

# 多角度人脸检测与识别方法研究

曾建凡

(电子科技大学 四川 成都 610054)

**摘要:** 本文研究一种多角度人脸检测与识别方法,采用一种改进的 Haar-like 特征,调用 OpenCV 计算机视觉库实现人脸的多角度检测和人脸图像的存储。通过分析 PCA 和 2DLDA 的相关理论,结合两者优势设计并实现一种多角度人脸识别方法,提出了一种解决人脸角度因素对人脸识别系统影响的方法。

**关键词:** 人脸检测; 人脸识别; Haar-like 特征; OpenCV

**中图分类号:** TN102

**文献标识码:** A

**文章编号:** 1674-6236(2017)11-0041-04

## Multi-view face detection and face recognition system research

ZENG Jian-fan

(University of Electronic Science and Technology of China, Chengdu 610054, China)

**Abstract:** In this paper, a novel multi-view face detection (MVFD) algorithm based on improved Haar-like features and cascade AdaBoost classifier and face recognition algorithm based on OpenCV is presented. Through the analysis of the related theory of PCA and 2DLDA, combined with the advantages design and implement a face recognition algorithm for MVFD. At the same time its performance weakly dependent of angle information of face recognition. The experiments showed that an improved method in face recognition is achieved by using the additional multi-view information.

**Key words:** face detection; face haar-like feature; recognition; OpenCV

近年来,随着计算机技术与数字图像处理技术的高速发展,人脸检测与识别在众多领域得到广泛应用。伴随着智能监控、人机交互等技术的不断发展,实时的人脸检测与跟踪已在安全监控和基于视觉的人机交互等领域广泛应用。人脸的检测和跟踪技术作为人脸识别、人脸表情分析和人机交互等系统的研究基础,越来越受到人们的重视。针对人脸特征的提取与表达相关算法受到了研究者的广泛关注,并提出了大量卓有成效的人脸检测与识别算法。

人脸识别技术是利用人脸特征信息进行个人身份鉴别的计算机技术,主要包括人脸定位与检测、人脸跟踪与特征提取,人脸表示与表情分析 3 大部分组成。2001 年由 Paul Viola 和 Michael Jones 提出了一种基于 AdaBoost 的实时人脸检测框架<sup>[1]</sup>,使得人脸检测真正变得实时可用。此后,人们提出大量的实时人脸检测方法,可以分为 4 大类:基于知识的方

法、基于特征不变性的方法和基于统计和模板匹配的人脸检测方法。常见的人脸检测方法如 AdaBoost、SVM 方法和机器学习方法<sup>[2-7]</sup>等是近年来人脸识别领域研究较多的方法。而人脸检测的实际应用中,待检测人脸距离、人脸角度、面部表情和人脸获取设备等给人脸检测与跟踪带来了困难。且在复杂环境下,人脸姿态对人脸检测影响较大。

为实现个人身份鉴定,人脸表示是其中最为关键的一部分。人脸表示是指根据人脸特征点的位置,对人脸图像进行一系列处理后,得到最具有鉴别性的人脸差异信息,通过对这些差异信息的分析,实现个人身份的鉴别。为此研究人员展开了大量的研究工作,其中比较典型的方法主要包括:基于主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)的 Eigenface 方法<sup>[8]</sup>、基于线性鉴别的特定类投影(Linear Discriminant Analysis, LDA)的 Fisherface 方法<sup>[9]</sup>、局部二值模式(Local Binary Patterns, LBP)方法<sup>[10]</sup>、基

收稿日期:2016-05-04 稿件编号:201605029

作者简介:曾建凡(1990—),男,湖南益阳人,硕士研究生。研究方向:嵌入式图像处理。

于局部特征的 Gabor 小波方法<sup>[11]</sup>、卷积神经网络方法及基于机器学习的人脸表示方法等<sup>[12]</sup>。

## 1 改进 Haar-like 的 AdaBoost 方法

采用一种由 Fasel<sup>[13]</sup>提出的一种改进 Haar-like 特征的实时人脸检测方法,在 Haar-like 特征的基础上增加旋转特征和镜像特征,实现多角度人脸检测。改进的 Haar-like 特征如图 1 所示。

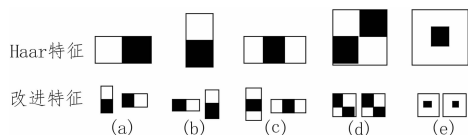


图 1 Haar-like 特征

AdaBoost 算法<sup>[14-15]</sup>是一种自适应的 Boosting 算法,该算法利用大量分类能力一般的简单分类器,通过一定方法叠加起来,构成一个强分类器  $H_M(x)$ 。是目前实时人脸检测中应用中较为有效的方法之一。

