



2018

人脸识别 研究报告

AMiner 研究报告第十三期

清华大学(计算机系)－中国工程科技知识中心

知识智能联合研究中心 (K&I)

2018年10月

Contents 目录

1. 概述篇	2
1.1 基本概念	2
1.2 发展历程	3
1.3 中国政策支持	4
1.4 发展热点	6
1.5 相关会议	7
2. 技术篇	10
2.1 人脸识别流程	10
2.1.1 人脸图像的采集与预处理	10
2.1.2 人脸检测	11
2.1.3 人脸特征提取	13
2.1.4 人脸识别	13
2.1.5 活体鉴别	13
2.2 人脸识别主要方法	14
2.2.1 基于特征脸的方法	14
2.2.2 基于几何特征的方法	14
2.2.3 基于深度学习的方法	15
2.2.4 基于支持向量机的方法	15
2.2.5 其他综合方法	16
2.3 人脸识别三大经典算法	16
2.3.1 特征脸法 (Eigenface)	16
2.3.2 局部二值模式 (Local Binary Patterns, LBP)	16
2.3.3 Fisherface	17

2.3.4 经典论文.....	17
2.4 常用的人脸数据库.....	18
3. 人才篇.....	22
3.1 学者概况.....	22
3.2 国外人才简介.....	24
3.3 国内人才简介.....	30
4. 应用篇.....	36
4.1 国内人脸识别领头企业.....	36
4.1.1 商汤科技.....	36
4.1.2 云从科技.....	36
4.1.3 旷视科技.....	37
4.2 应用领域.....	37
4.2.1 门禁人脸识别.....	37
4.2.2 市场营销.....	38
4.2.3 商业银行.....	38
5. 趋势篇.....	41
5.1 机器识别与人工识别相结合.....	41
5.2 3D 人脸识别技术的广泛应用.....	41
5.3 基于深度学习的人脸识别技术的广泛应用.....	42
5.4 人脸图像数据库的实质提升.....	43

图表目录

图 1 人脸识别技术发展历程.....	4
图 2 人脸识别相关热点.....	6
图 3 人脸识别词云分析.....	7
图 4 人脸识别技术流程.....	10
图 5 人脸识别学者 TOP1000 全球分布图.....	22
图 6 人脸识别专家国家数量排名.....	22
图 7 人脸识别全球学者 h-index 统计.....	23
图 8 人脸识别全球人才迁徙图.....	23
图 9 人脸识别学者中国分布图.....	30
图 10 人脸识别中国学者 h-index 统计.....	30
表 1 人脸识别相关政策.....	5
表 2 Citation 前十的人脸识别专家.....	24
表 3 h-index 前十的人脸识别专家.....	24
表 4 苹果在 3D 视觉领域的布局.....	41



扫码订阅

摘要

自20世纪下半叶，计算机视觉技术逐渐地发展壮大。同时，伴随着数字图像相关的软硬件技术在人们生活中的广泛使用，数字图像已经成为当代社会信息来源的重要构成因素，各种图像处理与分析的需求和应用也不断促使该技术的革新。本研究报告对人脸识别这一课题进行了简单梳理，主要包括以下内容：

人脸识别概述。人脸识别，是基于人的脸部特征信息进行身份识别的一种生物识别技术。报告首先介绍了人脸识别区别于其他生物特征识别方法的五项优势，包括非侵扰性、便捷性、友好性、非接触性、可扩展性等；其次我们对人脸识别技术的发展历程进行梳理；接下来，报告介绍了当代中国政府对人脸识别技术发展的相关政策支持，这是人脸识别技术在我国得以蓬勃发展的有利宏观背景；第四，通过对遗忘人脸识别领域论文的挖掘，我们总结出人脸识别领域的研究热点；最后，我们介绍了与人脸识别相关的国际著名会议，以帮助读者更好获取人脸识别热点渠道。

人脸识别技术原理。研究首先介绍了人脸识别的五大技术流程，包括人脸图像的采集与预处理、人脸检测、人脸特征提取、人脸识别和活体鉴别；其次，研究介绍了目前人脸识别的主要方法，包括基于特征脸的方法、基于几何特征的方法、基于深度学习的方法、基于支持向量机的方法和其他综合方法；第三，我们介绍了人脸识别的三大经典算法，分别为特征脸法、局部二值模式和 Fisherface，并简要概括了关于这三大经典算法的经典论文，供读者有更好的了解。最后，随着人脸识别技术的发展，不同的研究机构发展出了不同的人脸数据库，研究列出其中部分供读者参考和探索。

人脸识别领域人才介绍。基于 AMiner 大数据，对超级计算机领域专家进行深入挖掘和介绍。包括顶尖学者的全球与中国分布、迁徙概况、h-index 分析，并依据 AMiner 评价体系，在世界层面选择瞩目的六位学者与中国两个层面上的五位出色学者进行详细介绍。

人脸识别技术应用领域。我们首先对国内人脸识别的三大龙头企业进行介绍，包括商汤科技、云从科技、旷视科技。其次，人脸识别技术应用广泛，在公共安全、信息安全、政府职能等多个领域都有所涉及，研究重点介绍了人脸识别技术在门禁、市场营销和商业银行中的重点应用。随着人脸识别技术的发展，相信其将会迎来更加广泛、深入的发展空间。

人脸识别技术发展趋势预测。人脸识别技术无论是在科学领域还是工程领域、理论研究还是现实生活中，其应用十分广泛，有着极为广阔的发展前景。本文在结合当前应用的基础上，对人脸识别未来的发展趋势做出了四点相应的预测，机器识别与人工识别相结合、人脸识别技术的广泛应用、基于深度学习的人脸识别技术的广泛应用、人脸图像数据库的实质提升是目前超级计算机发展的热门趋势。

报告（电子版）实时更新，获取请前往：

https://www.aminer.cn/research_report/5c2edcab81ecb9818a8006be?download=true&pathname=faceRecognition.pdf。

1 concept

概述篇



1. 概述篇

1.1 基本概念

人类视觉系统的独特魅力驱使着研究者们试图通过视觉传感器和计算机软硬件模拟出人类对三维世界图像的采集、处理、分析和学习能力，以便使计算机和机器人系统具有智能化的视觉功能。在过去 30 年间，众多不同领域的科学家们不断地尝试从多个角度去了解生物视觉和神经系统的奥秘，以便借助其研究成果造福人类。自 20 世纪下半叶，计算机视觉技术就在此背景下逐渐地发展壮大。同时，伴随着数字图像相关的软硬件技术在人们生活中的广泛使用，数字图像已经成为当代社会信息来源的重要构成因素，各种图像处理与分析的需求和应用也不断促使该技术的革新。

计算机视觉技术的应用十分广泛。数字图像检索管理、医学影像分析、智能安检、人机交互等领域都有计算机视觉技术的涉足。该技术是人工智能技术的重要组成部分，也是当今计算机科学研究的前沿领域。经过近年的不断发展，已逐步形成一套以数字信号处理技术、计算机图形图像、信息论和语义学相互结合的综合性的技术，并具有较强的边缘性和学科交叉性。其中，人脸检测与识别当前图像处理、模式识别和计算机视觉内的一个热门研究课题，也是目前生物特征识别中最受人们关注的一个分支。

人脸识别，是基于人的脸部特征信息进行身份识别的一种生物识别技术。通常采用摄像机或摄像头采集含有人脸的图像或视频流，并自动在图像中检测和跟踪人脸。根据中国报告网发布《2018 年中国生物识别市场分析报告-行业深度分析与发展前景预测》中内容，2017 年生物识别技术全球市场规模上升到了 172 亿美元，到 2020 年，预计全世界的生物识别市场规模有可能达到 240 亿美元。自 2015 年到 2020 年，人脸识别市场规模增长了 166.6%，在众多生物识别技术中增幅居于首位，预计到 2020 年人脸识别技术市场规模将上升至 24 亿美元。

在不同的生物特征识别方法中，人脸识别有其自身特殊的优势，因而在生物识别中有着重要的地位。

(1) 非侵扰性

人脸识别无需干扰人们的正常行为就能较好地达到识别效果，无需担心被识别者是否愿意将手放在指纹采集设备上，他们的眼睛是否能够对准虹膜扫描装置等等。只要在摄像机前自然地停留片刻，用户的身份就会被正确识别。

(2) 便捷性

采集设备简单，使用快捷。一般来说，常见的摄像头就可以用来进行人脸图像的采集，不需特别复杂的专用设备。图像采集在数秒内即可完成。

(3) 友好性

通过人脸识别身份的方法与人类的习惯一致，人和机器都可以使用人脸图片进行识别。而指纹，虹膜等方法没有这个特点，一个没有经过特殊训练的人，无法利用指纹和虹膜图像对其他人进行身份识别。

(4) 非接触性

人脸图像信息的采集不同于指纹信息的采集，利用指纹采集信息需要用手指接触到采集设备，既不卫生，也容易引起使用者的反感，而人脸图像采集，用户不需要与设备直接接触。

(5) 可扩展性

在人脸识别后，下一步数据的处理和应用，决定着人脸识别设备的实际应用，如应用在出入门禁控制、人脸图片搜索、上下班刷卡、恐怖分子识别等各个领域，可扩展性强。

正是因为人脸识别拥有这些良好的特性，使其具有非常广泛的应用前景，也正引起学术界和商业界越来越多的关注。人脸识别已经广泛应用于身份识别、活体检测、唇语识别、创意相机、人脸美化、社交平台等场景中。

1.2 发展历程

早在 20 世纪 50 年代，认知科学家就已着手对人脸识别展开研究。20 世纪 60 年代，人脸识别工程化应用研究正式开启。当时的方法主要利用了人脸的几何结构，通过分析人脸器官特征点及其之间的拓扑关系进行辨识。这种方法简单直观，但是一旦人脸姿态、表情发生变化，精度则严重下降。

● 20世纪90年代

1991 年，著名的“特征脸”（Eigenface）方法第一次将主成分分析和统计特征技术引入人脸识别，在实用效果上取得了长足的进步。这一思路也在后续研究中得到进一步发扬光大，例如，Belhumer 成功将 Fisher 判别准则应用于人脸分类，提出了基于线性判别分析的 Fisherface 方法。

● 2000-2012年

21 世纪的前十年，随着机器学习理论的发展，学者们相继探索出了基于遗传算法、支持向量机（Support Vector Machine, SVM）、boosting、流形学习以及核方法进行人脸识别。2009 年至 2012 年，稀疏表达（Sparse Representation）因为其优美的理论和对遮挡因素的鲁棒性成为当时的研究热点。与此同时，业界也基本达成共识：基于人工精心设计的局部描述子进行特征提取和子空间方法进行特征选择能够取得最好的识别效果。

Gabor 及 LBP 特征描述子是迄今为止在人脸识别领域最为成功的两种人工设计局部描

述子。这期间，对各种人脸识别影响因子的针对性处理也是那一阶段的研究热点，比如人脸光照归一化、人脸姿态校正、人脸超分辨以及遮挡处理等。

也是在这一阶段，研究者的关注点开始从受限场景下的人脸识别转移到非受限环境下的人脸识别。LFW 人脸识别公开竞赛（LFW 是由美国马萨诸塞大学发布并维护的公开人脸数据集，测试数据规模为万）在此背景下开始流行，当时最好的识别系统尽管在受限的 FRGC 测试集上能取得 99% 以上的识别精度，但是在 LFW 上的最高精度仅仅在 80% 左右，距离实用看起来距离颇远。

● 2013年

2013 年，微软亚洲研究院的研究者首度尝试了 10 万规模的大训练数据，并基于高维 LBP 特征和 Joint Bayesian 方法在 LFW 上获得了 95.17% 的精度。这一结果表明：大训练数据集对于有效提升非受限环境下的人脸识别很重要。然而，以上所有这些经典方法，都难以处理大规模数据集的训练场景。

● 2014年

2014 年前后，随着大数据和深度学习的发展，神经网络重受瞩目，并在图像分类、手写体识别、语音识别等应用中获得了远超经典方法的结果。香港中文大学的 Sun Yi 等人提出将卷积神经网络应用到人脸识别上，采用 20 万训练数据，在 LFW 上第一次得到超过人类水平的识别精度，这是人脸识别发展历史上的一座里程碑。

自此之后，研究者们不断改进网络结构，同时扩大训练样本规模，将 LFW 上的识别精度推到 99.5% 以上。人脸识别发展过程中一些经典的方法及其在 LFW 上的精度，都有一个基本的趋势：训练数据规模越来越大，识别精度越来越高。

