

文章编号: 2095-4980(2015)02-0272-07

基于差分特征的多视角人脸检测

杨智宇, 吴志红, 赵启军*, 张艺衡

(四川大学 计算机学院 视觉合成图形图像技术国防重点科学实验室, 四川 成都 610065)

摘要: 针对真实环境下的多视角人脸检测问题, 提出了一种基于差分特征的多视角人脸检测算法。它综合运用 2 种不同的差分特征: 一阶 NPD 特征与二阶 Laplace 特征, 结合 Gentle Adaboost 算法与分类回归树(CART), 分别训练基于一阶和二阶差分特征的人脸检测器, 再将这 2 种差分特征的检测结果进行融合, 得到最终的人脸检测结果。本文的差分人脸检测器充分利用了 2 种差分特征的互补性, 结合了一阶特征对光照的鲁棒性和二阶特征对旋转的鲁棒性, 从而更好地实现了复杂环境下的多视角人脸检测。在 CMU-MIT 和 FDDB 两大公开人脸检测数据集中对提出的方法进行验证, 结果证明了本文提出的差分人脸检测器的有效性, 能够较好地检测复杂环境下的多视角人脸。

关键字: 人脸检测; 差分特征; Gentle Adaboost 算法; 分类与回归树; 融合

中图分类号: TN957.52; TP391.41 **文献标识码:** A **doi:** 10.11805/TKYDA201502.0272

Differential features based multi-view face detection

YANG Zhiyu, WU Zhihong, ZHAO Qijun*, ZHANG Yiheng

(State Key Laboratory of Fundamental Science on Synthetic Vision, College of Computer Science, Sichuan University, Chengdu Sichuan 610065, China)

Abstract: Pose and illumination variations are two major challenges in face detection. Therefore, a novel face detection method based on differential features is proposed. This method extracts first order and second order differential features from images, which are respectively used to train two face detectors using the Gentle Adaboost algorithm with the Classification And Regression Trees(CART) as weak classifiers. Given a new image, the two face detectors are first separately applied to detect candidate faces in the image, and then their detected face regions are combined to give the final face detection results. Thanks to the illumination invariance of first order derivative features and to the rotation invariance of second order derivative features, the proposed differential features based face detection method can better handle the detection of multi-view faces in complex background. The proposed method has been evaluated on the CMU-MIT and FDDB datasets and the results demonstrate its effectiveness.

Key words: face detection; differential features; Gentle Adaboost; Classification And Regression Trees; fusion

人脸检测的目的是在图像或者视频中正确地找到并标记出人脸的准确位置, 是实现人脸识别、跟踪等工作的重要先决条件。与众多人脸检测方法相比, 基于 Adaboost 的人脸检测算法在检测速度与检测效果上都有着明显的优势。其中最为著名的方法为 Viola P 和 Jones M 提出的基于 Haar-like 特征的人脸级联检测方法^[1], 该方法对于正面以及偏转角度不大的人脸具有较好的检测效果, 但真实环境下的人脸往往容易受到诸如姿态偏转、光照、遮挡、表情变化、模糊以及低像素等复杂情况的影响, 致使 Viola-Jones 的分类器运用到真实场景时并不能达到良好的检测效果。

基于 Viola-Jones 的人脸检测算法, 研究者陆续提出了许多新的检测算法, 其中, 大部分方法主要集中在改进人脸特征的提取以及优化级联分类器的结构上。文献[2-4]提出了许多种不同的特征, 希望能够弥补 Haar-like

收稿日期: 2014-09-11; 修回日期: 2014-10-17

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(NO.61202161,61202160); 科技部重大仪器专项资助项目(2013YQ49087904)

*通信作者: 赵启军 email:qjzhao@scu.edu.cn

特征的不足之处。这些方法虽然在一定程度上提高了分类器的检测效果,但使用的特征复杂度较高,造成训练和检测效率较低,而且在环境变化(如光照)比较复杂的场合漏检和误检仍然较高。另外一种思路是通过训练多个级联分类器来实现多角度的人脸检测,例如 Parallel Cascade^[5], Pyramid Architecture^[6]以及 Width-First-Search(WFS) Tree^[7]等。这些方法需要对每一种单独的人脸视角训练一个单独的分类器,但对于真实环境下的人脸检测,很难正确地划分出每一种可能的人脸视角,并且随着级联结构复杂度的增加,计算成本随之增大。

