

УДК 621.391

ИВАШКО А.В., к.т.н., профессор,
ПОТАПЕНКО А.И., аспирант,
ДОРОШЕНКО Ю.И., к.т.н., доцент НТУ «ХПИ»

Алгоритм обнаружения и сопровождения объектов в видеопотоке

В работе рассмотрена реализация системы распознавания и сопровождения объектов на кадрах видеопоследовательности. Используются методы усиления слабых классификаторов и слежения за характерными особенностями.

Ключевые слова: обнаружение объектов, характерные особенности, сопровождение, каскад классификаторов

Представил д. т. н., профессор Качанов П.А.

Введение

Современные системы автоматического управления и контроля безопасности транспортных потоков нуждаются в быстром, точном и надежном методе обнаружения транспортных средств. Возникают задачи сбора статистики, анализа параметров транспортных потоков, управления с учетом текущей дорожной ситуации, фиксации нарушений правил движения. Для решения этих задач используются различные типы датчиков, имеющие свои преимущества и недостатки. Датчики на основе индуктивных петель весьма точны и дешевы, но сложны в установке и обслуживании, а их высокие требования к качеству дорожного покрытия делают их малоприменимыми в отечественных условиях. Ультразвуковые датчики имеют малую дальность и низкую точность, инфракрасные датчики имеют малую устойчивость к помехам, лазерные системы слишком дороги. Оптимальным решением по соотношению цена-качество становятся видеодатчики оптического диапазона. Ключевым элементом систем с видеодатчиками оказывается алгоритм обнаружения и сопровождения объектов. Несмотря на то, что человек зачастую с лёгкостью справляется с этой задачей, при решении таких задач с помощью вычислительной техники могут возникать проблемы как алгоритмического, так и реализационного характера. В данной статье предложен надежный и помехоустойчивый алгоритм для обнаружения транспортных средств в видеопотоке.

Анализ литературы

В литературе описаны различные методы обнаружения и сопровождения объектов для систем видеонаблюдения. Наибольшее распространение получили системы, основанные на выделении движения в кадре с помощью вычисления межкадровой разности тем или иным способом [6].

После применения операторов математической морфологии достаточно большие области движения принимаются за объекты. Несомненными достоинствами данного алгоритма является исключительная простота реализации и высокая производительность. В то же время существует ряд проблем, которые делают этот алгоритм практически неприменимым на практике. При обработке видеопотока приходится сталкиваться с такими трудностями, как изменения заднего плана, изменение освещения, движущиеся тени, шум камеры [1]. Для решения перечисленных проблем используются более сложные методы выделения движения на основе вероятностных моделей заднего плана [7]. Ценой более низкой чувствительности к вышеперечисленным факторам является большая ресурсоемкость. Кроме того, неточное выделение объекта может негативно повлиять на работу алгоритмов классификации объектов.

С учетом важности решаемых задач требуется с высокой точностью выделять определенные классы объектов, такие как изображения машин в данном случае. Для этого используются различные методы классификации, в т.ч. на основе шаблонов, анализа контуров, анализа принципиальных компонент и другие. [4]. В последнее время широкое распространение получили методы на основе машинного обучения по прецедентам (байесовские, нейронные сети, метод опорных векторов). Такие методы на основе тренировочной выборки положительных и отрицательных образцов формируют автоматические классификаторы. По результатам сравнения своей точностью выделяется метод усиления слабых классификаторов [2]. Основная идея метода заключается в итеративной минимизации выпуклого функционала ошибки классификации путем добавления в комитет очередного слабого классификатора [5].

© А.В. Ивашко, А.И. Потапенко, Ю.И. Дорошенко, 2013

Его эффективность можно объяснить тем, что, несмотря на высокую размерность вектора признаков, используемых для классификации участка изображения, количество реально значимых компонент в нём невелико. В предположении о наличии шума на изображении либо вариаций в изображении объекта, «разреженный» метод имеет преимущество, так как наиболее зашумлённые компоненты вектора признаков будут иметь нулевой вес и не будут влиять на решение.

Кроме того, для анализа межкадровых процессов в видеопотоке используются методы на основе слежения за особенностями (особыми точками) для определения траектории наблюдаемых объектов, для вычисления структуры наблюдаемой динамической сцены, выделения отдельных движений и движущихся объектов.

Особая точка сцены или точечная особенность изображения - это такая точка изображения, окрестность которой $o(m)$ можно отличить от окрестности любой другой точки изображения $o(n)$ в некоторой другой окрестности особой точки $o_2(m)$. Большинство детекторов точечных особенностей работают сходным образом: для каждой точки изображения вычисляется некоторая функция от ее окрестности. Точки, в которых эта функция достигает локального максимума, очевидно можно отличить от всех точек из некоторой ее окрестности [1].

