействий U нулевым. Здесь, матрица априорной оценки $\hat{X}_{i|i-1}$ составлена из прогнозируемых значений координат и размеров объектов $\hat{X}_{i|i-1} = (\hat{x}_i, \hat{y}_i, \hat{h}_i, \hat{w}_i)^T$. Матрица $\hat{X}_{i-1|i-1}$ составлена из оценок координат и размеров объектов на предыдущем шаге $\hat{X}_{i-1|i-1} = (\hat{x}_{i-1}, \hat{y}_{i-1}, \hat{h}_{i-1}, \hat{w}_{i-1})^T$.

Новая ковариационная матрица (априорная оценка ошибки) вычисляется как

$$P_{i|i-1} = FP_{i-1|i-1}F^T + Q. \quad (8)$$

Так как при детектировании объекта вероятность наложения случайных систематических

Найденное положение $(x_{ip}, y_{ip}, w_{ip}, h_{ip})$ уточняет его координаты и размеры, полученные в результате работы алгоритма распознавания изображений, что снижает шумы и повышает качество детектирования объекта.

Для регистрации положения обнаруженных транспортных средств можно также использовать модель, использующую расширенный фильтр Калмана [16], которая схематично показана на рис. 5.

ошибок мала, то элементам ковариационной матрицы-столбца Q присваивается величина, равная одному пикселю.

По априорной оценке состояния $\hat{X}_{i|i-1}$ из (7) можно вычислить прогноз измерения:

$$\hat{Y}_i = H\hat{X}_{i|i-1}. \quad (9)$$

Матрица измерений H выбирается единичной.

После того, как получено очередное измерение $Y_i = (x_i, y_i, h_i, w_i)^T$, в фильтре рассчитывается ошибка прогноза i -го измерения по формуле

$$E_i = Y_i - H\hat{X}_{i|i-1}. \quad (10)$$

Затем корректируется оценка состояния системы за счет выбора точки, лежащей где-то между первоначальной оценкой $\hat{X}_{i|i-1}$ и точкой, соответствующей новому измерению Y_i :

$$\hat{X}_{i|i} = \hat{X}_{i|i-1} + G_i E_i, \quad (11)$$

где G_i – матрица коэффициентов фильтра. Эта скорректированная оценка является регистрируемым положением объекта $\hat{X}_{i|i} = (x_{ip}, y_{ip}, h_{ip}, w_{ip})^T$.

Наконец, корректируется оценка ковариационной матрицы ошибки оценки состояния:

$$P_{i|i} = (I - G_i H)P_{i|i-1}, \quad (12)$$

где I – единичная матрица. Ковариационная матрица ошибки оценки измерения E_i рассчитывается по формуле:

$$S_i = HP_{i|i-1}H^T + R, \quad (13)$$

а матрица коэффициентов фильтра, при которой достигается минимальная ошибка оценки состояния системы, вычисляется как

$$G_i = P_{i|i-1} H^T S_i^{-1}. \quad (14)$$

Элементы ковариационной матрицы-столбца измерений R так же задаются равными одному пикселю в связи с малой вероятностью ошибок измерений.

Действия повторяются при каждом новом значении вектора Y_i . В начальный момент времени принимается $\hat{X}_{0|0} = (x_0, y_0, h_0, w_0)^T$, $P_{1|0} = 0$.

В ходе работы фильтра Калмана координаты центра и размеры транспортного средства на новом кадре вычисляются на основании всей предыдущей информации о перемещении объекта (по аналогии с операцией интегрирования на всем интервале времени), что увеличивает точность работы в сравнении методом, опирающимся на оценки линейной и угловой скоростей.

Обе модели регистрации траектории движения объекта имеют ограничения на случай, когда на новом кадре направление движения объекта резко меняется, что наблюдается редко

в случае высокой скорости обработки кадров, например, свыше 20 кадров в секунду.

Предлагаемые математические модели на основе линейных и угловых скоростей объектов и фильтре Калмана были реализованы в среде Matlab. Произведено тестирование этих реализаций в шести случаях поведения активного по отношению к наблюдателю участника дорожного движения, ширина и высота которого на изображении принималось одинаковой, то есть исследовались изменения положения квадратных областей:

- 1) обгон наблюдателя слева транспортным средством,
- 2) появление и приближение справа медленно перемещающегося в поперечном направлении участника дорожного движения,
- 3) обгон наблюдателя справа транспортным средством,
- 4) следование наблюдателя за транспортным средством,
- 5) начало обгона транспортного средства слева наблюдателем,
- 6) обгон транспортного средства справа наблюдателем (показан на рис. 6).

