

УДК 004.04, 004.062

Д. Г. Мелкон, О. И. Лисовиченко

ПОДХОД К УСОВЕРШЕНСТВОВАНИЮ МЕТОДА ВИОЛЫ – ДЖОНСА ПРИ РЕШЕНИИ ЗАДАЧ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Аннотация: В статье представлен анализ метода Виолы – Джонса для распознавания лиц по изображению, проведены исследования по улучшению работоспособности данного метода. В качестве примера были приведены кривые соотношения уже существующих решений в классическом алгоритме и экспериментальных данных, которые могут улучшить работу метода.

Ключевые слова: метод Виолы – Джонса, бустинг, признак, распознавания изображений, Adaboost, Waldboost, Soft cascade, ложноположительные результаты.

Вступление

Технологии распознавания лиц начали зарождаться ещё в 1964 году. Новаторами и первооткрывателями существующих на сегодня технологий можно считать Вуди Бледса, Хелен Чан Вольф, и Чарльза Биссона. На протяжении 1964–1966-х годов они пытались разработать и спроектировать систему, которая бы позволила идентифицировать лицо человека по фотографии, вычисляя признаки и сравнивая их с эталонами в базе данных. Осуществление данной задачи во многом упростилось благодаря тому, что команду В. Бледса спонсировало безымянное разведывательное агентство, предоставляя ему не только материальную поддержку, но и обеспечивая различными графическими материалами. Сконструированная система имела название «Manmachine» (человек машина), которая и положила начало развитию технологий идентификации лиц.

Спустя полвека, в 2001 году Paul Viola (Пол Виола) и Michael Jones (Майкл Джонс) предложили алгоритм, позволяющий обнаруживать объекты на изображениях в реальном времени [1]. Кроме этого, алгоритм может распознавать разные классы изображений, но главной его задачей является распознавание лиц.

На данный момент комплексы адаптивных методов повышения точности аналитических моделей, которые используются в классическом алгоритме Виолы–Джонса являются неоптимальными. Также, следует обратить внимание на слабую помехозащищенность методов обучения классификатора, которые используются в классическом представлении алгоритме Виолы–Джонса.

© Д. Г. Мелкон, О. И. Лисовиченко

Постановка задачи

Необходимо разработать способы увеличения скорости и точности обработки изображения с использованием алгоритма Виолы–Джонса. В качестве решения задачи повышения помехозащищенности при обучении классификатора будут предложены методы изменения параметров классического алгоритма Виолы–Джонса.

Решение задачи

Описание алгоритма Виолы–Джонса [1]

Стандартный алгоритм Виолы–Джонса был построен на следующих принципах:

- *Интегральное представление изображений* для быстрого вычисления необходимых объектов;
- использование *признаков Хаара* и технологии «*бустинга*», как вариация обучения данных признаков;
- *классификатор*, по логике которого мы и определяем, найдено ли на изображении лицо;
- *каскады признаков* для быстрой фильтрации полученной информации.

Использование boost-технологий

В базовом алгоритме Виолы–Джонса используются комплексы адаптивных методов для повышения точности аналитических моделей Adaboost [2, 3]. Данный метод позволяет ускорить обработку признаков Хаара, поскольку их количество при обработке изображений доходит нескольких сотен тысяч, а также настроить классификатор – функцию (логику), принимающую решение, к какому именно классу данный признак принадлежит. Однако у этого метода существуют также и недостатки. Одним из самых явно выраженных является чувствительность к шуму в данных и выбросах. Экспоненциальная функция потерь неправильно считает вес «трудных объектов», которые, в свою очередь, часто оказываются шумовыми выбросами. В результате, алгоритм настраивается на ложные объекты, что влечёт за собой переобучение. Как раз для таких случаев имеет смысл прибегать к использованию других алгоритмов бустинга. К примеру, Gentleboost [4], как одна из вариаций Adaboost, позволяет минимизировать функцию потерь, что избавит классификатор от ненужного и ложного обращения к шуму. Сточки зрения математики, это позволит нам выиграть время, что в свою очередь отобразится на скорости обработки всех признаков объекта. На

рис. 1, показано количество ошибочных срабатываний при использовании алгоритма Gentleboost и метода со стандартным Adaboost. Как видим, алгоритм Gentleboost показал значительное уменьшение ошибочных срабатываний по сравнению с алгоритмом Adaboost.

