

文章目录

- 1 引言
- 2 本文算法
 - 2.1 基于级联CNN的人...
 - 2.2 LC-KSVD分类
 - 2.3 基于HSV空间的遮...
 - 2.4 本文算法流程
- 3 实验分析及结果
- 4 结束语

文内图片



基于级联CNN...



级联CNN网络...



遮挡物区域确...



本文算法流程图



实验室数据库...

遮挡条件下的人脸检测与遮挡物属性判别

魏丽¹ 王洁² 姜昕言² 丁萌²

1. 南京航空航天大学金城学院 2. 南京航空航天大学民航学院

摘要: 针对智能视频监控中具有饰物遮挡的人脸检测问题,采用将级联卷积神经网络与稀疏分类及颜色识别相结合的方法。首先基于级联卷积神经网络的多任务联合模型检测出人脸及双眼、鼻尖和嘴角位置。其次在KSVD字典学习基础上结合分类标签信息以提高字典的判别性,同时通过一个线性分类器对性别以及是否戴有帽子、眼镜、口罩进行分类,最后根据已经确定的眼睛及嘴的位置大体确定帽子、镜片和口罩区域,并基于HSV颜色空间对饰物颜色进行识别。经过实验室数据库和网络资源图片的大量实验证明,上述方法在不同拍摄角度、不同遮挡情况下,均能达到较好的检测与判别效果。

关键词: 遮挡下人脸识别; 属性识别; 级联卷积神经网络; 字典学习; 色彩识别;

基金资助: 江苏省高校自然科学基金(18KJB590002); 国家自然科学基金(U1633105); 南航金城学院院级科研项目 (2017-y-04);

专辑: 电子技术及信息科学

专题: 计算机软件及计算机应用; 自动化技术

分类号: TP391.41;TP18

手机阅读 HTML阅读 CAJ下载 PDF下载



下载手机APP
用APP扫此码
同步阅读该篇文章

下载: 146 页码: 441-445+450
页数: 6 大小: 1410K



核心文献推荐

研究起点	研究来源	研究分支	研究去脉
人脸识别	遮挡人脸	人脸识别	
人脸检测	人脸检测	人脸检测	
特征抽取	人脸识别	稀疏表示	分类器
特征向量	人脸图像	节点文献	拍摄角度
common set	人脸图像库	字典学习	
子空间法	HOG	属性识别	级联卷积神...
图像边缘检测	码本模型		
遮挡人脸检测	灰度分布特征		
统计模型	主成分分析		
像素点	归一化		

引文网络

共引文献(12)

二级参考文献(23)

参考文献(14)

节点文献

引证文献(0)

二级引证文献(0)

1 1 1 2 1 2 0
1972 1975 1984 1994 1996 1997 2020

参考文献 (反映本文研究工作的背景和依据)

硕士 共 2 条

- [1] 具有饰物遮挡的人脸检测与判别[D]. 李静. 哈尔滨工业大学 2014
[2] 异常人脸的定位与识别[D]. 袁宝华. 南京理工大学 2005

中外文题录 共 12 条

- [1] Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks. ZHANG K,ZHANG Z,LI Z,et al. IEEE Signal Processing Letters . 2016
[2] Deepcascade:cascading 3ddeep neural networks for fast anomaly detection and localization in crowded scenes. Sabokrou M,Fayyaz M,Fathy M,et al. IEEE Transactions on Image Processing . 2017
[3] HyperFace:a deep multi-task learning framework for face detection landmark localization,pose estimation,and gender recognition. RANJAN R,PATEL V M,CHELLAPPA R. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence . 2019
[4] Recognizing Altered Facial Appearances Due to Aging and Disguise. R Singh. Lecture Notes in Electrical Engineering . 2014
[5] Visual Tracking Using Locality-Constrained linear coding under a particle filtering framework. Ding M,Wei L,Wang J Et Al. IET Computer Vision . 2018
[6] Robust face recognition with structurally incoherent low-rank matrix decomposition. C P Wei,C F Chen,Y C Wang. IEEE Transactions on Image Processing . 2014
[7] A survey of sparse representation:algorithms and applications. Zhang Z,Xu Y,Yang J, et al. IEEE Access . 2015
[8] Deep learning face representation by joint identification-verification. Sun Y,Chen Y,Wang X,et al. Advances in Neural Information Processing Systems . 2014
[9] Distance measures for color image retrieval. ANDROUTSOS D,PLATANIOTISS K N,VENETSANOPOULOS A N. Proceedings of1998International Conference on Image Processing . 1998
[10] Facial landmark detection by deep multi-task learning. Zhang Z,Luo P,Loy C C,et al. Computer Vision—ECCV