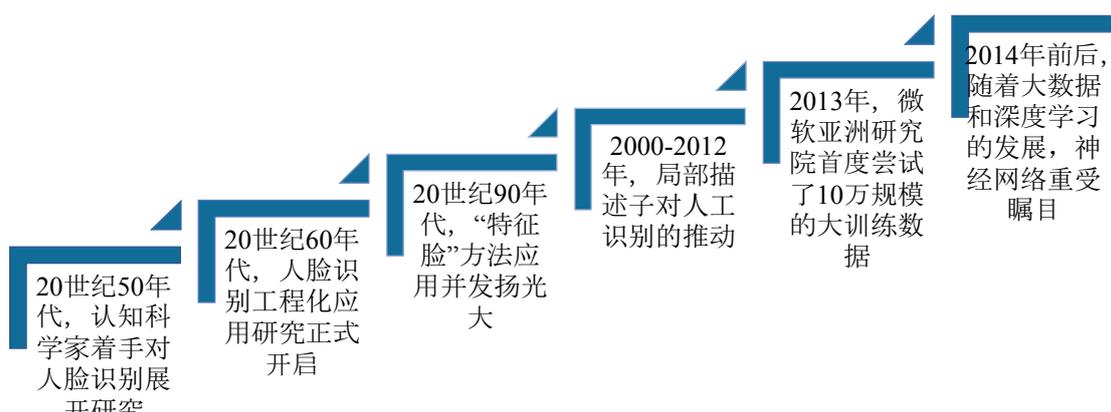


图 1 人脸识别技术发展历程

1.3 中国政策支持

2015 年以来，国家密集出台了《关于银行业金融机构远程开立人民币账户的指导意见

（征求意见稿）》，给人脸识别普及打开了门缝；其后，《安全防范视频监控人脸识别系统技术要求》、《信息安全技术网络人脸识别认证系统安全技术要求》等法律法规，为人脸识别在金融、安防、医疗等领域的普及打下了坚实的基础，扫清了政策障碍。同时，2017年人工智能首次写入国家政府报告，作为人工智能的重要细分领域，国家对人脸识别相关的政策支持力度在不断的加大。2017年12月发布的《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划（2018-2020年）》规划“到2020年，复杂动态场景下人脸识别有效检出率超过97%，正确识别率超过90%”。

表 1 人脸识别相关政策

时间	政策名称	发布部门	主要内容
2015年1月7日	《关于银行业金融机构远程开立人民币账户的指导意见（征求意见稿）》	中国人民银行	坚持柜台开户为主、远程开户为辅；实施客户身份识别机制的自证
2015年4月14日	《关于加强社会治安防控体系建设的意见》	中共中央办公厅、国务院办公厅	提出网络化管理要求，以精准信息做到矛盾化解，未来网络化精确管理是平安城市和智能交通管理的发展方向
2015年5月15日	《安全防范视频监控人脸识别系统技术要求》	国家质量检测检验检疫总局、国家标准化管理委员会	适用于以安全防范为目的的视频监控人脸识别系统的总体规划、方案设计、设备生产、质量控制等，其他领域可参考使用
2015年12月25日	《中国人民银行关于改进个人银行账户服务加强账户管理的通知》	中国人民银行	提供个人银行开立服务时，有条件的银行可探索生物特征识别技术和其他有效的技术手段作为核验
2016年5月18日	《“互联网+”人工智能三年行动实施方案》	发改委、科技部、工信部、中央网信办	到2018年，打造人工智能基础资源与创新平台、人工智能产业体系、创新服务体系、标准化体系基本建立，这项政策的发布将人工智能普及到政府和企业之间
2016年11月29日	《关于落实个人银行账户分类管理制度的通知》	中国人民银行	对II类、III类银行账户的开立、变更、注销、个人信息验证办法、视频及人脸识别等技术手段以及不同账户的使用功能和限制等作了详细的规定

2017年3月5日	《2017年政府工作报告》	国务院	加快培育壮大包括人工智能在内的新兴产业
2017年12月13日	《促进新一代人工智能产业发展三年行动计划（2018-2020年）》	工信部	发展视频图像身份识别系统，到2020年，复杂动态场景下人脸识别有效检出率超过97%，正确识别率超过90%，支持不同地域人脸特征识别

1.4 发展热点

研究通过对以往人脸识别领域论文的挖掘，总结出人脸识别领域的研究关键词主要集中在人脸识别、特征提取、稀疏表示、图像分类、神经网络、目标检测、人脸图像、人脸检测、图像表示、计算机视觉、姿态估计、人脸确认等领域。

图2是对人脸识别研究趋势的分析，旨在基于历史的科研成果数据的基础上，对技术来源、热度甚至发展趋势进行研究。图2中，每个彩色分支代表一个关键词领域，其宽度表示该关键词的研究热度，各关键词在每一年份的位置是按照这一时间上所有关键词的热度高度进行排序。起初，Computer Vision（计算机视觉）是研究的热点，在20世纪末期，Feature Extraction（特征提取）超越CV，成为研究的新热点，其后在21世纪初期被Face Recognition超过，至今一直处在第二的位置上。

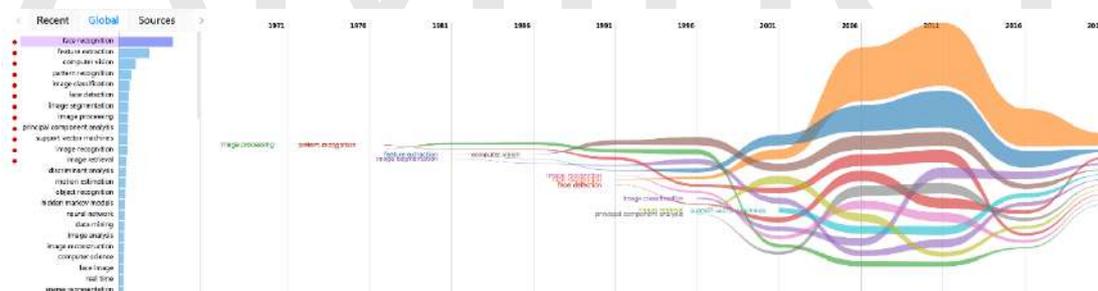


图2 人脸识别相关热点

此外，研究根据最近两年发表于FG（International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition）的论文中提取出来的关键词发现，Face Recognition出现频率最高，为118次，Object Detection排在第二位，为41次，Image Classification和Object Recognition以36次并列第三，出现次数超过十次的词汇还有Image Segmentation（32）、Action Recognition（32）、Sparse Representation（28）、Image Retrieval（27）、Visual Tracking（24）、Single Image（23）。词云图如下所示：

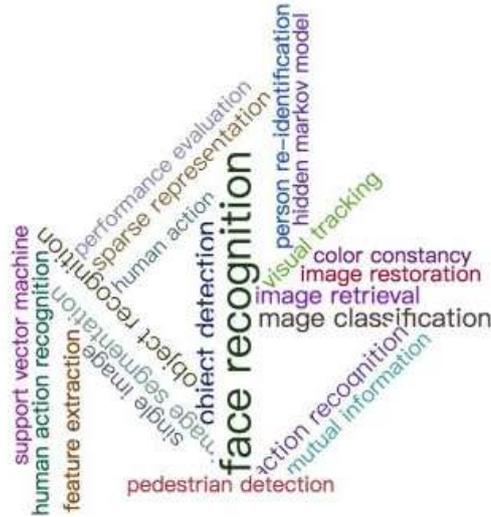


图 3 人脸识别词云分析

1.5 相关会议

(1) 计算机视觉（CV）界三大顶级国际会议：

- **ICCV: IEEE International Conference on Computer Vision**

该会议由美国电气和电子工程师学会(IEEE, Institute of Electrical & Electronic Engineers)主办, 主要在欧洲、亚洲、美洲的一些科研实力较强的国家举行。作为世界顶级的学术会议, 首届国际计算机视觉大会于 1987 年在伦敦揭幕, 其后两年举办一届。ICCV 是计算机视觉领域最高级别的会议, 会议的论文集代表了计算机视觉领域最新的发展方向 and 水平。论文接受率在 20%左右。方向为计算机视觉、模式识别、多媒体计算等。

近年来, 全球学界愈来愈关注中国人在计算机视觉领域所取得的科研成就, 这是因为由中国人主导的相关研究已取得了长足的进步——2007 年大会共收到论文 1200 余篇, 而获选论文仅为 244 篇, 其中来自中国大陆, 香港及台湾的论文有超过 30 篇, 超过大会获选论文总数的 12%。作为最早投入深度学习技术研发的华人团队, 在多年布局的关键技术基础之上, 香港中文大学教授汤晓鸥率领的团队迅速取得技术突破。2012 年国际计算视觉与模式识别会议 (CVPR) 上仅有的两篇深度学习文章均出自汤晓鸥实验室, 而在 2013 年国际计算机视觉大会 (ICCV) 上全球学者共发表的 8 篇深度学习领域的文章中, 有 6 篇出自汤晓鸥实验室。

- **CVPR: IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition**

该会议是由 IEEE 举办的计算机视觉和模式识别领域的顶级会议。每年召开一次, 录取率在 25%左右。方向为计算机视觉、模式识别、多媒体计算等。

香港中文大学教授汤晓鸥率领的团队在全球范围内做出了大量深度学习原创技术突破:

2012 年国际计算视觉与模式识别会议(CVPR)上仅有的两篇深度学习文章均出自其实验室；2011—2013 年间在计算机视觉领域两大顶级会议 ICCV 和 CVPR 上发表了 14 篇深度学习论文，占据全世界在这两个会议上深度学习论文总数（29 篇）的近一半。他在 2009 年获得计算机视觉领域两大最顶尖的国际学术会议之一 CVPR 最佳论文奖，这是 CVPR 历史上来自亚洲的论文首次获奖。

- **ECCV: European Conference on Computer Vision**

ECCV 是一个欧洲的会议，每次会议在全球范围录用论文 300 篇左右，主要的录用论文都来自美国、欧洲等顶尖实验室及研究所，中国大陆的论文数量一般在 10-20 篇之间。ECCV2010 的论文录取率为 27%。两年召开一次，论文接受率在 20%左右。方向为计算机视觉、模式识别、多媒体计算等。2018 年的 ECCV 于 2018 年 9 月 8 日-14 日在德国慕尼黑举办。

(2) 亚洲计算机视觉会议：

- **ACCV: Asian Conference on Computer Vision**

ACCV 即亚洲计算机视觉会议，是 AFCV（Asian Federation of Computer Vision，亚洲计算机视觉联盟）自 1993 年以来官方组织的两年一度的会议，旨在为研究者、开发者和参与者提供一个良好的平台来展示和讨论计算机视觉领域和相关领域的新问题、新方案和新技术。2018 年第 14 届亚洲计算机视觉会议将于 2018 年 12 月 4 日-6 日在澳大利亚举办。

(3) 人脸和手势识别专门的会议：

- **FG: IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition**

“International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition” 是全球范围内人脸与手势识别领域的权威学术会议。会议方向有人脸检测、人脸识别、表情识别、姿势分析、心理行为分析等。

2 technology

技术篇



2. 技术篇

2.1 人脸识别流程

人脸识别技术原理简单来讲主要是三大步骤：一是建立一个包含大批量人脸图像的数据库，二是通过各种方式来获得当前要进行识别的目标人脸图像，三是将目标人脸图像与数据库中既有的人脸图像进行比对和筛选。

根据人脸识别技术原理具体实施起来的技术流程则主要包含以下四个部分，即人脸图像的采集与预处理、人脸检测、人脸特征提取、人脸识别和活体鉴别。



图 4 人脸识别技术流程

2.1.1 人脸图像的采集与预处理

人脸图像的采集与检测具体可分为人脸图像的采集和人脸图像的检测两部分内容。

(1) 人脸图像的采集

采集人脸图像通常情况下有两种途径，分别是既有人脸图像的批量导入和人脸图像的实时采集。一些比较先进的人脸识别系统甚至可以支持有条件的过滤掉不符合人脸识别质量要求或者是清晰度质量较低的人脸图像，尽可能的做到清晰精准的采集。

