

МЕТОД ПАРАЛЛЕЛЬНОГО ВЫЧИСЛЕНИЯ ДЕСКРИПТОРА, ОСНОВАННОГО НА ИЗВЛЕЧЕНИИ ИНФОРМАТИВНОЙ ЧАСТИ ИЗОБРАЖЕНИЯ, ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ РАЗНЫХ КЛАССОВ

Р.К. Захаров

Самарский государственный аэрокосмический университет им. С.П. Королёва

Рассматривается классификация и распознавание объектов различных классов на изображениях. Исследуется параллельная реализация алгоритма, основанного на объединении дескрипторов Histogram of Oriented Gradients (HOG) и Local Binary Patterns (LBP) и извлечении из них наиболее информативной части. Описана схема решения задачи для объектов различных классов. Представлены результаты вычислительных экспериментов.

Введение

В настоящее время для решения многих практических задач используются системы компьютерного зрения (системы видеонаблюдения, системы помощи водителю и другие). В работе рассматривается задача распознавания и классификации объектов разных классов, таких как мотоциклы, автомобили, люди и др., на изображениях с использованием классификатора SVM. Представлены результаты вычислительных экспериментов на базе данных изображений PASCAL Visual Object Challenge-2007 (VOC2007, <http://pascallin.ecs.soton.ac.uk/challenges/VOC>).

Важной частью распознавания и локализации объекта является выбор признаковового описания объекта. В области компьютерного зрения разработано множество дескрипторов для описания изображений HOG [1], LBP [2]. В работе представлена схема формирования дескриптора, основанного на комбинации дескрипторов HOG и LBP и извлечении из объединённого дескриптора более информативной части с помощью метода главных компонент PCA [3]. Представлена параллельная схема работы метода.

1. Постановка задачи

Общая постановка задачи распознавания образов следующая. Предполагается, что имеется M изображений каждого из K объектов. Каждое изображение представляется вектором $x = [x_1, x_2, \dots, x_N]^T$ размерности N , где $x_1, x_2, \dots, x_N$ – признаки. Векторы, соответствующие изображениям одного объекта, составляют класс. Совокупность векторов признаков всех классов образует обучающую выборку. Решение задачи распознавания состоит в конструировании решающей функции $f: R^N \rightarrow \{0, 1, \dots, K\}$, которая каждому вектору x ставит в соответствие некоторый класс. Для уменьшения числа неправильных классификаций вводится также класс с номером 0, соответствующий отказу в распознавании.

Качество распознавания зависит от выбора системы признаков. Наряду с выбором системы признаков большую роль играет также используемая при распознавании мера близости и построенное на ее основе решающее правило.

Для решения задачи классификации объектов на изображении широко используется метод машины опорных векторов, а в качестве признаков наиболее популярными являются гистограммы ориентированных градиентов (HOG) [1], также часто использу-

ют метод Viola-Jones, который показывает хорошие результаты для детектирования человеческих лиц в кадре, и различные комбинированные методы.

В настоящей работе ставится задача провести исследования метода формирования дескриптора, основанного на информации о форме объекта, и дескриптора, основанного на текстурных характеристиках объекта, и выделить информативные части из объединённого дескриптора. Дескрипторы HOG и LBP являются довольно распространёнными дескрипторами для локализации и классификации объектов на изображениях.

Новизна работы заключается в формировании метода для получения дескриптора, основанного на дескрипторах HOG и LBP. Для построения дескрипторов используется объединение дескрипторов и извлечение из них более важной информации. Классификация происходит с помощью метода, основанного на машине опорных векторов на сформированных дескрипторах.

2. Описание алгоритма

Предлагаемый метод основан на комбинации двух дескрипторов – дескриптора, основанного на информации о форме объекта, и дескриптора, составленного с использованием локальных бинарных признаков на изображении. На рис. 1 изображена общая схема классификации для предлагаемого метода