相关推荐

相似文献 读者推荐 相关基金文献 关联作者 相关视频

- [1] 使用超像素分割与图割的网状遮挡物检测算法[J]. 刘宇,金伟正,范赐恩,邹炼. 计算机应用. 2018(01)
[2] 基于稀疏表达的人脸遮挡物去除[J]. 吴从中,刘渠芬,詹曙. 合肥工业大学学报(自然科学版). 2015(05)
[3] 基于主要遮挡物的动态可见性算法[J]. 石振锋,赵辉. 中国图象图形学报. 2003(02)
[4] 一种避免遮挡物影响的运动目标检测方法[J]. 任世卿,王思思,薛桐. 电脑知识与技术. 2015(17)
[5] 大规模场景的消隐技术[J]. 王章野,陆艳青,彭群生. 计算机工程与应用. 2001(09)
[6] 遮挡情况下基于粒子滤波的视觉跟踪算法研究[J]. 孙巧,张胜修,李小峰. 科学技术与工程. 2012(32)
[7] 遮挡情况下刚体位姿估计的自适应无迹卡尔曼分布式融合[J]. 冯远静,黄良鹏,张文安. 控制理论与应用. 2020(01)
[8] 基于颜色识别的自动分拣系统设计[J]. 罗浩敏,严超华,王刚,卢新祥. 电子测试. 2019(22)
[9] 基于颜色识别的智能小车集群控制[J]. 孙江正,孙春霞. 单片机与嵌入式系统应用. 2014(12)
[10] 一种基于嵌入式的颜色识别转换音阶方法的研究及实现[J]. 孙立超,张伟光,丛伟,蔡志伟,高亮,祖阔. 哈尔滨师范大学自然科学学报. 2019(05)



读者服务
购买知网卡

CNKI常用软件下载
CAJViewer浏览器

特色服务
手机知网

客服咨询
订卡热线: 400-819-9993

遮挡条件下的人脸检测与遮挡物属性判识

魏丽¹,王洁²,姜昕言²,丁萌²

(1. 南京航空航天大学金城学院,江苏南京 211156;2.南京航空航天大学民航学院,江苏南京 210016)

摘要:针对智能视频监控中具有饰物遮挡的人脸检测问题,采用将级联卷积神经网络与稀疏分类及颜色识别相结合的方法。首先基于级联卷积神经网络的多任务联合模型检测出人脸及双眼、鼻尖和嘴角位置。其次在KSVD字典学习基础上,结合分类标签信息以提高字典的判别性,同时通过一个线性分类器对性别以及是否戴有帽子、眼镜、口罩进行分类,最后根据已经确定的眼睛及嘴的位置大体确定帽子、镜片和口罩区域,并基于HSV颜色空间对饰物颜色进行识别。经过实验室数据库和网络资源图片的大量实验证明,上述方法在不同拍摄角度、不同遮挡情况下,均能达到较好的检测与判识效果。

关键词:遮挡下人脸识别;属性识别;级联卷积神经网络;字典学习;色彩识别

中图分类号:TP391.41 **文献标识码:**B

Face Detection and Obstacle Attribute Identification under Occlusion

WEI Li¹, WANG Jie², JIANG Xin-yan², DING Meng²

(1. Jincheng College, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210156, China;
2. College of Civil Aviation, Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, Nanjing Jiangsu 210016, China)

ABSTRACT: Aiming at the face detection problem with ornament occlusion in intelligent video surveillance, a method combining cascade convolutional neural network with sparse classification and color classification is proposed. Firstly, the multi-task joint model based on cascade convolutional neural network was used to detect the position of the face, eyes, nose and mouth. Secondly, in the framework of the KSVD dictionary learning, the information of classification label was used to improve the discriminability of the dictionary, and a linear classifier was used to discriminate the different genders and classify the images where there were the hats, glasses, and masks. Finally, according to the positions of the eyes and mouth, the ornaments including hats, lenses, and masks were detected. In addition, the color of these ornaments was recognized by the information from HSV space. Experiments based on laboratory database and a large number of pictures from the Internet show that the proposed method can achieve good detection and recognition in different shooting angles and occlusion.

KEYWORDS: Disguised face detection; Attribute recognition; Cascade convolutional neural network; Dictionary learning; Color recognition

1 引言

在银行、超市、机场等抢劫、恐怖袭击等经常发生的场合,犯罪分子通常采取一些遮挡物,诸如帽子、眼镜、口罩等来遮挡面部,以逃避警方的追查。传统的监控方式采用人工方式观察监控画面,存在很多风险和漏洞。随着技术飞速发展,越来越多的人采用智能视频分析的手段来替代人工手段。因此,自动检测并判识出具有饰物遮挡的人脸,能有效预测异常事件,同时提供足够的遮挡物属性信息,以便对犯

