

ния информации. Данная технология основывается на элементах, построенных с использованием стандартных языков онтологий, таких как OWL. Обычные поисковые системы основываются на поиске ключевых терминов запроса в документе и не могут использовать его смысловое значение для получения результата, поэтому сообщество исследователей семантической паутины предложило использовать семантические поисковые технологии, среди которых OntoSearch, Semantic Wikis, мультиагент P2P, семантические системы маршрутов (запросов), вопросно-ответные системы, использующие онтологии для хранения баз знаний [1].

Хотя семантическая паутина способствует поиску информации в сети, существует несколько нерешенных проблем, которые следует принять во внимание. Первая из них – это огромное количество неструктурированных Интернет-документов, которые должны быть семантически размечены для использования семантическими поисковыми системами. Это непростая задача, так как она, среди прочего, требует развития проблемно-ориентированных онтологий [2].

Полностью автоматизированный процесс разметки существующих данных – еще одна нерешенная задача. Методы, позволяющие автоматизировать процесс преобразования запросов свободной формы к формальному виду и построение отображения онтологий предметных областей на формальные запросы на данный момент только исследуются.

Библиографический список

1. Allemand D., Hendler J. Semantic Web for the Working Ontologist: Effective Modeling in RDFS and OWL // Morgan Kaufmann, 2008.
2. Басипов А.А., Демич О.В. Семантический поиск: проблемы и технологии. Вестник АГТУ. Сер.: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2012. – №1. – С. 110.

УДК 004.89

Обнаружение автомобилей в системе видеонаблюдения за пешеходными переходами

М.А. Колосовский
АлтГТУ, г. Барнаул

В настоящее время неуклонно растет использование технологий видеонаблюдения, предоставляющих возможность одновременно кон-

тролировать множество удаленных от оператора объектов. Особое место среди таких технологий занимают интеллектуальные системы видеонаблюдения (*intelligent surveillance systems*), способные в автоматическом режиме обнаруживать ситуации, отвечающие целям видеонаблюдения. Такие системы востребованы, прежде всего, потому, что на порядок снижают использование человеческих ресурсов, так как оператору больше не требуется непрерывно просматривать данные с нескольких камер, ему нужно лишь подтверждать корректность найденных системой «особых» ситуаций.

Подкатегорией интеллектуальных систем видеонаблюдения являются системы автоматической фиксации нарушений правил дорожного движения, способные обнаруживать такие нарушения, как превышение скорости, пересечение сплошной или стоп-линии, проезд на красный свет. В данной статье рассматривается исследование, направленное на создание блока обнаружения автомобилей для фиксации непредоставление преимущества пешеходу на нерегулируемом переходе. Выявление таких нарушений требует одновременного отслеживания траекторий пешеходов и автомобилей, что принципиально сложнее, чем фиксация вышеупомянутых нарушений.

Проведя анализ особенностей решаемой задачи видеонаблюдения за пешеходными и переходами и сравнение возможностей существующих алгоритмов обнаружения автомобилей, было решено начать исследовать применимость алгоритмов на основе вычитания фона и последующей фильтрации полученных областей. Это объясняется тем, что в данной задаче имеется только два вида различных объектов (пешеходы и автомобили), которые сильно отличаются друг от друга параметрами получаемых областей, что позволяет надежно классифицировать области на принадлежащие автомобилям и пешеходам.

Для вычитания фона (отделения объектов от статичного фона) существует ряд методов. К основным можно отнести методы на основе среднего значения, медианы/приближенной медианы, разницы соседних кадров, одной гауссианы, смеси гауссиан, корреляции нормированных блоков, оптического потока, фильтров Калмана/ Вейнера. Методы на основе медианы, оптического потока затруднительно использовать из-за большого количества потребляемых ресурсов, так как наряду с вычитанием фона в системе должны работать ряд других более ресурсозатратных алгоритмов (детектор и трекер пешеходов). При применении нормированных блоков, фильтров Калмана или Вейнера необходимо задавать дополнительных параметров в зависимости от условий съемки, чего хотелось бы избежать. Использование смеси гауссиан не оправдано, так как в решаемой задаче видеонаблюдения

редко встречаются объекты, имеющие несколько пиков в гистограмме распределения значений частот. Таким образом, остались методы на основе среднего значения и приближенной медианы, отличающиеся быстродействием и минимумом настройки параметров. Был выбран алгоритм на основе среднего значения, так как метод приближенной медианы требует видимости фона не менее половины времени, что не обязательно будет выполнено в условиях плотного потока дорожного движения. Итак, модель фона строится как усреднение K последних кадров:

$$B_t(x, y) = \frac{1}{K} \sum_{i=t-K}^{t-1} I_i(x, y)$$

где $B_t(x, y)$ – модель фона для t -го кадра видео, $I_i(x, y)$ – i -тый кадр видео. На рисунке 1 продемонстрирована построенная алгоритмом модель фона для одного из тестовых видео.

Маска областей, принадлежащих объектам, строится как бинаризация разницы текущего кадра и построенной модели фона:

$$F(x, y) = |B_t(x, y) - I_t(x, y)| > T$$

где T – порог бинаризации.

