

耳朵信息对侧脸检测的影响研究

王弯弯, 张重生

(河南大学计算机与信息工程学院, 河南开封 475001)

摘要: 如何准确地检测和定位图像中的人脸是人脸检测领域的关键问题. 为了进一步提高人脸检测器的性能, 常见的方法是增加训练数据集或采用更鲁棒的人脸特征表示, 而训练人脸检测器的一个基础工作是: 为训练图像中的人脸标注边界框. 但标注的人脸边界框是否应该包含耳朵信息, 以及对训练出的侧脸检测器性能的影响尚未被研究. 本文的实验结果表明: 在侧脸数据集上训练人脸检测器时, 如果人脸边界框包含耳朵信息, 基于 DPM (Deformable Parts Model) 方法训练得到的侧脸检测器使侧脸检测的准确率降低 1.9%, 召回率提高 6.3%. 而基于 Viola&Jones 和 Fast R-CNN 方法训练得到的侧脸检测器使准确率分别提高 6.8% 和 4.4%, 召回率分别提高 14.9% 和 12.9%. 这说明包含耳朵信息训练出的侧脸检测模型, 有助于提高侧脸检测率.

关键词: 多角度人脸检测; 人脸检测器; 耳朵; 人脸边界框; 侧脸检测

中图分类号: TP391 **文献标识码:** A **文章编号:** 0372-2112 (2018) 03-0646-06

电子学报 URL: <http://www.ejournal.org.cn> **DOI:** 10.3969/j.issn.0372-2112.2018.03.020

The Influence of Ear Biometric on Profile Face Detection

WANG Wan-wan, ZHANG Chong-sheng

(School of Computer and Information Engineering, Henan University, Kaifeng, Henan 475001, China)

Abstract: In the field of face detection, how to accurately detect and locate faces in the images is a key problem. In order to improve the performance of face detector, the common approach is to add more training datasets or use more robust facial feature representations. Yet, one of the foundational tasks in training face detector is the annotation of the face bounding boxes for the training images. Should the face bounding box include ear information? What is the corresponding influence on the performance of profile face detection? This is an uninvestigated issue. Our experimental results show that, when using profile face datasets and the faces bounding include ear to train the face detector, the accuracy of profile face detector based on DPM (the Deformable Parts Model) decreases by 1.9%, yet, the recall increases by 6.3%. In the case of Viola&Jones and Fast R-CNN, the improvements are significant, the corresponding accuracy increases by 6.8% and 4.4%, and recall increases by 14.9% and 12.9%, respectively. This reveals that, when training profile face detection model with the ear information, it can significantly improve the recall of profile face detection.

Key words: multi-view face detection; face detector; ear; face bounding box; profile face detection

1 引言

人脸检测是计算机视觉中一个重要的研究方向,也是人脸识别、人脸检索、面部分析等工作的第一步.人脸检测技术可以广泛地应用到各个领域,将人脸检测技术嵌入到摄像机中,可以实现人脸自动定焦的功能;嵌入到城市的车站、海关、机场等部门布署的摄像头中,有助于检测和追踪犯罪分子,从而加快公安破案,保证

城市安全.

为了提高自然场景下人脸检测的性能,国内外研究人员提出了大量的人脸检测方法,Zafeiriou 等人^[1]将人脸检测方法分为2类:(1)基于 boosting 或者神经网络学习模板的方法.(2)基于可变形模型的方法,该类方法是以 Felzenszwalb 等人提出的 DPM 目标检测框架^[2]为基础.

本文使用 Viola&Jones 算法^[3]和 Mathias 等人的 dpm-

收稿日期:2017-01-11;修回日期:2017-05-03;责任编辑:梅志强

基金项目:国家自然科学基金项目(No. 41401466, No. 61300215);河南省科技攻关项目(No. 132102210188);河南大学科研基金(No. xxjc20140005, No. 2013YBZR014)

baseline^[4],以及 Face++ 的 MATLAB_SDK^[5]检测图 1 中发现,对于正面朝前的人脸,如图 1(a)所示,它们具有很高的检测率;但对于侧脸、多角度人脸,如图 1(b)、(c)所示,其检测率较低.图 1 中的检测框是 Face++ 的检测结果.因此,人们迫切需要一个能够准确检测侧脸和多角度人脸的人脸检测器.但是,标注训练图像的人脸边界框是否应该包含耳朵,这对训练出的人脸检测器性能的影响是未知和不确定的.本文研究的问题是:训练图像中的人脸边界框有无耳朵信息对训练出的侧脸检测器性能的影响.