本文在分析现有的用于人脸检测的差分特征的基础上,提出综合运用一阶和二阶差分特征的人脸检测算法,其中一阶差分特征采用文献[8]中的 NPD(Normalized Pixel Difference)特征,二阶差分特征采用 Laplace 特征。在此差分特征的基础上,结合 Gentle Adaboost^[9]算法与分类回归树(CART)^[10],训练得到最终的人脸检测器。实验结果表明,本文提出的差分特征人脸检测器在真实复杂环境下,尤其是多视角人脸检测方面,能有效降低漏检和误检率。

1 差分特征

1.1 NPD 特征简介

NPD 特征由 LIAO 等人在文献[8]中提出并使用,其通过简单的一阶运算,将特征定义为图像全局范围内任意 2 个像素点之间的归一化灰度差:

$$f_{\text{NPD}}(x_1, y_1; x_2, y_2) = \frac{I(x_1, y_1) - I(x_2, y_2)}{I(x_1, y_1) + I(x_2, y_2)} \quad (1)$$

式中: $f_{\text{NPD}}(x_1, y_1; x_2, y_2)$ 表示通过图像 I 上 2 点 (x_1, y_1) 和 (x_2, y_2) 计算得到的 NPD 特征值; $I(x, y) \geq 0$ 为图像 I 上像素点 (x, y) 的灰度值,并且规定了当 $I(x_1, y_1) = I(x_2, y_2) = 0$ 时,相应的 NPD 特征值为 0。

由式(1)可以看出, f_{NPD} 的取值范围在 $[-1, 1]$ 之间,并且当且仅当 $I(x_1, y_1) > 0, I(x_2, y_2) = 0$ 时, $f_{\text{NPD}}(x_1, y_1; x_2, y_2) = 1$; $I(x_1, y_1) = 0, I(x_2, y_2) > 0$ 时, $f_{\text{NPD}}(x_1, y_1; x_2, y_2) = -1$ 。这样将 2 个像素之间的差值归一化到 $[-1, 1]$ 之间,同时结合回归与分类树作为弱分类器,可以有效减少光照变化的影响。同时,由于仅仅采用了图像中的任意 2 个点作特征值计算,使得特征的表达更加灵活,比起 Haar-like 的矩形特征来说, NPD 特征对于姿态变换以及遮挡更具鲁棒性。

1.2 Laplace 算子介绍

拉普拉斯(Laplace)算子^[11-12]是一种各向同性微分算子,具有旋转不变性。一个二维图像函数的拉普拉斯变换是各向同性的二阶导数,如公式(2)所示。

$$\nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f}{\partial y^2} \quad (2)$$

式中:

$$\frac{\partial^2 f}{\partial x^2} = f[x + \Delta h, y] - 2f[x, y] + f[x - \Delta h, y] \quad (3)$$

$$\frac{\partial^2 f}{\partial y^2} = f[x, y + \Delta h] - 2f[x, y] + f[x, y - \Delta h] \quad (4)$$

当 $\Delta h = 1$ 时,拉普拉斯特征模板如图 1 所示。由图 1 可以看出, Laplace 算子可以用来描绘图像的轮廓。在图像中某区域的明暗程度不同的情况下,通过 Laplace 算子可以凸显明暗交界的边缘,增强该区域的明暗对比,使得该区域的一些固有特征得以更加明确地显现。此外,由于二阶 Laplace 差分特征具有各向同性和旋转不变等特性,基于该特征刻画和检测人脸能够更有效地处理不同姿态角的人脸,从而有效实现多视角人脸的检测。

1.3 Laplace 特征在人脸图像上的构建

为了应用于人脸图像特征的提取,本文对 Laplace 二阶特征进行了改进。以图像 I 中的某一点 (x, y) 为中心,对与其在同一行(y 轴坐标相同)而列坐标相距为 Δh_x 的 2 个点,以及与其在同一列(x 轴坐标相同)而行坐标相距为 Δh_y 的另 2 个点作如下计算:

$$f_{\text{LAP}} = [I(x + \Delta h_x, y) + I(x - \Delta h_x, y) + I(x, y + \Delta h_y) + I(x, y - \Delta h_y)] - 4I(x, y) \quad (5)$$