既有人脸图像的批量导入：即将通过各种方式采集好的人脸图像批量导入至人脸识别系统，系统会自动完成逐个人脸图像的采集工作。

人脸图像的实时采集：即调用摄像机或摄像头在设备的可拍摄范围内自动实时抓取人脸图像并完成采集工作。

(2) 人脸图像的预处理

人脸图像的预处理的目的是在系统对人脸图像的检测基础之上，对人脸图像做出进一步的处理以利于人脸图像的特征提取。

人脸图像的预处理具体而言是指对系统采集到的人脸图像进行光线、旋转、切割、过滤、降噪、放大缩小等一系列的复杂处理过程来使得该人脸图像无论是从光线、角度、距离、大小等任何方面来看均能够符合人脸图像的特征提取的标准要求。

在现实环境下采集图像，由于图像受到光线明暗不同、脸部表情变化、阴影遮挡等众多

外在因素的干扰，导致采集图像质量不理想，那就需要先对采集到的图像预处理，如果图像预处理不好，将会严重影响后续的人脸检测与识别。研究介绍三种图像预处理手段，即灰度调整、图像滤波、图像尺寸归一化等。

- **灰度调整**

因为人脸图像处理的最终图像一般都是二值化图像，并且由于地点、设备、光照等方面的差异，造成采集到彩色图像质量不同，因此需要对图像进行统一的灰度处理，来平滑处理这些差异。灰度调整的常用方法有平均值法、直方图变换法、幂次变换法、对数变换法等。

- **图像滤波**

在实际的人脸图像采集过程中，人脸图像的质量会受到各种噪声的影响，这些噪声来源于多个方面，比如周围环境中充斥大量的电磁信号、数字图像传输受到电磁信号的干扰等影响信道，进而影响人脸图像的质量。为保证图像的质量，减小噪声对后续处理过程的影响，必须对图像进行降噪处理。去除噪声处理的原理和方法很多，常见的有均值滤波，中值滤波等。目前常用中值滤波算法对人脸图像进行预处理。

- **图像尺寸归一化**

在进行简单的人脸训练时候，遇到人脸库的图像像素大小不一样时，我们需要在上位机人脸比对识别之前对图像做尺寸归一化处理。需要比较常见的尺寸归一化算法有双线性插值算法、最近邻插值算法和立方卷积算法等。

2.1.2 人脸检测

一张包含人脸图像的图片通常情况下可能还会包含其他内容，这时候就需要进行必要的人脸检测。也就是在一张人脸图像之中，系统会精准的定位出人脸的位置和大小，在挑选出有用的图像信息的同时自动剔除掉其他多余的图像信息来进一步的保证人脸图像的精准采集。

人脸检测是人脸识别中的重要组成部分。人脸检测是指应用一定的策略对给出的图片或者视频来进行检索，判断是否存在着人脸，如果存在则定位出每张人脸的位置、大小与姿态的过程。人脸检测是一个具有挑战性的目标检测问题，主要体现在两方面：

人脸目标内在的变化引起：（1）人脸具有相当复杂的细节变化和不同的表情（眼、嘴的开与闭等），不同的人脸具有不同的外貌，如脸型、肤色等；（2）人脸的遮挡，如眼镜、头发和头部饰物等。

外在条件变化引起：（1）由于成像角度的不同造成人脸的多姿态，如平面内旋转、深度旋转以及上下旋转等，其中深度旋转影响较大；（2）光照的影响，如图像中的亮度、对

比度的变化和阴影等；（3）图像的成像条件，如摄像设备的焦距、成像距离等。

人脸检测的作用，便是在一张人脸图像之中，系统会精准的定位出人脸的位置和大小，在挑选出有用的图像信息的同时自动剔除掉其他多余的图像信息来进一步的保证人脸图像的精准采集。人脸检测重点关注以下指标：

检测率：识别正确的人脸/图中所有的人脸。检测率越高，检测模型效果越好；

误检率：识别错误的人脸/识别出来的人脸。误检率越低，检测模型效果越好；

漏检率：未识别出来的人脸/图中所有的人脸。漏检率越低，检测模型效果越好；

速度：从采集图像完成到人脸检测完成的时间。时间越短，检测模型效果越好。

目前的人脸检测方法可分为三类，分别是基于肤色模型的检测、基于边缘特征的检测、基于统计理论方法¹，下面将对其进行简单的介绍：

● 基于肤色模型的检测

肤色用于人脸检测时，可采用不同的建模方法，主要有高斯模型、高斯混合模型，以及非参数估计等。利用高斯模型和高斯混合模型可以在不同颜色空间中建立肤色模型来进行人脸检测。通过提取彩色图像中的面部区域以实现人脸检测的方法能够处理多种光照的情况，但该算法需要在固定摄像机参数的前提下才有效。Comaniciu 等学者利用非参数的核函数概率密度估计法来建立肤色模型，并使用 mean-shift 方法进行局部搜索实现了人脸的检测和跟踪。这一方法提高了人脸的检测速度，对于遮挡和光照也有一定的鲁棒性。该方法的不足是和其他方法的结合性不是很高，同时，用于人脸检测时，处理复杂背景和多个人脸时存在困难。

为了解决人脸检测中的光照问题，可以针对不同光照进行补偿，然后再检测图像中的肤色区域。这样可以解决彩色图像中偏光、背景复杂和多个人的检测问题，但对人脸色彩、位置、尺度、旋转、姿态和表情等具有不敏感性。

● 基于边缘特征的检测

利用图像的边缘特征检测人脸时，计算量相对较小，可以实现实时检测。大多数使用边缘特征的算法都是基于人脸的边缘轮廓特性，利用建立的模板（如椭圆模版）进行匹配。也有研究者采用椭圆环模型与边缘方向特征，实现简单背景的人脸检测。Fröba 等采用基于边缘方向匹配（Edge-Oriented Matching, EOM）的方法，在边缘方向图中进行人脸检测。该算法在复杂背景下误检率比较高，但是与其他的特征相融合后可以获得很好的效果。

● 基于统计理论方法

本文重点介绍基于统计理论方法中的Adaboost人脸检测算法。Adaboost算法是通过无数

¹ 焦建彬,叶齐祥,韩振军,李策.视觉目标检测与跟踪[M].科学出版社,2016.

次循环迭代来寻求最优分类器的过程。用弱分类器Haar特征中任一特征放在人脸样本上，求出人脸特征值，通过更多分类器的级联便得到人脸的量化特征，以此来区分人脸和非人脸。Haar功能由一些简单黑色白色水平垂直或旋转45°的矩形组成。目前的Haar特征总的来说广义地分为三类：边缘特征、线特征以及中心特征²。

这一算法是由剑桥大学的 Paul Viola 和 Michael Jones 两位学者提出，该算法优点在于不仅计算速度快，还可以达到和其他算法相当的性能，所以在人脸检测中应用比较广泛，但也存在着较高的误检率。因为在采用 Adaboost 算法学习的过程中，最后总有一些人脸和非人脸模式难以区分，而且其检测的结果中存在一些与人脸模式并不相像的窗口。

2.1.3 人脸特征提取

目前主流的人脸识别系统可支持使用的特征通常可分为人脸视觉特征、人脸图像像素统计特征等，而人脸图像的特征提取就是针对人脸上的一些具体特征来提取的。特征简单，匹配算法则简单，适用于大规模的建库；反之，则适用于小规模库。特征提取的方法一般包括基于知识的提取方法或者基于代数特征的提取方法。

以基于知识的人脸识别提取方法中的一种为例，因为人脸主要是由眼睛、额头、鼻子、耳朵、下巴、嘴巴等部位组成，对这些部位以及它们之间的结构关系都是可以用几何形状特征来进行描述的，也就是说每一个人的人脸图像都可以有一个对应的几何形状特征，它可以帮助我们作为识别人脸的重要差异特征，这也是基于知识的提取方法中的一种。

2.1.4 人脸识别

我们可以在人脸识别系统中设定一个人脸相似程度的数值，再将对应的人脸图像与系统数据库中的所有人脸图像进行比对，若超过了预设的相似数值，那么系统将会把超过的人脸图像逐个输出，此时我们就需要根据人脸图像的相似程度高低和人脸本身的身份信息来进行精确筛选，这一精确筛选的过程又可以分为两类：其一是一对一的筛选，即对人脸身份进行确认过程；其二是一对多的筛选，即根据人脸相似程度进行匹配比对的过程。

2.1.5 活体鉴别

生物特征识别的共同问题之一就是要区别该信号是否来自于真正的生物体，比如，指纹识别系统需要区别带识别的指纹是来自于人的手指还是指纹手套，人脸识别系统所采集到的人脸图像，是来自于真实的人脸还是含有人脸的照片。因此，实际的人脸识别系统一般需要增加活体鉴别环节，例如，要求人左右转头，眨眼睛，开开口说句话等。

² 何瑶,陈湘萍.基于 OpenCV 的人脸检测系统设计[J].新型工业化,2018,8(06):83-89.

2.2 人脸识别主要方法

人脸识别技术的研究是一个跨越多个学科领域知识的高端技术研究工作,其包括多个学科的专业知识,如图像处理、生理学、心理学、模式识别等知识。在人脸识别技术研究的领域中,目前主要有几种研究的方向,如:一种是根据人脸特征统计学的识别方法,其主要有特征脸的方法以及隐马尔科夫模型(HMM, Hidden Markov Model)方法等;另一种人脸识别方法是关于连接机制的,主要有神经网络(ANN, Artificial Neural Network)方法和支持向量机(SVM, Support Vector Machine)方法等;还有一个就是综合多种识别方式的方法³。

2.2.1 基于特征脸的方法

特征脸的方法是一种比较经典而又应用比较广的人脸识别方法,其主要原理是把图像做降维算法,使得数据的处理更容易,同时,速度又比较快。特征脸的人脸识别方法,实际上是将图像做 Karhunen-Loeve 变换,把一个高维的向量转化为低维的向量,从而消除每个分量存在的关联性,使得变换得到的图像与之对应特征值递减。在图像经过 K-L 变换后,其具有很好的位移不变性和稳定性。所以,特征脸的人脸识别方法具有方便实现,并且可以做到速度更快,以及对正面人脸图像的识别率相当高等优点。但是,该方法也具有不足的地方,就是比较容易受人脸表情、姿态和光照改变等因素的影响,从而导致识别率低的情况。

2.2.2 基于几何特征的方法

基于几何特征的识别方法是根据人脸面部器官的特征及其几何形状进行的一种人脸识别方法,是人们最早研究及使用的识别方法,它主要是采用不同人脸的不同特征等信息进行匹配识别,这种算法具有较快的识别速度,同时,其占用的内存也比较小,但是,其识别率也并不算高。该方法主要做法是首先对人脸的嘴巴、鼻子、眼睛等人脸主要特征器官的位置和大小进行检测,然后利用这些器官的几何分布关系和比例来匹配,从而达到人脸识别。

基于几何特征识别的流程大体如下:首先对人脸面部的各个特征点及其位置进行检测,如鼻子、嘴巴和眼睛等位置,然后计算这些特征之间的距离,得到可以表达每个特征脸的矢量特征信息,例如眼睛的位置,眉毛的长度等,其次还计算每个特征与之相对应关系,与人脸数据库中已知人脸对应特征信息来做比较,最后得出最佳的匹配人脸。基于几何特征的方法符合人们对人脸特征的认识,另外,每幅人脸只存储一个特征,所以占用的空间比较小;同时,这种方法对光照引起的变化并不会降低其识别率,而且特征模板的匹配和识别率比较高。但是,基于几何特征的方法也存在着鲁棒性不好,一旦表情和姿态稍微变化,识别效果

³ 蓝振潘. 基于深度学习的人脸识别技术及其在智能小区中的应用[D].华南理工大学,2017.