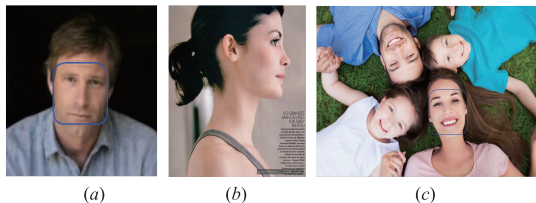


图1 (a)(b)(c)三张图像分别代表自然场景下的正脸、侧脸和多角度人脸及Face++的检测结果

2 相关工作

人脸检测的研究已经有几十年的历史,2001年,Viola和Jones等人^[3]提出Viola&Jones检测器,它能够快速、准确地检测出图像中正面且朝前的人脸.由于Haar-like特征的局限性,导致该算法不能检测自然场景下图像中的多角度人脸.Lienhart等人^[6]对原始haar-like特征进行扩展,形成旋转的45度矩形特征和中心环绕特征.2015年,李等人^[7]在LBP特征中加入旋转角度,从而解决平面内旋转的人脸检测问题.M. Mathias等人^[4]基于DPM训练出6个模型的人脸检测器dpm-baseline,从而检测自然场景下的多角度人脸和侧脸图像.Girshick等人^[8]提出的R-CNN系列目标检测框架,在人脸检测方面也获得了极好的检测效果.2016年,Zhan等人^[9]利用AdaBoost、CNN和SVM相结合的方法训练一个人脸分类器,进一步提高了检测效果.2016年,Li等人^[10]提出一种基于CNN的级联结构,该人脸检测器在时间和性能都获得了很大的提升.

很多算法在训练过程中,需要标注训练图像的人脸边界框,或者直接将训练图像中的人脸截取出来.但关于人脸边界范围的定义还没有统一的规则,人脸边界框是否应该包含耳朵?是否只含五官即可?文献^[4]也提到了这一问题.ABAZA等人^[11]研究了耳朵在人脸识别中的重要性.当检测的图像中存在90度侧脸时,耳朵应该是一个重要的判断/识别因素.据我们了解,尚未有论文或实验去验证训练图像的人脸边界框是否应该包含耳朵,及其对训练出的人脸检测器性能的影响.本文将通过大量实验,验证该问题.

3 实验设置

3.1 数据集

3.1.1 正样本数据集的收集过程

本实验使用两个正样本数据集:正脸数据集和侧脸数据集.正脸数据集选用公开的LFW数据集^[12],共13223张.我们基于互联网搜集13种自然场景下的侧脸图像作为本实验的侧脸数据集,共4034张,它们也是本实验的测试数据集.

我们选择LFW的前2500张用于训练,由于侧脸数据集是在不同场景下收集的,我们从13种场景下分别取一部分侧脸图像.侧脸数据集在不同场景下的图像数量以及选为训练数据集的图像数量,如表1所示.

表1 侧脸数据集(celian)在不同场景下的侧脸图像数量和用于训练的图像数量

场景名称	场景意义	侧脸图像数量	用于训练的图像数量
banjiangdianli	颁奖典礼	490	250
chunwan	春晚	501	250
chunyun	春运	524	250
hunshaozhao	婚纱照	430	250
jucan	聚餐	129	100
junren	军人	133	100
shaitaiyang	晒太阳	29	29
wanhui	晚会	200	200
xuexiao	学校	195	150
youke	游客	406	250
yundong	运动	448	250
zongyi	综艺	477	350
waiguoren	外国人	73	71
总数		4034	2500

3.1.2 负样本数据集的收集过程

本文使用Viola&Jones^[3]、dpm-baseline^[4]、LAEO^[13]和CNN_FacePoint算法中人脸检测器^[14],分别在数据集LFW^[12]、FDDB^[15]、celian和360face上检测(celian和360face是由我们收集的两个数据集).检测结束后,收集那些误检为人脸的图像区域作为本次实验的负样本数据集,共11884张.