式中 $I(x, y)$ 为像素点 (x, y) 处的灰度值。通过调整 Δh_x 和 Δh_y 的取值,可以得到刻画人脸图像的局部和全局性的二阶差分特征。

图 2 列举了中心点在眼睛、鼻尖、嘴巴等位置时的几个关键特征。其中,图 2(a)和 2(b)表示了在同一中心点



Fig.1 Laplace template when $\Delta h = 1$
图 1 当 $\Delta h = 1$ 时的 Laplace 模板

(即鼻尖)处调整 Δh_x 和 Δh_y 的值获得的不同特征, 图 2(c)和 2(d)表示了不同中心点处获得的特征。

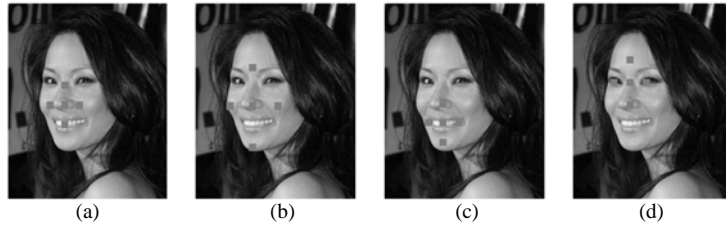


Fig.2 Various second order differential features obtained from one facial image
图 2 在一幅人脸图像上获得不同的二阶差分特征

对于一张 $m \times n$ 大小的图片, 其每一个像素点的 x 方向上有 $m/2$ 个不同的 Δh_x 取值(当 Δh_x 取到 $m/2$ 时, $x + \Delta h_x$ 与 $x - \Delta h_x$ 取到相同的点, 当大于 $m/2$ 时则与之前的点重复)。同理, y 方向上也有 $n/2$ 个不同的 Δh_y 取值。

以 20×20 的训练样本为例, 计算二维图像上的 Laplace 特征, 每一个点在 x 方向上有 10 种不同的 Δh_x 取值, 在 y 上有 10 种不同的 Δh_y 取值。所以一张 20×20 的训练样本共可以计算得到 $10 \times 10 \times 400 = 40\ 000$ 个特征值, 与 Viola-Jones 人脸检测器中上十万个的 Haar 特征相比, 本文算法所需的特征个数大幅度减少, 从而节省了训练时间, 提高了训练效率。与此同时, 在对 Laplace 特征值进行计算时, 不需要借用积分图之类的其他方法, 只需直接利用特征点的灰度值进行运算即可得到特征值, 大大降低了算法复杂度。

2 算法概述

2.1 分类器算法

Adaboost 算法是一种迭代算法, 其核心思想是针对同一个训练集训练若干个不同的分类器(弱分类器), 然后把把这些弱分类器的输出结果综合起来, 构成一个更强的最终分类器(强分类器)。该算法的本质在于数据权值的迭代调整, 它根据训练时对训练样本判断的正确与否, 以及上一次总体分类的准确率, 进行每个样本的权值调整。将调整过权值的训练集输入到下一层分类器进行训练, 最终将每次训练得到的分类器融合起来, 作为最后的决策分类器。使用 Adaboost 分类器可以加强上一次分类中被错分样本的权值, 在新的一轮训练中会着重保证这些样本的正确划分, 以达到提高整体分类效果的目的。

在 Adaboost 算法的基础上, Friedman 等在 1998 年提出了 Gentle Adaboost^[9]算法。该算法将弱分类器的输出结果从二值变成了连续值, 由单一的非 0 即 1, 变为了 $[-1, 1]$ 的连续区间, 更符合样本分布的真实情况, 能够更好地解决多分类问题。该算法对每一个分类结果设置了一个“置信度”得分, 根据置信度得分可以直观地描述对分类结果的确认程度。与此同时, Gentle Adaboost 方法的权重更新过程相对来说更平滑, 避免了“过拟合”现象的出现。文献[13]将几种不同的 boosting 方法进行了对比, 其结论也说明了在人脸问题上 Gentle Adaboost 算法比其他几种方法更加有效。

文献[13-14]指出, 采用分类回归树(CART)作为弱分类器比起简单的树桩(Stumps)更加有效, 可以在每一个节点有效地选择最佳特征, 根据多个不同特征构建一棵完整的回归树。回归树中每一个节点表示一个不同的有效特征。在训练过程中, 回归树采用最小二乘法从众多的特征中选取最优特征用于区分不同的样本, 通过制定适当的停止规则, 控制回归树的层数, 使其既具有一定的泛化能力, 又不至于出现对训练数据的过拟合。