罪分子进行跟踪定位及抓捕^[1-5]。

此前,Lin和Liu^[6]通过统计正面肤色面积判定是否有遮挡,袁宝华^[7]通过五官是否缺失来判断该人脸是否戴有遮挡饰物,李静^[8]通过模板匹配的方式拟合人头的头位置,再利用事物的特征对遮挡进行判识。上述这些传统方式很难应付背景复杂及拍摄角度刁钻等特殊状况。近年来,卷积神经网络(Convolutional Neural Network, CNN)在人脸识别^[9]和五官检测^[10]等方面已取得显著进展。Zhang等人^[11]提出了一个多任务学习框架,考虑了人脸与五官的内在联系,通过级联CNN整合了人脸识别和五官检测这两个任务,并取得了不错的效果。

另外,基于稀疏表示的分类器已成功运用于图像分类问题上,而分类的效果很大程度上依赖于训练出的字典D的性

基金项目:江苏省高校自然科学基金(18KJB590002);国家自然科学基金(U1633105);南航金城学院院级科研项目(2017-y-04)

收稿日期:2018-12-18 修回日期:2019-03-07

能。传统的 K-SVD 算法^[12] 只考虑了表达的稀疏性而没有考虑字典的判别性。Jiang 等人对此进行了改善,提出的 LC-KSVD 算法^[13],在获取具有更高类间区分能力字典的同时训练出一个线性分类器。

上述工作分别对人脸检测、五官识别等展开了针对性地研究。在上述研究的基础上,本文综合利用级联 CNN,基于 LC-KSVD 的稀疏编码等在遮挡条件下实现对面脸、五官与遮挡物属性的检测与识别。首先采用级联 CNN 检测出人脸的同时定位出眼睛、嘴角、鼻子位置,随后采用基于 LC-KSVD 字典学习的分类算法,对性别、是否戴有帽子、眼镜、口罩进行判定,最后基于 HSV 空间,对饰物颜色进行识别。经过实验室数据库和网络资源图片的大量实验证明,本文的方法在不同拍摄角度、不同遮挡情况下,均能实现对面脸、五官与遮挡物属性的有效检测与识别。

2 本文算法

2.1 基于级联 CNN 的人脸检测

基于级联 CNN 的人脸检测方法整体框架如图 1 所示。首先,初始化阶段,将输入图片缩放成不同大小的图片序列。然后,采用三层 CNN 级联框架网络进行检测:第一阶段,通过快速卷积网络(Fast Network, F-Net)迅速检测潜在人脸目标,并获取目标框位置,再通过非极大值抑制(Non-maximum Suppression, NMS)抵消部分重叠;第二阶段,对上一层输出结果进行提炼,称为 R-Net(Refine Network),并进行非极大值抑制;第三阶段,称为输出层(Output Network, O-Net),输出人脸目标框位置及大小,以及两眼、嘴角、鼻尖五点的位置。

