

# 国内外对人脸识别技术的研究现状综述

朱泓源 李金哲 董天鹤 苑云龙  
辽宁科技大学 辽宁沈阳 110325

**摘要:**近年来,随着人工智能的不断发展,人脸识别已广泛应用于医疗应用、人机交互系统、机场检查等领域。目前,如何提高人脸识别的准确率是近年来的一个研究热点。越来越多的学者研究人脸检测和人脸识别技术。本文梳理和回顾了人脸识别技术的发展历程,阐述了人脸识别技术的实现方法和研究进展,并对目前成熟的人脸识别算法进行了分类。

**关键词:**人脸识别技术;分类;人工智能

## 一、人脸检测

人脸检测是后续人脸识别的基础。如果要识别图像中人脸的身份,必须首先确定人脸在图像中的位置,并截取人脸部分进行后续处理。因此,人脸检测部分的性能对于整个算法来说是非常重要的。人脸检测算法的设计主要需要解决三个问题:1.如何确定人脸在图像中的位置和大小;2.如何提高算法对姿态、表情、遮挡等干扰因素的鲁棒性;3.如何保证算法具有一定的实时性。由于人脸检测一直是计算机视觉领域的研究热点之一,近几十年来出现了各种各样的思想和算法。

早期的人脸检测采用模板匹配技术,依靠人工设计的特征,即使用标准人脸模板匹配检测图像中的每个位置。如果当前扫描位置与模板非常相似,则会将其识别为人脸。蔡等人训练了人类肤色模板,并用它检测彩色图像中的肤色部分来定位人脸。Wang和Tan通过直方图均衡化和多尺度边缘提取轮廓特征来检测人脸,Pai和Ruan等人利用光照补偿等方法优化了基于肤色的人脸检测,对真实人脸和卡通人脸具有良好的检测精度。Yang和Kang等人提出了一种光照不变的颜色空间模型,以提高肤色检测对光照影响的鲁棒性。

为了获得更高的检测性能,在人脸检测算法中加入了分类器。在早期的代表性研究中,Rowley等人使用神经网络进行人脸检测,并在文献中专门设计了用于估计人脸角度的神经网络,该方法具有良好的精度,但由于网络复杂,滑动窗口密集,速度非常慢。然后,vlola和jotle提出了Haar特征加AdaBoost级联分类器的人脸检测方法。该算法利用积分图加速的Haar特征和弱分类器的级联,将人脸检测速度提高了两个数量级,且具有较高的准确率。这是第一个可以应用于工业的人脸检测算法,提出的级联检测框架也影响了许多更先进的人脸检测算法。在此基础上,出现了大量的改进算法,如使用扩展Haar特征和ACF特征等新特征,改进分类器的级联结构等。

近年来,随着深度学习的发展,出现了许多优秀的基于深度学习的人脸检测算法。基于深度学习的方法与以前的方法最大的区别是使用深度网络来提取最合适的特征,而不是手工设计的特征,并且依靠深度网络强大的分类能力,无需进行特征提取,即可对当前检测帧进行端到端分类。不同的设计结构和训练方法会使算法的性能有所不同。例如,Densebox使用全卷积网络直接预测目标位置和置信度,并定位关键点。通过实验,该网络对人脸等小目标具有良好的检测效果。人脸网络首先利用深度网络生成头发、眼睛、鼻子、嘴巴和胡须的地图,然后结合人脸位置约束生成人脸候选区域,然后结合后续CNN进行分类和边界回归。当时,fdcb数据集达到了最佳的检测效果。联合级联、级联CNN和mtcnn采用类似VJ框架的级联结构,具有精度高、实时性好、实用性强的特点。HR人脸检测方法从尺度、分辨率和背景三个方面对小目标检测进行了研究,在小目标检测中具有良好的性能。SSH算法的最大特点是输入图只需要一个刻度。通过改变VGg网络结构,实现了多尺度伪装检测。基于深度学习的人脸检测也有大量的文献。与传统的检测方法相比,这些文献中提供的算法在性能上有了很大的提高,在fdcb、宽人脸等数据集上都取得了良好的性能,这足以证明深度学习在人脸检测领域的重要地位。

## 二、人脸对齐

人脸对齐的目的是校正人脸姿态,将当前人脸对齐到一个“标准人脸”,从而最大限度地减少姿态对人脸识别的干扰,提高识别精度。目前,人脸对齐被广泛应用于人脸识别的研究中,并被证明能显著提高识别精度。目前,人脸对齐的主流方法是提取人脸特征点的位置,然后根据人脸特征点进行姿态校正。面关键点的数量与特定的注释方法有关。目前主流的人脸关键点数据集包括300-w。这些数据集中注释点的数量分布在6到130之间。此外,关键点的数量也与算法有关。考虑到两个因

素, 5分和68分使用较多。无论使用哪种关键点注释方法, 眼睛和嘴巴都是最重要的关键点位置, 因为大多数后续对齐方法都使用眼睛和嘴巴的位置。

ASM和AAM算法是关键点提取领域的两个非常经典的算法。ASM算法是一种基于形状模型的算法, 它将人脸上的特定关键点按顺序连接成一个形状向量。训练后建立形状模型, 根据马尔可夫距离匹配检测图像上的特征点, 然后用形状模型修改结果, 迭代直至收敛, 算法模型简单, 原理易于理解, 但穷举关键点搜索使其运算效率不高。AAM算法在ASM算法的基础上引入人脸的纹理特征, 建立纹理模型, 并结合形状和纹理模型进行后续特征点检测。2010年, 提出了CPR关键点检测算法。该算法通过级联多元回归不断细化预测值。每个回归器估计上层输出上预测值的变化, 从而迭代地获得最终预测位置。