2.2 差分人脸检测器

本文提出的差分人脸检测器用一阶和二阶差分特征(即 NPD 和 Laplace 特征)刻画图像, 以 Gentle Adaboost 和回归树作为分类器。具体地, 针对一阶和二阶差分特征, 采用平行训练的方法得

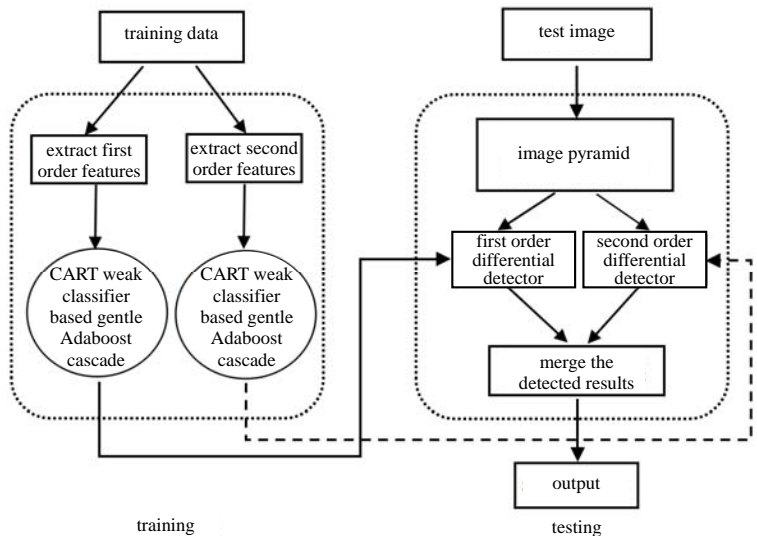


Fig.3 Framework of the parallel differential face detection

图 3 并行差分人脸检测框架

图 3 并行差分人脸检测框架

到 2 个分类器；检测人脸时，用 2 个分类器分别对图像进行人脸检测，再将 2 个分类器的检测结果进行合并，得到最终的输出结果。本文的差分人脸检测器充分利用一阶和二阶差分特征在人脸区域上的互补性来提高总体的检测效果。此外，它不需要对训练样本中的每一种不同角度进行手工分类标记，减小了前期准备时间，与文献[5]中基于多姿态的多个复杂结构分类器并行检测相比，本文的差分人脸检测器具有更高的效率。

如图 3 所示，本文的人脸检测算法分为训练与检测 2 个模块。在训练模块中，首先获取训练样本。训练样本分为正例样本与负例样本，其中正例样本为包含了各种姿态的人脸样本，而负例样本则为其他任何不包含人脸的自然图片。将训练样本进行简单的大小、灰度处理后，分别提取一阶和二阶差分特征。分别对 2 种不同特征的训练样本采用相同的 Gentle Adaboost 方法与回归树弱分类器，按照文献[1]中类似的级联结构进行训练，得到 2 个不同，但是在特征上互补的分类器。在检测部分将 2 个分类器得到的检测结果进行融合。首先将两者检测到的人脸区域进行合并，方法如公式(6)所示：

$$f(I) = \text{DetectorA}(I) \cup \text{DetectorB}(I) \quad (6)$$

式中 $f(I)$ 为最终得到的输出结果， $\text{DetectorA}(I)$ 与 $\text{DetectorB}(I)$ 分别为 2 个不同分类器得到的结果。由于采用的训练模型集合了回归树和 Gentle Adaboost，输出的每一个检测窗口都有相应的“置信度”得分，“置信度”得分的高低表示了该检测窗口确定为人脸的程度，“置信度”得分越高表示该窗口为人脸的可能性越大。在窗口合并时，将邻近的窗口采用并查集算法^[15]进行合并，最终合并后的窗口“置信度”得分等于被合并的所有窗口“置信度”得分之和。

将 2 种分类器检测到的人脸窗口进行合并后，由于 2 种不同特征的检测结果具有一定的互补性，检测正确的人脸个数会增多，但是同时也可能使得整体的误检个数增加。由于大部分误检结果的“置信度”得分较低，但真正人脸处结果的“置信度”得分通常较高，因此随着置信度阈值的提高，可以将大量误检结果排除，同时保留有效的人脸检测结果。图 4 给出了差分人脸检测器融合一阶和二阶特征的检测结果的过程。

