

基于二级级联支持向量机的人脸快速检测

李德强, 李千目, 孙 康, 朱 虹

(南京理工大学 计算机科学与工程学院, 南京 210094)

摘 要: 为提高传统支持向量机无约束人脸检测算法的检测精度, 基于可变形模型思想, 将整体与局部特征级联方式结合, 提出一种新的人脸快速检测算法。在第一层级中, 设计整体人脸稀疏特征, 以快速地提供精确的人脸候选区域, 在第二层级中进行人脸定位, 捕捉无约束条件下人脸拓扑形状, 提取关键特征点周围鲁棒性特征, 得到判别能力强的分类器验证候选区域。实验结果表明, 该算法能流畅运行于 VGA 视频流中, 提高无约束人脸检测精度, 有效降低误检率。

关键词: 可变形模型; 支持向量机; 人脸检测; 人脸对齐; 稀疏特征

中文引用格式: 李德强, 李千目, 孙 康, 等. 基于二级级联支持向量机的人脸快速检测[J]. 计算机工程, 2017, 43(10): 203-208.

英文引用格式: LI Deqiang, LI Qianmu, SUN Kang, et al. Fast Face Detection Based on Two-level Cascade Support Vector Machine[J]. Computer Engineering, 2017, 43(10): 203-208.

Fast Face Detection Based on Two-level Cascade Support Vector Machine

LI Deqiang, LI Qianmu, SUN Kang, ZHU Hong

(School of Computer Science and Engineering, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094, China)

[Abstract] In order to improve the detection precision of Traditional Support Vector Machine(SVM) unconstrained face detection algorithms, based on the thought of deformable parts model which combines global and local feature in a cascaded way, a new face detection method is proposed. In the first layer, sparse global face features are designed to obtain the precision candidate face regions quickly. In the second layer, face alignment is implemented to capture the unconstrained face topology shape. Robust features are extracted from the surrounding of face landmarks to obtain a discriminative classifier which verifies the candidate regions. Experimental results shows that the proposed algorithm runs fast in VGA video, improves the unconstrained face detection accuracy and reduces the false detection rate effectively.

[Key words] deformable model; Support Vector Machine(SVM); face detection; face alignment; sparse feature

DOI: 10.3969/j.issn.1000-3428.2017.10.034

0 概述

人脸检测是计算机视觉热点研究问题之一, 不仅因为其是诸多自动面部分析技术(比如人脸识别与验证^[1]、人脸追踪、面部表情分析^[2]、人脸重建^[3]和人脸检索等技术)的基础, 而且在普通配置个人计算机上, 算法快速、精确地对自然状态下(多姿态^[4]、遮挡和光照等苛刻条件)人脸进行检测依然是具有挑战性任务。

近年来, 人脸检测得到长足的发展, OpenCV、Dlib 和 OpenFace 等提供免费人脸检测的开源库, 同时 Face++、商汤科技多种高精度基于人脸检测的产品。就目前而言, 人脸检测^[5]算法主要分为 3 类: 基于 Boosting 算法; 基于深度卷积神经网络的算法; 基

于可变形模型^[6] (Deformable Parts-based Models, DPM) 的算法。

DPM 是一种整体与局部特征结合, 并对局部形状结构进行限制的高精度算法。DPM 最早由文献[7]提出, 其将人的头部特征用眼睛、鼻子、耳朵和嘴巴等局部区域的纹理特征和相对位置进行表示, 然后匹配。由于现实数据基本没有提供人头部局部区域的位置, DPM 算法难以提取精确特征进行训练, 这使得当时基于这种思想的算法的精度不够理想。直到 2010 年, 文献[6]对算法进行改进, 在 PASCAL VOC 数据集上取得巨大成功, 改进后的 DPM 包括一个低分辨率且包含整个目标的根模板和若干个高分辨率、相对位置受限的部件模板组成, 然后对目标的不同姿态角度建立相应的模型。模板

基金项目: 国家自然科学基金(61272419); 中央高校基本科研业务费专项资金(309160015104); 江苏省产学研前瞻性联合研究项目(BY2014089)。