将大打折扣。

2.2.3 基于深度学习的方法⁴

深度学习的出现使人脸识别技术取得了突破性进展。人脸识别的最新研究成果表明，深度学习得到的人脸特征表达具有手工特征表达所不具备的重要特性，例如它是中度稀疏的、对人脸身份和人脸属性有很强的选择性、对局部遮挡具有良好的鲁棒性。这些特性是通过大数据训练自然得到的，并未对模型加入显式约束或后期处理，这也是深度学习能成功应用在人脸识别中的主要原因。

深度学习在人脸识别上有 7 个方面的典型应用：基于卷积神经网络 (CNN) 的人脸识别方法，深度非线性人脸形状提取方法，基于深度学习的人脸姿态鲁棒性建模，有约束环境中的全自动人脸识别，基于深度学习的视频监控下的人脸识别，基于深度学习的低分辨率人脸识别及其他基于深度学习的人脸相关信息的识别。

其中，卷积神经网络 (Convolutional Neural Networks, CNN) 是第一个真正成功训练多层网络结构的学习算法，基于卷积神经网络的人脸识别方法是一种深度的监督学习下的机器学习模型，能挖掘数据局部特征，提取全局训练特征和分类，其权值共享结构网络使之更类似于生物神经网络，在模式识别各个领域都得到成功应用。CNN 通过结合人脸图像空间的局部感知区域、共享权重、在空间或时间上的降采样来充分利用数据本身包含的局部性等特征，优化模型结构，保证一定的位移不变性。

利用 CNN 模型，香港中文大学的 Deep ID 项目以及 Facebook 的 Deep Face 项目在 LFW 数据库上的人脸识别正确率分别达 97.45% 和 97.35% 只比人类视觉识别 97.5% 的正确率略低。在取得突破性成果之后，香港中文大学的 DeepID2 项目将识别率提高到了 99.15%。Deep ID2 通过学习非线性特征变换使类内变化达到最小，而同时使不同身份的人脸图像间的距离保持恒定，超过了目前所有领先的深度学习和非深度学习算法在 LFW 数据库上的识别率以及人类在该数据库的识别率。深度学习已经成为计算机视觉中的研究热点，关于深度学习的新算法和新方向不断涌现，并且深度学习算法的性能逐渐在一些国际重大评测比赛中超过了浅层学习算法。

2.2.4 基于支持向量机的方法

将支持向量机 (SVM) 的方法应用到人脸识别中起源于统计学理论，它研究的方向是如何构造有效的学习机器，并用来解决模式的分类问题。其特点是将图像变换空间，在其他空间做分类。

⁴ 齐忠文.基于深度学习的人脸识别技术研究[J].新媒体研究,2018,4(14):26-27.

支持向量机结构相对简单，而且可以达到全局最优等特点，所以，支持向量机在目前人脸识别领域取得了广泛的应用。但是，该方法也和神经网络的方法具有一样的不足，就是需要很大的存储空间，并且训练速度还比较慢。

2.2.5 其他综合方法

以上几种比较常用的人脸识别方法，我们不难看出，每一种识别方法都不能做到完美的识别率与更快的识别速度，都有着各自的优点和缺点，因此，现在许多研究人员则更喜欢使用多种识别方法综合起来应用，取各种识别方法的优势，综合运用，以达到更高的识别率和识别效果。

2.3 人脸识别三大经典算法

2.3.1 特征脸法 (Eigenface)

特征脸技术是近期发展起来的用于人脸或者一般性刚体识别以及其它涉及到人脸处理的一种方法。使用特征脸进行人脸识别的方法首先由 Sirovich 和 Kirby (1987) 提出 (《Low-dimensional procedure for the characterization of human faces》)，并由 Matthew Turk 和 Alex Pentland 用于人脸分类 (《Eigenfaces for recognition》)。首先把一批人脸图像转换成一个特征向量集，称为“Eigenfaces”，即“特征脸”，它们是最初训练图像集的基本组件。识别的过程是把一副新的图像投影到特征脸子空间，并通过它的投影点在子空间的位置以及投影线的长度来进行判定和识别。

将图像变换到另一个空间后，同一个类别的图像会聚到一起，不同类别的图像会聚力比较远，在原像素空间中不同类别的图像在分布上很难用简单的线或者面切分，变换到另一个空间，就可以很好的把他们分开了。Eigenfaces 选择的空空间变换方法是 PCA (主成分分析)，利用 PCA 得到人脸分布的主要成分，具体实现是对训练集中所有人脸图像的协方差矩阵进行本征值分解，得到对应的本征向量，这些本征向量就是“特征脸”。每个特征向量或者特征脸相当于捕捉或者描述人脸之间的一种变化或者特性。这就意味着每个人脸都可以表示为这些特征脸的线性组合。

2.3.2 局部二值模式 (Local Binary Patterns, LBP)

局部二值模式 (Local Binary Patterns LBP) 是计算机视觉领域里用于分类的视觉算子。LBP 一种用来描述图像纹理特征的算子，该算子由芬兰奥卢大学的 T.Ojala 等人在 1996 年提出 (《A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions》)。2002 年，T.Ojala 等人在 PAMI 上又发表了一篇关于 LBP 的文章 (《Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary

patterns》)。这一文章非常清楚的阐述了多分辨率、灰度尺度不变和旋转不变、等价模式的改进的 LBP 特征。LBP 的核心思想就是：以中心像素的灰度值作为阈值，与他的领域相比较得到相对应的二进制码来表示局部纹理特征。

LBP 是提取局部特征作为判别依据的。LBP 方法显著的优点是对光照不敏感，但是依然没有解决姿态和表情的问题。不过相比于特征脸方法，LBP 的识别率已经有了很大的提升。

2.3.3 Fisherface

线性鉴别分析在降维的同时考虑类别信息，由统计学家 Sir R. A. Fisher 1936 年发明(《The use of multiple measurements in taxonomic problems》)。为了找到一种特征组合方式，达到最大的类间离散度和最小的类内离散度。这个想法很简单：在低维表示下，相同的类应该紧紧的聚在一起，而不同的类别尽量距离越远。1997 年，Belhumer 成功将 Fisher 判别准则应用于人脸分类，提出了基于线性判别分析的 Fisherface 方法(《Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection》)。

2.3.4 经典论文

- Sirovich, L., & Kirby, M. (1987). Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Josa a*, 4(3), 519-524.

研究证明任何的特殊人脸都可以通过称为 Eigenpictures 的坐标系统来表示。Eigenpictures 是面部集合的平均协方差的本征函数⁵。

- Turk, M., & Pentland, A. (1991). Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 3(1), 71-86.

研究开发了一种近实时的计算机系统，可以定位和追踪人的头部，然后通过比较面部特征和已知个体的特征来识别该人。该方法将面部识别问题视为二维识别问题。识别的过程是把一副新的图像投影到特征脸子空间，该特征空间捕捉到已知面部图像之间的显著变化。重要特征称为特征脸，因为它们是面集的特征向量⁶。

- Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1), 51-59.

研究对不同的图形纹理进行比较，并提出了用来描述图像纹理特征的 LBP 算子⁷。

⁵ Sirovich, L., & Kirby, M. (1987). Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Josa a*, 4(3), 519-524.

⁶ Turk, M., & Pentland, A. (1991). Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 3(1), 71-86.

⁷ Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1), 51-59.

- Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.

研究提出了一种理论上非常简单而有效的灰度和旋转不变纹理分类方法,该方法基于局部二值模式和样本和原型分布的非参数判别。该方法具有灰度变化稳健、计算简单的特点⁸。

- Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.

研究找到一种特征组合方式,以达到最大的类间离散度和最小的类内离散度。解决方式为:在低维表示下,相同的类应该紧紧的聚在一起,而不同的类别尽量距离越远⁹。

- Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. Yale University New Haven United States.

研究基于 Fisher 的线性判别进行面部投影,能够在低维子空间中产生良好分离的类,即使在光照和面部表情的变化较大情况下也是如此。广泛的实验结果表明,所提出的“Fisherface”方法的误差率低于哈佛和耶鲁人脸数据库测试的特征脸技术¹⁰。

2.4 常用的人脸数据库

本文主要介绍以下几种常用的人脸数据库:

(1) FERET人脸数据库

<http://www.nist.gov/itl/iad/ig/colorferet.cfm>

由 FERET 项目创建,此图像集包含大量的人脸图像,并且每幅图中均只有一个人脸。该集中,同一个人的照片有不同表情、光照、姿态和年龄的变化。包含 1 万多张多姿态和光照的人脸图像,是人脸识别领域应用最广泛的人脸数据库之一。其中的多数人是西方人,每个人所包含的人脸图像的变化比较单一。

(2) CMU Multi-PIE人脸数据库

<http://www.flintbox.com/public/project/4742/>

由美国卡耐基梅隆大学建立。所谓“PIE”就是姿态 (Pose),光照 (Illumination) 和表情 (Expression) 的缩写。CMU Multi-PIE 人脸数据库是在 CMU-PIE 人脸数据库的基础上发

⁸ Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.

⁹ Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.

¹⁰ Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. Yale University New Haven United States.

展起来的。包含 337 位志愿者的 75000 多张多姿态，光照和表情的面部图像。其中的姿态和光照变化图像也是在严格控制条件下采集的，目前已经逐渐成为人脸识别领域的一个重要的测试集合。

(3) YALE人脸数据库 (美国, 耶鲁大学)

<http://cvc.cs.yale.edu/cvc/projects/yalefaces/yalefaces.html>

由耶鲁大学计算视觉与控制中心创建，包含 15 位志愿者的 165 张图片，包含光照、表情和姿态的变化。

Yale 人脸数据库中一个采集志愿者的 10 张样本，相比较 ORL 人脸数据库 Yale 库中每个对象采集的样本包含更明显的光照、表情和姿态以及遮挡变化。

(4) YALE人脸数据库 B

<https://computervisiononline.com/dataset/1105138686>

包含了 10 个人的 5850 幅在 9 种姿态，64 种光照条件下的图像。其中的姿态和光照变化的图像都是在严格控制条件下采集的，主要用于光照和姿态问题的建模与分析。由于采集人数较少，该数据库的进一步应用受到了比较大的限制。

(5) MIT人脸数据库

由麻省理工大学媒体实验室创建，包含 16 位志愿者的 2592 张不同姿态（每人 27 张照片），光照和大小面部图像。

(6) ORL人脸数据库

<https://www.cl.cam.ac.uk/research/dtg/attarchive/facedatabase.html>

由英国剑桥大学 AT&T 实验室创建，包含 40 人共 400 张面部图像，部分志愿者的图像包括了姿态、表情和面部饰物的变化。该人脸库在人脸识别研究的早期经常被人们采用，但由于变化模式较少，多数系统的识别率均可以达到 90% 以上，因此进一步利用的价值已经不大。

ORL 人脸数据库中一个采集对象的全部样本库中每个采集对象包含 10 幅经过归一化处理的灰度图像，图像尺寸均为 92×112，图像背景为黑色。其中采集对象的面部表情和细节均有变化，例如笑与不笑、眼睛睁着或闭着以及戴或不戴眼镜等，不同人脸样本的姿态也有变化，其深度旋转和平面旋转可达 20 度。

(7) Bioid人脸数据库

<https://www.bioid.com/facedb/>

包含在各种光照和复杂背景下的 1521 张灰度面部图像，眼睛位置已经被手工标注。

(8) UMIST图像集

由英国曼彻斯特大学建立。包括 20 个人共 564 幅图像，每个人具有不同角度、不同姿态的多幅图像。

(9) 年龄识别数据集IMDB-WIKI

<https://data.vision.ee.ethz.ch/cvl/rrothe/imdb-wiki/>

包含 524230 张从 IMDB 和 Wikipedia 爬取的名人数据图片。应用了一个新颖的化回归为分类的年龄算法。本质就是在 0-100 之间的 101 类分类后,对于得到的分数和 0-100 相乘,并将最终结果求和,得到最终识别的年龄。

AMiner

3 talent

人才篇



3. 人才篇

3.1 学者概况

AMiner 基于发表于国际期刊会议的学术论文，对人脸识别领域全 TOP1000 的学者进行计算分析，绘制了该领域学者全球分布地图。从全球范围来看，美国是人脸识别研究学者聚集最多的国家，在人脸识别领域的研究占有绝对的优势；英国紧随其后，位列第二；中国位列全球第三，占有一席之地；加拿大、德国和日本等国家也聚集了部分人才。



