

基于扩展 Haar 特征的 AdaBoost 人脸检测算法^①

颜学龙, 任文帅, 马 峻

(桂林电子科技大学, 桂林 541004)

摘 要: 对于常用的基于 Haar 特征的 AdaBoost 人脸检测算法存在漏检率与误检率高等不足, 增加了 Haar 特征的扩展种类, 这些新增 Haar 特征能够有效减少因眉毛与眼睛灰度值近似而引起的误判, 同时去除一些针对人脸分辨效果不好的特征来提高算法的实时性, 深入分析了利用 Haar 特征与 AdaBoost 算法构成的级联分类器的特点. 实验数据结果验证了改进后算法的可行性.

关键词: AdaBoost; Haar 特征; 级联分类器

AdaBoost Algorithm for Face Detection Based on Extended Haar Feature

YAN Xue-Long, REN Wen-Shuai, MA Jun

(Guilin University of Electronic Technology, Guilin 541004, China)

Abstract: Aiming at the high undetected rate and false detection rate, and other less which are existed in the AdaBoost algorithm based on Haar feature for face detection, the expanded categories of Haar features are added in this paper, and it can effectively reduce the erroneous judgement caused by the approximation of the gray value between the eyebrows and eyes. At the same time, the real-time of algorithm is improved by removing some features having bad effect for face detection. The cascade classifier constituting of Haar feature and AdaBoost algorithm is analyzed in depth. Finally, the experimental results verify the feasibility of the improved algorithm.

Key words: AdaBoost; Haar feature; cascade classifier

1 引言

一般情况, 现在的人脸检测就是指把静止的图片或是当前的视频输入到设计好的检测系统之中来对视频或者是图片中的人脸所处的位置、姿态甚至是大小进行确定的过程. 人脸检测技术在识别人脸系统、数字视频处理、立足于内容的图像检索、安全监控以及身份验证等方面都存在着极其重要的应用研究价值. 但是由于有人脸本身所具有的复杂性和表情的多变性的影响, 造成在人脸检测与识别的过程当中受到背景、尺寸、年龄、表情、姿态、图像质量、光照等不同程度的影响. 伴随着社会的高速发展, 人脸识别的使用范围也开始变得十分普遍, 遍及到现实生活中的各个角落中, 尤其在高速公路、海关检测、公安机关侦破案件、公共场所的监控防盗等方面的大量使用, 而人脸检测则是人脸识别的前提. 所以说, 对人脸检

测系统的深入研究在当前社会应用的意义十分重大.

近年来越来越多的研究人员先后提出了多种不同的方法来进行人脸检测, 其中较为经典的有 LEVI K 等人提出的 EOH(edge orientation histograms)方法减少了特征提取数, 但特征计算复杂度较高^[1]; DALALN 等人提出的 HOG(histograms of oriented gradients)方法检测效果较好^[2]; TREFNY J 提出了一组扩展的 LBP (local-binary patterns) 特征, 使检测精度得到了提高^[3]; WANG X 等人将 HOG 和 LBP 相结合, 采用多特征融合的方式, 使检测具有更高的识别率^[4]; 而本文中提到的 AdaBoost 算法最初是由 VIOLA 等人提出的, 这种算法是基于级联的方式, 每一种 Harr 特征就代表着一个不同的弱分类器, 迭代过程中错分率最小的那个被称为最佳弱分类器. 在以后的循环中将已经训练出来的分类器, 调整合适的权值, 使用某种特定的

^① 收稿时间:2014-12-29;收到修改稿时间:2015-03-19

方式生成一个分类功能更加强大的强分类器^[5]。文章中提出了一种针对人脸特征和分布等特点的改进算法,选择性的去掉一些与人脸检测相关度不是很高的 Haar 特征,增加新型类 Haar^[6,7]特征来提高系统检测的实时性。实验最终结果预测,改进后的算法可以降低检测的误检率,而且也会使检测速度得到提高。

2 Haar特征

我们通常所说的 Haar 特征指的就是一种矩形特征,通常使用它来对目标进行检测。其值表示为黑色矩形所表示区域的灰度值之和与白色矩形所表示区域的灰度值之和的差,这样就可以反映出图像局部的灰度变化。

