

ПРИМЕНЕНИЕ ВЕЙВЛЕТ ПРЕОБРАЗОВАНИЯ ДЛЯ ВЫДЕЛЕНИЯ ПРИЗНАКОВ ОБЪЕКТОВ В ЗАДАЧЕ КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

А.Н.КОРЕПАНОВ, А.Г.ЯСТРЕБОВ

Пермский государственный национальный исследовательский университет, 614990, Пермь, Букирева, 15

Задача детектирования и классификации объектов на изображении относится к области компьютерного зрения. На сегодняшний день эта тема имеет широкое практическое применение в интеллектуальных системах видеонаблюдения. Одной из актуальных проблем является повышение качества детектирования и увеличение быстродействия продолжается.

Главная трудность заключается в количестве возможных вариаций внешнего вида объекта. Объекты могут иметь различные размеры, форму, цвет и разные мелкие детали. Геометрическая неоднозначность проявляется, когда три измерения реального мира проецируются на два измерения изображения. Также, яркость пикселей зависит от свойств среды: поглощения, отражения, рассеяния света, расположения и интенсивности источников освещения.

Чтобы использовать эту информацию в полном объеме, пришлось бы создать детектор в виде таблицы, содержащей для каждого возможного набора входных данных записи о том, является ли этот набор данных объектом или нет, как показано в таблице 1.

Таблица 1. Идеальный, но неосуществимый классификатор

(1,1)	(1,2)	...	(20,20)	Классификация
0	0	...	0	Не-объект
...
35	45	...	28	Объект
...
255	255	...	255	Не-объект

К сожалению, такой поход нереализуем. Так, для описания классификатора фрагмента 20x20 пикселей потребовалось бы $256^{400} \approx 10^{963}$ записей.

Главный вопрос в детектировании объектов заключается в выборе хорошего представления, которое бы не выходило за пределы наших вычислительных мощностей.

Мы должны задаться вопросом: “Какие признаки выделяют этот объ-

ект на фоне всего остального?” От правильного выбора этих признаков напрямую зависит качество распознавания. Вопрос о выборе наилучшего представления и признаков до сих пор остается открытым.

Цель работы – провести сравнение двух классификаторов, обученных с помощью Adaboost [1]: в одном для извлечения признаков будет применяться HOG метод [2], в другом - вейвлет разложение [3].

При извлечении признаков HOG изображение делится на одинаковые области, в каждой из которых вычисляется гистограмма ориентированных градиентов (англ. Histograms of Oriented Gradients - HOG). Каждая такая гистограмма – это вектор признаков.

При извлечении признаков с использованием дискретного вейвлет разложения к изображению применяется банк одномерных фильтров – верхних и нижних частот. Сначала по строкам, затем по столбцам. Пиксели в полученном после разложения изображении носят название “коэффициентов вейвлет разложения”. Каждый коэффициент – это вектор признаков, эффективно описывающий локальную текстуру окрестности пикселя.

Для обучения классификатора используется AdaBoost. Этот метод позволяет построить сильный классификатор как линейную комбинацию слабых с определенными коэффициентами – весами.

Набор тренировочных примеров состоит из положительных – тех, на которых есть объект, и отрицательных – тех, на которых его нет. Положительные и отрицательные примеры делятся на обучающую и контрольную выборки.

Мы отобрали для обучения примеры из этой коллекции [4]: положительная обучающая – 400 шт., отрицательная обучающая – 800 шт., положительная контрольная – 300 шт., отрицательная контрольная -110 шт. Размер изображений-примеров - 32x60 пикселей.

Обучающая выборка используется для обучения классификатора (Рис.1). Контрольная выборка используется для оценки его работы (Рис.2). По ней строится ROC-кривая [5]. Эта кривая показывает зависимость Чувствительности от ошибки II рода. Чувствительность – это количество правильно угаданных положительных примеров по отношению к их общему числу. Ошибка II рода – это величина, характеризующая количество детектирования объекта на отрицательной обучающей выборке. Чем выше кривая классификатора, чем больше площадь под кривой, тем он лучше.