图 5 人脸识别学者 TOP1000 全球分布图

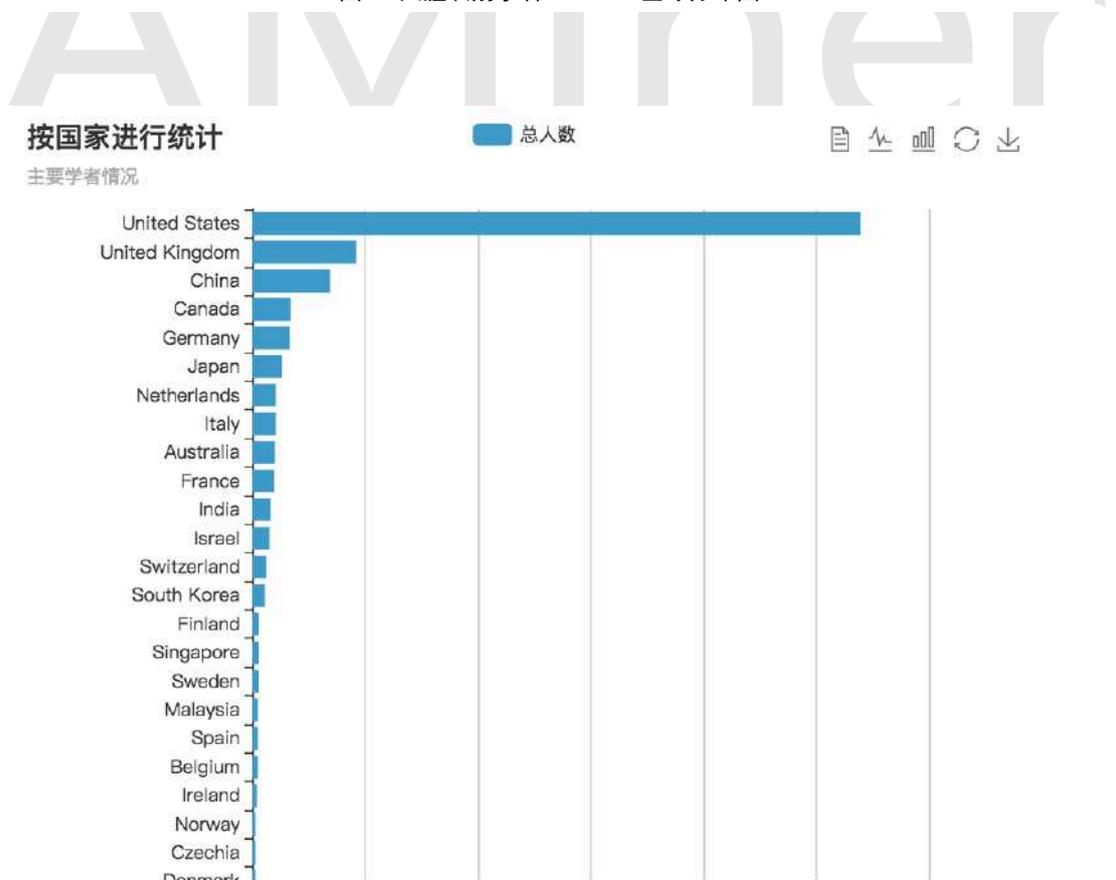


图 6 人脸识别专家国家数量排名

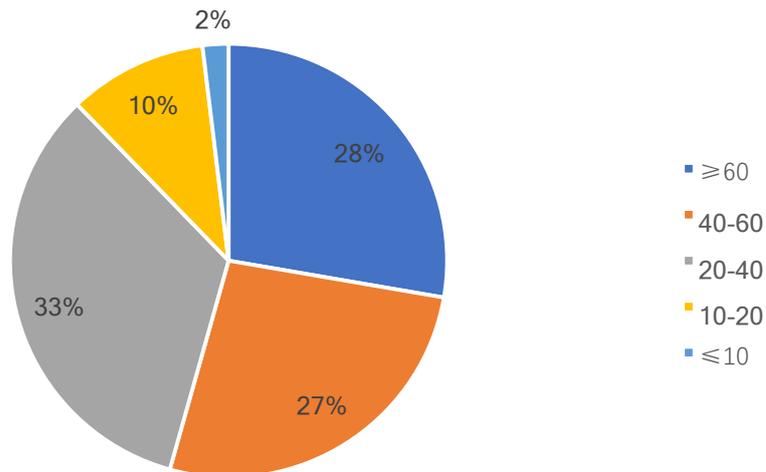


图 7 人脸识别全球学者 h-index 统计

h-index: 国际公认的能够比较准确地反映学者学术成就的指数，计算方法是该学者至多有 h 篇论文分别被引用了至少 h 次。

全球人脸识别学者的 h-index 平均数为 48，h-index 指数在 20 到 40 之间的学者最多，占比 33%；h-index 指数在 40 到 60 之间的学者和大于 60 占比相持不下，前者为 27%，后者为 28%；h-index 指数小于等于 10 的学者最少，仅占 2%。

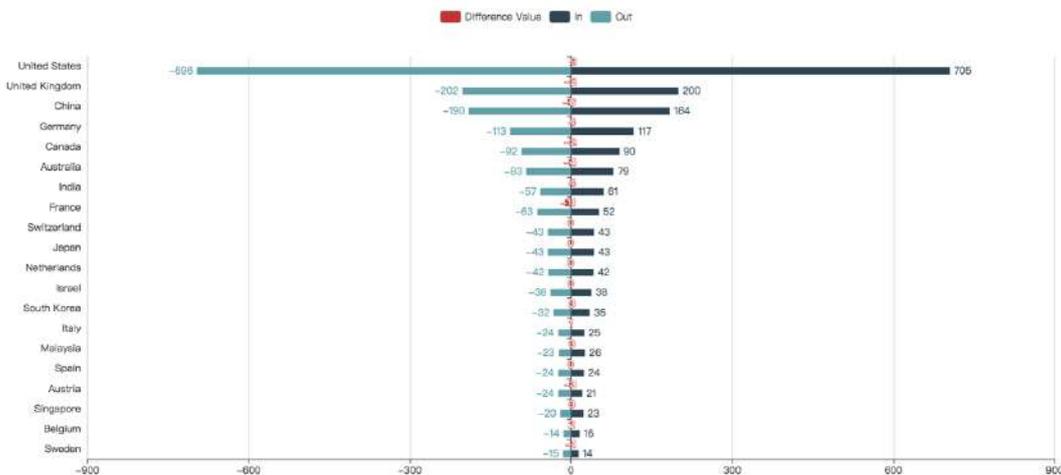


图 8 人脸识别全球人才迁徙图

AMiner 选取人脸识别领域影响力排名前 1000 的专家学者，对其迁徙路径做了分析。由上图可以看出，各国人脸识别领域人才的流失和引进略有差异，其中美国是人脸识别领域人才流动大国，人才输入和输出都大幅领先，且从数据来看人才流入略大于流出。英国、中国、德国、加拿大和澳大利亚等国紧随其后，其中英国、中国和澳大利亚有轻微的人才流失现象。

点击下方链接，可观看全球人脸识别领域学者迁徙高清 3D 视频：
https://v.youku.com/v_show/id_XMzc3MzYyNDUwOA==.html?spm=a2h3j.8428770.3416059.1。

研究根据在全球范围内人脸与手势识别领域的权威学术会议（IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, FG）上最近五年引用论文中，研究计算出 citation 和 h-index 排在前十的人脸识别专家，并截取部分领先学者加以介绍。

Citation 排在前十的相关学者位列如下：

表 2 Citation 前十的人脸识别专家

姓名	Citation
Geoffrey Everest Hinton	305469
Andrew Zisserman	194818
Jiawei Han	191823
Stephen Boyd	163081
I. Bloch	161934
Michael I. Jordan	152256
Terrence J. Sejnowski	143618
Anil K. Jain	143426
Bernhard Schölkopf	137923
Z. C. Yang	134514

h-index 排在前十的相关学者位列如下：

表 3 h-index 前十的人脸识别专家

姓名	h-index
Jiawei Han	175
Philip S. Yu	155
Anil K. Jain	152
Thomas S. Huang	151
Terrence J. Sejnowski	149
Michael I. Jordan	148
Geoffrey Hinton	146
Tomaso Poggio	140
Andrew Zisserman	139
Martin Vetterli	139
Takeo Kanade	139
Sebastian Thrun	135

3.2 国外人才简介

下面根据 AMiner 提供的数据列举全球 6 位专家学者，排名不分先后。由于篇幅有限不

能逐一罗列，如有疏漏请与编者联系。

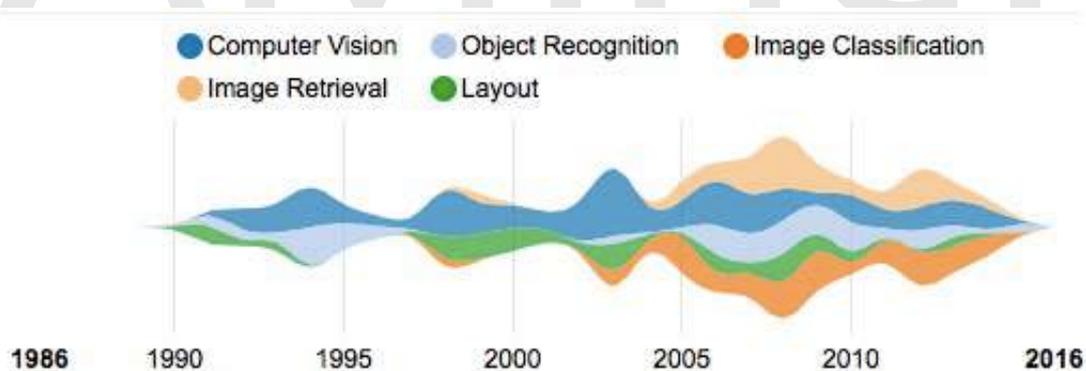
● **Andrew Zisserman**



关键词：欧洲计算机视觉第一人

人物经历：现为英国计算机专家，1987 年至今在牛津大学担任教授。他在 1993 年、1998 年和 2003 年共三次获得 Marr Prize，并于 2007 年成功当选为皇家学会会员。自加入牛津大学，安德鲁开始研究多视图集合。安德鲁的几何学成功证明了计算机视觉可以解决人类无法解决的问题，即从多个图像中恢复 3D 结构需要训练有素的摄影师并花费相当多的时间。

研究兴趣：Computer Vision、Object Recognition、Image Classification、Image Retrieval、Layout 等。从他的研究兴趣趋势图可以看出，Computer Vision 一直作为他研究的兴趣方向未曾中断，2000 年之后，Image Classification 和 Image Retrieval 也成为了其重要的研究方向，发表的相关论文逐年增加。



● **Thomas S. Huang (黄煦涛)**

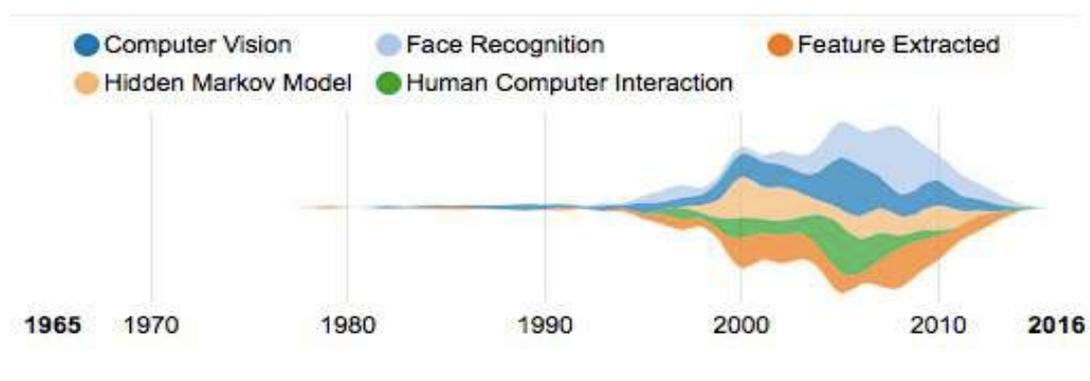


关键词：“计算机视觉之父”

人物经历：先后在美国 MIT、Purdue 和 UIUC 从事教学与图像处理、模式识别、计算机视觉和人机交互等方面的研究工作；2001 年 11 月当选为中国工程院外籍院；2002 年 2 月被选为美国工程院院士；2002 年当选为中国科学院外籍院士。

由于他在图像处理、模式识别和计算机视觉领域做出的开创性研究贡献，包括：多维数字滤波器的设计和测试、数字全息摄影、文件和图像的压缩技术，以及人脸、手、躯干 3D 建模、分析和可视化，多模态人机界面，多媒体数据库等，被全球 IT 业界誉之为“计算机视觉之父”。

研究兴趣：Computer Vision、Face Recognition、Feature Extracted、Hidden Markov Model、Human Computer Interaction 等。从他的研究兴趣趋势图来看，Thomas S. Huang（黄旭涛）对计算机视觉技术的相关研究从上世纪八十年代之前就开始了，2000 年之后发表的相关论文数量出现急剧增加的现象，其中人脸识别成为其研究中最重要的一部分。