2.1 基本 Haar 特征

最初的 Haar 特征基本原型共有四种,如图 1 所示。



图 1 基本 haar 特征

然而,在实际的应用中四种基本的 Haar 特征很难去适应不同的检测目标的灰度分布,因此研究者们开始不断的扩展 Haar 特征的种类,其中较具代表性地有 45°方向上的 Haar 特征,以及在此基础上另外扩展的 14 种特征原型,分别表示为边缘、线形和中心特征^[8],如图 2 所示。

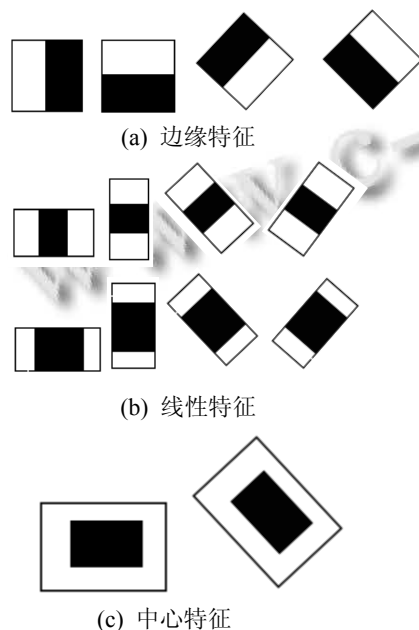


图 2 扩展的 haar 特征原型

2.2 本文扩展的 Haar 特征

众所周知,眼睛、鼻子和嘴巴在人脸检测过程中具有最为重要的作用,其周围的像素值相对偏高,灰度值偏低是它们的共同特征。在现实的生活中,眉毛与眼睛可以近似地看作是线型,同时,因为眉毛的灰度值也偏低,为了避免引起误判,检测时把眼睛与眉毛看作是同一灰度值,所以引入了针对人脸特征的扩展 Haar 特征,扩展的 Haar 特征如图 3 所示;另外,将眼睛与鼻子看作是同一灰度,引入另一种扩展 Haar 特征,如图 4 所示。



图 3 眼睛与眉毛组成的 haar 特征

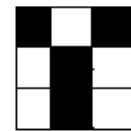


图 4 眼睛与鼻子组成的 haar 特征

2.3 特征提取过程算法描述

在对待实际生活中的人脸检测时,首先需要对待检图片分析,以确定其中是否有人脸存在。基于人眼,鼻子,嘴巴,眉毛相较周围像素较低的原因,haar 特征能够很有效的实现人脸的判断。

本文中逐次用不同的 Haar 特征在所有像素上进行比对,计算出其特征值。其算法的基本描述如下^[9]:

假设待检测的图片大小为 $W \times H$, 矩形特征的大小为 $w \times h$, 则在水平和垂直方向的比例系数为: $X=W/w, Y=H/h$

初始化特征个数计数 count=0.

For(m,n)=(1,2,,,X)×(1,2,,,Y)

放大矩形特征到 $mw \times nh$

平移矩形特征 $mw \times nh$ 遍历图像的每个像素点,在每个位置计算特征值.

Forx=1, 2, ..., W-mw+1

Fory=1, 2, ..., H-nh+1

计算每点的特征值

count=count+1

end

end

end

这样利用上述方法我们就可以很快速方便地计算出图像上不同种类的矩形特征的个数。

3 AdaBoost算法描述

使用特征检测的方法在检测人脸的时候关键是如何选取有效的 Haar 特征来构成分类器。本文采用 AdaBoost 算法来实现。

3.1 AdaBoost 算法基本原理

AdaBoost 是一种机器学习算法,其基本方法就是通过训练大量的训练集形成不同的弱分类器,再将它们按照既定方法联合起来,这样就形成了一个本身功能相对更为强大的强分类器。另外,算法是通过改变所用数据分布来完成的,它通过判断每次训练集中训练样本的分类是否正确和前一次的总体分类的准确率,来调整每个样本的权值。这样利用调整过权值的新数据集来进行下一层分类器的训练,最后把前面已经训练好的分类器级联起来,构成最终的决策分类器。

3.2 弱分类器

实际应用中,每一种不同的 Haar 特征就表示一个不同的弱分类器。弱分类器的定义公式如下^[10]:

$$h(x, f, \rho, \theta) = \begin{cases} 1 & \rho f(x) < \rho\theta \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