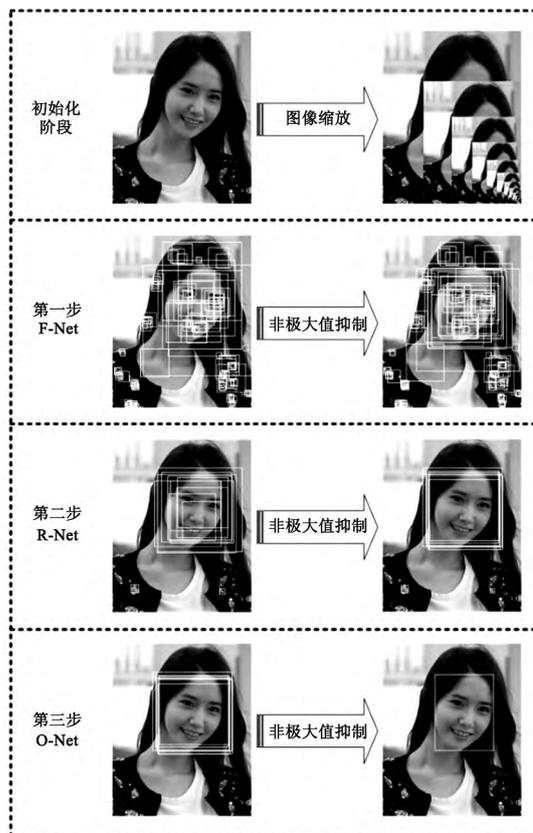


图 1 基于级联 CNN 的人脸检测方法框架图

每一阶段的 CNN 网络设计如图 2 所示。

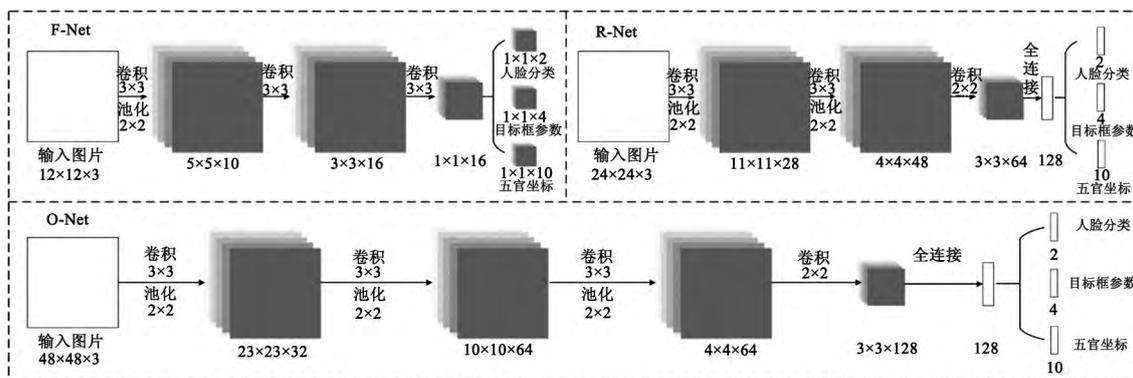


图 2 级联 CNN 网络设计

本文采用三种不同损失函数来完成训练

$$L_i^{\text{det}} = - (y_i^{\text{det}} \log(p_i) + (1 - y_i^{\text{det}}) (1 - \log(p_i))) \quad (1)$$

$$L_i^{\text{box}} = || \hat{y}_i^{\text{box}} - y_i^{\text{box}} ||_2^2 \quad (2)$$

$$L_i^{\text{landmark}} = || \hat{y}_i^{\text{landmark}} - y_i^{\text{landmark}} ||_2^2 \quad (3)$$

式(1)为人脸分类损失函数,式中, p_i 表示当前样本为人脸的可能性, $y_i^{\text{det}} \in \{0, 1\}$ 为样本标签。式(2)为目标框参数损失函数,式中, $y_i^{\text{box}} = [x, y, w, h] \in \mathbb{R}^4$ 代表目标框所在位

置真实值,包括左上角横纵坐标及目标框的宽、高, \hat{y}_i^{box} 为回归值。式(3)为五官坐标损失函数,式中, $y_i^{\text{landmark}} \in \mathbb{R}^{10}$ 代表真实的双眼、鼻尖及两个嘴角所在位置,前 5 个值代表横坐标、后五个代表相应的纵坐标, $\hat{y}_i^{\text{landmark}}$ 为回归值。

基于多任务学习的级联 CNN 网络的目标函数如式(4)所示

$$\min \sum_{i=1}^N \sum_{j \in \{\text{det}, \text{box}, \text{landmark}\}} \alpha_j \beta_i^j L_i^j \quad (4)$$

其中, N 为训练样本数, α_j 代表不同损失函数权重。考虑到训练样本中包括人脸、非人脸、遮挡导致五官缺失等各种情况, 导致上述三个损失函数并不适用于所有训练样本, 因此引入参数 $\beta_i \in \{0, 1\}$ 来有效选取损失函数。例如对于背景等区域, 则目标函数中无需考虑损失函数(2)及(3), $\beta_i^{box} = \beta_i^{landmark} = 0$ 。

2.2 LC - KSVD 分类

给定 N 个 n 维的输入信号(即 N 图像 n 维特征) $Y = [y_1 \cdots y_N] \in \mathbb{R}^{n \times N}$, 传统的字典学习和稀疏编码可以表示为如下方式

$$\begin{aligned} \langle D, X \rangle = \arg \min_{D, X} \|Y - DX\|_2^2 \\ \text{s.t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T \end{aligned} \quad (5)$$

其中, $D = [d_1 \cdots d_K] \in \mathbb{R}^{n \times K} (K \gg n)$, $X = [x_1 \cdots x_N] \in \mathbb{R}^{K \times N}$ 为原始输入信号 Y 所对应的稀疏编码, T 为稀疏约束项。传统的基于稀疏表示的分类器 $f(x; W)$ 由分类器的参数 W 决定:

$$W = \arg \min_W \sum_i \ell\{h_i, f(x_i; W)\} + \lambda_1 \|W\|_2^2 \quad (6)$$

其中, ℓ 代表损失函数, λ_1 为用来预防过度拟合的正则化常数。但是, 传统的基于稀疏表示的分类方法将字典与分类器分开学习, 从而使分类效果欠佳。本文将字典学习与分类器参数的训练进行整合, 不仅考虑重构误差, 同时引入稀疏编码和分类误差分析, 以提高字典元素的类间区分度和分类效果, 目标函数形式如下

$$\begin{aligned} \langle D, W, A, X \rangle = \arg \min_{D, W, A, X} \|Y - DX\|_2^2 \\ + \alpha \|Q - AX\|_2^2 + \beta \|H - WX\|_2^2 \quad (7) \\ \text{s.t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T \end{aligned}$$