● **Tomaso Poggio**

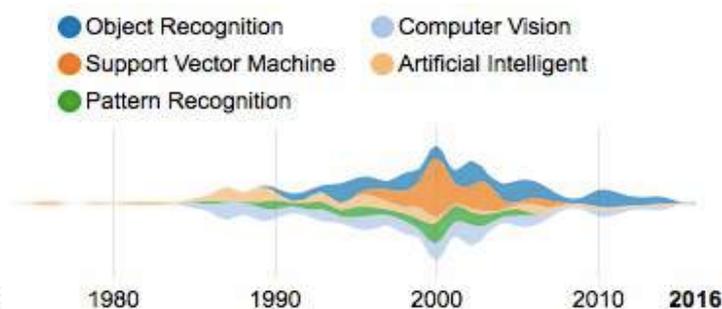


关键词：视觉领域传奇人物

人物经历：1981 年后在 MIT 从事计算神经科学的教学科研工作直到现在。Poggio 教授曾获得多项荣誉，他是神经科学研究项目（NRP）的荣誉成员，美国艺术与科学学院成员，2009 年因其在“计算神经科学的杰出贡献、视觉系统的生物物理学和行为学研究等方面的开创性研究”而获得 Okawa 奖。

创立和领导 MIT “生物计算学习” 中心实验室 (CBCL)，使之成为国际上极具影响力的实验室。Poggio 教授早年与视觉计算理论开创者 David Marr 一起工作，从事立体视觉的计算与神经机理研究，此后对人类视觉从理论、工程应用以及神经机理等方面展开了深入的研究，试图从“学习”的角度揭开人脑工作之谜。他提出的 HMAX 对象识别模型是近年来计算机视觉、计算神经领域极具影响力的一个工作，该计算模型模拟了人类视觉通道各皮层的神经机理，被称为“最接近人类视觉系统”的模型，在物体识别、行为识别中的成功应用进一步验证了该模型的合理性。

研究兴趣：具体包括 Object Recognition、Computer Vision、Support Vector Machine、Artificial Intelligent、Pattern Recognition 等。从他的研究兴趣趋势图看出，2000 年前后是其发表关于 Support Vector Machine 论文数量最多的几年，但相较他其余研究兴趣，Support Vector Machine 的研究持续时间显得较短。



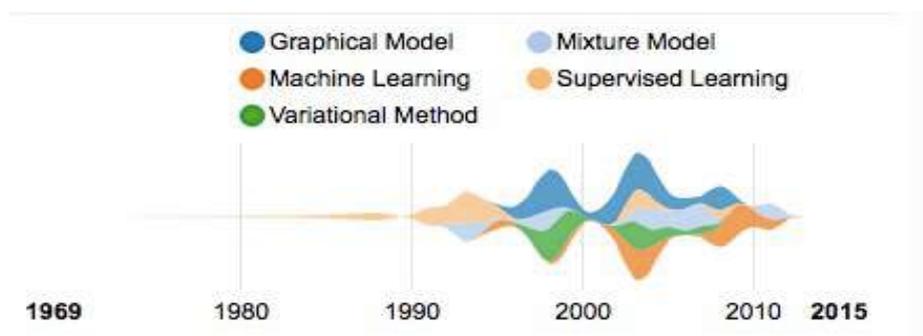
● **Michael I. Jordan**



关键词：“最具影响力的计算机科学家” (Semantic Scholar, 2016)

人物经历：加州大学伯克利分校电气工程与计算机科学系和统计系杰出教授，是美国国家科学院、美国国家工程院、美国艺术与科学院三院院士，是机器学习领域唯一获此成就的科学家。Jordan 教授在机器学习及统计学领域具有 30 年的研究经验，被誉为两位人工智能领域的根目录人物之一。他的学生桃李满天下，如深度学习领域权威 Yoshua Bengio、贝叶斯学习领域权威 Zoubin Ghahramani、前百度首席科学家吴恩达等。

研究兴趣: Graphical Model、Mixture Model、Machine Learning、Supervised Learning、Variational Method 等。从他的研究兴趣趋势图看出，1996 年至 2001 年间，他一度中断了对 Supervised Learning 的研究，6 年间未曾发表过一篇相关的论文。



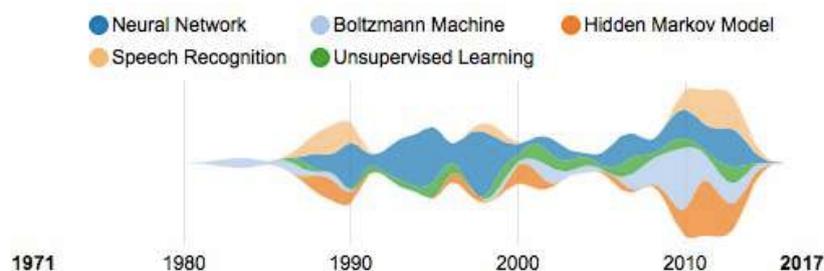
● Geoffrey Everest Hinton



关键词: “神经网络之父”、“深度学习鼻祖”

人物经历: 现为多伦多大学计算机科学系教授。在 2012 年，Hinton 获得了加拿大基廉奖 (Killam Prizes, 有“加拿大诺贝尔奖”之称的国家最高科学奖)。2013 年，Hinton 加入谷歌并带领一个 AI 团队，他将神经网络带入到研究与应用的热潮，将“深度学习”从边缘课题变成了谷歌等互联网巨头仰赖的核心技术，并将 Hinton Back Propagation (反向传播) 算法应用到神经网络与深度学习。

研究兴趣: Neural Network、Boltzmann Machine、Hidden Markov Model、Speech Recognition、Unsupervised Learning。从他的研究兴趣趋势图看出，其一直专注于 Neural Network 的研究未曾间断过，在 1990-2000 年间，他主要集中发表了关于 Neural Network 的论文。



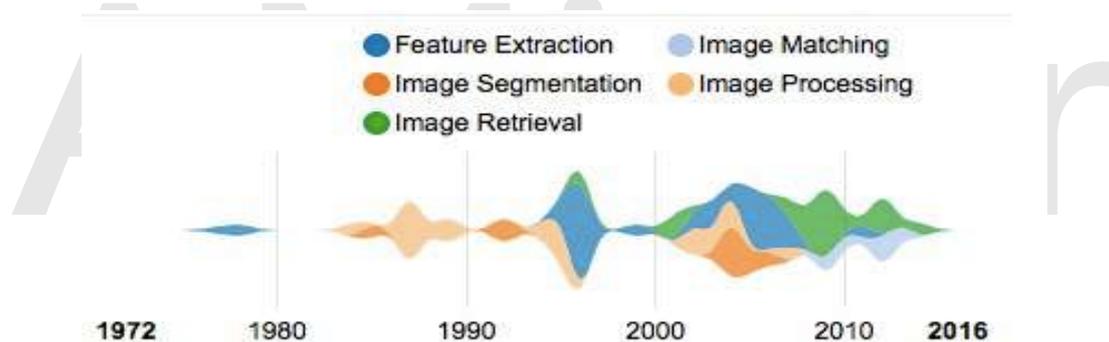
● Anil K. Jain



关键词：国际著名的生物特征识别专家

人物经历：现为美国密歇根州立大学计算机科学与工程系和电子与计算机工程系杰出教授。曾担任 IEEE Tran.PAMI 等期刊的主编，目前已经出版了《Handbook of Face Recognition》、《Handbook of Fingerprint Recognition》和《Handbook of Multibiometrics》等多部专著，以及数百篇高水平学术论文。Anil K.Jain 教授在人脸识别、指纹识别等方面的多项研究成果被 NEC、Morpho 等国际生物特征识别公司使用，在学术界和工业界具有极高的知名度和影响力。

研究兴趣：研究领域包括模式识别、计算机视觉和生物特征识别，研究兴趣包括 Feature Extraction、Image Matching、Image Segmentation、Image Processing、Image Retrieval 等。



放眼国外，从事人脸识别的研究机构研究也有很多，其中比较著名的研究机构有美国 MIT 的 Media lab、AI lab 等，以及英国的剑桥大学工程系。在 21 世纪以来，随着计算机性能的提高，运算速度不断的突破，人脸识别技术取得了更快的发展，基本上可以完全进入由机器自主学习、自主识别的时期。

当前，许多国外的研究机构 and 高校研究实验室，他们在人脸识别技术性能方面都取得了很大突破，并且，他们研究所涉及的领域和所用技术更加先进，由心理学和感知角度来着手，从人类认知人脸的规律方面进行研究，如 Texas at Dallas 大学的 Abdi 和 Toole 研究小组；也有从人脸认知在人类大脑中的机制着手，研究如何建立人脸认知的模型，如 Glasgow 大学的 Burton 教授研究团队，以及 Stirling 大学的 Bruce 教授研究小组；另外，也有如 Aberdeen 大学的 Crow 研究小组，他们从直观视觉方面入手进行研究的，主要是研究人脸面部视觉特征的表达方式，同时，他们也具体分析了人脸识别中在空间频率上的表示方法；当然，还有从

人类神经生理学机理方面入手的，如荷兰 Groningen 大学的 Petkov 研究小组，他们研究人脸面部的视觉神经系统，并在此基础上提出了可以并行计算的识别方法。

3.3 国内人才简介

我们以“face recognition”为关键词，在 AMiner 数据库中对国内人脸识别人才进行挖掘，得到了国内人脸识别领域人才分布图。

人脸识别学者在中国主要集中于北京及上海等地，其次是长沙，成都、西安、广州和哈尔滨的人才数量相差无几。



图 9 人脸识别学者中国分布图

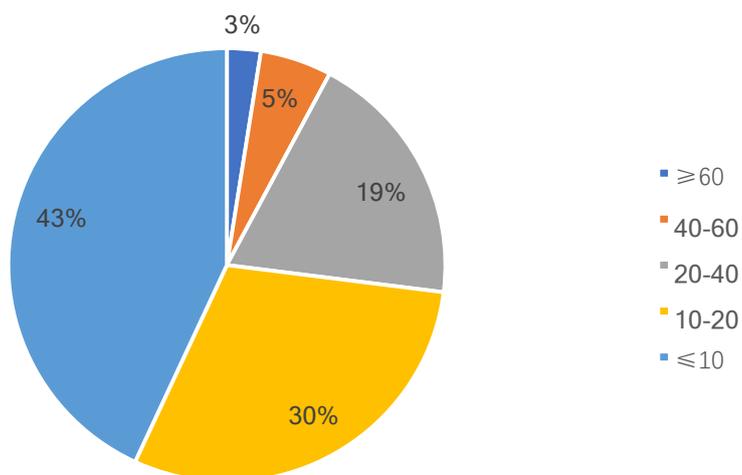


图 10 人脸识别中国学者 h-index 统计

h-index: 国际公认的能够比较准确地反映学者学术成就的指数，计算方法是该学者至多

有 h 篇论文分别被引用了至少 h 次。

中国人脸识别学者的 h -index 平均数为 17, h -index 小于等于 10 的学者最多, 占比 43%; h -index 在 10 到 20 之间的学者次之, 占比 30%; h -index 大于等于 60 的学者最少, 仅占 5%。相较于全球学者的 h -index 来看, 中国 h -index > 60 的学者非常少, 大量学者 h -index 较低, 在该领域较全球水平还有一定差距, 发展空间很大, 后备力量充足。

国内自 20 世纪 90 年代真正开始做人脸识别研究, 至今已取得许多研究成果。本研究重点介绍苏光大、李子青、汤晓鸥、张钊、丁晓青五位学者。

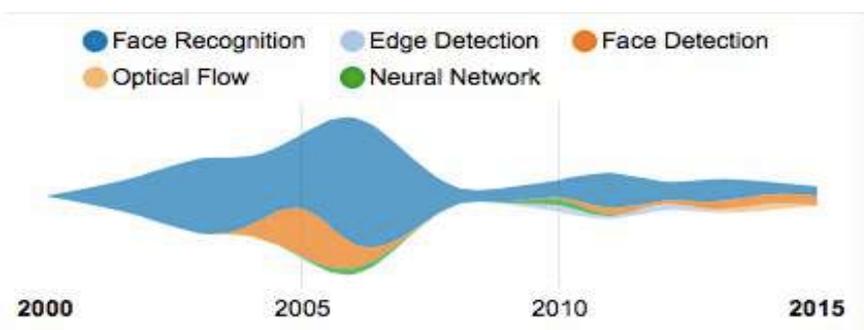
● 苏光大



关键词: 解读脸部密码的人

人物经历: 现为清华大学电子系教授。先后发表 100 余篇学术论文, 著有“微机图像处理系统”、“图像并行处理技术”2 部专著, 6 次获省部级科技成果奖, 获 4 项国家发明专利, 2 次获清华大学先进工作者称号。在图像处理系统的研究方面, 提出了 1:1 图像采样理论和邻域图像并行处理机理理论; 在人脸识别的研究方面, 提出了最佳二维人脸、不同类别的多特征描述以及 MMP-PCA 等一系列人脸识别的理论和方法。