3.1.3 数据集的标注和校准方法

标注数据集中的人脸区域是一个重要的工作.我们编写了一个人脸标注程序和校准程序,手动标注出图像中存在的每张人脸位置,程序会将每张图像的名称、已标注的人脸数目,以及每个人脸边界框坐标(格式为: x_1, y_1, x_2, y_2)保存到一个文本文件,本文称它为人脸边界框文件.

通过数据集的标注和校准,得到4个供训练使用的人脸边界框文件:lfw_ear_2500.txt、lfw_2500.txt、celian_ear_2500.txt和celian_2500.txt;2个供测试使用的真实人脸边界框文件:ground_lfw.txt和ground_ce-

lian.txt. 其中真实人脸边界框和脸部不含耳朵的人脸边界框范围一致.

3.2 利用 DPM 算法训练不同的人脸检测器

Felzenszwalb 等人^[2]提出了可变形部件模型 (Deformable Part Model, DPM) 的目标框架, 它在 PASCAL 中获得很好的检测效果. 本实验使用 Felzenszwalb 等人提供的框架: voc-release5^[16], 训练时的运行环境为: Ubuntu16 + MATLAB2015b. 为了验证耳朵对训练出的人脸检测器性能的影响, 本文利用 DPM 方法, 按照表 2 中的组合方法, 训练出 4 个不同的人脸检测器.

表 2 利用 DPM 方法训练不同的人脸检测器

训练方法	训练数据集	人脸边界框文件名称	人脸检测器名称
DPM 框架	2500 张正脸数据集 + 负样本数据集	lfw_2500.txt	DPM_lfw
		lfw_ear_2500.txt	DPM_lfw_ear
	2500 张侧脸数据集 + 负样本数据集	celian_2500.txt	DPM_celian
		celian_2500_ear.txt	DPM_celian_ear

3.3 利用 Viola&Jones 算法训练不同的人脸检测器

Viola 和 Jones 等人提出了一个目标检测框架, 在 OpenCV 库里提供了基于该框架训练人脸检测器的可执行文件, 在 OpenCV 官网的用户指南中介绍了训练方法. 该实验训练时的运行环境为: Windows7 + OpenCV249 + VS2010.

3.3.1 使用 Viola&Jones 训练前的调整

需要将训练样本进行左右翻转, 并将坐标形式调整为: x_1, y_1, w, h . 由于 DPM 在训练过程中会自动将人脸区域左右翻转. 因此, 为了保持一致, 训练前进行手动翻转. 此外, Viola & Jones 要求训练样本的坐标形式为: x_1, y_1, w, h .

3.3.2 Viola&Jones 的训练过程

(1) 使用 opencv_createsamples.exe 处理正样本数据集, 本实验将宽和高设为常用值 $30 * 30$.

(2) 使用 opencv_traincascade.exe 训练. 在训练时, 参数 numPos 和 numNeg 表示每层使用的正样本、负样本数量, 通常情况下样本数目越多越好. 但 numPos 和总体正样本数目一致时, 训练过程会出错. 因此, 本实验将 numPos 值设置为正样本数据集中人脸数量的 80% 左右, NumNeg 值设置为大于负样本的数量, 其它参数使用默认值.

本实验按照表 2 同样的组合方式, 基于 Viola&Jones 方法训练出 4 个不同的人脸检测器: VJ_lfw、VJ_lfw_ear、VJ_celian、VJ_celian_ear.

3.4 利用 Fast R-CNN 训练不同的人脸检测器

卷积神经网络 (CNN) 是深度学习的一个主要框

架, 它在图像识别、语音处理和自然语言处理等领域都获得了巨大的进步. 近年来, 将 CNN 应用到目标检测任务中成为研究的热点. 本文实验使用 Girshick 等人提供的 Fast R-CNN 的源码. 训练时的运行环境为: Linux Mint + caffe + MATLAB2014b.

本节实验按照表 2 同样的组合方式, 基于 Fast R-CNN 方法训练出 4 个不同的人脸检测器: FRCNN_lfw、FRCNN_lfw_ear、FRCNN_celian、FRCNN_celian_ear.

4 实验结果

利用 Viola&Jones、DPM 和 Fast R-CNN 方法在不同的数据集、不同的人脸边界框文件上训练后, 得到 12 个人脸检测器. 表 3 是 12 个人脸检测器在对应测试集上的检测结果. 测试环境为: Linux Mint + caffe + MATLAB2014b.