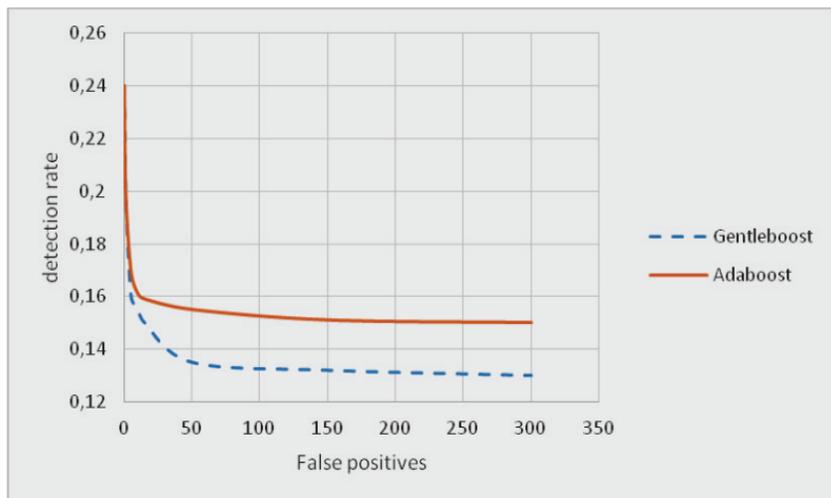


Рис. 1. Количество ошибочных срабатываний при использовании алгоритма Gentleboost и метода со стандартным алгоритмом Adaboost

Помимо использования метода Gentleboost, можно усовершенствовать классификатор посредством параллельного внедрения других алгоритмов. Хорошим кандидатом является алгоритм Waldboost. Суть его построения довольно интересна, поскольку в предыдущих вариантах была предпринята попытка обучить классификатор так, чтобы из всего изображения было получено лицо, с высокой точностью представления. Waldboost действует наоборот: из всего изображения, посредством циклов обучения, будет получен весь фон изображения, кроме лица [5]. Построение данного алгоритма было аргументировано тем, что размер области лица, по сравнению с областью фона является относительно небольшим, что в свою очередь облегчало как обучение классификатора, так и уменьшение обнаружения ошибочных значений. Таким образом цель обучения сводилась к обучению на более весомой области фона, при этом сохраняя большинство образцов области лица. На рис. 2 показана эффективность обнаружения ложноположительных результатов алгоритма Waldboost и классического алгоритма Виолы-Джонса.

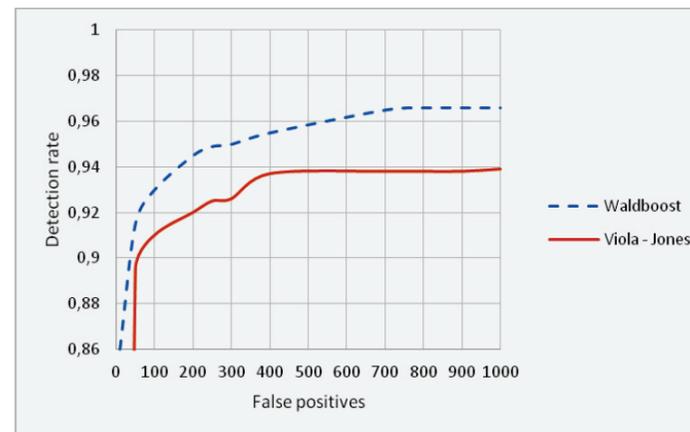


Рис. 2. Эффективность обнаружения ложноположительных результатов алгоритма Waldboost и классического алгоритма Виолы-Джонса

Развитие каскадов классификаторов

Виола и Джонс объединили серии классификаторов Adaboost как последовательность фильтров, что особенно эффективно для классификации областей изображения. Каждый фильтр является отдельным классификатором Adaboost с достаточно небольшим числом слабых классификаторов. Идея показана на рис. 3 и заключается в том, чтобы из цепочки слабых элементов получить один сильный, который сможет детектировать все интересующие части изображений (T – true) и отклонить регионы, не являющиеся их частью (F – false).

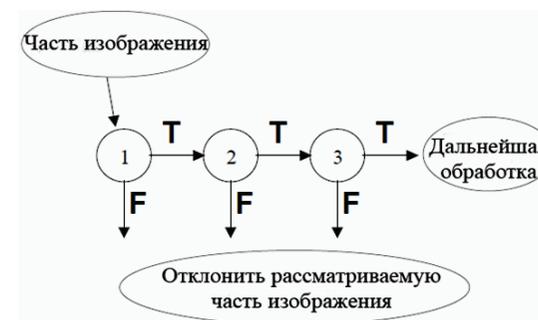


Рис. 3. Каскадная модель классификатора

Сам же процесс обнаружения основан таким образом, что положительное значение первого классификатора запускает второй, более приспособленный.