作者简介: 李德强(1990—), 男, 硕士, 主研方向为图形图像处理; 李千目, 教授; 孙 康、朱 虹, 硕士。

收稿日期: 2016-09-01 **修回日期:** 2016-10-09 **E-mail:** 984289393@qq.com

的方向梯度直方图(Histograms of Oriented Gradients, HoG)特征,隐藏变量支持向量机(Support Vector Machine, SVM)学习得到分类器。在多尺度检测过程中,提取每个检测窗口根和部件模板的 HoG 特征并进行匹配,算法提高检测精度,检测实时性不强。文献[8]利用快速傅里叶变换加速模型与特征卷积计算。算法对不同的人脸姿态建立模型,通过人脸对齐限制人脸形状,在少量训练集取得良好效果。基于 boosting 算法将人脸检测与人脸对齐联合训练的得到高性能分类器。由于训练需要充分的数据,需要筛选样本工作。文献[9]提出类似的检测算法。

采用 SVM 训练得到的人脸检测器检测速度不够理想,并需要建立多模型提高检测精度。Boosting 与 DPM 思想结合需要充足的有特征点的人脸样本。

近期,为了快速进行目标检测,快速目标检测框架被提出,该框架主要分 3 个步骤:1)目标检测器找出目标候选框。2)卷积神经网络(Convolution Neural Network, CNN)提取候选框窗口特征向量。3)SVM 进行特征向量分类。本文采用与其类似的检测框架,提出 2 层级联的 SVM 人脸快速检测框架,结合人脸对齐算法,分别学习人脸整体和局部特征,解决对不同姿态建模和训练需要大量特征点样本问题。

1 检测过程

本文提出 2 层级联 SVM 人脸检测算法,提高检测速度,无需对多种姿态建立对应模型,且算法模块可通过引入高性能算法提高精度。图 1 展示算法的整个检测过程。第一层级检测器提供精确的人脸候选窗口,与 R-CNN 第一步不同,第一层级不仅要快速提供候选框,同时需要精确地定位人脸区域,保证人脸对齐的精度。为此,提出一种基于图像梯度的高效、简洁的稀疏特征。第二层级中,为了去除候选的非人脸窗口,算法需要提取判别能力强的特征。在无约束条件下人脸姿态不一,而人脸对齐进行人脸特征点定位,可以捕捉多视角人脸拓扑形状,提供不同视角下眼睛、鼻子和嘴巴的位置,之后依据特征点提取人脸局部鲁棒性特征,从而使算法无需对多视角人脸建立对应模型。

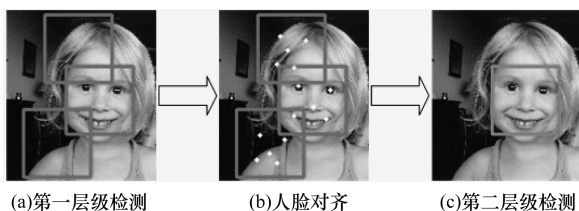


图 1 检测步骤

2 算法设计

2.1 第一层级人脸检测

快速而精确地提供人脸位置并不容易,自然状态下人脸的有各种姿态,比如睁眼、闭眼、仰头、低头、穿戴眼镜、帽子、嘴巴闭合、表情变化等,还有拍摄条件不一,比如拍摄角度、非聚焦、逆光、背光等。为此,本文提出一种有效的稀疏特征。

2.1.1 人脸稀疏特征

图像梯度空间有效编码目标的形状与结构^[10],图 2 显示人脸原图与多尺度梯度幅度图像,图像显示多尺度下的人脸梯度幅度图记忆人脸形状边缘特征。梯度空间进行分析可得不同物体之间共享梯度空间核,提出高效的目标检测器。由于目标检测器不能提供稳定的边框,提高人脸对齐精度,因此重新审视图像梯度空间,提出一种新的梯度空间稀疏编码特征。假设归一化图像矩阵 X 中某个像素 x, y 方向梯度为 I_x, I_y 。像素的梯度幅值、梯度角度、角度通道位置计算公式:

$$M = \sqrt{I_x^2 + I_y^2} \quad (1)$$

$$\theta = \arctan I_x / I_y \in [0^\circ, 180^\circ) \quad (2)$$

$$\text{bin} \approx \theta / 20 \quad (3)$$

其中, M 表示梯度幅值; θ 表示梯度角度,值范围在 $[0^\circ, 180^\circ)$; bin 是角度通道位置。

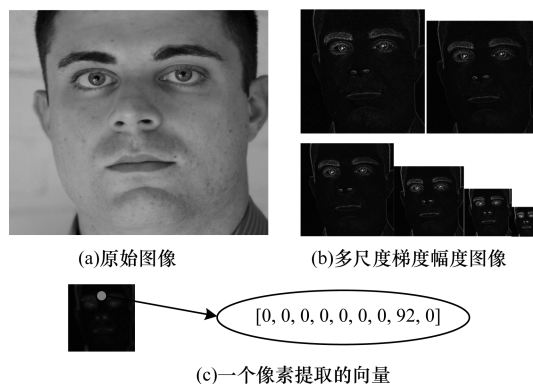


图 2 图像梯度空间图像和特征提取

特征计算步骤如下:

输入 一张样本图像

输出 样本特征向量 v

步骤 1 读入图像;归一化图像大小为 16×16 。

步骤 2 计算图像每个像素的 I_x, I_y 。按式(1)、式(2)计算像素的梯度幅值与角度。

步骤 3 梯度空间每个像素投影成长度为 9 的单维向量。

步骤 3.1 $0^\circ \sim 180^\circ$ 均分成 9 个通道,每个通道初始权重为 0。

步骤 3.2 按照式(3)计算每个像素通道,通道权重为幅值,剩余 8 个通道权重直接置为 0。

步骤 4 按照像素位置从左到右、从上到下将 256 像素的投影向量串联成一个向量。

步骤 5 将特征向量 L2 范式归一化,得到向量 \mathbf{v} 。

图 2(c) 显示一个像素位置的向量,特征设计的关键在于利用角度映射幅值,将像素之间关系稀疏编码。虽然单个样本的特征向量中只有 256 个元素起到作用,但当样本量增大时,正样本同一位置的像素投影向量因为同独立同分布而呈现出正态分布趋势,负样本同一位置的像素投影向量则没有规律。选择 6 000 张接近正脸图像的正样本、6 000 张随机截取的负样本,提取样本的稀疏编码特征,取出在位置第 3 行第 8 列的特征向量,分别统计正、负特征向量在每个 *bin* 归一化后权重之和,拟合 9 个离散点曲线如图 3 所示,其中, *pos* 表示依据正样本绘制的曲线; *neg* 表示依据负样本绘制的曲线。

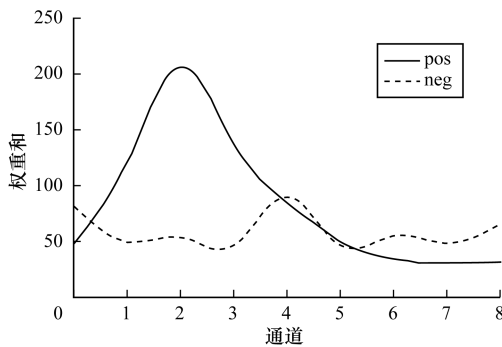


图 3 投影向量权重之和

因此,特征适合采用 SVM 学习不同权重,进行粗略分类。第一层级分类器在 Fddb 评测集进行评测,将检测出的候选区域按照检测分数降序排列,画出不同建议窗口个数下的人脸检测率,结果如图 4 所示。本文算法在前 5 个候选区域的人脸检测率达到 45.89%。