具体描述如下:首先将一组简单的特征与弱分类器进行一一对应,即每个分类器由一个特征值来决定,弱分类器定义如下:

$$h_j(x) = \begin{cases} 1, & \text{if}(pf_j < p_j\theta_j) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (1)$$

其中,  $h_j(x)$  就是基于简单特征的分类器值;  $x$  就是待检测子窗口;  $f_j(x)$  是子窗口  $x$  的特征值计算函数;  $p_j$  是一个符号因子;  $\theta_j$  是对应分类器的阈值。

然后将多个弱分类器,按照一定的方法串联起来这些弱分类器就形成了一个强分类器:

$$H_M(x) = \begin{cases} 1, & \sum_{i=1}^T \alpha_i h_i(x) \\ 0, & \text{其他} \end{cases} \quad (2)$$

强分类器是  $T$  个弱分类器依据权重  $\alpha_i$  投票决定的。当分类器对样本正确分类时,则增加样本的权值;否则,减少样本的权值,让学习算法在后续的学习中集中对比较难的训练样本进行学习,最终得到一个识别率理想的分类器。虽然多个弱分类器组合而成的强分类器拥有较好的检测率,但是在检测速度和误检率上不一定能达到要求,因此考虑将多个强分类器级联起来形成一个级联分类器,以达到更高的检测速度和更低的误检率。利用连续 AdaBoost 算法训练出基于上述 Haar-like 特征人脸检测器,用金字塔式结构将训练出人脸检测器级联成一个多角度人脸检测器。

## 2 PCA+2DLDA 算法

### 2.1 PCA 方法

基于主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)的特征脸方法是由 Turk 和 Pentland 于 20 世纪 90 年代初期提出的<sup>[16]</sup>一种经典的人脸识别方法。该方法具有操作简单,识别效率较高的特点。特征脸方法就是将人脸特征向量投影到有协方差的本征向量张成的  $N$  维空间的正交基上,构造特征脸空间。最终的目地是将  $N \times N$  的人脸  $\Gamma_i$  图像采用 PCA 将维。可表示为:  $\hat{\Phi} - \text{mean} = w_1 u_1 + w_2 u_2 + \dots + w_i u_i + \dots + w_K u_K$ 。其中,

平均人脸  $\text{mean} = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \Gamma_i$ ,  $M$  为样本人脸数量,  $u_i$  为特征脸向量。将待检测的人脸图像投影到特征脸向量空间中,得到一组投影向量,作为识别的特征向量。然后用这个特征向量与人脸库中的特征特征向量进行比较,最后采用欧氏距离进行分类,计算测试人脸的投影特征与各类平均人脸投影特征的欧氏距离,实现人脸的表达与匹配。

### 2.2 2DLDA 方法

二维线性判别分析方法(Two-directional Linear Discriminant Analysis, 2DLDA)选择一组使 Fisher 准则达到极大值的向量作为最佳投影方向,投影后的样本要求使类间离散度最大并且类内离散度最小<sup>[17]</sup>。从而能够抑制人脸图像与识别信息无关的噪声,线性判别分析法对光照及人脸表情变化有较强的鲁棒性。

样本的内类离散度矩阵  $S_w$  定义为:

$$S_w = \sum_{i=1}^C \sum_{x \in C_i} P_i(x - m_i)(x - m_i)^T (i=1, 2, \dots, C) \quad (3)$$

其中,  $P_i$  是先验概率,  $m_i$  是  $c_i$  类的均值。

样本的内间离散度矩阵  $S_b$  定义为:

$$S_b = \sum_{i=1}^C P_i(m_i - m)(m_i - m)^T (i=1, 2, \dots, C) \quad (4)$$

其中,  $P_i$  是先验概率,  $m_i$  是  $c_i$  类的均值,  $m$  是所有样本的均值。如果  $S_w$  是非奇异矩阵,在投影后,各类样本之间尽可能的保持较大差异,即类间离散度越大越好,同时各类样本的内部尽可能的密集起来,即类内离散度越小越好。因此可以定义 Fisher 准则函数如下:

$$J(W_{opt}) = \frac{W^T S_b W}{W^T S_w W} \quad (5)$$

当  $J(W_{opt})$  取最大值时对应的特征向量。通过矩

阵变换可以得出,  $W_{opt}$  就是满足如下等式的解:  $S_b W_i = \lambda S_w W_i (i=1, 2, \dots, m)$ 。如果  $S_w$  非奇异, 就是求  $S_w^{-1} S_b$  的本征问题。其中该矩阵最多只有  $C-1$  个非零特征值, 对应特征向量为  $[W_1, W_2, \dots, W_{C-1}]$ , 其中  $C$  为类别数目。