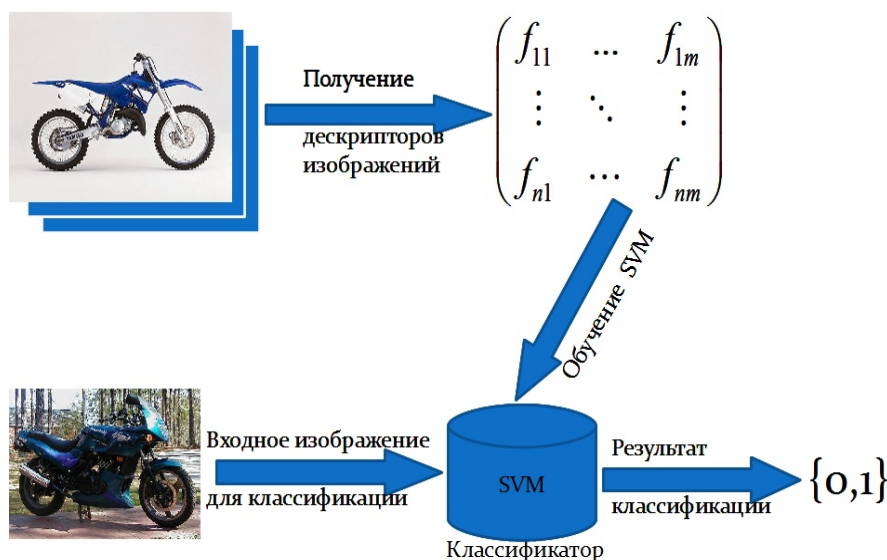


Рис. 1. Общая схема классификации на основе SVM для распознавания и классификации изображений

Далее опишем общие схемы для классификации объектов. В данной работе исследовалось извлечение более существенной информации из объединённых дескрипторов. Далее рассмотрим последовательно каждый из пунктов и опишем их схему работы и кратко рассмотрим формирование самих дескрипторов HOG и LBP.

3. Схема параллельной работы метода сокращения размерности для дескрипторов HOG и LBP

Для сокращения размерности был выбран метод PCA [3]. Метод PCA (Principal Component Analysis) анализирует дескрипторы и выделяет более информативные их части. Ниже на рис. 2 приведём схему алгоритма.

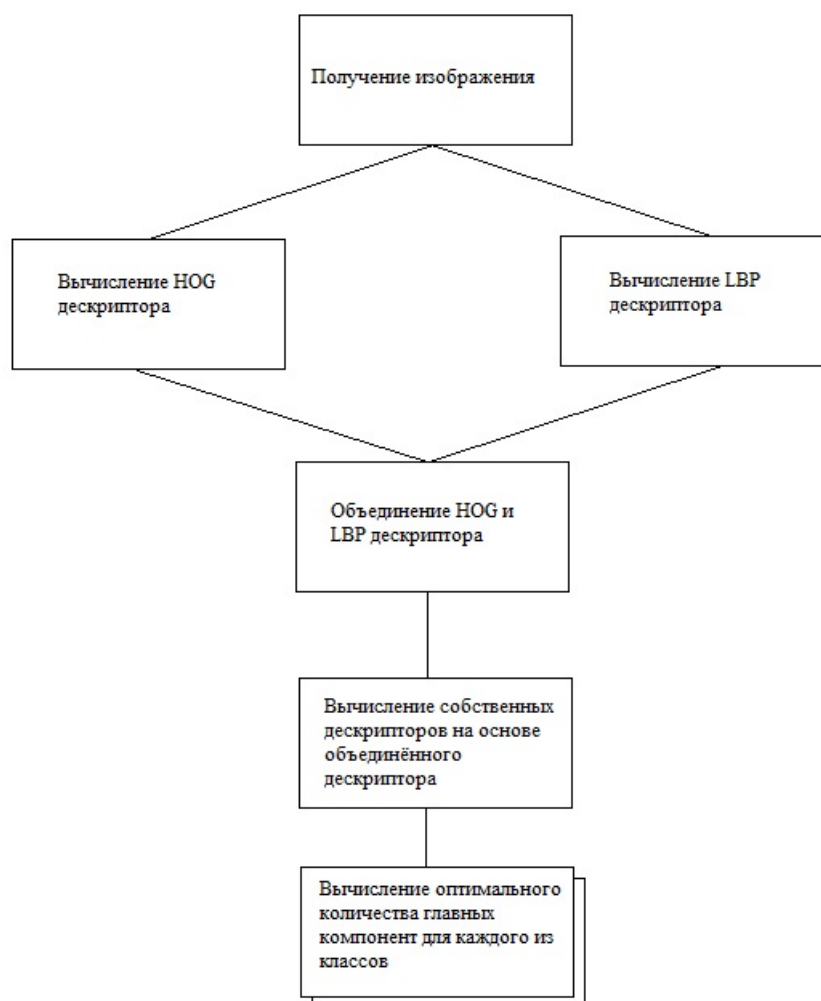


Рис. 2. Схема получения нового дескриптора на основе дескрипторов HOG и LBP с применением метода сокращения размерности PCA и оптимального вычисления количества главных компонент для каждого из тестируемых классов

Ниже представлены основные шаги для выделения главных компонент в дескрипторах.