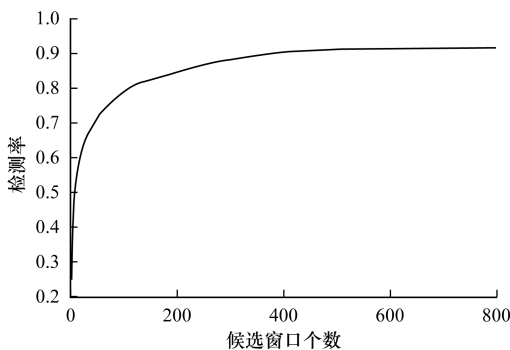


图 4 候选人脸窗口个数下的检测率

2.1.2 特征学习

采用线性 SVM 学习稀疏特征,假设样本集合:

$$\{(\mathbf{X}, \mathbf{Y}) | (\mathbf{x}_i, y_i), i = 1, 2, \dots, l\}$$

其中,向量 $\mathbf{x}_i \in \mathbb{R}^n$, $y_i \in \{-1, +1\}$; 矩阵 \mathbf{X} 表示样本组成的矩阵; l 是样本总数。设置样本 $y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i > 0$ 为分类正确,向量 \mathbf{w} 表示待求解参数向量。L2 正则化防止过拟合,结果分数表达式:

$$s_i = \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i$$

优化目标函数:

$$\min_{\mathbf{w}} \frac{1}{2} \mathbf{w}^T \mathbf{w} + C \sum_{i=1}^l \xi(\mathbf{w}; \mathbf{x}_i, y_i)$$

$$\xi(\mathbf{w}; \mathbf{x}_i, y_i) = \max(1 - y_i \mathbf{w}^T \mathbf{x}_i, 0)$$

其中, s_i 是第 i 个样本分数; C 是惩罚因子; ξ 是损失函数。采用文献[11]提出的对偶坐标下降法求解。

2.2 第二级人脸检测

在本层级中,本文算法学习人脸局部鲁棒性特征剔除误检窗口。人脸对齐算法回归不同人脸形状,提供人脸眼睛、鼻子和嘴巴的位置,使得算法无需对不同姿态建立模型。同时,算法可独立使用已有的人脸对齐数据集学习人脸对齐回归器,提高框架的灵活性。这一层级的人脸对齐算法和提取局部特征可更换成其他相应的性能优异的算法或者直接使用精度高的人脸检测算法替换之。

本文采用文献[12]提出高性能人脸对齐算法捕捉多姿态人脸形状,得到人脸特征点,特征提取算法采用尺度不变特征^[13] (Scale-invariant Feature Transform, SIFT) 和快速鲁棒性特征^[14] (Speeded Up Robust Feature, SURF) 进行对比分析。2 种不同特征的参数设置为:

1) SIFT, 图像归一化大小 96×96 , 提取人脸特征点直径为 6 的特征。

2) SURF, 图像归一化大小为 64×64 , 提取人脸特征点直径为 16 的特征。

本文算法不再检测尺度不变特征点和提取特征点主方向,直接使用人脸特征点替换,然后提取每个特征点周围区域 128 维描述子向量,串联成单维向量,且都利用线性 SVM 学习特征。

2.3 逐层训练

本文算法采用逐层训练的方式,先训练第一层级分类器,然后训练人脸特征点回归器,最后训练第二层分类器。除第一层级,其余训练依赖上一次的训练结果。

利用难例训练有效促进人脸精确定位,快速收敛。设计了有效的难例处理方式。第一层级训练中,第 k ($k > 1, K \in \mathbb{N}$) 次训练,将所有正样本与 $k-1$ 次的训练结果权重求内积,得分小于 0 的正样本不参与此次训练。负样本从无人脸图中随机截取窗口,计算得分大于 0 即可。第二层级人脸检测训练中,第 k ($k > 1, K \in \mathbb{N}$) 次训练,将 $k-1$ 次训练用的正样本与 $k-1$ 训练的结果权重求内积,将得分小于 0 的正样本直接剔除,不再参与之后训练,然后余下正样本保存给下一次训练使用。负样本是得分大于 0 的非人脸窗口图片。