2DLDA 的目的就是寻找使  $J(X)$  最大的最佳投影向量  $X$ , 事实上, 最佳投影方向就是  $S_w^{-1} S_b$  的最大特征值对应的归一化特征向量。由 (3) 式和 (4) 式, 样本内类离散度矩阵  $S_w$  和内类离散度矩阵  $S_b$  可定义如下:

$$\begin{cases} S_w = \sum_{i=1}^C \sum_{j \in C_i} P_i (A_j - \bar{A}_i) (A_j - \bar{A}_i)^T \\ S_b = \sum_{i=1}^C P_i (\bar{A}_i - A) (\bar{A}_i - A)^T \end{cases} \quad (6)$$

其中,  $\bar{A}$ 、 $\bar{A}_i$  分别表示第  $i$  类训练样本图像和总的训练样本图像的均值。最佳投影向量组构成的矩阵  $[X_1, X_2, \dots, X_d]$  称为最佳投影矩阵, 可取  $S_w^{-1} S_b$  的前  $d$  个最大特征值所对应的标准正交的特征向量。对于给定的人脸图像可以用最佳投影矩阵表示, 对高维人脸图像数据进行降维, 提高了人脸识别效率。

### 3 实验过程及分析

#### 3.1 多角度人脸检测

设计并实现一种多角度人脸检测与识别系统, 主要包括多角度人脸检测与定位、人脸图像归一化处理和人脸识别 3 大部分组成。利用一种改进 Haar-like 特征对多角度人脸检测与跟踪, 将采集到的多角度人脸图像训练新的测试集。结合 PCA 和 2DLDA 两种人脸识别算法各自的优势解决多角度人脸识别问题, 即先在多角度人脸图像上先进行一次 PCA 找到正面人脸, 再将带表情和光照信息的正面人脸采用 2DLDA 进行分类识别。系统实现流程如图 2 所示。

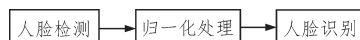


图2 人脸检测与识别系统

针对所述多角度人脸检测与跟踪和人脸识别算法, 在 C++ 开发环境中, 调用 OpenCV 微软计算机开源视觉库实现人脸检测与识别, 系统硬件平台选择 Windows 下的 Microsoft Visual 2010 和 OpenCV3.0 进行开发实现。采用一种改进 Haar-like 特征的 AdaBoost 实时人脸检测方法, 实现多角度人脸检测与多角度人脸图像的提取。采集 16 个角度的人脸图像分成 3 类: 左侧脸、正脸、右侧脸, 如图 3 所示。

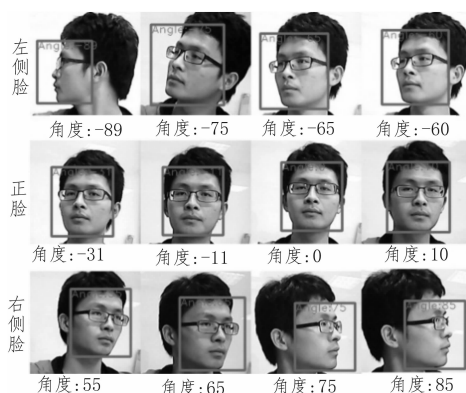


图3 多角度人脸检测与跟踪

#### 3.2 多角度人脸识别

采用的是英国剑桥大学 Olivetti 研究制作的 ORL 人脸数据库进行了相关测试。该数据库包括 40 年不同人、每人 10 幅图像, 每幅原始图像分辨率为 11292 的灰度图像, 一共 400 幅。本文选择了 ORL 人脸数据库中的 20 人, 每个人不同光照不同表情下的 10 幅图像, 共 200 幅图像作为测试集, 测试采集用的人脸图像如图 4 所示。



图4 测试集人脸图像

测试结果如表 1 所示。

表1 ORL 数据库上的实验结果

| 方法    | 人脸库 | 图像尺寸   | 降维尺寸 | 训练图像数量 | 正确识别率/% |
|-------|-----|--------|------|--------|---------|
| PCA   | ORL | 112*92 | 20   | 200    | 85.4    |
| 2DLDA | ORL | 112*92 | 20   | 200    | 93.25   |