Существует целый набор функций, которые можно использовать для обнаружения точечных особенностей. Очевидно, что изображение окрестности любой особой точки с разных точек обзора будет разным, и чем более удалены точки обзора друг от друга, тем больше будут отличаться изображения. Поэтому от кадра к кадру изображение окрестности отслеживаемой точки будет обычно изменяться. Современные методы позволяют отслеживать движение точек только при условии малых искажений изображения окрестности, которые достигаются при условии незначительных изменений сцены и малых смещений точки обзора. В этом случае можно утверждать, что искомая точка не может далеко сместиться в новом кадре от своего предыдущего положения. Чаще всего используется детектор Харриса: для каждого пикселя изображения вычисляется значение особой функции отклика угла, оценивающая степень похожести изображения окрестности точки на угол. Его модифицированная версия, использующая собственные значения матрицы откликов, легла в основу широко используемого метода GoodFeaturesToTrack.

Все современные алгоритмы слежения за особенностями опираются на работу Лукаса и Канаде, наиболее популярные рассмотрены в [1]. Задача слежения за особенностями без учета аффинных искажений является поиском величины оптического

потока в наборе точек. Со временем появились модификации метода, учитывающие аффинные преобразования и т.п., но для слежения за движущимися объектами наибольшую эффективность показывает именно метод Лукаса-Канаде.

Цель исследования

Система обнаружения транспортных средств в видеопотоке должна надежно обнаруживать движущиеся и статичные объекты, определять их тип, фиксировать траекторию движения объектов в кадре, и все это в условиях воздействия различных помех. Как видно, простые методы на основе выделения положения не достаточно устойчивы к колебаниям положения камеры и освещения, а также не могут обнаруживать неподвижные объекты. Алгоритмы обнаружения объектов при своей точности плохо подходят для задач сопровождения объекта между кадрами. Алгоритмы сопровождения характерных точек требуют информации о начальном положении объекта в кадре для своей инициализации.

Целью данного исследования является создание алгоритма, объединяющего сильные стороны известных методов, позволяющего взаимно компенсировать их слабые стороны, а также определение оптимальных условий применения этих методов. Алгоритм должен определять появление новых объектов и находить новое положение уже найденных объектов в каждом кадре видеопотока.

Материалы исследований

Рассмотрим требования к искомому алгоритму. Для каждого нового кадра сначала необходимо определить, не появились ли новые либо ранее нераспознанные объекты. Для поиска изображений машин был обучен каскад, который состоит из 19 ступеней, каждая ступень – комитет простых классификаторов, построенный алгоритмом усиления слабых классификаторов [5]. Решение о том, что вектор признаков относится к классу объекта, принимается, только если все ступени каскада это последовательно подтвердили, иначе вектор признаков классифицируется, не как искомый объект.

Были подготовлены два классификатора. Первый обучался на изображениях машин в $\frac{3}{4}$ поворота, при этом наблюдались редкие ложные срабатывания. Второй классификатор обучался на изображениях передней части (фары, радиаторная решетка, бампер, номера), при этом за счет отсутствия на тренировочных образцах участков фона и более точного задания искомой области он показал очень высокие результаты по точности работы, несмотря на различия в цвете, моделях и типе транспортных средств.

Испытания показали, что точность и скорость работы метода позволяют применять его

непосредственно к кадрам видеопотока, преобразованным в градации серого, без предварительной сегментации изображения на передний план (движущиеся объекты) и задний план (фон). Это позволяет повысить быстродействие метода и устранить влияние погрешностей сегментации. Результаты работы приведены на рис.1 (машина слева обнаружена на предыдущих кадрах)

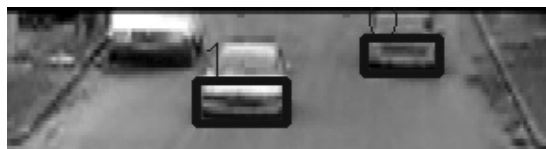


Рис. 1. Применение алгоритма поиска объектов

Для предотвращения повторного обнаружения уже найденных и сопровождаемых машин перед применением классификатора необходимо удалить с кадра изображения уже известных машин. Для каждой сопровождаемой машины определяется прямоугольник, описывающий все характерные точки, соответствующие машине, далее этот прямоугольник закрашивается на кадре – соответствующим точкам присваивается минимальное значение (рис. 2). Необходимо добавить, что наблюдающиеся редкие ложные срабатывания чаще происходят на верхней части крупных машин, когда при уже обнаруженной передней части грузовика происходит срабатывание в районе его кузова. Для минимизации этого эффекта закрашиваемый прямоугольник имеет допуск в направлении, обратном направлению предполагаемого движения, превосходящий допуски в остальных направлениях. Кроме этого, для учета перспективы допуски вычисляются пропорционально положению объекта в кадре, более близкие к камере объекты получают большие допуски.