本文以人脸检测器 DPM_lfw 在整个 LFW 数据集上的检测为例, 说明如何获得表 3 中的检测信息. DPM_lfw 在 LFW 数据集上检测到的每条结果首先保存到原始检测结果文件: dpm_lfw_detect_box.txt. 图 2 (a) 是原始检测结果图, 可以发现, 对于同一张人脸会存在多个人脸检测框, 且这些检测框是包含或者高度重叠的关系. 因此本文实验使用去重叠程序处理原始检测结果文件. 去重叠程序的处理原则是: 如果检测框 A 包含检测框 B, 去除检测框 A. 如果检测框 A (或 B) 的中心点坐标在检测框 B (或 A) 内部, 则认为检测框 A 和检测框 B 高度重叠, 去除面积大的检测框. 经过处理后, 即可得到去重叠后的结果文件: dpm_lfw_detect_box_kill_overlap.txt. 图 2 (b) 是去重叠后对应的检测结果.

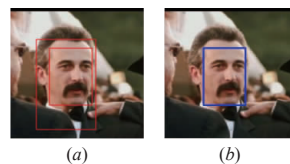


图 2 DPM_lfw 人脸检测器在 LFW 上原始检测结果、去重叠后的检测结果

最后, 根据 $\text{IoU}(\text{detect_box}, \text{ground_box})$ 和 thresh 的关系, 比较真实人脸边界框文件 (ground_lfw.txt) 和去重叠后结果文件 (dpm_lfw_detect_box_kill_overlap.txt). 如果 $\text{IoU} \geq \text{thresh}$ 则正确检测的人脸数目加 1. 通常真实框和检测框大小一致时 $\text{thresh} = 0.5$, 因此, 评估不含耳朵的人脸边界框训练出的人脸检测器时 $\text{thresh} = 0.5$. 但包含耳朵信息训练出的人脸检测器的检测框会比真实框范围大, 从而使检测框和真实框的交集/并集值减少. 为了更公平地比较, 评估包含耳朵的人脸边界框训练出的人脸检测器时 thresh 应略小于 0.5, 本文

通过观察检测结果,发现评估包含耳朵的训练出的人脸检测器时,thresh = 0.4 比 0.5 更为合适. 其中 precision 和 recall 的意义和计算方式如下:

precision = 正确检测的人脸数目/检测为人脸的数目;值越大,表示检测的越准确.

recall = 正确检测的人脸数目/所有的人脸数目;值越大,表示检测的越全面. 也叫检测率

图 3 是 12 个人脸检测器在不同情况下的对比图. 通过表 3 的实验结果和图 3 的柱状图,对检测结果进行详细分析,如下所示:

(1)从时间上分析可以发现,基于 Viola&Jones 方法训练出的人脸检测器检测时间最短、其次是 Fast R-CNN,基于 DPM 的人脸检测器检测时间最长. 其中 DPM_lfw 的检测时间是 VJ_lfw 的 297 倍,是 FRCNN_lfw 的 20 倍. 此外,还发现对于同样的训练方法和数据集,无论训练图像的人脸边界框是否包含耳朵,对训练

出的人脸检测器检测时间影响较小.

(2)从训练数据集的不同分析,可以发现使用正脸数据集和包含耳朵的人脸边界框,基于 DPM 训练出的人脸检测器,使准确率降低 5.2%,召回率仅提高 0.2%. 基于 Viola&Jones 方法使准确率和召回率分别降低 4.7% 和 11.8%. 基于 Fast R-CNN 方法使准确率提高 0.5%,召回率降低 0.6%. 如图 3(a) 和 (b) 所示. 实验表明训练正脸检测器时,使用脸部包含耳朵的人脸边界框降低了训练出的人脸检测器的效果. 使用侧脸数据集和包含耳朵的人脸边界框,基于 DPM 训练出的人脸检测器,使准确率降低 1.9%,召回率提高 6.3%,而基于 Viola&Jones 和 Fast R-CNN 训练出的人脸检测器使准确率分别提高 6.8% 和 4.4%,召回率分别提高 14.9% 和 12.9%,如图 3(c) 和 (d) 所示. 实验表明,训练侧脸检测器时,包含耳朵的人脸边界框能大幅提高侧脸检测率.