Рис. 1. Обучающие выборки для классификаторов

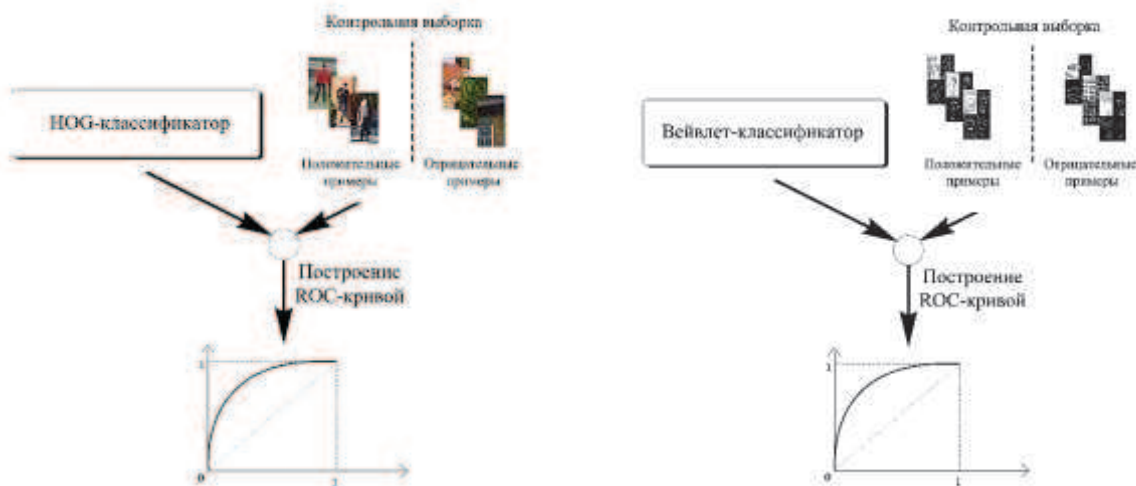


Рис. 2. Построение ROC-кривых по обучающей выборке

Для AdaBoost обучения использовалась внутренняя утилита компании “Сателлит-Инновация”, выделение признаков с помощью HOG в ней уже было реализовано. Нами был написан на языке программирования C# метод вейвлет преобразования изображения, затем он был встроен в структуру программы обучения.

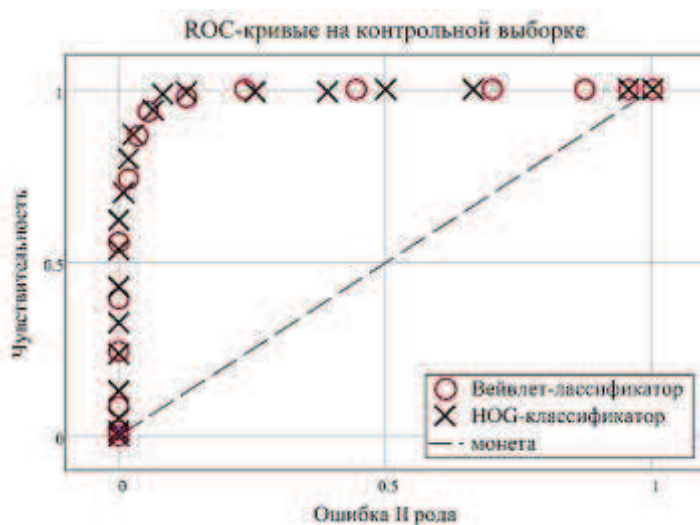


Рис. 3. ROC-кривые. Крестик - кривая HOG-классификатора. Кругок - кривая вейвлет-классификатора

Полученные ROC-кривые изображены на Рис.3. Из этого графика можно сделать вывод, что оба классификатора являются сильными, так как площадь под кривыми у них большая.

В дальнейшем оба классификатора были применены к набору тестовых изображений.

По результатам их работы выяснилось следующее: вейвлет классификатор на 10-15% лучше детектирует объекты, чем HOG- классификатор и дает меньше ложных срабатываний. Ложные срабатывания у HOG и вейвлет классификатора, как правило, не совпадают. Вейвлет классификатор работает в 5-6 раз медленнее, чем HOG. В связи с чем предложена следующая схема работы: каскад из нескольких сильных классификаторов, на первой стадии будет работать сильный HOG-классификатор, на вход второго - сильного вейвлет-классификатора, будут подаваться только те фрагменты, которые были детектированы первым как содержащие объект. Таким образом, удастся повысить качество распознавания, снизив количество ложных срабатываний.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Freud Y., Schapire R.* A Decision-Theoretic Generalization of On-Line Learning and an Application to Boosting// Journal of computer and system sciences 55. 1997. P.119-139.
2. *Dalal N., Triggs B.* Histograms of Oriented Gradients for Human Detection//CVPR. 2005.
3. *Schneiderman H.* A Statistical Approach to 3D Object Detection Applied to Faces and Cars: doctoral dissertation. PA, USA: Tech. report CMU-RI-TR-00-06, Robotics Institute, Carnegie Mellon University, 2000. 106 с.
4. INRIA person dataset. [URL] <http://pascal.inrialpes.fr/data/human/>
5. ROC-кривая. [URL] <http://www.machinelearning.ru/wiki/index.php?title=ROC-кривая>