Рис. 2. Работа системы распознавания и сопровождения объектов

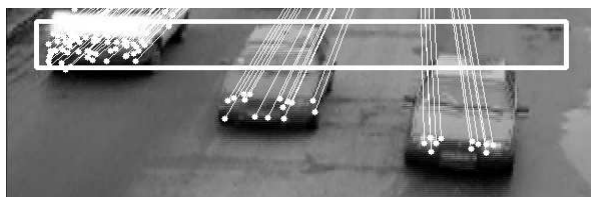


Рис. 3. Сопровождаемые характерные точки

К каждой из областей, где обнаружены новые объекты, применяется процедура поиска характерных точек. Если удается выделить достаточное для наблюдения количество точек (более 15), они сохраняются как новая отслеживаемая машина. В каждом последующем кадре для каждой найденной машины вычисляется новое положение точек по методу Лукаса-Канаде. Результат работы приведен на рис. 3. Критерий отсева неподвижных точек не используется, так как остановившийся объект – вполне допустимая ситуация. При этом для каждого нового положения точек вычисляется вектор среднего смещения всех точек данной машины, затем отсеиваются те точки, смещение которых существенно превышает среднее – таким образом мы убираем погрешности алгоритма слежения. Порог отсева так же вычисляется пропорционально положению точки в кадре для учета перспективы сцены. Если количество точек после отсева менее 10, заново применяется процедура поиска характерных точек для области, соответствующей прямоугольнику, описывающему оставшиеся характерные точки с некоторым допуском. Если же количество оставшихся точек менее 5, объект удаляется. Кроме того, удаляются объекты, достигшие пределов кадра. Результаты слежения приведены на рис. 4.

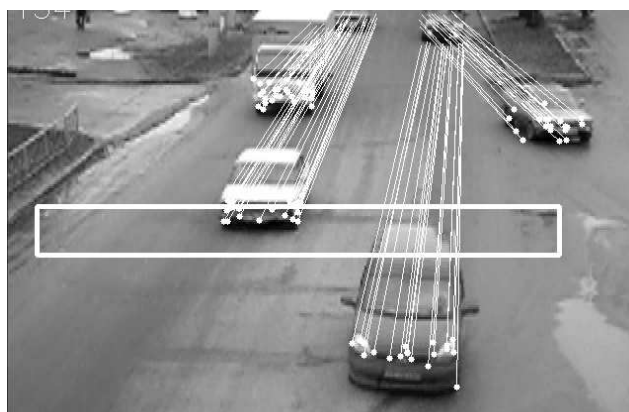


Рис. 4. Траектории машин

Нужно отметить, что описанная схема работает для условий светлого времени суток. Ночью используется пороговая бинаризация изображения с очень высоким значением порога – порядка 250. Это позволяет

выделить наиболее яркие участки, соответствующие фарам головного света. Эксперименты показали, что и в данном случае выделять изображения машин от других ярких участков (обычно, отблески от дорожного покрытия) удобно с помощью классификатора. Кажущийся очевидным подход на основе сравнения с шаблоном пасует перед разнообразием габаритов и форм транспортных средств и в итоге показывает худшую производительность, несмотря на простоту реализации. Слежение за характерными точками возможно только в случае использования камер с высокой чувствительностью, для обычных же камер низкая контрастность и сильные шумы делают этот подход неприменимым. Вместо этого, для нахождения следующего положения отслеживаемой машины в следующем кадре применяется классификатор для окна, соответствующего текущему положению и плюс максимально допустимое смещение от движения. Этот метод уступает по точности, но позволяет работать на оборудовании с низкой чувствительностью.

Результаты исследований

Для реализации классификатора были использованы стандартные средства библиотеки OpenCV [3]. Были подготовлены положительные образцы, т.е. изображения содержащие объект, на которых происходит обучение классификатора. На рис. 5 приведены примеры положительных образцов классификаторов.



Рис. 5. Положительные образцы для обучения

Отдельно готовятся отрицательные образцы, которые должны быть, с одной стороны, разнообразны, с другой, по возможности, должны быть схожими с предполагаемым фоном. Параметры обучения каскада:

- размер образца 40*20 пикселей;

- число положительных образцов 1492, отрицательных 2655;
- максимальная вероятность ложного срабатывания для ступени каскада – 0,4, минимальная вероятность положительного срабатывания – 0,999;
- число ступеней 20;
- использован основной набор характерных особенностей;
- объект несимметричен.