3 实验结果与分析

使用 AFLW (Annotated Facial Landmarks in the Wild) 人脸数据训练人脸检测器。AFLW 中人脸姿态和表情丰富,光照条件不一,有 3 个文件夹:0,2,3,共包含 21 997 张现实场景的图片,25 993 个人脸矩形区域注释,389 473 个人脸面部特征点坐标,其中文件夹 0 中正面面部居多,文件夹 2、文件夹 3 人脸姿态变化较大。从文件夹 2、文件夹 3 中去除侧脸接近或者超过 90° ,平面旋转超过 45° 的人脸,最终从 AFLW 中挑选 13 123 张人脸图片。将它们和镜像图片共 23 226 张人脸图片作为正样本集。将 AFLW 数据集人脸位置用无人脸图像遮挡,然后去除遮挡后有人脸的图片作为负样本集。使用 Liblinear^[15] 算法包提供的 SVM 接口。

在第一层级检测器中滑动窗口检测时,每个窗口通过查表方式得到权重,然后计算得分,单尺度的检测即做一次图像卷积计算。每一尺度的检测结果都进行非极大值抑制 (Non-maximum Suppression, NMS),一个滑动窗口与其邻近 8 个窗口检测得分相互比较,保留得分最大的检测窗口。多尺度检测后,算法再计算一次 NMS,保留分数较大的窗口,为了保证测试精度,IoU (Intersection of Union) 阈值的设置为 0.8。

3.1 Fddb 数据集评测

Fddb (Face Detection Data Set and Benchmark) 是人脸检测权威评测集之一,包含 2 845 张各种场景图片,5 171 张随意状态下椭圆形注释的人脸。人脸姿态丰富、遮挡和拍摄时没有聚焦、光条条件不一。Fddb 提供 2 种评测方式:离散型和连续型。离散的评测方式是检测人脸区域与注释的人脸区域 IoU 比率大于 0.5 即检测正确。连续的检测方式将此比率作为检测结果的权重,因此,更为严格。

3.1.1 算法分析

本文分别提取 12 个、25 个特征点的 SIFT 特征 (特征点具体位置见图 5),12 个特征点的 SURF 特征,训练相应分类器,分析检测精度,然后在 Fddb 数据集上做比较。受试者工作特征曲线 (Receiver Operating Characteristic Curve, ROC) 见图 6。

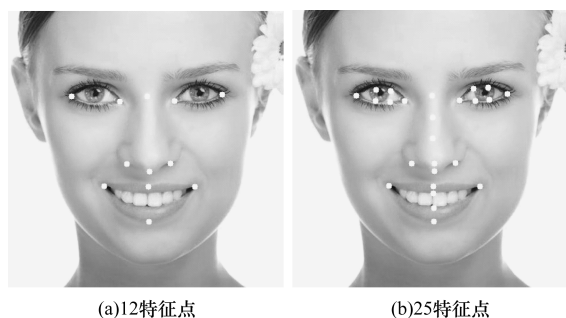


图 5 特征点位置

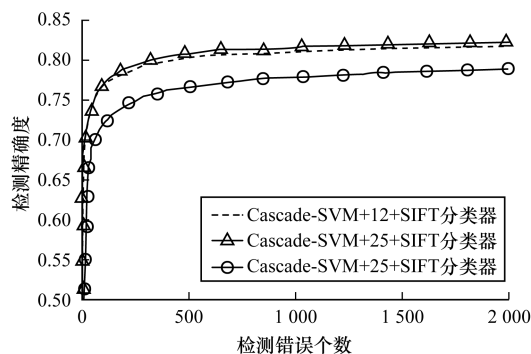


图 6 不同特征点分类器检测率

实验结果显示,在提取 SIFT 特征时,虽然 12 个特征点比 25 特征点数量减少超过一半,在 FP 小于 100 时,检测精度区别不大,在超过 100 后,总体的检测精度稍低于 25 特征点分类器。但 SURF 特征学习的分类器精度与 SIFT 差距明显。将 12 特征点提取 SIFT 特征的算法作为人脸检测算法进行评测。