其中, $\|Y - DX\|_2^2$ 代表重构误差, $\|Q - AX\|_2^2$ 代表稀疏项误差, $\|H - WX\|_2^2$ 代表分类误差, α, β 代表各项权重因子。具体地, $Q = [q_1 \cdots q_N] \in \mathbb{R}^{K \times N}$ 代表原始输入信号 Y 最理想的分类情况的稀疏表达形式, 其中 $q_i = [q_i^1 \cdots q_i^K]^T = [0, \cdots, 1, 1, \cdots, 0]^T \in \mathbb{R}^K$, 若 $q_i^k = 1$, 则表示输入信号 y_i 与字典元素 d_k 属于同一类。例如, 对于字典 $D = [d_1 \cdots d_4]$ 及输入信号 $Y = [y_1 \cdots y_4]$, 若 y_1, y_2, d_1, d_2 属于第一类, y_3, y_4, d_3, d_4 属于第二类, 则

$$Q = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

A 为线性变换矩阵。引入 $\|Q - AX\|_2^2$ 是为了使来自同一种类的输入信号具有更相似的稀疏表达形式。 $H = [h_1 \cdots h_N] \in \mathbb{R}^{m \times N}$ 为原始输入信号 Y 的标签, $h_i = [0, 0, \cdots, 1, \cdots, 0]^T \in \mathbb{R}^m$ 中非 0 项的位置代表输入信号 y_i 所属类。 W 为分类器参数矩阵。

为了能同时获取各参数, 将(7)式简化成如下形式通过 K - SVD 算法求解

$$\langle D_{new}, X \rangle = \arg \min_{D_{new}, X} \|Y_{new} - D_{new} X\|_2^2 \quad (8)$$

$$\text{s.t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T$$

$$Y_{new} = (Y', \sqrt{\alpha} Q', \sqrt{\beta} H')^T \quad (9)$$

$$D_{new} = (D', \sqrt{\alpha} A', \sqrt{\beta} W')^T$$

上述方式获取的 D_{new} 是经过 $L2$ 正则化处理过的, 因此不能直接采用 D_{new} 来进行分类, 需要从中提取字典 \hat{D} 和分类器 \hat{W}

$$\hat{D} = \left\{ \frac{d_1}{\|d_{new}^1\|_2}, \frac{d_2}{\|d_{new}^2\|_2}, \cdots, \frac{d_K}{\|d_{new}^K\|_2} \right\} \quad (10)$$

$$\hat{W} = \left\{ \frac{w_1}{\|d_{new}^1\|_2}, \frac{w_2}{\|d_{new}^2\|_2}, \cdots, \frac{w_K}{\|d_{new}^K\|_2} \right\}$$

给定一个测试信号 y_i , 首先对它进行稀疏编码, 得到其稀疏表达形式 x_i [14]

$$x_i = \arg \min_{x_i} \|y_i - \hat{D} x_i\|_2^2 \quad (11)$$

$$\text{s.t. } \forall i, \|x_i\|_0 \leq T$$

最后, 采用线性分类器 \hat{W} 对 y_i 所属类别 j 进行预测, 其中, $l \in \mathbb{R}^m$ 为类标签向量

$$j = \arg \max_j (l = \hat{W} x_i) \quad (12)$$

2.3 基于 HSV 空间的遮挡物颜色识别

在判定颜色之前, 首先根据 2.1 节标记的眼睛及嘴角的位置来确定帽子、眼镜及口罩的大体区域。以标记的眼睛为中心点, 选取周五 5×5 大小矩形为判定镜片颜色区域, 以两嘴角间距离为宽、高为 5 像素的矩形为判定口罩颜色区域, 选取高度与口罩区域关于眼睛对称的区域、宽为两眼距离、高为 5 像素的矩形为判定帽子颜色区域, 如图 3 所示。

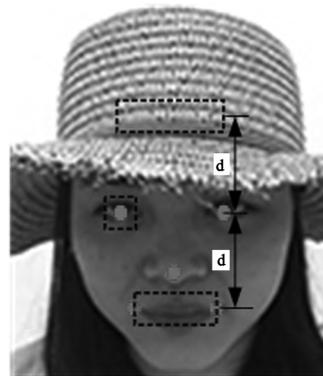


图 3 遮挡物区域确定方法

HSV 色彩空间是由色度 (H)、饱和度 (S)、亮度 (V) 构成。相比于 RGB 色彩空间而言, HSV 更符合人眼对颜色的感觉。读取的图片采用 RGB 色彩度量, RGB 与 HSV 之间存在如下的转换算法:

输入: R, G, B , 范围均在 $[0, 1]$;

输出: $H, S, V, H \in [-30, 330], S, V$ 范围均在 $[0, 1]$;

1) $V = \max(R, G, B)$;

2) 如果 $V \neq 0, S = \frac{V - \min(R, G, B)}{V}$; 否则, $S = 0$;