式中, h 指的是弱分类器的值, 1 指的是人脸, 0 指的是非人脸; ρ 指的是弱分类器的阈值; θ 指的是不等号的方向; x 指的是图像中 24×24 的子窗口, f 指的是子窗口的特征。

3.3 训练过程

强分类器是通过选取不定数目的分类能力最强的弱分类器以级联方式组成的。AdaBoost 算法的训练过程如下:

(1) 训练样本并组成样本集, $s = \{ (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n) \}$, 其中 x_1, \dots, x_n 表示样本图像, $y_1, \dots, y_n = \{0, 1\}$ 表示正负样本。

(2) 初始化误差权重, 对于 $y_i=0$ 的样本, $w_{1,i}=1/2m$; 对于 $y_i=1$ 的样本, $w_{1,i}=1/2l$ 。其中 0,1 分别指的是人脸与非人脸样本数。

(3) 进行循环(while $t=1 \dots T$)将权值归一化:

$$\omega_{i,j} = \frac{\omega_{t,j}}{\sum_{j=1}^n \omega_{t,j}} \quad (n \text{ 表示采取的特征总数})$$

每个不同的 Haar 特征 f 训练成一个弱分类器 h_i ;

计算其对应的弱分类器的加权 (q_i) 的错误率 $\varepsilon_f = \sum \omega_{i,j} |h_i(x) - q_i|$, 这样我们就可以很容易得到最佳弱分类器。

对最佳分类器调整权重, $\omega_{t+1,i} = \omega_{t,i} \beta_t^{1-e}$, 上式中 $e_i=0$ 表示训练样本被正确的分类, 而 $e_i=1$ 则表示样本被错误的分类, $\beta_t = \frac{\varepsilon_t}{1-\varepsilon_t}$ 。

(4) 最后得到的强分类器为^[11]:

$$h(x) = \begin{cases} 1 & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \geq \frac{1}{2} \sum_{i=1}^T \alpha_i; \alpha_i = \lg \frac{1}{\beta_i} \\ 0 & \text{其他} \end{cases}$$

3.4 级联分类器

人脸检测系统采用不同数目的强分类器按照级联的方法组成。而每一级的强分类器又都是用不同数目的弱分类器按级联方式集合起来构成的,而且随着强分类器的级数增高则该层需要的弱分类器的数目就会越多。每一层的强分类器都会经过阈值的调整,这样就可以使得几乎所有人脸样本都能通过,而大多数的非人脸样本被拒绝通过。这样选取弱分类器的个数是因为较前的层所利用到的矩形特征比较少,这样计算就不会显得很繁琐,检测速度自然会很快,由于前面分类器的使用会拒绝多数的不包含人脸的图片,那样越是后面的分类器需要检测的图像就会越少,即使所使用的矩形特征数量会增加,可是计算量却是在不断减少,相应的检测的速度就会加快,这样我们得到的检测系统仍然能够满足实时性的要求。

4 实验数据分析

本文是基于以上扩展的 Harr 特征和 AdaBoost 算法,测试环境是为 1.90GHz AMD A4-3305M APU,3.0G 内存,操作系统为 windows 7,VS2008 平台编程实现。选取裁切过的 MIT 人脸数据库中将近 3000 幅人脸图像来作为 AdaBoost 算法训练过程中使用的正样本,并使用 5000 多幅不含人脸的图像作为负样本,所有样本全部归一化为 20×20 像素的灰度图像进行训练实验,部分训练样本如图 5 所示。

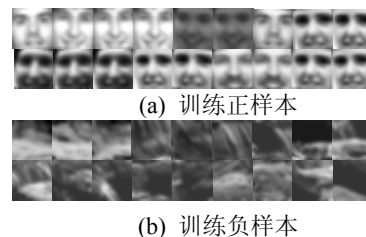


图 5 部分训练样本

对于文中第一种扩展的 Haar 特征, 通过使用改进后的算法训练出新的分类器, 能够十分迅速的对眉毛和眼睛的位置进行一个大致的定位. 然后, 利用模板匹配的方法快速准确地找到人眼, 能够十分有效的减少把眉毛误判为眼睛的情况. 同时, 第二种扩展的 Haar 特征, 是包含眼睛与鼻子的特征, 与前一种扩展特征结合将明显提高其算法的检测率. 静态图片检测是使用的 Yale 人脸库图像, 动态检测则是通过调用摄像头直接进行检测, 检测效果如图 6 所示:

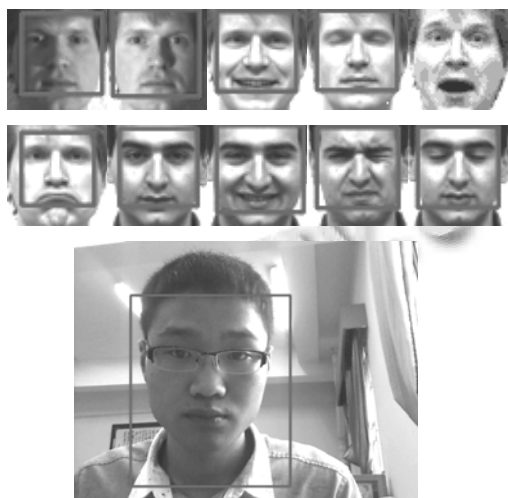


图 6 部分检测效果图

实验测试中使用训练图像为测试目标时, 其中正样本正确率在 95%以上, 负样本的检测正确率也超过 90%. 测试非训练样本时选用的是 Yale 人脸库中的 1400 张人脸图像, 正确检测出 1233 张, 正确率为 88.1%, 高于文献[7]、[8]中提出的 haar 特征改进方案, 高于文献[12]所使用的其他改进方法, 而误检率也仅为 4.7%. 同时, 在动态检测时, 检测时间约为 0.1s/帧.

5 总结

文中综合分析了 Haar 特征在检测过程中的作用之后, 另外提出了两种新型扩展 Haar 特征. 通过加入扩展的 Haar 特征, 使用 AdaBoost 算法来训练出的级联分类器能够更加迅速有效地检测出人脸. 实验数据结果表明, 改进后的算法能够很有效地减少因为眉毛和眼睛极为相似而造成的误判, 具有较高的检测精度. 虽然剔除了一些 Haar 特征, 但是由于加入了两种新的 Haar 特征导致计算量增加, 所以试验中实时性的检测

并没有得到明显提高. 同时, 由于实验中选择的训练样本多为普通表情, 所以测试时出现漏检的图片多为较为丰富的人脸表情. 预计下一步的主要研究目标是对更为复杂的人脸表情检测.

参考文献

- 1 Levi K, Weiss Y. Learning object detection from a small number of examples: The importance of good features. Proc. of the 2004 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D C, USA. IEEE. 2004. II-53-II-60.
- 2 Dalal N, Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection. Proc. of 2005 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington: IEEE. 2005. 886-893.
- 3 Trefny'j MJ. Extended set of local binary patterns for rapid object detection. Proc. of the Computer Vision Winter Workshop. Nove Hrad, Czech Republic: Czech Pattern Recognition Society. 2010. 1589-1596.
- 4 Wang X, Han TX, Yan S. An HOG-LBP human detector with partial occlusion handling. Proc. of IEEE 12th International Conference on Computer Vision. Kyoto, Japan. IEEE Computer Society. 2009. 32-39.
- 5 Viola P, Jones M. Robust real-time object detection. Technical Report 2001/01, Compaq CRL, 2001.
- 6 Viola P, Jones M. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features. Proc. of IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. Kauai, Hawaii, USA, 2001.
- 7 Chai C, Wang YL. Face Detection Based on Extended Haar_Like Features. Proc. of IEEE Conf. on Mechanical and Electronics Engineering(ICMEE). 2010.
- 8 刘晓克, 孙燮华, 周永霞. 基于新 Haar-like 特征的多角度人脸检测. 计算机工程, 2009, 19: 195-197.
- 9 罗明刚, 李一民, 曾素娣. 基于 Adaboost 算法的人脸检测研究. 计算机与数字工程, 2007, 2: 7-8, 72, 187.
- 10 江伟坚, 郭躬德, 赖智铭. 基于新 Haar-like 特征的 Adaboost 人脸检测算法. 山东大学学报(工学版), 2014, 2: 43-48.
- 11 吴金滨, 吴建伟. 基于肤色与改进的 Adaboost 的人脸检测. 工业控制计算机, 2013, 6: 98-100.
- 12 刘晓芳, 夏哲雷, 王孝卫. AdaBoost 人脸检测算法的改进. 电视技术, 2014, 38(15).