3.1.2 多种算法比较

将本文提出的算法与近期非深度学习算法进行比较,不同误检值 (FP) 下检测率比较见表 1, ROC 曲线结果见图 7。

表 1 评测集 Fddb 下各算法的检测率对比 %

算法	FP = 0	FP = 10	FP = 100
ACF-Multiscale ^[16]	58.21	75.38	81.67
NPD 算法 ^[17]	54.15	72.31	77.97
Yan-DPM 算法 ^[18]	51.61	75.98	81.36
Cascade-SVM 算法	43.72	66.38	76.61
HeadHunter 算法	34.94	72.58	83.41
JDA 算法 ^[19]	33.44	78.84	83.91
Zhu-Ramnan 算法	27.38	63.88	73.08
Pico 算法 ^[20]	1.19	40.70	67.27
VJ 算法 ^[21]	1.39	10.02	32.64
XZJY 算法	0.31	7.91	67.51
PEPAdapt 算法 ^[22]	0.00	8.43	73.35

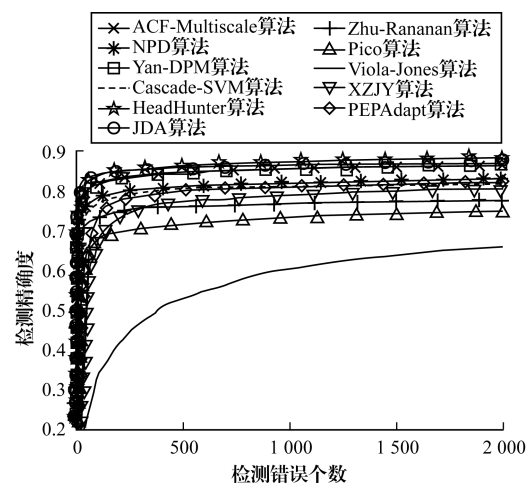


图 7 Fddb 评测集下的 ROC 曲线

在表 1 中,当 $FP = 0$ 时,本文算法优于表中 7 个算法,表明本文算法能有效降低误检率,由于 Fddb 采用椭圆注释人脸区域,ACF 和 Yan-DPM 输出近似椭圆的人脸标注提高精度,图 8 中第 3 行,4 列检测结果表明本文算法受到影响。 $FP = 10$ 时,有 5 个算法优于所提出的算法,其中,4 种算法(除了 JDA)均采用 AFLW 数据集训练,本文算法训练时只使用其中一半稍多的数据,可能导致当 FP 增加时,精度提升少于其余 4 种算法。图 8 显示部分的检测结果,其中椭圆型是 Fddb 标注的人脸位置,矩形框是检测的人脸,图 8 第 1 行结果显示的算法在聚众场合下检测效果较好,图 8 第 2 行结果显示算法一定程度解决多姿态、遮挡等问题,图 8 第 3 行显示是被认为是误检的人脸。



图 8 Fddb 检测结果

3.2 CMU-MIT 数据集评测

CMU-MIT 数据集是早期正脸人脸评测集之一,包括 130 张灰度图像、511 张人脸面部图像,人脸图像分辨率低、模糊。将提出的算法与多种开源库中的人脸检测算法精度做比较,Dlib 和 OpenCV 是使用开源 lib 提供的正面人脸检测接口,NPD^[17]是采用 AFLW 数据集作为正样本训练得到的结果。使用离散型评测方式,将评测代码稍微改动(椭圆换成矩形)。评测结果 ROC 曲线见图 9,结果显示,Cascade-SVM 检测精度高于 Dlib 算法。说明本文算法在处理低分辨率图像时在降低误判率、提高检测精度方面的能力较好。图 10 显示算法在 CMU-MIT 的部分结果。