3)

$$H = \begin{cases} 60(G - B)/(V - \min(R, G, B)) & \text{if } V = R \\ 120 + 60(B - R)/(V - \min(R, G, B)) & \text{if } V = G \\ 240 + 60(R - G)/(V - \min(R, G, B)) & \text{if } V = B \end{cases}$$

本文借鉴 Androustos 等人^[15]对 HSV 颜色空间进行的大致划分,区域平均亮度大于 75%并且饱和度大于 20%为亮彩色区域,平均亮度小于 25%为黑色区域,平均亮度大于 75%并且饱和度小于 20%为白色区域。

若判定为亮彩色,先对所选区域所有像素的 H 值进行直方图统计,根据众数区间判定颜色。本文对亮彩色区域进行如表 1 所示的大致划分。

表 1 色彩划分区间对照表

H	-30-30	30-90	90-150	150-210	210-270	270-330
颜色	红	黄	绿	青	蓝	紫

2.4 本文算法流程

综合以上所述,本文算法流程如图 4 所示。其中,第二步扩大区域是为了囊括进帽子部分,同时锁定图像纵横比为 7:6(为了与实验室数据库中的训练集相匹配);第四步将 32×32 大小的灰度图像分成 3 行 3 列、重叠率为 8 像素的共计 9 个 16×16 大小的图像块;然后,分别提取各图像块 SIFT 特征,并首尾相连,形成一个 1152 维的特征向量,再对其进行分类。

3 实验分析及结果

本文实验平台为 Intel 8130e 8 130PU E5-31620 v4 @ 3.50GHz、内存 64GB、软件 Matlab R2016a, Windows10 操作系统。在人脸检测训练过程中,采用训练样本数为 10000 张。分类过程中,本文采用实验室数据库中 400 张图片作为训练集,获取字典。

考虑到不同拍摄角度提取的人脸特征会大不相同,将字典进行如表 2 分类,每一类均用 7 位字符表示;第 1-2 位代表拍摄角度,第 3 位代表性别,第 4 位代表是否戴帽子,第 5-6 位代表配戴眼镜情况,第 7 位代表是否戴口罩,例如“0000001”代表“正面照-女性-戴口罩”,“1111000”代表“俯拍照-男性-戴帽子”。

表 2 分类编码表

编码位	含义
第 1-2 位	00:正面;01:右侧脸;10:左侧脸;11:俯视
第 3 位	0:女性;1:男性
第 4 位	0:不戴帽子;1:戴帽子
第 5-6 位	00:不戴眼镜;01:戴透明眼镜;10:戴不透明眼镜
第 7 位	0:不戴口罩;1:戴口罩

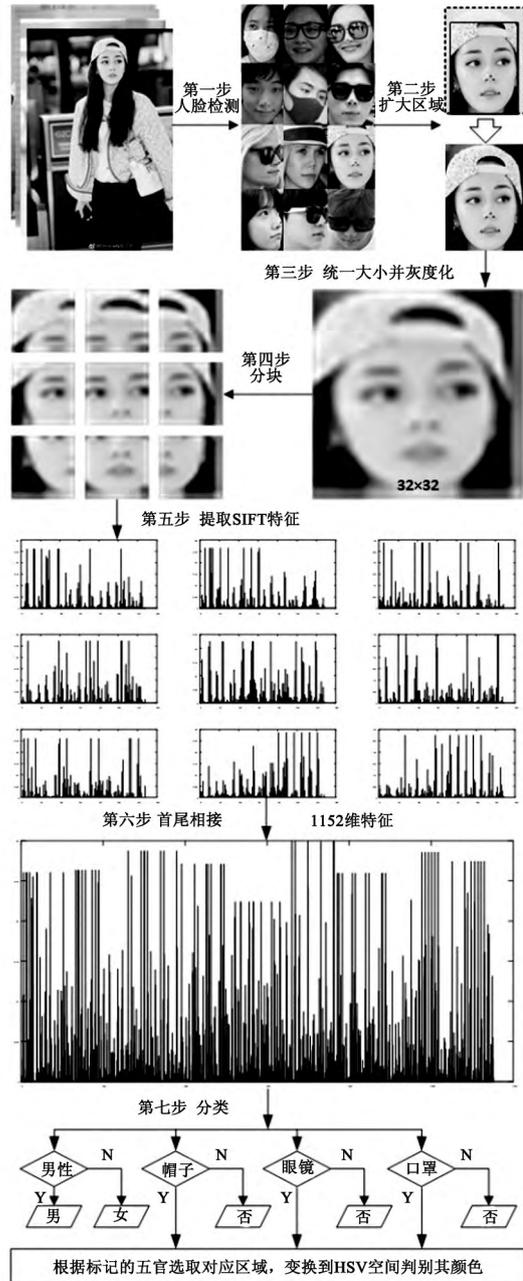


图 4 本文算法流程图

本文只考虑仅佩戴一种饰物情况,即不佩戴、戴帽子、戴透明眼镜、戴不透明眼镜、戴口罩这五种之一。因此,字典共包含 4(拍摄角度)×2(性别种类)×5(佩戴情况)=40 类(即 40 种情况)。