Используемый алгоритм сопровождения объектов значительно менее чувствителен к пропуску объектов, нежели к ложному срабатыванию. Потому можно применять классификатор с жесткими критериями положительных срабатываний. В итоге, даже для низкокачественных изображений, получаемых с простой камеры видеонаблюдения доля ложных срабатываний не превышает 1-2%, которые дополнительно минимизируются маской, закрывающей уже найденные объекты с нахлестом. В среднем, машины обнаруживаются на расстоянии не более 3-4 корпусов от начала кадра, далее ведется сопровождение по характерным точкам. После обнаружения для каждой машины вычисляется до 50 характерных точек для сопровождения, в среднем 25÷35 точек. Средний пробег сопровождаемой точки до её удаления вследствие достижения конца кадра либо превышения предела допустимого отклонения составляет 75÷85 кадров, что достаточно для непрерывного сопровождения. Алгоритм позволяет вести сопровождение по сложной траектории, с остановками и поворотами.

Реализована система подсчета машин с «виртуальной петлей», т.е. зоной кадра, пересечение которого машиной инкрементирует счетчик. Технология позволяет реализовывать несколько таких зон, с учетом и без учета направления пересечения.

Быстродействие системы зависит от размеров кадра и числа сопровождаемых машин. Кроме того, поле применения детектора объектов ограничивается полосой движения. Таким образом, при отсутствии уже найденных машин быстродействие системы составляет 25-30 кадров/с для окна обнаружения 570 на 200 пикселей. При сопровождении 5-6 машин производительность падает, в среднем до 3-5 кадров/с. На данном этапе систему можно рекомендовать для обработки уже записанного видео.

Выводы

Реализована система компьютерного зрения с автоматическим поиском и сопровождением объектов применительно к задаче анализа транспортного потока. Система отличается высокой точностью и надежностью работы. Перспективным направлением исследований является реализация системы на микропроцессорной технике вместе с оптимизацией алгоритма, что должно позволить производить

обработку видеоданных непосредственно на объекте с автоматической передачей статистики в центр управления движением.

Литература

1. Конушин А. Слежение за точечными особенностями сцены / А. Конушин. Компьютерная графика и мультимедиа. – Выпуск №1(5). – 2003. Режим доступа: <http://cgm.computergraphics.ru/content/view/54>
2. Вежневц А.П. Методы классификации с обучением по прецедентам в задаче распознавания объектов на изображениях / А.П. Вежневц. – 2006. Режим доступа: http://www.graphicon.ru/2006/fr10_34_VezhnevetsA.pdf
3. Bradski G., Kaehler A. Learning OpenCV / G. Bradski, A. Kaehler. O'Reilly Media.- 2008. – 577с.
4. Amit Y. 2D object detection and recognition: models, algorithms, and networks./ Y. Amit. The MIT Press, 2002 - 325 с.
5. Viola P., Jones M.J. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features / P. Viola, M.J. Jones. IEEE CVPR. – 2001.- Режим доступа: <http://ieeexplore.ieee.org/stamp/stamp.jsp?tp=&arnumber=990916>
6. Ferryman J. M. Visual Surveillance for Moving Vehicles / J. M. Ferryman, S. J. Maybank and A. D. Worrall// International Journal of Computer Vision. – 37(2). – pp. 187-197. – 2000.
7. KaewTraKulPong P. An Improved Adaptive Background Mixture Model for Realtime Tracking with Shadow Detection / P. KaewTraKulPong and R. Bowden. In Proc. 2nd European Workshop on Advanced Video Based Surveillance Systems, AVBS01.– Sept 2001.

Ivashko, Potapenko, Doroshenko. Object tracking and detection algorithm in video stream. The implementation of an object detection and tracking system in video sequence frames has been considered in the article. Methods of weak classifier amplification and key feature monitoring are used.

Key words: object detection, key features, tracking, classifier cascade.

Івашко, Потапенко, Дорошенко. Алгоритм виявлення та супроводу об'єктів у відеопотоці. В роботі розглянута реалізація системи розпізнання та супроводу об'єктів на кадрах відео послідовності. Використовуються методи підсилення слабких класифікаторів та слідкування за характерними рисами

Ключові слова: виявлення об'єктів, характерні риси, супровід, каскад класифікаторів.

Рецензент д.т.н., професор Листрової С.В. (УкрГАЗТ)

Поступила 31.05.2013 г.