表 3 各个人脸检测器在不同数据集上的检测结果

人脸检测器名称	测试数据集名称	时间/s	真实人脸数目	原始检测的人脸数目	去重叠后的人脸数目	正确检测的人脸数目	precision	recall
DPM_lfw	正脸数据集	41684	15751	18525	15103	14846	0.801	0.943
DPM_lfw_ear		44702	15751	19861	15178	14879	0.749	0.945
VJ_lfw		140	15751	13285	13181	13008	0.979	0.826
VJ_lfw_ear		230	15751	11956	11704	11145	0.932	0.708
FRCNN_lfw		2055	15751	14985	14975	14660	0.978	0.931
FRCNN_lfw_ear		2075	15751	14820	14816	14571	0.983	0.925
DPM_celian	侧脸数据集	83444	12674	15980	12129	8525	0.533	0.673
DPM_celian_ear		81757	12674	18153	13626	9331	0.514	0.736
VJ_celian		2497	12674	24893	23055	6667	0.268	0.526
VJ_celian_ear		2622	12674	25437	23945	8554	0.336	0.675
FRCNN_celian		3315	12674	9111	8741	6116	0.671	0.483
FRCNN_celian_ear		3310	12674	10858	10510	7759	0.715	0.612

(3)从训练方法的不同分析,可以发现使用同样的人脸数据集和人脸边界框,基于 FastR-CNN 和 DPM 方法训练出的正脸和侧脸检测器具有较高的准确率和召回率. 基于 Viola&Jones 方法训练出的正脸检测器检测效果较好,然而训练出的侧脸检测器准确率最低,且比 FRCNN_celian_ear 准确率低 44.7% 和 37.9%. 如图 3(e) 和 (f) 所示. 这表明 Viola & Jones 训练出的侧脸检测器检测结果中误检框较多,即噪音多. 综上所述,DPM 和 Fast R-CNN 方法比 Viola&Jones 更适合训练侧脸检测器.

(4)从正脸检测器和侧脸检测器的不同分析,可发现本实验训练出的正脸检测器,最高准确率和召回率分别为 98.3% 和 94.5%. 而侧脸检测器最高准确率和召回率分别为 71.5% 和 73.6%. 这表明侧脸检测仍是一个十分有挑战性、尚未很好解决的难题.

5 和其他算法的比较

Face++^[5] 的人脸检测工具具有很高的准确率,并

且已经应用到许多商业产品中. 本实验使用 Face++ 提供的人脸检测工具 MATLAB SDK 进行测试. Yi Sun 等人提供了人脸检测器 CNN_FD^[14],它具有极好的人脸检测效果. 于仕琪等人^[17]的人脸检测算法在 FDDB 非公开类的评测排名中获得第二的成绩,并且人脸检测范围为[-60,60]度. 本文使用检测角度最全面的 face-detect_multiview_reinforce 函数进行检测. 由于 Yi Sun 和于仕琪等人将程序封装为 EXE 或 DLL,因此,需要基于 Windows 操作系统测试这两个算法.

需要说明的是,本文侧脸数据集的图像中通常包含多个人脸,每个人脸的角度不一致,有的是±90度,有的是[-90,90]度,因此不能将每张侧脸图像按照人脸的侧脸偏向角度分类. 此外,本文训练的侧脸检测器不具备识别侧脸偏向角度的功能. 因此本文在与 Face++、CNN_FD 和于仕琪方法相比时,仅分析了准确率、召回率和检测时间等指标.