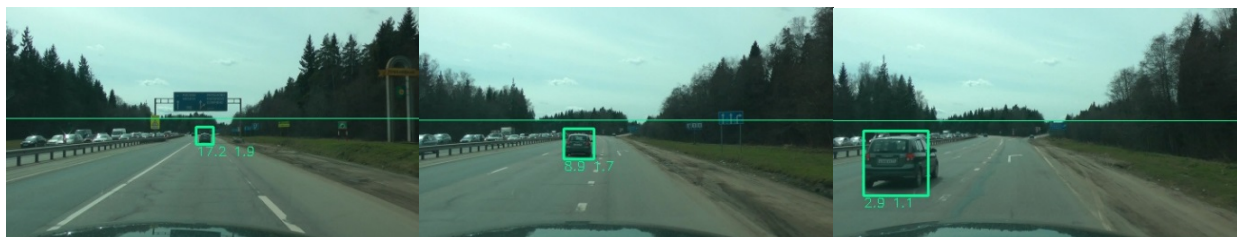


Рис. 6. Обгон транспортного средства справа наблюдателем (6-й случай)

Результаты регистрации координат центра области, в которой детектирован объект, для случая 6 показаны на рис. 7-8. Сплошной линией показаны координаты или размеры областей, полученных с помощью алгоритма обнаружения транспортных средств на последовательности изображений. Штриховой линией – регистриру-

емые координаты или размеры, полученные алгоритмом на основе линейной и угловой скорости наблюдаемого объекта. Штрих-пунктирной линией – регистрируемые координаты или размеры, полученные с помощью алгоритма, использующего фильтр Калмана.

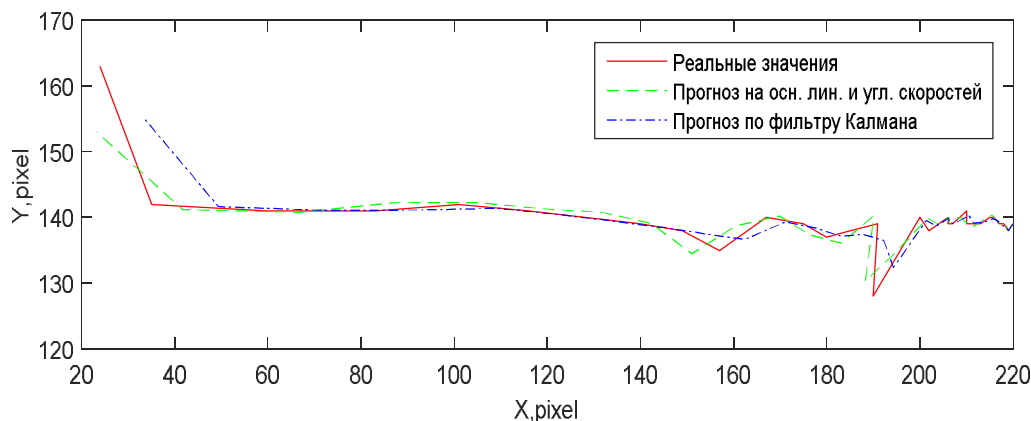


Рис. 7. Результат регистрации изменения координат (x, y) центра области, в которой детектирован объект, для 6-го случая

Применение обеих предлагаемых моделей дало адекватные результаты, причем модель, в которой применен фильтр Калмана, обеспечивает меньшие «выбросы» на графиках, что требуется в реальных системах регистрации и предсказания траектории движения наблюдаемых объектов, когда резкое изменение положения является, как правило, результатом неточного определения области расположения объекта на изображении.

В качестве меры сравнения разработанных моделей применены:

- среднеквадратическое отклонение (σ_1) регистрируемых координат объекта (x,y) от координат, полученных в результате распознавания изображений, и
- среднеквадратическое отклонение (σ_2) регистрируемых размеров объекта (w,h) от размеров, полученных в результате распознавания изображений.

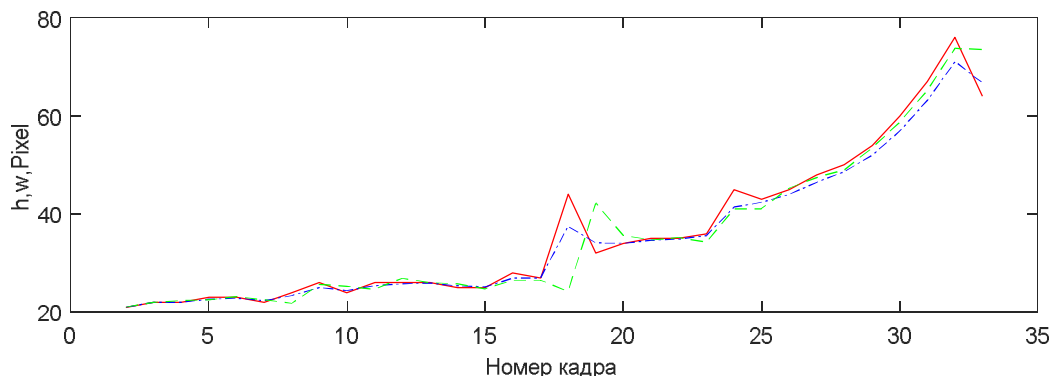


Рис. 8. Результат регистрации размеров (w, h) области, в которой детектирован объект, для 6-го случая