DCNN首次将CNN应用于人脸关键点检测。该方法通过级联三个CNN来检测关键点。利用CNN强大的特征提取能力, 取得了较好的关键点检测效果。当时, 在数据集BioID和lfpw上获得了最佳结果, 并且具有一定的检测速度。随后, 在DCNN上对人脸进行改进, 以眉毛、眼睛、鼻子和嘴巴轮廓上的点为内部关键点, 人脸外部轮廓上的点为外部关键点。分别提取内部关键点和外部关键点, 重点对内部关键点进行提取。2016年, Wu等人提出了TCNN。通过对人脸特征的聚类研究, 发现人脸关键点的位置往往与表情差异属性密切相关。因此, 作者用具有相似特征的图片训练了相应的回归函数, 以便在当时的300-w等数据集上获得最佳的检测效果。2017年, 提出了级联神经网络Dan。该网络能以整个图像为输入, 对人脸姿态具有良好的鲁棒性。其最大的创新是引入了关键点热图, 不仅可以整个图像作为输入, 而且有助于提高检测精度。上述基于深度学习的关键点检测研究证明, 近年来, 许多学者将深度学习作为关键点检测问题的重要解决方案, 深度学习性能上相较于传统方法是显而易见的。

### 三、人脸识别

与人脸检测一样, 人脸识别一直是计算机视觉领域的研究热点。传统的人脸识别试图利用眼睛、嘴巴等局部几何特征以及这些部件的形状和位置作为人脸识别的特征。然后, 为了充分利用图像的整体信息, 将PCA和LDA应用于人脸识别, 但是这些方法的检测精度和鲁棒性还远未达到实用标准。机器学习方法出现后, 首先进行特征提取和机器学习分类的算法开始出现。此时, 重点是如何选择更合适的描述特征。典型的特征提取算法(如LBP)用于图像的局部纹理特征提取。尽管传统算法的性能不如基于深度学习的算法, 但它们也为人脸识别技术的发展做出了巨大的贡献。

随着深度学习的发展和深度网络在特征提取和分类方面的优异性能, 几乎所有主流的人脸识别算法都是基于深度学习的。随着alexnet、VGg、googlenet和RESNET等著名的深度网络结构的出现, 显示甚至超过了人类的分类能力, 许多在此基础上改进或应用其他CNN结构的人脸识别算法逐渐被提出, 如facenet、deepembedding等。众所周知的人脸识别数据集, 如LFW, 已经成为许多算法训练和性能显示的平台。下面介绍一些关于该数据集的优秀研究。Deepid3在该数据集上的准确率为99.53%。该算法是根据deepid3系列论文开发的。本研究在VGg网络和googlenet两种神经网络框架下进行。通过大量的训练数据验证了两种网络框架在人脸识别中的性能。Deepface应用三维面模型进行面对齐, 将人脸切割到人脸的关键点, 建立Delaunay三角剖分, 然后将人脸与标准三维模型对齐。然后采用9层人工神经网络进行特征提取, 在LFW数据集上的准确率达到了97.35%, 在YouTube人脸等其他数据集上也表现良好。Faceplus在LFW数据集上的准确率达到99.5%, 但在真实场景中的检测准确率仅为0.66。本研究给出了人脸识别研究中样本选择的改进方向: 需要贴近真实场景; 在现实生活中, 年龄差异对人脸识别有很大的影响。不足的训练数据可以通过人脸合成来补充。基于矩阵排序和对称性, FR+FCN人脸识别算法可以从图像中自动检测出人脸标准正面图像, 并结合深度神经网络重构出人脸标准正面图像。该算法对LFW的准确率也达到了96.45%。这些基于深度学习的人脸识别算法大多依赖于大量分布合理的训练数据和合适的网络结构。算法的识别效果与训练过程中的数据和调试过程密切相关。近年来, 深度学习方法给人脸识别的性能带来了质的飞跃, 目前仍将是人脸识别算法的首选方法。

### 四、总结

本文阐述了学者们在人脸检测、人脸对齐和人脸识别方面研究的三个技术要点, 介绍了国内外人脸识别的研究现状和发展过程。通过以上回顾, 我们发现最新主流的人脸检测、人脸对齐和人脸识别方法都是基于深度学习的。然而, 目前的研究大多致力于提高精度, 导致网络复杂, 模型庞大, 需要占用大量计算资源, 实时性相对不足。因此, 我们需要在今后研究这些不足之处。

### 参考文献:

- [1]Wang Xi,Zhang Wei. Anti-occlusion face recognition algorithm based on a deep convolutional neural network[J]. Computers and Electrical Engineering,2021,96(PA):
- [2]梁晴晴.基于CNN与SVM的融合特征人脸识别研究[D].河北经贸大学, 2021.
- [3]吉融.一种改进的卷积神经网络智能人脸识别算法[D].兰州大学, 2021.