本文首先对实验室测试数据库进行实验,对不同属性检测成功率如表 3 所示,检错案例如图 5 所示。在此基础上,为了检查本文算法的普适性,还挑选了 500 张网络资源图片进行检测,其成功率如表 4 所示。



图5 实验室数据库检错示例

表3 实验室数据库成功率

属性	性别	帽子	眼镜	口罩	颜色
成功率	84.5%	95.0%	93.8%	90.7%	79.1%

表4 网络资源图片检测成功率

属性	性别	帽子	眼镜	口罩	颜色
成功率	82.9%	72.9%	92.9%	80.0%	71.4%

4 结束语

本文综合利用级联 CNN, 基于 LC-KSVD 的稀疏编码等在遮挡条件下实现对人脸、五官与遮挡物属性的检测与识别, 主要工作成果如下:

1) 本文采用级联 CNN 在实现人脸检测的同时同步完成了眼睛、嘴角、鼻子的定位, 实现两个检测过程的统一, 提高了计算效率;

2) 本文采用基于 LC-KSVD 字典学习的分类算法, 对性别、是否戴有帽子、眼镜、口罩进行判定, 最后基于 HSV 空间, 对饰物颜色进行识别, 相比于基于 KSVD 的算法, 在理论上本文算法的分类效果明显提高;

3) 实验结果表明本文算法在实验室数据库上判识成功率较高, 应用于日常照片中时, 成功率有所下降, 源自于日常照片背景复杂、拍摄角度与训练集之间存在些差异。

为此, 本文的后续将进一步展开研究工作, 主要包括:

1) 针对不同的应用需求, 更多地采用对应训练集来进行分类以达到更好的分类效果;

2) 采用机器学习的方法准确划分出遮挡物区域, 以提高色彩判别准确度;

3) 考虑到本文实验只考虑仅佩戴一种饰物的情况, 因此在接下来的试验中, 将考虑同时戴多种遮挡物。

参考文献:

- [1] Zhang K, Zhang Z, Li Z, et al. Joint face detection and alignment using multitask cascaded convolutional networks [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [2] R Ranjan, V M Patel, R Chellappa. Hyperface: A deep multi-task learning framework for face detection, landmark localization, pose estimation, and gender recognition [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2019, 41(1): 121-135.
- [3] M Sabokrou, M Fayyaz, M Fathy, et al. Deep-cascade: Cascading 3d deep neural networks for fast anomaly detection and localization in crowded scenes [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2017, 26(4): 1992-2004.
- [4] C P Wei, C F Chen, Y C Wang. Robust face recognition with structurally incoherent low-rank matrix decomposition [J]. IEEE Transactions on Image Processing, 2014, 23(8): 3294-3307.
- [5] R Singh. Recognizing Altered Facial Appearances Due to Aging and Disguise [J]. Lecture Notes in Electrical Engineering, 2014, 292: 77-106.
- [6] Lin D T, Liu M J. Face Occlusion Detection for Automated Teller Machine Surveillance [C]. Pacific-Rim symposium on image and video technology. Springer, Berlin, Heidelberg, 2006: 641-651.
- [7] 袁宝华. 异常人脸的定位与识别 [D]. 南京理工大学, 2005.
- [8] 李静. 具有饰物遮挡的人脸检测与判识 [D]. 哈尔滨工业大学, 2014.
- [9] Sun Y, Wang X, Tang X, et al. Deep learning face representation by joint identification-verification [C]. Advances in neural information processing systems. 2014: 1988-1996.
- [10] Zhang Z, Luo P, Chen C L, et al. Facial Landmark Detection by Deep Multi-task Learning [C]. European Conference on Computer Vision. 2014: 94-108.
- [11] Zhang K, Zhang Z, Li Z, et al. Joint Face Detection and Alignment Using Multitask Cascaded Convolutional Networks [J]. IEEE Signal Processing Letters, 2016, 23(10): 1499-1503.
- [12] M Aharon, M Elad, A Bruckstein. K-Svd: An Algorithm for Designing Overcomplete Dictionaries for Sparse Representation [J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 2006, 54(11): 4311-4322.
- [13] Zhang Z, Xu Y, Yang J, et al. A survey of sparse representation: algorithms and applications [J]. IEEE Access, 2015, 3: 490-530.