研究兴趣: 目前主要研究方向为图像识别(人脸识别、指纹识别)和高速图像处理。研究兴趣具体包括 Face Recognition、Edge Detection、Face Detection、Optical Flow、Neural Network 等。



● 李子青

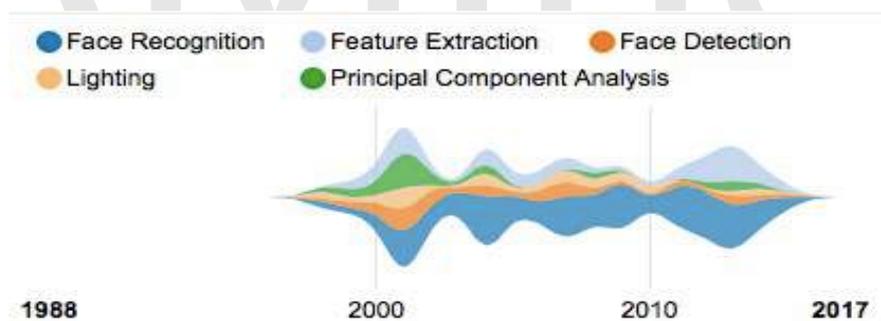


关键词：人脸识别和智能视频监控专家

人物经历：中国科学院自动化所研究员，CBSR 中心主任。2000 年辞去新加坡南洋大学终身教职并加盟微软亚洲研究院。2004 年作为“百人计划”入选者来到中科院自动化所，现为生物识别与安全技术研究中心（中科院自动化所）主任，民航安全智能监控与识别联合实验室（中科院自动化所-中国民航大学）主任。

李子青是人脸识别和智能视频监控专家，主持相关领域的多个国家科学研究项目和重大应用工程项目，在相关领域获准和申请专利 10 余项。李子青教授领导的人脸识别研究团队，提出了基于近红外的人脸识别技术，对光照变化影响的处理有较好的效果，同时将该技术应用用于 2008 年北京奥运会安保项目。

研究兴趣：Face Recognition、Feature Extraction、Face Detection、Lighting、Principal Component Analysis 等。



● 汤晓鸥

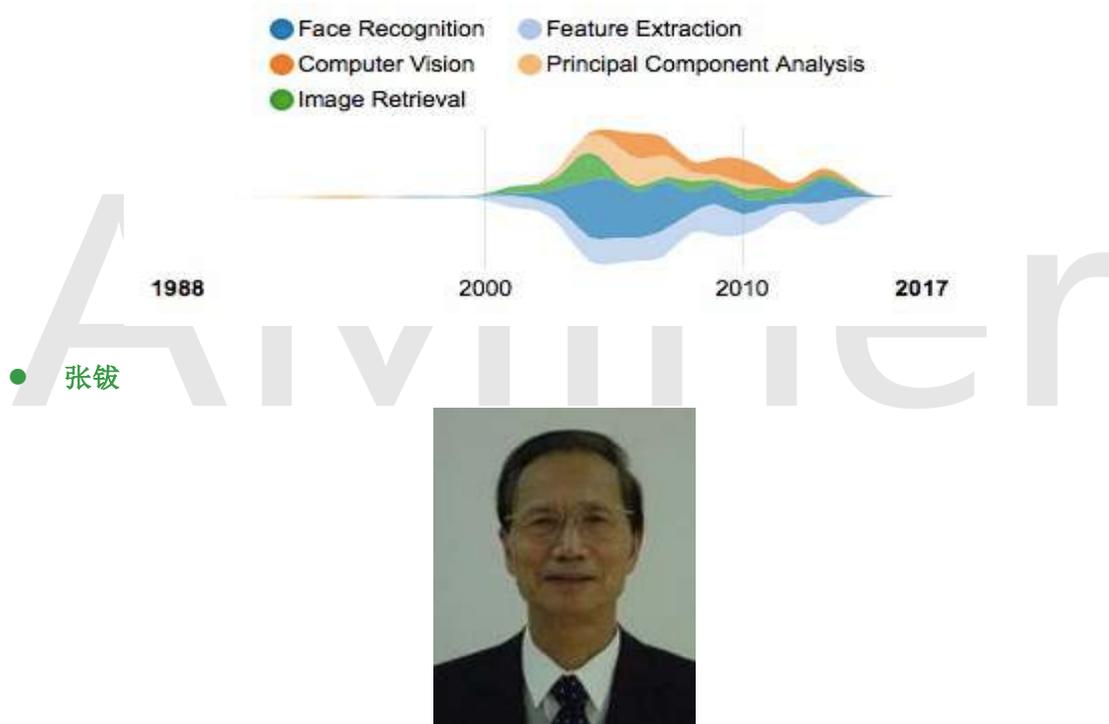


关键词：全球人脸识别技术的“开拓者”和“探路者”、商汤科技联合创始人

人物经历：现任香港中文大学信息工程系系主任，兼任中国科学院深圳先进技术研究院副院长。中央组织部“千人计划”入选者。

早在 1992 年，在美国麻省理工学院攻读博士学位的汤晓鸥开始接触人脸识别的算法。获得博士学位后，他先后在香港中文大学和微软亚洲研究院工作，继续从事计算机视觉相关领域的研究。2001 年，他建立了香港中文大学多媒体实验室。2014 年 3 月，汤晓鸥团队发布研究成果，基于原创的人脸识别算法，准确率达到 98.52%，首次超越人眼识别能力（97.53%）。2016 年，汤晓鸥领军的中国人工智能团队，与麻省理工、斯坦福等著名大学一道，入选世界十大人工智能先锋实验室，成为亚洲区唯一入选的实验室。

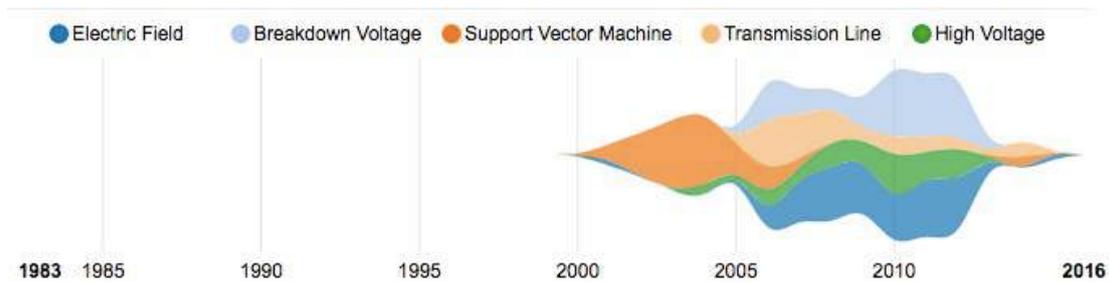
研究兴趣：Face Recognition、Feature Extraction、Computer Vision、Principal Component Analysis、Image Retrieval 等。



关键词：人工智能领域专家

人物经历：1958 年清华大学自动控制系毕业后留校任教，计算机科学与技术专家，俄罗斯自然科学院外籍院士、中国科学院院士，清华大学教授、博士生导师。现任清华大学人工智能研究院院长。张钹从事人工智能理论、人工神经网络、遗传算法、分形和小波等理论研究；以及把上述理论应用于模式识别、知识工程、智能机器人与智能控制等领域的应用技术研究。

研究兴趣：Electric Field、Breakdown Voltage、Support Vector Machine、Transmission Line、High Voltage 等。



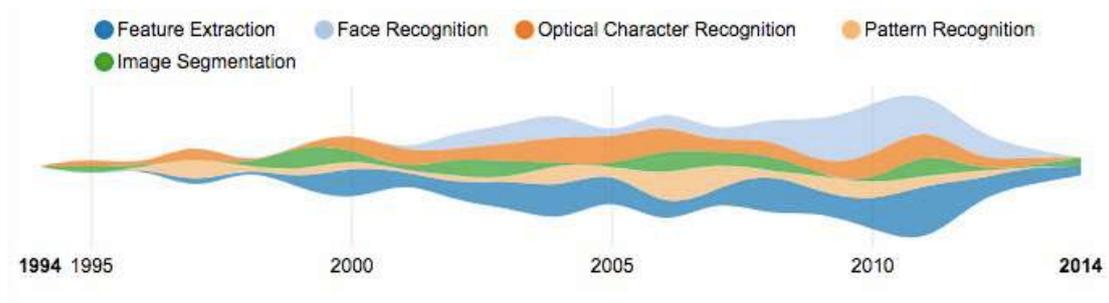
● 丁晓青



关键词：人脸识别领域专家

人物经历：1962年毕业于清华大学无线电电子学系，留校任教。现为清华大学电子工程系教授、博士生导师，同时以技术入股北京文通信息技术有限公司并兼任北京海鑫科金科技股份有限公司首席科学家。长期致力于图像处理、模式识别、生物特征认证以及计算机视觉领域的研究，获得国家科技进步奖4次。她在多文种文字文档识别、人脸识别领域取得了世界领先的研究成果。她发表论文450余篇，合著专著6本，获发明专利19项，并在FAT2004国际评测中获“全面性能最优成就奖”，在国际权威的FRVT2006人脸识别评测中获领先成绩。她也是IAPR（The International Association for Pattern Recognition，国际模式识别协会）会士。

研究兴趣：Face Recognition、Face Extraction、Optional Character Recognition、Pattern Recognition、Image Segmentation等。



4 applicati

应用篇^{on}



4. 应用篇

4.1 国内人脸识别领头企业

4.1.1 商汤科技



商汤的深度学习研究团队，包括 18 名教授，以及来自麻省理工学院、斯坦福大学、北大、清华等世界名校的 120 余名博士生。此外，商汤科技已与香港中文大学、清华大学、浙江大学、上海交通大学等众多高校院所建立了合作。其中与香港中文大学、浙江大学分别建立有联合实验室，共同推进基础研究。

商汤的主要业务板块是智慧金融、智慧商业、智慧安防和互联网+，涉及的领域有很多。目前来看，安防的市场正在逐渐变大，除此之外，金融、商业、互联网都各自占据了一部分比较重要的位置。其原创 AI 技术的应用场，包括 SensePose、SenseFace、SenseVideo、SensePhoto、SenseAR 等解决方案。这些人工智能应用产品，未来将在全球多个行业和场景下得到广泛运用，如智慧城市、智慧家居、互联网娱乐、手机、无人驾驶、医疗等领域，未来我们将会看到大量传统的低效率工作被高效的人工智能机器所取代。例如，商汤目前正在做一件真正惠及国计民生的事业——布局智慧城市安防项目。商汤此前已与某市级公安局合作，在 40 天时间内识别出 69 个嫌疑人，最后实际逮捕 14 人。要知道，此前仅靠人力进行图像识别，一年时间才能够抓捕两人。

4.1.2 云从科技



云从科技创始人周曦本科和研究生毕业于中国科学技术大学，随后到美国伊利诺伊大学（UIUC）攻读博士，师从被誉为“计算机视觉之父”的 Thomas Huang（黄煦涛）教授，在 2007-2011 年期间，带领 UIUC 团队六次斩获世界模式识别大赛冠军。专注于人工智能识别领域的机器视觉研究。周曦带领团队曾在计算机视觉识别、图像识别、音频检测等国际挑战赛中 7 次夺冠。

云从科技目前由上海、成都、重庆三个研发中心，美国 UIUC 和硅谷两个前沿实验室，及中科院、上海交大两个联合实验室组成三级研发架构。云从科技研发团队成员 300 多人，80%以上拥有硕士学历。目前，云从与公安部、四大银行、民航总局建立联合实验室，推动人工智能产品标准的建立。

4.1.3 旷视科技



旷视科技成立于 2011 年，总部位于北京，旷视科技汇集了来自清华大学、美国哥伦比亚大学、斯坦福大学、微软亚洲研究院等国际顶级院校、科研机构的技术极客，以及来自谷歌、阿里巴巴、华为、微软等跨国企业的一流产品牛人。

专注人脸识别、图像识别和深度学习等人工智能领域技术研发与服务，旗下 Face++ 平台是全球最大的人脸识别技术平台，覆盖国内九成以上互联网人脸识别应用市场，小米、华为、oppo、vivo 等知名手机厂商均采用旷视科技的人脸识别手机解锁方案。目前公司估值 25 亿美金，在 2017 年全国“独角兽”企业评选中列第 42 位。去年，该公司的人脸识别技术被美国著名科技评论杂志《麻省理工科技评论》评为 2017 全球十大突破技术，同时获评“全球最聪明公司”。