Реализация построения каскада показана формулой:

$$H(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{t=1}^T a_t h_{j(t)}(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{t=1}^T a_t \\ 0, & \text{иначе} \end{cases}$$

где $H(x)$ – результирующий каскад, $h_{j(t)}$ – слабые классификаторы, a_t – вес классификатора.

Однако, есть способы, которые могут улучшить скорость распознавания и обнаружение нужных нам частей изображения. В стандартном алгоритме Виолы–Джонса обучение классификатора разбивается на стадии, каждая из которых обучается на «сэмплах», которые не были отброшены на предыдущих стадиях. В качестве альтернативы, можно использовать так называемый Soft cascade. Он базируется на единой длинной стадии каскада, а отсеивание каждого слабого классификатора производится по порогу $Rt(c1(x)...ct(x))$. [6] Пороговая функция определяет, когда именно ей прекращать оценку, а когда продолжать. Каждый следующий слабый классификатор ищется с помощью Adaboost. Однако по мере обучения каскада предыдущие слабые классификаторы могут стать излишними, и если их удаление уменьшает ошибку, то их убирают из модели. Результат работы Soft cascade показан на рис. 4.

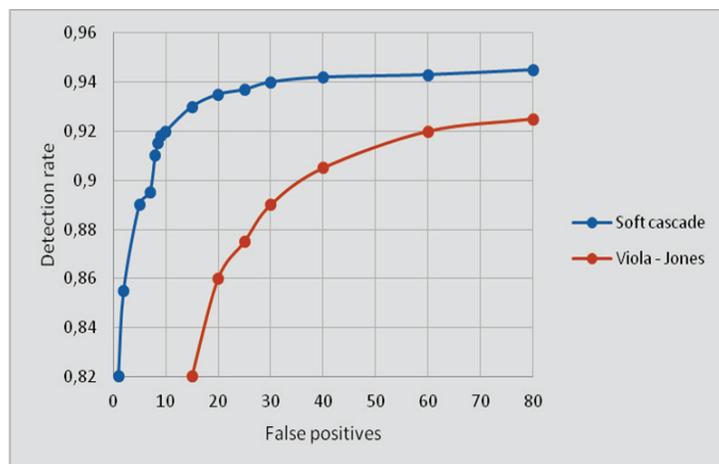


Рис. 4. Эффективность обнаружения ложноположительных результатов с помощью Soft cascade и стандартного алгоритма Виолы–Джонса.

Проведенные исследования позволяют сделать вывод о том, что описанные выше методы могут быть использованы для увеличения скорости работы метода Виолы–Джонса. Так, после использования технологии «бустинга»

Gentleboost было замечено, что можно минимизировать функцию потерь, тем самым улучшить алгоритм относительно чувствительности к шуму. С помощью данной технологии станет возможным при обработке признаков Хаара игнорировать заведомо ошибочные значения и продолжать работу с верными объектами. Что же касается «обратной» технологии, такой как Waldboost, то после проведения исследований было выявлено, что существует возможность с большей эффективностью находить необходимые признаки в сравнении со стандартным решением Виолы–Джонса. Это говорит о том, что использование дополнительных технологий обнаружения и анализа позволит ускорить обработку изображения с большей эффективностью.

Если затрагивать вопрос обучения классификатора, то результат исследования говорит сам за себя. Проведенные исследования показали, что обнаружение ложноположительных результатов с помощью Soft cascade работает эффективней в несколько раз по сравнению с существующим решением. Это позволит обучить классификатор за меньший период времени и с меньшим количеством затрат, что, в свою очередь, является положительным результатом.

Заключение

Анализ предложенных методов показывает значительное увеличение скорости работы алгоритма относительно классического представления алгоритма Виолы–Джонса. Для увеличения эффективности обнаружения ложноположительных результатов был предложен алгоритм Soft cascade. Также, предложенные альтернативные комплексные методы по улучшению точности обработки изображения увеличили эффективность обнаружения ложноположительных результатов в сравнении с классическим решением.

Список использованных источников

1. *P. Viola and M.J. Jones*. Rapid Object Detection using a Boosted Cascade of Simple Features. – 2001.
2. *J. Sochman, J. Matas*. AdaBoost. – 2010.
3. *R. Rojas*. AdaBoost and the super bowl of classifiers a tutorial introduction to adaptive boosting. – 2009.
4. *Schapire R., Singer Y*. Improved Boosting Algorithms Using Confidence-rated Predictions. CiteSeerX: 10.1.1.33.4002. – 1999. – P. 3–17.
5. *J. Sochman, J. Matas*. WaldBoost – Learning for Time Constrained Sequential Detection. – 2010. – P. 7–17.
6. *L. Bourdev, J. Brandt*. Robust Object Detection via Soft Cascade. – P. 2–5.