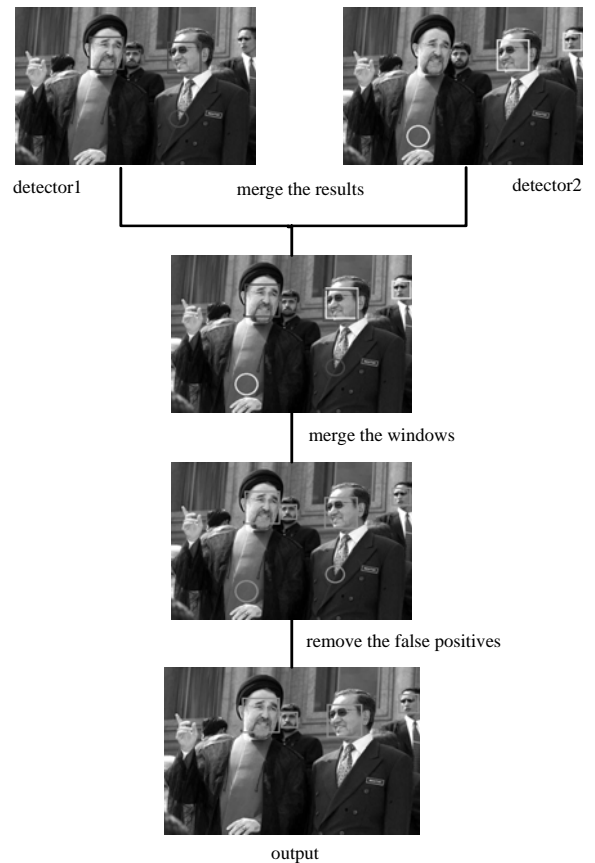


Fig.4 Result merging of two kinds of differential features

图 4 一阶和二阶差分检测器结果的融合

3 实验与分析

3.1 算法实现

本文采用 Matlab 与 C 语言混合编程的方式实现了差分人脸检测器，并从 Fddb(Face Detection Data set and Benchmark)^[16]、Caltech_WebFaces^[17]和 GENKI-SZSL^[18]等 3 个公开的人脸数据集中裁剪了一共 12 740 张人脸图像作为正例样本，同时在网上收集了 13 744 张不包含人脸的图片作为负例样本来训练分类器。训练过程中，所有人脸样本的大小转换为 20×20 像素的灰度图像，级联层数设置为 15 层，每一层允许的最大误检率设为 0.5，检测率为 0.999。对于作为弱分类器的回归树，设定每个叶节点包含的样本数不少于样本总数的 1/16。按照 2.2 节中的结构进行训练，最终得到的差分级联分类器总共包含 686 个弱分类器，其中分别选用 2 035 个一阶差分特征和 5 720 个二阶差分特征。在 Inter(R) Xeon (R) CPU E5-26600@2.2GHz、内存 64 G 的计算机上，训练单个分类器耗时 30.6 h，检测大小为 640×

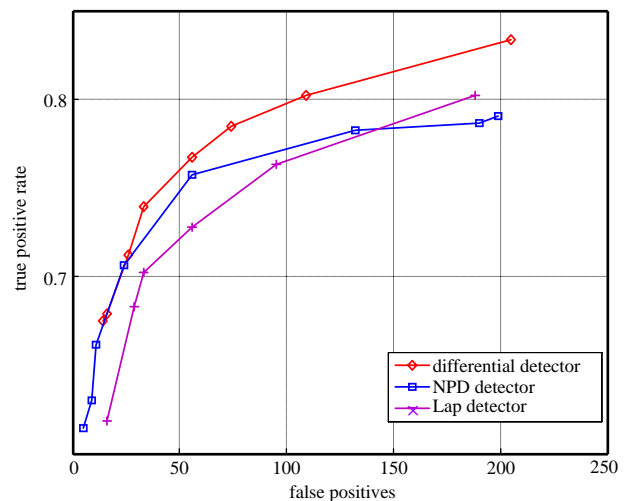


Fig.5 ROC curves for face detection on the CMU-MIT database

图 5 CMU-MIT 测试集上的检测结果 ROC 曲线

480 的图片平均耗时为 100 ms,基本上可以达到实时检测。

下面依次报告在 CMU-MIT^[19]与 Fddb^[16]数据集上对本文方法的评估结果。

3.2 CMU-MIT 数据集

CMU-MIT 数据集是进行人脸检测方法评估的一个非常经典的数据集。它包含了 130 张灰度图像,共有 511 个标记人脸,其中以正面人脸为主。本文在该数据集上对单独的 Laplace 人脸检测器、NPD 人脸检测器^[8]以及综合了两者的差分人脸检测器的检测效果进行了对比,结果如图 5 所示。