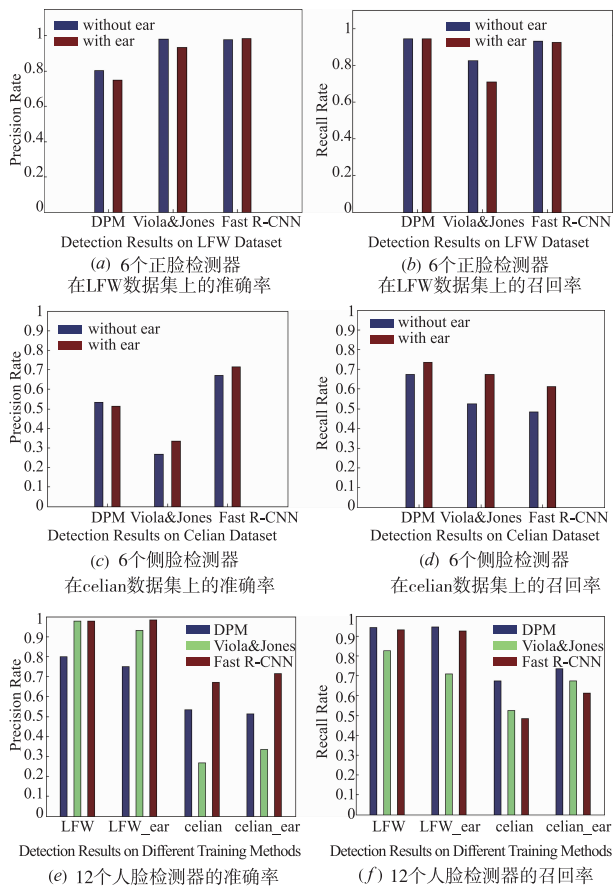


图3 12个人脸检测器的结果图

观察表3、表4,可以发现:

(3) Face++、CNN_FD和于仕琪方法相比,于仕琪方法在正脸数据集和侧脸数据集上都获得了最佳的检测效果.在正脸数据集上,于仕琪方法比Face++和CNN_FD的准确率高0.9%和0.3%,召回率高0.3%和0.4%.在侧脸数据集上,于仕琪方法比Face++和CNN_FD的准确率高5.5%和1.5%,召回率高17.4%和0.2%.

(4)在检测时间上,于仕琪方法的检测时间最短,检测13233张正脸数据集和4034张侧脸数据集,仅耗时104s和284s.比基于Fast R-CNN训练出的人脸检测器快10~30倍,比基于DPM训练出的人脸检测器快

(1)对于正脸数据集,Face++、CNN_FD和于仕琪方法的检测效果都较佳,本文训练出FRCNN_lfw_ear准确率和召回率也高达98.3%、92.5%,这表明图像中的正脸检测问题已经得到了比较完善的解决.

(2)对于侧脸数据集,Face++、CNN_FD和于仕琪的方法仍获得了较高的准确率,本文训练出的6个侧脸检测器比于仕琪方法的检测准确率低23.8%~61.7%.但都获得了极高的侧脸检测率,其中DPM_celian_ear的检测率比Face++高52.4%、比CNN_FD高35.2%、比于仕琪的方法高35%.这表明Face++、CNN_FD和于仕琪方法在侧脸数据集上,漏检的侧脸数目较多.



图4 不同人脸检测器/工具在侧脸数据集(celian)上的检测结果

表4 Face++、CNN_FD和于仕琪方法在LFW和侧脸数据集(celian)上的检测结果

人脸检测工具	时间/s	测试数据集名称	真实人脸数目	原始检测的人脸数目	去重叠后的人脸数目	正确检测的人脸数目	precision	recall
Face++	1594	正脸数据集	15751	13711	13707	13553	0.988	0.860
	3624	侧脸数据集	12674	2986	2985	2681	0.898	0.212
CNN_FD	312	正脸数据集	15751	13605	13605	13527	0.994	0.859
	746	侧脸数据集	12674	5189	5189	4867	0.938	0.384
于仕琪	104	正脸数据集	15751	13636	13636	13593	0.997	0.863
	284	侧脸数据集	12674	5137	5134	4896	0.953	0.386

300~400倍.按检测时间从小到大依次排序,即为于仕琪方法、CNN_FD、基于Viola&Jones的人脸检测算法、Face++、基于Fast R-CNN的人脸检测算法和基于DPM的人脸检测算法.因此,于仕琪的人脸检测方法具有最快的检测速度,而基于DPM的人脸检测算法的检测速度最低.

6 总结

本文的大量实验表明,基于侧脸数据集训练人脸检测器时,包含耳朵的人脸边界框能够提高训练出的

人脸检测器的性能. 本文训练出的 6 个侧脸检测器的侧脸检测率都远远高于 Face++、CNN_FD 和于仕琪方法. 通常训练一个人脸检测器的样本都是几万张、甚至几百万张. 本文的主要目的验证耳朵信息对训练出的人脸检测器性能的影响, 使用的正样本训练集仅有 2500 张图像, 这也导致了训练出的侧脸检测器准确率较低. 总之, 本文的研究对于自然场景下的侧脸检测研究和应用具有一定的参考价值和借鉴意义.