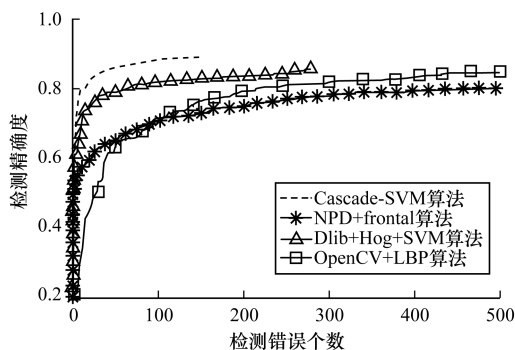


图 9 CMU-MIT 评测集下的 ROC 曲线



图 10 CMU-MIT 检测结果

3.3 检测速度评测

人脸检测速度是关心的问题之一,特别是在普通个人计算机或者嵌入式设备中,本文算法采用 C++ 开发,以 OpenCV 的数据结构为基础,在 Windows 8.1 64 位系统上开发,使用多个 CPU 核加速。与 OpenCV2.4 多核加速 VJ 侧脸检测算法做比较,参数设置按照文献[17],最小检测窗口设置为 80 像素×80 像素,缩放因子设置为 1.2。同时,为了测试最快速度,本文算法第一层级 NMS 的 IoU 比值设置为 0.2。使用三星 GALAXY S5 拍摄一段视频,视频格式为 MP4,分辨率为 1 920 像素×1 080 像素,帧速率为 29.862 frame/s,共 1 928 frame。视频缩放到 VGA 分辨率,视频编码格式为 H264。测试中,只检测算法处理 1 frame 图像的时间,不考虑读取视频等其他操作。统计检测 VGA 视频所有帧的时间总和,然后根据帧数计算平均检测速度。在不同设备上测试算法的检测速度,结果见表 2。设备及其配置如下:DELL Opt., 9020 Core™ i7-4790 @ 3.6 GHz;Lenovo ideapad Y400, Core™ i5-3220 @ 2.6 GHz;Surface pro 3, Core™ i5-4300U @ 1.9 2.5 GHz。结果显示在 Surface 掌上电脑上检测依然达到 30 frame/s 以上。

表 2 不同配置下算法检测速度 (frame·s⁻¹)

算法	DELL Opt.	Y400	Surface
Cascade-svm	82.50	38.499	31.28
Cas-SVM-SURF	109.07	47.920	43.74
Viola-Jones	147.83	80.033	64.72

4 结束语

本文提出一种基于 SVM 的人脸快速检测框架,设计人脸稀疏特征,用于稳定快速地获得人脸候选区域,利用人脸定位,提取人脸精确局部的特征,将 SIFT 和 SURF 特征应用于此框架进行分析。实验结果表明,该算法能降低误检率。下一步将改进第二层级的检测算法,研究如何快速提取判别性强的特征。