从图 5 中的受试者工作特征(Receiver Operating Characteristic, ROC)曲线可以看出,单独的 Laplace 人脸检测器与 NPD 人脸检测器在该数据集中有近似的检测效果,而采用差分人脸检测器将两者的检测结果进行互补,使得最终的检测效果得到了明显的提升。差分人脸检测器的部分检测结果如图 6 所示。



Fig.6 Detected faces in the CMU-MIT database by the proposed differential method
图 6 CMU-MIT 测试集上差分人脸检测器的部分检测结果

3.3 Fddb 数据集

Fddb 是由美国马萨诸塞大学阿姆斯特分校的 Jain 和 Learned-Miller^[16]等人构建的一个专门用于人脸检测算法评估的数据集。Fddb 数据集中的图片主要来源于网络新闻素材,每一幅图片都源于真实场景,图片中人脸的背景、光照、遮挡、姿态变化都较为复杂,所以对人脸检测算法具有很大的挑战性。该数据集提供了 2 845 张标记了人脸位置的图片,总共包含了 5 171 个人脸,这些人脸具有从正面到侧面的多种不同姿态。

3.3.1 分类器训练

Fddb 数据集将所有标记图片分为了 10 个子集,并提供了 2 种实验方法,本文的实验采用了其中的交叉验证实验法:即在这 10 个图片子集中,分别选用 9 个图片子集作为训练样本,余下的 1 个子集作为测试样本,依次循环。这样最终将得到 10 个不同的人脸检测器,用这些检测器分别与对应的 10 个子集进行测试后,求出其平均 ROC 曲线。

由于每个数据集中的人脸个数都在 510 个左右,采用以上方法训练一个人脸检测器平均需要用到约 4 500 个人脸样本(如图 7(a));在 Fddb 数据集中并没有提供负例样本集,所以本文将该数据集图片中的人脸部分用黑色框替代后,利用这些图片作为负例样本进行训练,共有 2 845 个不含人脸的图片(如图 7(b)),采用与 3.1 节中相同的方法,训练各个人脸检测器。

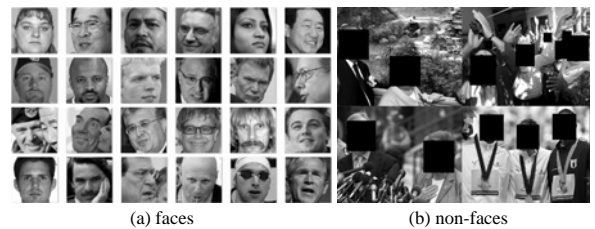


Fig.7 Training data
图 7 训练样本

3.3.2 多种方法检测性能对比

为了更公平地对不同算法进行评估,Jain 和 Learned-Miller^[16]制定了一套评估方法并且提供了评估代码。在其评估的结果中,有 2 种不同指标:离散得分和连续得分;前者对应于粗匹配,即当检测结果与标定人脸匹配区域大于 50%时即认为该人脸检测结果正确;后者则对应于精确匹配,将检测结果区域与标定区域的匹配程度通过一定的权重得分体现出来。

本文将差分人脸检测器的检测结果与以下方法的结果进行了对比:a) OpenCV^[20]中的 Viola-Jones 人脸检测方法(以 V-J 表示);b) 文献[21]中的方法(以 X.Shen2013 表示);c) 文献[22]中的方法(以 V.Jain2011 表示)。结果如图 8 和图 9 所示。对比这些 ROC 曲线可以看出,本文提出的差分人脸检测取得了更好的效果,并且对于结果相对较好的文献[21]中的方法,其检测率虽然在误检个数大于 400 时与本文方法的检测率接近,但是由于其采用的是分块验证方法,检测非常耗时,本文的差分检测器的检测速度为其 10 倍以上。文献[22]中虽然也采用了与本文类似的级联结构与方法,但采用的是不同的特征与弱分类器,从实验结果来看,本文方法的特征与弱分类器更