Результаты вычисления мер σ_1 и σ_2 для обеих моделей для всех 6-ти случаев представлены в табл. 2. На основе данных этой таблицы можно сделать вывод, что обе величины среднеквадратического отклонения σ_1 и σ_2 в среднем

ниже для алгоритма регистрации траектории движения объектов, использующем фильтр Калмана, и находятся на приемлемом уровне для применения в системах помощи водителю.

Таблица 2

Результаты вычисления среднеквадратических отклонений σ_1 и σ_2 для обеих моделей для всех 6-ти случаев

Алгоритм регистрации траектории	Регистрируемая величина	Величина среднеквадратического отклонения (σ_1 или σ_2), пикс.						Среднее значение
		Случай 1	Случай 2	Случай 3	Случай 4	Случай 5	Случай 6	
Алгоритм регистрации траектории движения объектов на основе их линейных и угловых скоростей	Координаты центра (x,y) области с объектом	4,79	32,04	4,20	12,37	10,96	4,33	10,74
	Размеры (w,h) области с объектом	5,79	20,71	2,24	5,8	4,24	4,13	6,71
Алгоритм регистрации траектории движения объектов на основе фильтра Калмана	Координаты центра (x,y) области с объектом	7,91	20,04	4,82	8,26	9,32	5,84	8,75
	Размеры (w,h) области с объектом	3,39	7,38	1,92	2,28	3,14	2,10	3,85

Выводы. В ходе выполнения данной работы предложен алгоритм обнаружения (распознавания) транспортных средств на последовательности изображений, представляющий комбинацию метода Виолы-Джонса, геометрического фильтра на основе нахождения линии горизонта и трекинга автомобиля на оптическом потоке методом Лукаса-Канаде. Осуществлена реализация метода с помощью библиотеки OpenCV.

Точность (93 %) и полнота (88 %) результатов работы метода при распознавании вида автомобилей спереди и сзади позволяют использовать их в качестве входных данных для алгоритмов и методов фиксации и предсказания положения объекта.

Исследована эффективность предложенных алгоритмов регистрации траектории движения объектов, основанных на их линейных и угло-

вых скоростях и фильтре Калмана, а также осуществлена их реализация в среде Matlab. Алгоритм, использующий фильтр Калмана, в среднем показал лучшие показатели в смысле среднеквадратического отклонения от эталонных значений. Если на нескольких следующих изображениях объект пропадает, а потом появляется вновь, метод все равно сохраняет работоспособность, так как для этих изображений в качестве измеренных координат и размеров используется координаты и размеры объекта до исчезновения.

Полученные результаты тестирования свидетельствуют о перспективности разработанных алгоритмов для применения в составе информационного обеспечения системы помощи водителю, системы навигации и управления роботизированным транспортным средством [17] или беспилотным автомобилем.

**Работа выполнена в рамках проекта РФФИ № 14-41-08016 р_офи_м «Разработка интеллектуальных систем управления сложными технологическими процессами на основе советующих систем с техническим зрением» и Программы стратегического развития БГТУ им. В.Г. Шухова на 2012-2016 г.г. (№ 2011-ПР-146).*