参考文献

- [1] ZHAO Wenyi, CHELLAPPA R, Phillips P J, et al. Face Recognition: A Literature Survey [J]. ACM Computing Surveys, 2003, 35 (4): 399-458.
- [2] PANTIC M, ROTHKRANTZ L J M. Automatic Analysis of Facial Expressions: The State of the Art [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2000, 22(12): 1424-1445.
- [3] 邓秋平, 赵宇明. 基于单幅正面照片的三维人脸重建方法[J]. 计算机工程, 2010, 36(20): 176-178.
- [4] 赵 峰. 多姿态人脸检测[D]. 南京: 东南大学, 2014.
- [5] ZAFEIRIOU S, ZHANG Cha, ZHANG Zhengyou. A Survey on Face Detection in the Wild: Past, Present and Future [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2015, 138: 1-24.
- [6] FELZENSZWALB P F, GIRSHICK R B, MCALLESTER D, et al. Object Detection with Discriminatively Trained Part-based Models [J]. IEEE Transactions on Software Engineering, 2010, 32(9): 1627-1645.
- [7] FISCHLER M, ELSCHLAGER R. The Representation and Matching of Pictorial Structures [J]. IEEE Transactions on Computers, 1973, 22(1): 67-92.
- [8] DUBOUT C, FLEURET F. Exact Acceleration of Linear Object Detectors [J]. Lecture Notes in Computer Science, 2012, 7574(1): 301-311.
- [9] 陈 栋. 基于形状索引特征的人脸检测和识别[D]. 合肥: 中国科学技术大学, 2015.
- [10] CHENG M, ZHANG Z. BING: Binarized Normed Gradients for Objectness Estimation at 300 fps [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Columbus, USA; IEEE Press, 2014: 3286-3293.
- [11] HSIEH C J, CHANG K, LIN C, et al. A Dual Coordinate Descent Method for Large-scale Linear SVM [C]//Proceedings of the 25th International Conference on Machine Learning. New York, USA; ACM Press, 2008: 408-415.
- [12] REN Shaoqing, CAO Xudong, WEI Yichen, et al. Face Alignment at 3000 FPS via Regressing Local Binary Features [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 25(3): 1685-1692.
- [13] LOWE D G. Distinctive Image Features from Scale-invariant Keypoints [J]. International Journal of Computer Vision, 2004, 60(60): 91-110.
- [14] BAY H, TUYTELAARS T, GOOL L V. SURF: Speeded Up Robust Features [J]. Computer Vision & Image Understanding, 2006, 110(3): 404-417.
- [15] FAN Rongen, CHANG Kaiwei, HSIEH C J, et al. LIBLINEAR: A Library for Large Linear Classification [J]. Journal of Machine Learning Research, 2008, 9(9): 1871-1874.
- [16] YANG B, YAN J, LEI Z. Aggregate Channel Features for Multi-view Face Detection [C]//Proceedings of IEEE International Joint Conference on Biometrics. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2014: 1-8.
- [17] LIAO Shengcai, JAIN A, LI S. A Fast and Accurate Unconstrained Face Detector [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2014, 38(2): 211-223.
- [18] YAN J, LEI Z, WEN L, et al. The Fastest Deformable Part Model for Object Detection [C]//Proceedings of 2014 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2014: 2497-2504.
- [19] CHEN D, REN S, WEI Y. Joint Cascade Face Detection and Alignment [C]//Proceedings of Computer Vision ECCV '2014. Berlin, Germany: Springer-Verlag, 2014: 109-122.
- [20] MARKUŠ N, FRLJAK M, PANDŽIĆ I S, et al. A Method for Object Detection Based on Pixel Intensity Comparisons Organized in Decision Trees [J]. Oncology, 2014, 61(1): 16-22.
- [21] VIOLA P, JONES M. Rapid Object Detection Using a Boosted Cascade of Simple Features [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2001: 511-518.
- [22] ROWLEY H, BALUJA S, KANADE T. Rotation Invariant Neural Network-based Face Detection [C]//Proceedings of IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington D. C., USA; IEEE Press, 1998: 127-142.

编辑 刘 冰

(上接第 202 页)

- [9] 张元元, 李 静, 姜树明, 等. 步态能量图的局部纹理特征分析方法[J]. 吉林大学学报(工学版), 2013, 43(S1): 193-198.
- [10] ZHANG Y, PAN G, JIA K, et al. Accelerometer-based Gait Recognition by Sparse Representation of Signature Points With Clusters [J]. IEEE Transactions on Cybernetics, 2014, 45(9): 1864-1875.
- [11] LIU Z, MALAVE L, SARKAR S. Studies on Silhouette Quality and Gait Recognition [C]//Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision & Pattern Recognition. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2004: 704-711.
- [12] 张 浩, 刘志镜. 加权 DTW 距离的自动步态识别[J]. 中国图象图形学报, 2010, 15(5): 830-836.
- [13] KOVESI P. Image Features from Phase Congruency [J]. Journal of Computer Vision Research, 1999, 1(1): 115-116.
- [14] 吴昌柱, 王 庆, 周兴社. 基于相位一致性的兴趣点检测方法[J]. 西北工业大学学报, 2006, 24(2): 199-204.
- [15] Theodoridis S. 模式识别 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2009.
- [16] 史东承, 倪 康. 压缩感知 W-HOG 特征的运动手势跟踪[J]. 智能系统学报, 2016, 11(1): 124-128.
- [17] ZHANG B, SHI D, NI K, et al. Learning Cross-domain Dictionary Pairs for Human Action Recognition [C]//Proceedings of the 2nd International Workshop on Materials Engineering and Computer Sciences. Washington D. C., USA; IEEE Press, 2015.

编辑 陆燕菲