加有效。

同时，在图 8 与图 9 中，还画出了单一的 NPD 特征与 Laplace 特征检测结果的 ROC 曲线，可以看出，比起单一特征检测器，差分人脸检测器在 Fddb 数据集上也取得了更好的检测效果。由于 Fddb 数据集图片都来自于真实的新闻图片，图中的人脸受到各种因素的影响较大，在训练过程中，单一的 Laplace 特征由于需要利用到一定的对称性，故对于人脸姿态变化较大的情况敏感度还是不够，但是仍然取得了较为不错的检测率。LIAO 等人的 NPD 特征^[8]虽然对于多姿态人脸有一定的鲁棒性，但对于姿态偏转较大的人脸仍然存在一定的局限。所以，本文的并行检测方法，可以有效地将 2 种特征检测结果进行互补。

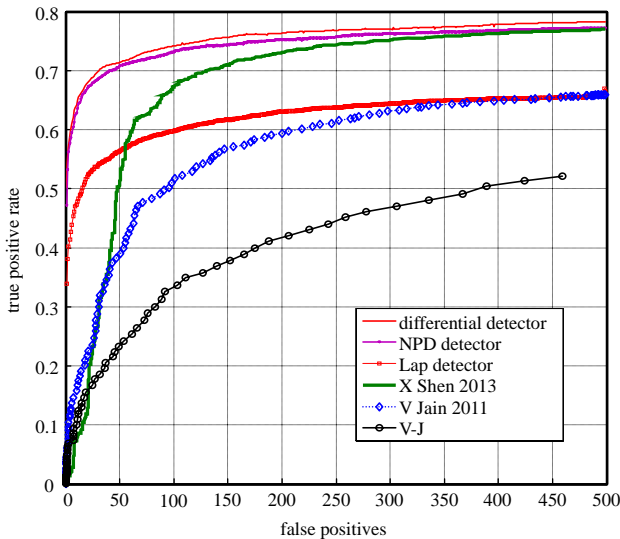


Fig.8 ROC curves for face detection on the Fddb database with the discrete score metric

图 8 Fddb 数据集中各种方法的离散得分结果对比 ROC 曲线

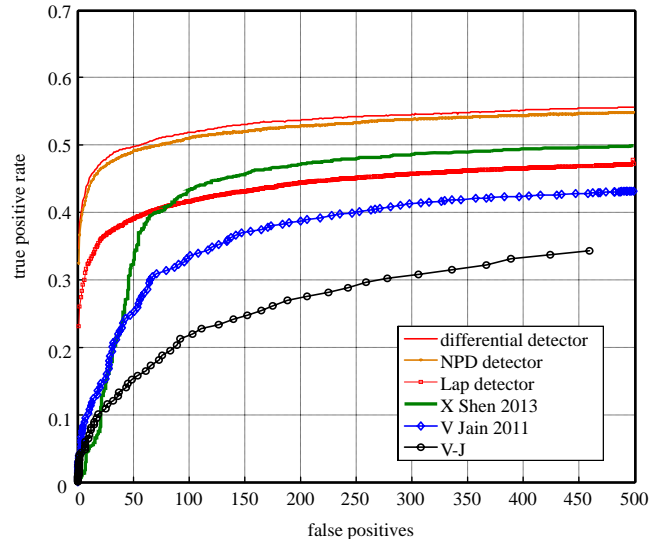


Fig.9 ROC curves for face detection on the Fddb database with the continuous score metric

图 9 Fddb 数据集中各种方法的连续得分结果对比 ROC 曲线

图 10 展示了差分人脸检测器在 Fddb 数据集中的部分检测结果，可以看出，差分人脸检测器对于姿态、遮挡、模糊等情况也能较好地处理。



Fig.10 Detected faces in the Fddb database by the proposed differential method
图 10 Fddb 测试集上的部分检测结果

4 结论

基于图像差分特征的思想，本文提出了一种差分人脸检测器，给出了差分特征的计算方法，并通过实验证明了新特征在人脸检测方面的有效性。通过综合一阶和二阶差分特征，本文的差分人脸检测器能够更好地处理多视角人脸的检测，而且对诸如遮挡、光照、模糊等其他干扰因素也具有一定的鲁棒性。在 CMU-MIT 和 Fddb 数据集上的实验结果证明了本文方法的有效性。实验中，作者发现现有方法在处理姿态角度过大(如左右偏转接近 90°、上下俯仰超过 45°)的人脸时效果仍然不够理想。今后将进一步改进算法在上述情况下的检测效果，并优化算法效率，将其应用于真实视频监控环境。

参考文献:

- [1] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features[C]// Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. [S.l.]:IEEE, 2001:511–518.
- [2] Lienhart R, Maydt J. An extended set of Haar-like features for rapid object detection[C]// Proceedings of the IEEE International Conference on Image Processing. [S.l.]:IEEE, 2002:900–903.
- [3] LI Stan Z, ZHU Long, ZHANG Zhenqiu, et al. Statistical learning of multi-view face detection[C]// Proceedings of the 7th European Conference on Computer Vision-Part IV. Copenhagen, Denmark:Springer Berlin Heidelberg, 2002:67–81.
- [4] Jones M, Viola P. Fast multi-view face detection[R]. Mitsubishi Electric Research Lab TR–2003–96, 2003.
- [5] WU Bo, AI Haizhou, HUANG Chang, et al. Fast rotation invariant multi-view face detection based on real Adaboost[C]// Proceedings of the 6th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. [S.l.]:IEEE, 2004:79–84.
- [6] LI S Z, ZHANG Z. Floatboost learning and statistical face detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2004, 26(9):1112–1123.
- [7] HUANG Chang, AI Haizhou, LI Yuan, et al. High-performance rotation invariant multi-view face detection[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2007, 29(4):671–686.
- [8] LIAO S, Jain A K, LI S Z. Unconstrained face detection[R]. MSU Technical Report, MSU–CSE–12–15, 2012.
- [9] Friedman J, Hastie T, Tibshirani R. Additive logistic regression: a statistical view of Boosting [J]. The Annals of Statistics, 2000, 28(2):337–374.
- [10] Breiman L, Friedman J, Olshen R, et al. Classification and Regression Trees[M]. London:Chapman & Hall/CRC, 1984.
- [11] Feynman R, Leighton R, Sands M. Electrostatic Analogs: Volume 2[M]. Boston:Addison Wesley Longman, 1970.
- [12] Gilbarg D, Trudinger N. Elliptic partial differential equations of second order[M]. Berlin:Springer. 2001.
- [13] Lienhart R, Kuranov A, Pisarevsky V. Empirical analysis of detection cascades of boosted classifiers for rapid object detection[R]. MRL, Intel Labs, Tech. Rep., 2002.
- [14] Brubaker S, Wu J, Sun J, et al. On the design of cascades of boosted ensembles for face detection[R]. Georgia Institute of Technology, Tech. Rep. GIT–GVU–05–28, 2005.
- [15] Thomas H Cormen, Charles E Leiserson, Ronald L Rivest, et al. Introduction to Algorithms[M]. 2nd ed. Cambridge, MA:MIT Press, 2001:498–524.
- [16] Jain V, Learned Miller E. FDDB: A benchmark for face detection in unconstrained settings[R]. Massachusetts:University of Massachusetts, Tech. Rep. UM–CS–2010–009, 2010.
- [17] Caltech 10 000 web faces[DB/OL]. [2007–02–14]. http://www.vision.caltech.edu/Image_Datasets/Caltech_10K_WebFaces/.
- [18] The MPLab GENKI Database, GENKI–SZSL Subset[DB/OL]. [2013–10–15]. http://mplab.ucsd.edu/wordpress/?page_id=398.
- [19] Rowley H A, Baluja S, Kanade T. Rotation invariant neural network-based face detection[C]// Proceedings of 1998 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Santa Barbara, CA:IEEE, 1998:38–44.
- [20] OpenCV implementation of Viola-Jones face detector[DB/OL]. [2014–11–11]. <http://sourceforge.net/projects/opencvlibrary/files/latest/download?source=files>.
- [21] Shen X, Lin Z, Brandt J, et al. Detecting and aligning faces by image retrieval[C]// Proceedings of 2013 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Portland, OR:IEEE, 2013:3460–3467.
- [22] Jain V, Learned Miller E. Online domain adaptation of a pre-trained cascade of classifiers[C]// 2011 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Providence, RI:IEEE, 2011:577–584.

作者简介:



杨智宇(1987–), 男, 贵州省思南县人, 在读硕士研究生, 主要研究方向为数字图像处理、视频监控与分析。email:447367132@qq.com.

吴志红(1964–), 女, 北京市人, 副教授, 主要研究方向为图形图像处理。

赵启军(1980–), 男, 江苏省阜宁人, 博士, 副教授, 主要研究方向为生物特征识别、视频监控与分析。

张艺衡(1989–), 男, 贵州省毕节市人, 在读硕士研究生, 研究方向为计算机应用。