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Viola P., Jones M.J. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'01). 2001, V. 1, pp. I-511–I-518.
2. Viola P., Jones M.J., and Snow D. Detecting pedestrians using patterns of motion and appearance // Proceedings of the 9 th International Conference on Computer Vision (ICCV'03). 2003, V. 1, pp. 734–741.
3. Юдин Д.А., Кныш А.С., Капустина Е.О. Обнаружение автомобилей на статических изображениях с использованием метода Виолы-Джонса // Сборник материалов III-ей международной научно-практической конференции «Инновационное развитие автоматизации, информационных и энергосберегающих технологий, металлургии и металловедения. Современное состояние, проблематика и перспективы» - Москва: МИСиС, 2015. С. 280–287
4. Dalal N., Triggs B., and Europe D. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection // Comput. Vis. Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Comput. Soc. Conf., vol. 1, pp. 886 – 893, 2005.
5. Rabe C., Muller T., Wedel A., Franke U. “Dense , Robust , and Accurate Motion Field Estimation from Stereo Image Sequences” // in Proc. 11th Eur. Conf. Comput. Vis. – 2010. – 582–595с.
6. Ramirez A., Ohn-Bar E., Trivedi M.M.. Go with the flow: Improving Multi-View vehicle detection with motion cues. // In IEEE Intl. Conf. Pattern Recognition, 2014.
7. Рудаков К.А., Пикалов А.С., Юдин Д.А. Анализ методов трекинга объектов на последовательности изображений [Электронный ресурс] // Международная конференция «Актуальные проблемы робототехники и автоматизики». Белгород, 2015. С. 154–158.
8. Mahdi Rezaei, Mutsuhiro Terauchi, “Vehicle Detection Based on Multi-feature Clues and Dempster-Shafer Fusion Theory”, Image and Video Technology, Springer, Volume 8333, pp 60–72, 2014
9. Rezaei M., Terauchi M., Klette R., Zealand N., Zealand N. “Robust Vehicle Detection and Distance Estimation Under Challenging Lighting Conditions”, IEEE Transactions on Intelligent Transportation Systems (T-ITS), 2015. Pp. 2723–2743.
10. Кустикова В.Д. Методы и алгоритмы анализа траекторий движения при решении задачи видеодетектирования транспортных средств: дис. ... канд. техн. наук. Нижегородский гос. университет им. Н.И. Лобачевского, Нижний Новгород, 2015, 145 с.
11. Weiming Hu, Xuejuan Xiao, Xie, D., Tieniu Tan Traffic accident prediction using 3-D model-based vehicle tracking // IEEE Transactions on Vehicular Technology. 53 (3). 2004. Pp. 677–694.
12. Prevost, C.G., Desbiens, A., Gagnon, E. Extended Kalman Filter for State Estimation and Trajectory Prediction of a Moving Object Detected by an Unmanned Aerial Vehicle. American Control Conference, 2007. ACC '07. Pp. 1805–1810.
13. Wiest, J., Hoffken, M., Kresel, U., Dietmayer, K. Probabilistic trajectory prediction with Gaussian mixture models // Intelligent Vehicles Symposium (IV), 2012 IEEE, 2012. Pp. 141–146.
14. Cheol Oh, Taejin Kim. Estimation of rear-end crash potential using vehicle trajectory data // Accident Analysis & Prevention, 42, (6), 2010, pp. 1888–1893.
15. Houenou A., Bonnifait P., Cherfaoui V., Wen Yao. Vehicle trajectory prediction based on motion model and maneuver recognition // IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), 2013, pp. 4363–4369.
16. Синицын И. Н. Фильтры Калмана и Пугачёва. М.: Университетская книга, Логос. 2006. 640 с.
17. Юдин Д.А., Проценко В.В., Постольский Г.Г., Кижук А.С., Магергут В.З. Система технического зрения для автоматического ориентирования и позиционирования мобильного

Yudin D.A., Gorshkova N.G., Knysh A.S., Frolov S.V.
**VEHICLE RECOGNITION AND ITS TRAJECTORY REGISTRATION
ON THE IMAGE SEQUENCE**

The article shows the methods research of vehicle recognition on the image sequence and its trajectory registration. As a recognition algorithm authors used the Viola-Jones method in combination with geometric filter based on the horizon line location and the vehicle tracking using Lucas-Canade method. There are analyzed approaches to vehicle trajectories registration on image sequence based on the its linear and angular velocities and the Kalman filter. The efficiency of vehicle detection is shown in terms of the precision and recall of recognition. Quality of car registration on the image sequence is estimated by the root mean square deviation of the results from the sample values. Article also shows usage prospects of the proposed algorithms as part of driver assistance systems and unmanned vehicle control system.

Key words: recognition, algorithm, vehicle, image sequence, registration, trajectory, driver assistance system.

Юдин Дмитрий Александрович, кандидат технических наук.

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова.

Адрес: Россия, 308012, г. Белгород, ул. Костюкова, 46.

E-mail: yuddim@yandex.ru

Горшкова Нина Георгиевна, кандидат технических наук, доцент.

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова.

Адрес: Россия, 308012, г. Белгород, ул. Костюкова, 46.

Кныш Александр Сергеевич, магистрант.

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова.

Адрес: Россия, 308012, г. Белгород, ул. Костюкова, 46.

E-mail: knysh.sasha@yandex.ru

Фролов Сергей Викторович, магистрант.

Белгородский государственный технологический университет им. В.Г. Шухова.

Адрес: Россия, 308012, г. Белгород, ул. Костюкова, 46.

E-mail: frolov.serg.wikt@mail.ru