Для локализации объектов выполняется сканирование маски объектов окном заданного размера $H \times W$. Все окна, внутри которых доля активных $A(x, y)$ (т.е. отличающихся от фона более чем на T) оказалась более D , заносятся в список кандидатов в объекты C .

$$Q(x, y) = |\{(x', y') \mid x - W + 1 \leq x' \leq x, y - H + 1 \leq y' \leq y: F(x', y')\}|$$

$$A(x, y) = \frac{Q(x, y)}{HW}$$

$$C = \{(x, y) \mid A(x, y) > D\}$$

Для эффективного вычисления количества активных пикселей $Q(x, y)$ применялась схема интегральных сумм. По маске активных пикселей для каждой позиции (x, y) считалось количество активных пикселей $S(x, y)$ в прямоугольнике с углами в $(1, 1)$ и (x, y) , что можно вычислить за $O(\text{размер кадра в пикселях})$ для всех $S(x, y)$:

$$S(x, y) = |\{x', y' \mid 1 \leq x' \leq x, 1 \leq y' \leq y: F(x', y')\}|$$

После этого количество активных пикселей $Q(x, y)$ вычисляется по $S(x, y)$ за $O(1)$:

$$Q(x, y) = S(x, y) - S(x - W, y) - S(x, y - H) + S(x - W, y - H)$$

Кандидаты перебираются, начиная с тех, где доля активных пикселей выше. Кандидаты с более высокой долей подавляют соседних кандидатов так, чтобы границы окон соответствующих обнаружений были не ближе друг другу, чем на R пикселей:

где $\mathcal{N}(x)$ – множество соседних пикселей, $\mathcal{C}(x)$ – множество соседних кандидатов.

Таким образом, получаем отфильтрованный список обнаруженных автомобилей.

Для сопоставления обнаружений автомобилей на разных кадрах используется метод ближайшего соседа. Кроме того, для сглаживания резких скачков используется фильтр Калмана.

Примеры работы алгоритма представлены на рисунке 1. Видно успешное обнаружение автомобилей. Можно заметить, что обнаруживаются только автомобили находящиеся не далее некоторого расстояния, что однако не является недостатком в контексте данной задачи, так как главное – это, чтобы автомобили обнаруживались близи пешеходного перехода.

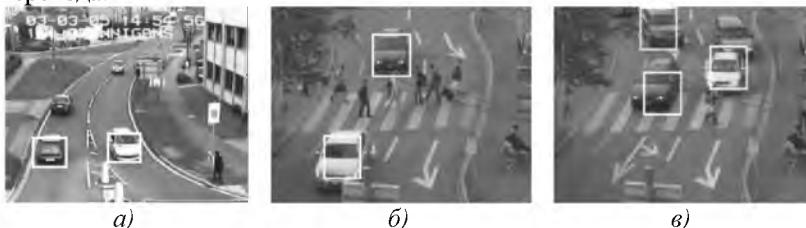


Рисунок 1. Примеры работы алгоритма

Представленный алгоритм имеет ряд недостатков, проявление которых продемонстрировано на рисунке 2. Группа рядом расположенных людей, как и автомобиль, представляет собой большую область активности, которая может быть ошибочно принята за автомобиль (рисунок 2а). Такую ошибку можно частично предотвратить, наложив ограничения на место появления обнаруживаемых объектов, ведь автомобили в кадре появляются и исчезают только в определенных областях. Крупные автомобили создают настолько большую область активности, что могут быть распознаны как несколько автомобилей (рисунок 2б). Можно внести в алгоритм информацию о геометрии сцены, что позволит рассчитывать изменяющийся в процессе движения масштаб объектов. При резком изменении освещения модель фона не успевает адаптироваться к таким изменениям, поэтому активным получается почти весь кадр (рисунок 2в). Для адаптации к быстрым изменениям система дополняется алгоритмом, обнаруживающим быстрые

изменения большей части кадра, что не может быть вызвано мгновенным появлением большого количества объектов на всем кадре, и ускоряет обновление модели фона.

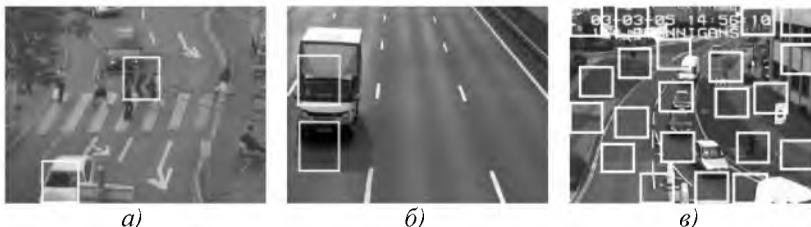


Рисунок 2. Примеры неправильной работы представляемого алгоритма

В результате проведенных экспериментов на различных видеоданных алгоритм показал приемлемое качество работы. Однако для большей надежности подсистемы обнаружения автомобилей она должна быть усилена детектором объектов, что является задачей последующего исследования.

Работа выполнена при поддержке Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере (госконтракт №0068 ГУ1/2013).

УДК 004.738.5

Преимущества использования Акторного Пролога для реализации семантического поиска

О.Н. Половикова

АлтГУ, г. Барнаул

В исследовании обозначается проблема выбора инструментария для построения онтологии информационного ресурса в рамках развития проекта Semantic Web. Специфика такого выбора должна определяться системой правил, которая учитывает свойства существующих технологических средств описания семантики ресурса, возможности языков декларирования и характеристики онтологии (модель знаний, тип онтологии, уровень детализации и другие факторы). Язык описания онтологии обуславливает свойства методов и технологий, которые будут использоваться для реализации функций по работе с ней (извлечение, добавление знаний, проверка на непротиворечивость и т.д.). Разные языки опираются на различные модели представления знаний