致谢 本论文得到芬兰坦佩雷理工大学陈轲博士的指导与帮助, 及国家自然科学基金项目 (No. 41401466) 的资助, 在此致谢.

参考文献

- [1] Zafeiriou S, Zhang C, Zhang Z. A survey on face detection in the wild: past, present and future [J]. *Computer Vision and Image Understanding*, 2015, 138(2015): 1–24.
- [2] Felzenszwalb P F, Girshick R B, McAllester D, et al. Object detection with discriminatively trained part-based models [J]. *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2010, 32(9): 1627–1645.
- [3] Viola P, Jones M. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features [A]. *Proceedings of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]*. Kauai, HI, USA, IEEE Computer Society 2001. 511–518.
- [4] Mathias M, Benenson R, Pedersoli M, et al. Face detection without bells and whistles [A]. *European Conference on Computer Vision (ECCV) [C]*. Zurich, Switzerland: Springer, 2014. 720–735.
- [5] Face++ Cognitive Services. The best online face recognition platform [EB/OL]. <http://www.faceplusplus.com.cn/>, 2017-09-01.
- [6] R Lienhart, J Maydt. An extended set of haar-like features for rapid object detection [A]. *Proceedings of the 2002 International Conference on Image Processing (ICIP 2002) [C]*. Rochester, New York, USA: IEEE, 2002. 900–903.
- [7] 李根, 李文辉. 主方向旋转 LBP 特征的平面旋转人脸检测 [J]. *电子学报*, 2015, 43(1): 198–202.
Li Gen, Li Wen-hui. Face detection under rotation in image plane using principal direction rotation LBP [J]. *Acta Electronica Sinica*, 2015, 43(1): 198–202. (in Chinese)
- [8] Girshick R. Fast R-CNN [A]. *Proceedings of the 2015 IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2015) [C]*. Washington, DC, USA, IEEE Computer Society, 2015. 1440–1448.
- [9] Zhan S, Tao Q Q, Li X H. Face detection using representation learning [J]. *Neurocomputing*, 2016, 187(C): 19–26.
- [10] Li H, Lin Z, Shen X, et al. A convolutional neural network cascade for face detection [A]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR) [C]*. Boston, MA, USA, IEEE Computer Society 2015. 5325–5334.
- [11] Abaza A, Ross A, Hebert C, et al. A survey on ear biometrics [J]. *ACM Computing Surveys (CSUR)*, 2013, 45(2): 1–35.
- [12] G B Huang, M Mattar, T Berg, E Learned-Miller, et al. Labeled faces in the wild: a database for studying face recognition in unconstrained environments [R]. Amherst: University of Massachusetts, 2007.
- [13] Manuel J. Marín-Jiménez, et al. VGG face detection software [EB/OL]. <http://www.uco.es/~in1majim/sandbox/headmview/>, 2013-09-18.
- [14] Yi Sun, Xiaogang Wang, Xiaoou Tang. CNN Face detector [EB/OL]. http://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/archive/CNN_FacePoint.htm, 2014-03-01.
- [15] V Jain, E G Learned-Miller. Fddb: A Benchmark for Face Detection in Unconstrained Settings [R]. Amherst: University of Massachusetts, 2010.
- [16] R Girshick, et al. Discriminatively trained deformable part models [EB/OL]. <http://www.rossgirshick.info/latent/>, 2012-09-05.
- [17] Shiqi Yu. libfacedetection: library for face detection [EB/OL]. <https://github.com/ShiqiYu/libfacedetection>, 2017-03-01.

作者简介



王弯弯 女, 1992 年 12 月出生, 河南洛阳人, 现为河南大学在读研究生, 主要研究领域为自然场景下的人脸检测.

E-mail: wwwang_henu@163.com



张重生 (通讯作者) 男, 1982 年 9 月生, 河南南阳人, 现为河南大学教授, 主要研究领域为大数据分析、深度学习.

E-mail: chongsheng.zhang@yahoo.com