上述人脸识别方法解决人脸表情和光照等问题, 但对人脸角度等问题, 并没很好的解决。ORL 人脸数据库中的数据也都属于正面人脸, 为解决上述问题, 针对多角度人脸识别进行研究。利用采集的多角度人脸图像重建数据库, 研究和分析角度信息对人脸识别的影响。将新的测试集在 PCA 和 2DLDA 上进行测试, 发现人脸角度信息对识别结果的正确性影响较大, 识别率无法达到表 1 的效果。对实验方案改进后发现, 结合两种人脸识别算法各自的优势可以解决多角度人脸识别问题。

实验采集 10 个人, 每人收集 16 个不同角度的人脸图像, 分成 3 类: 左侧脸、正脸、右侧脸。先在多角度人脸图像上先进行一次 PCA 找到所属正面人



脸分类,调整欧氏距离后进行第二次PCA,在四张正面人脸图像中找到角度为零的图像。通过两次PCA,改变域值均能从16个不同角度的人脸图像中100%找到对应角度的人脸图像,不同角度特征脸效果图如图5所示。



图5 多角度特征人脸多角度特征人脸

再将带表情和光照信息的正面人脸图采用2DLDA进行识别。实验表明,在不影响2DLDA人脸识别的正确率的情况下,解决了多角度人脸识别的问题。

## 4 结 论

实现了一种基于摄像头的多角度人脸检测与特征提取算法,并研究一种多角度人脸识别方法。实验结果显示,采用计算机视觉类库OpenCV实现基于AdaBoost算法的人脸检测,具有检测速度快、检测率高、实时性强等优点,可用于实现人脸检测与跟踪、人脸特征信息的实时采集等。提出的多角度人脸识别方法解决了人脸识别过程中角度信息的影响,改进了传统的PCA和LDA算法。但如需应用于实时多角度人脸识别系统中,还需要改进算法。

### 参与文献:

- [1] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [R]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2001.
- [2] Feijun Jianga, Mika Fischerb, Bertram E. Shid, et al. Combining texture and stereo disparity cues for real-time face detection[J]. Signal Processing: Image Communication, 2013, 28(9): 1100-1113.
- [3] Kyrkou C, Theocharides T. A parallel hardware architecture for real-time object detection with support vector machines [J]. IEEE Transactions on Computers, 2012, 61(6): 831-842.
- [4] Sugandha Sangal, Arkapravo Bhaumik. A robust method for automatic emotion detection from face characteristics active shape model meets Support Vector Machines [R]. IEEE International Advance Computing Conference, 2014: 1270-1274.
- [5] Yutong Gao, Xuewei Lv, Hongyan Jia. Real-time Multi-view face detection based on optical flow

segmentation for guiding the robot [R]. 12th International Conference on Fuzzy Systems and Knowledge Discovery (FSKD), 2015: 2371-2377.

- [6] Ilya Kalinovskii, Vladimir Spitsyn. Compact Convolutional neural network cascade for face detection [R]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 5325-5334.
- [7] Sachin Sudhakar Farfade, Mohammad Saberian, Li-Jia Li. Multi-view face detection using deep convolutional neural networks [R]. International Conference on Multimedia Retrieval (ICMR), 2015: 643-650.
- [8] 孙令钊, 唐文静. 基于PCA的人脸识别系统的研究与实现[J]. 计算机仿真, 2012, 29(6): 27-30.
- [9] 赵冬娟, 梁久祯. 整合2DPCA和模糊2DLDA的人脸识别[J]. 计算机应用, 2011, 31(2): 420-422.
- [10] Ahonen T, Hadid A, Pietikainen M. Face description with local binary patterns: Application to Face Recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(12): 2037-2041.
- [11] 徐婉莹, 黄新生, 张巍. 一种基于Gabor小波的局部性尺度提取方法[J]. 中国图像图形学报, 2011, 16(1): 72-78.
- [12] Haoxiang Li, Zhe Lin, Xiaohui Shen. A convolutional neural network cascade for face detection [R]. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2015: 5325-5334.
- [13] Ian Fasel, Bret Fortenberry, Javier Movellan. A generative framework for real time object detection and classification[J]. 2005, 98(1): 182-210.
- [14] 江伟坚, 郭躬德, 赖智铭. 基于新Haar-like特征的Adaboost人脸检测算法[J]. 山东大学学报, 2014, 44(2): 43-48.
- [15] 郭磊, 王秋光. Adaboost人脸检测算法研究及OpenCV实现[J]. 哈尔滨理工大学学报, 2009, 14(5): 123-126.
- [16] M. Turk, A. Pentland. Eigenfaces for Recognition [J]. Journal of Cognitive Neuroscience, 1991, 3(1): 71-86.
- [17] 王磊, 武敬飞, 贾莉. 一种基于双向模块2DLDA的人脸识别方法[J]. 电子测量与仪器学报, 2013, 27(8): 760-765.