(下转第 450 页)

传统方法方法具有显著的优势。本文方法的平均测试精度为 90.14%, 最优检测精度为 90.82%。

为进一步验证研究方法的应用性能, 下面对不同方法下的数字集成电路功耗测试耗时进行对比。

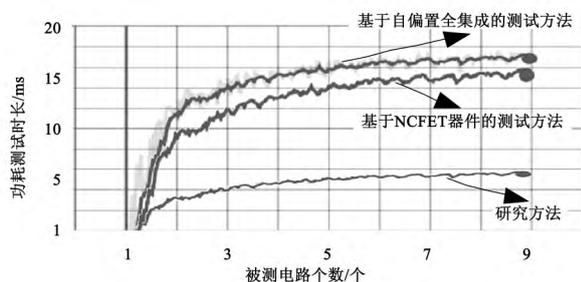


图 8 不同方法下电路功耗测试时长对比

由图 8 实验结果可知, 随着实验样本电路数量的增多, 两种传统方法的数字集成电路功耗测试方法的耗时增长速度较快, 当被测电路数量达到 9 个时, 其耗时已经分别大于 15ms、14ms。而在被测电路数量相同情况下, 研究方法的功耗测试耗时一直保持较为稳定状态, 且耗时始终低于 5ms, 本实验结果验证了研究方法的效率优势。在进行相同数量电路功耗测试过程中, 能够有效节省时间, 为研究方法的应用性提供有力支持。

4 结论

为增加数字集成电路产品的竞争力, 业界对其低功耗需求与日增加, 而功耗的测试作为电路生产环节中的关键步骤, 也受到了越来越多的关注。本研究在进一步了解数字集成电路功耗来源和电路低功耗设计的基础上, 提出一种基于向量排序法的数字集成电路功耗测试方法。该方法根据内部构造与测试集合的关系构建了功耗模型, 利用输入与内

部状况改变的关系对参数进行设定, 以提高功耗测试精度。通过汉密尔顿图和贪婪算法优化向量排序法完成对该电路的功耗测试。实验验证了研究方法在不更改原始的测试集合的前提下, 有效提升了数字集成电路功耗测试的精度, 且进一步缩短了测试耗时。

参考文献:

- [1] 黄静, 杨羽佳, 王玉娇, 等. 一种自偏置全集成的低功耗带隙基准电路设计[J]. 半导体技术, 2019, 44(7): 21-25.
- [2] 丁敏, 吴桂清, 胡锦. 高增益 Weinberg 放电调节电路的仿真研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(8): 82-86, 169.
- [3] 唐卫斌. 基于混合逻辑算法的三相逆变电路平衡控制方法[J]. 西安工程大学学报, 2019, 33(4): 440-445.
- [4] 王磊, 宫爱妮, 陈若舟, 等. 基于 FPGA 的等精度数字频率计[J]. 数码设计, 2017, (7): 81-84.
- [5] 杨廷锋, 胡建平, 倪海燕. 一种应用于低功耗电路设计的 NCFET 器件设计导向[J]. 无线通信技术, 2019, (1): 17-22.
- [6] 张章, 丁婧, 金永亮, 等. 一种低电压超低功耗动态锁存比较器[J]. 微电子学, 2017, 47(6): 756-759, 764.
- [7] 李晓红, 邓永芳, 张丽巍, 等. 集成电路延迟时间测量结果的不确定度评定[J]. 计算机与数字工程, 2019, 47(1): 19-23.
- [8] 张必红, 郭宇, 李兆鹏. 形式化建模运行在 NAND 闪存上的 DFTL 算法[J]. 小型微型计算机系统, 2018, 39(1): 89-94.

[作者简介]



魏青梅(1984-), 女(汉族), 河南南阳人, 硕士研究生, 讲师, 研究方向: 电子技术、网络空间安全(通讯作者);

翁江(1986-), 男(汉族), 陕西西安人, 博士研究生, 讲师, 研究方向: 网络空间安全;

常娟(1980-), 女(汉族), 陕西西安人, 硕士研究生, 讲师, 研究方向: 电子技术、水声传感器网络。

(上接第 445 页)

- [14] Ding M, Wei L, Wang J, Et Al. Visual Tracking Using Locality-Constrained linear coding under a particle filtering framework[J]. IET Computer Vision, 2018, 12(2): 196-207.
- [15] D Androutsos, K N Plataniotis, A N Venetsanopoulos. Distance measures for color image retrieval[C]. International Conference on Image Processing, 1998. ICIP 98. Proceedings. IEEE, 1998 (2): 770-774.

[作者简介]



魏丽(1982-), 女(汉族), 江苏省镇江市人, 讲师, 信号处理、计算机视觉;

王洁(1990-), 女(汉族), 江苏省南通市人, 硕士研究生, 计算机视觉;

姜昕言(1993-), 女(汉族), 江苏省宿迁市人, 硕士研究生, 计算机视觉;

丁萌(1981-), 男(汉族), 江苏省扬州市人, 博士, 副教授, 计算机视觉、模式识别。