1. Подготовка данных

На этом шаге обучающая выборка дескрипторов должна быть представлена в виде вектора Γ_i , где i – номер дескриптора.

2. Вычитание среднего из выборки

Вычисляется средний дескриптор из выборки, затем он вычитается из выборки Γ . Для объединённого дескриптора HOG и LBP применяется одна евклидова метрика, с помощью которой находится средний вектор

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i, \quad (1)$$

$$\Phi_i = \Gamma_i - \Psi. \quad (2)$$

3. Вычисление ковариационной матрицы

На этом шаге ковариационная и информационная матрица C и L соответственно вычисляются следующим образом

$$C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i \Phi_i^T, \quad (3)$$

$$L = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Phi_i^T \Phi_i. \quad (4)$$

4. Выбор главных компонент

Вычисляются собственные числа и векторы v для матриц C и L . Было доказано [3], что ненулевые собственные числа этих матриц совпадают. Размерность матрицы L много меньше размерности матрицы C , это позволяет вести обработку на матрице меньшей размерности, что повышает эффективность метода и программы в целом.

5. Собственные дескрипторы

Собственные дескрипторы вычисляются следующим преобразованием собственных векторов информационной матрицы

$$u_l = \sum_{k=1}^M v_{lk} \Phi_k. \quad (5)$$

Для распознавания можно взять первые M' собственных дескрипторов, расположенных по убыванию соответствующих им собственных значений. Фактически это размерность базиса, на который мы будем проецировать другие векторы. Значение M' выбирается экспериментальным путём. В данной работе количество главных компонент выбирается исходя из работы алгоритма, который параллельно запускает вычисления с различным числом главных компонент, наилучший результат выбирается для дальнейшей работы.

6. Применение собственных дескрипторов для дальнейшего распознавания

Нормируем каждый собственный дескриптор и тогда получим, что собственные дескрипторы образуют ортонормированный базис в пространстве дескрипторов. Будем проецировать на этот базис все дескрипторы и получать координаты в новом базисе следующим образом

$$\omega_k = u_k^T (\Gamma_{\text{new}} - \Psi), \text{ где } k = 1 \dots M', \quad (6)$$

$$\Omega_{\text{new}}^T = [\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_{M'}]. \quad (7)$$

Далее полученный дескриптор переходит на вход к классификатору.

Заключение

В работе представлен подход для распознавания различных классов изображений на основе модифицированного дескриптора, основанного на дескрипторах LBP и HOG и извлечении из них наиболее информативной части с помощью метода главных компонент PCA. Количество главных компонент выбирается автоматически, решая оптимизационную задачу на тренировочной выборке, параллельно запускается алгоритм с несколькими главными компонентами, наилучший результат принимается для дальнейшей работы метода. В результате эксперимента показано, что метод достаточно эффективен и надёжен.

Достоинством предлагаемого метода является:

1. Улучшение качества классификации объектов;
2. Сокращение размерности дескриптора, что позволяет производить вычисления быстрее чем дескриптор основанный на объединении дескрипторов LBP и HOG;
3. Автоматический выбор оптимального количества главных компонент для объектов разных классов.

Литература

1. Dalal N., Triggs W. Histograms of Oriented Gradients for Human Detection // IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition CVPR05. – 2005. – Vol. 1(3). – P. 886-893.
2. Pietikäinen M., Hadid A., Zhao G. and Ahonen T. Computer Vision Using Local Binary Patterns, Springer. 2011. – [<http://www.springer.com/mathematics/book/978-0-85729-747-1>].
3. Miranda A.A., Le Borgne Y.-A., Bontempi G. New Routes from Minimal Approximation Error to Principal Components // Neural Processing Letters. Vol. 27, N. 3. 2008.
4. Lowe D.G. Object recognition from local scale-invariant features // Proceedings of the International Conference on Computer Vision. 1999. 2. P. 1150–1157.
5. Matas J., Chum O., Urban M., Pajdla T. Robust wide baseline stereo from maximally stable extremal regions // Proc. of British Machine Vision Conference. 2002. P. 384-396.