4.2 应用领域

从应用角度看，人脸识别应用广泛，可应用于自动门禁系统、身份证件的鉴别、银行 ATM 取款机以及家庭安全等领域。具体来看主要有：

- 公共安全：公安刑侦追逃、罪犯识别、边防安全检查；
- 信息安全：计算机和网络的登录、文件的加密和解密；
- 政府职能：电子政务、户籍管理、社会福利和保险；
- 商业企业：电子商务、电子货币和支付、考勤、市场营销；
- 场所进出：军事机要部门、金融机构的门禁控制和进出管理等。
- 研究将重点介绍人脸识别在门禁、市场营销、商业银行中的应用。

4.2.1 门禁人脸识别

随着人们生活水平的提高，人们更加注重家居环境的安全，安防观念不断加强；伴随着这种需求的提高，智能门禁系统应运而生，越来越多的企业、商铺、家庭都安装了各种各样的门禁系统。

当前比较普遍使用的门禁系统不外乎视频门禁、密码门禁、射频门禁或指纹门禁等等。其中，视频门禁只是简单地把视频信息传送给用户，并无多少智能化，本质上离不开“人防”，用户不在场时并不能绝对保障家居安全；密码门禁最大的硬伤是，密码容易忘记，并且容易破解；射频门禁的缺点则是“认卡不认人”，射频卡容易丢失及易被他人盗用；另外，指纹门禁的安全隐患则是指纹容易复制。因此，现有技术中提供的上述门禁系统均对应原因存在安全性较低的问题。安装了人脸识别系统，只要对着摄像头露个脸就可以轻松出入小区，真正实现了“刷脸卡”。生物识别门禁系统不需要携带验证介质，验证特征具有唯一性，安全性极好。目前广泛的应用于机密等级较高的场所，例如研究所、银行等。

4.2.2 市场营销

面部识别技术在营销上主要有两方面的应用：首先，可以识别一个人的基本个人信息，例如性别、大致年龄，以及他们看过什么，看了多久等。户外广告公司，例如 Val Morgan Outdoor (VMO)，开始采用面部识别技术来收集消费者数据。其次，该技术可以用于识别已知的个人，例如小偷，或者已经加入系统的会员。这方面的应用已经引起一些服务提供商和零售商的注意。

此外，面部识别技术还可以提高广告的效果，并允许广告主对消费者的表现及时做出反应。VMO 公司推出了一个测量工具 DART，这个工具可以实时看出消费者眼睛关注的方向以及时长，从而可以判断出他们对一支广告的关注程度。下一代的 DART 还将纳入更多的人口统计学信息，除了年龄之外，还包括消费者在看一个数字标牌时的情绪。

4.2.3 商业银行

(1) 利用人脸识别技术防范网络风险

对于我国广泛使用的磁条银行卡，虽然技术成熟，规范，但制作技术并不复杂，银行磁条卡磁道标准已经是公开的秘密，仅凭一台电脑和一台磁条读写器就可以顺利“克隆”银行卡。另外制卡机销售管理不够严格。不法分子利用银行卡诈骗案件时有发生，主要手段就是通过各种方式“克隆”或者盗用银行卡。目前，各家商业银行也采取了一些技术手段防止伪造和克隆卡，如采用 CVV (Check Value Verify) 技术，在生成卡磁条信息的同时产生一组校验值，该校验值与每个卡片本身的特性相关联，从而达到复制无效的功能。虽然采取了多种措施，但磁条卡本身固有的缺陷已严重威胁到客户的利益。对于这些银行网络安全问题，我们可以利用人脸识别技术防范网络风险。人脸识别技术就是通过图像采集设备捕捉人的脸部区域，然后把捕捉到的人脸和数据库中的人脸进行匹配，从而完成身份识别的任务。利用人脸识别技术准确认定持卡人的真实身份，确保持卡人的资金安全。另外，还可以通过人脸识别技术进一步锁定不法分子，有利于公安机关快速破案。

(2) 人脸识别技术在治理假钞方面的应用

目前,我国商业银行在自助设备方面存在的主要问题:一是部分自助设备安装没有达到要求。商业银行的部分自助设备安装没有按照公安部门的要求对设备进行与地面加固连接;有的电气环境没有达到要求;有的没有设置 110 连动报警或者没有可视监控报警,有的监控录像不够清晰,监控录像保存时间没有达到规定要求等,另外设备人为破坏现象严重等。二是自助设备端软件设计缺陷。特别是某些国产设备软件设计不够合理,软件变更随意性大,存在漏洞,造成错帐可能性比较大。三是银行的 ATM 机中没有假钞鉴别设备。由于我国商业银行在自助设备方面存在的问题,目前,假钞层出不穷。由于银行的 ATM 机中没有假钞鉴别设备,只是在清机人员放入现金前做了鉴别,这样的措施并不够完善,且容易造成银行与持卡人之间的纠纷。即使是现金存款机(CRS)有假钞鉴别功能,但往往因为假钞识别特征提取的滞后,而被不法分子所利用。不法分子先存入假钞,然后马上在柜台或其他自助设备上提取真钞,以此手段谋取不法利益¹¹。

AMiner

¹¹ 张忠宝.关于人脸识别技术在商业银行方面的应用——基于计算机视觉[J].计算机光盘软件与应用,2012,15(20):61-62.

5 trend

趋势篇



5. 趋势篇

总的来说，人脸识别的趋势包括以下几点：

5.1 机器识别与人工识别相结合

目前市面上主流的一些人脸识别公司在引用国内外知名的人脸图像数据库进行测试时，其人脸识别的精准性一般都可以达到 95% 以上，而且进行精准人脸识别的速度也非常快，这也从侧面为人脸识别技术投入实际应用提供了强有力的实践证明。

不过在实际的生活当中，每个人的脸相对于摄像头而言并不是保持静止不动的，相反则是处于高速的运动状态之中，摄像机采集到的人脸图像会因为人脸的姿态、表情、光线、装饰物等不同而呈现出完全不同的样子，也极有可能会采集到的人脸图像不清晰、不完整、关键部位特征不明显的情况，这个时候人脸识别系统也就可能无法做到快速和精准的人脸识别了。

因此在设定了一定的人脸图像相似程度数值之后，人脸识别公司系统会对高于该相似程度数值的人脸图像做出提示，然后再由人工进行逐个的筛选，采用机器识别与人工识别相结合的方式才能最大限度的做到人脸图像的精准识别。

5.2 3D 人脸识别技术的广泛应用

不论是时下主流的人脸图像数据库中已经保存好的人脸图像，还是在街边路口由摄像头实时采集到的人脸图像，绝大多数其实都是一张 2D 人脸图像。2D 人脸图像本身其实存在着固有的缺陷，那就是它无法做到深度的表达人脸图像信息，在拍摄时特别容易受到光照、姿态、表情等因素的影响。而对于人脸来讲，人脸面部包括眼睛、鼻子、耳朵、下巴等诸多的关键部位并不是处于一个平面上的，人脸天然具有立体效果，拍摄 2D 人脸图像不能够很好的完全反映出人脸面部的全部关键特征。

2017 年，iPhone X 这部搭载了众多最新前沿技术的智能手机一经亮相，便引起业界的极大关注。其中最引人注目的当属于一项黑科技：3D 人脸解锁功能，即 Face ID，一种新的身份认证方式。在开锁时，用户只需要注视着手机，Face ID 就能实现人脸识别解锁。

表 4 苹果在 3D 视觉领域的布局¹²

时间	标的	金额	主要产品/技术
2010.9	Polar Rose	2900 万美元	利用人工智能技术从事图像视频分析，可以从二维图像中提取三维信息。

¹² The Verge，苹果官网，海通证券研究所整理

2013.11	PrimeSense	3.6亿美元	全球知名3D视觉方案供应商，结构光方案的先驱，掌握3D视觉核心技术，方案成功应用至微软Kinect1代、华硕Xtion等产品中。
2015.4	LinX	2000万美元	以色列多摄像头技术公司、致力于通过多摄像头技术，提高拍摄质量，布局多角3D成像领域。
2015.8	Faceshift	—	利用3D传感技术实现动作、脸部表情捕捉，曾面向动画软件Maya和Unity推出脸部动作捕捉解决方案Faceshift Studio。
2015.10	Perceptio	—	利用深度认知能力的图像识别系统对手机中的图像进行分类。
2016.1	Emotient	—	利用人工智能技术扫描人脸，用于解读消费者观看手机后的脸部表情。
2016.1	Flyby Media	—	专注于三维虚拟现实和增强现实技术，相关技术应用在谷歌Project Tango项目中。
2017.2	RealFace	200万美元	以色列人脸识别技术公司，开发面部识别软件可提供生物识别登录服务。

苹果 iPhone X 加入 3D 面部识别功能并不是心血来潮，因为其在 2010 年的时候就已经开始在 3D 视觉领域进行了布局。特别是在 2013 年，苹果公司以 3.45 亿美元的价格收购了以色列的 3D 视觉公司 PrimeSense。这项收购是苹果公司史上最大手笔的收购之一。此后，苹果还投资了一些列的 3D 视觉技术和人脸识别技术公司。

此外，Face ID 还可用于 Apple pay 和第三方应用。比如，苹果就利用 Face ID 对 emoji 功能进行了升级，可通过 Face ID 利用户面部表情来创建 3D 表情 Animojis，可利用动画来表达情绪，不过目前这个功能只能使用在苹果自己的 iMessage 中。这种直接“刷脸”的方式带给了用户更真实的人机交互体验。

5.3 基于深度学习的人脸识别技术的广泛应用

目前主流的人脸识别技术大多都是针对轻量级的人脸图像数据库，对于未来完全可预见的亿万级的人脸图像数据库则还不太成熟，因此需要重点研究基于深度学习的人脸识别技术。

通俗意义上来讲就是，目前国内人口有十三亿之多，由实力雄厚的人脸识别公司牵头在不久的将来建立起一个覆盖全国范围的统一的人脸图像数据库也是可以预见的，那么该人脸图像数据库存储的人脸图像的容量可能会达到数十亿甚至是数百亿的级别，这时候可能会

存在大量表征相似、关键特征点相似的人脸，如果没有基于深度学习的人脸识别技术，建立更为复杂的多样化的人脸模型，那么在实现精准和快速的人脸识别就会比较困难。

5.4 人脸图像数据库的实质提升

建立具备优良的多样性和通用性的人脸图像数据库也是一个必然的事情，与目前主流的人脸识别公司引用的数据库相比，其实质上的提升主要体现在如下几个方面：一是人脸图像数据库量级的提升，将会从现在的十万百万级提升至未来的十亿级甚至是百亿级；二是质级的提升，将会由主流的2D人脸图像提升至各种关键特征点更为明显和清晰的3D人脸图像；三是人脸图像的类型提升，将会采集每个人在各个不同的姿态、表情、光线、装饰物等之下的人脸图像，以充实每个人的人脸表征进而做到精准的人脸识别。

AMiner

参考文献

- [1] 焦建彬,叶齐祥,韩振军,李策.视觉目标检测与跟踪[M].科学出版社,2016.
- [2] 何瑶,陈湘萍.基于 OpenCV 的人脸检测系统设计[J].新型工业化,2018,8(06):83-89.
- [3] 蓝振潘.基于深度学习的人脸识别技术及其在智能小区中的应用[D]. 华南理工大学, 2017.
- [4] 齐忠文.基于深度学习的人脸识别技术研究[J].新媒体研究, 2018, 4(14):26-27.
- [5] Sirovich, L., & Kirby, M. (1987). Low-dimensional procedure for the characterization of human faces. *Josa a*,4(3), 519-524.
- [6] Turk, M., & Pentland, A. (1991). Eigenfaces for recognition. *Journal of cognitive neuroscience*, 3(1), 71-86.
- [7] Ojala, T., Pietikäinen, M., & Harwood, D. (1996). A comparative study of texture measures with classification based on featured distributions. *Pattern recognition*, 29(1), 51-59.
- [8] Ojala, T., Pietikainen, M., & Maenpaa, T. (2002). Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns. *IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 24(7), 971-987.
- [9] Fisher, R. A. (1936). The use of multiple measurements in taxonomic problems. *Annals of eugenics*, 7(2), 179-188.
- [10] Belhumeur, P. N., Hespanha, J. P., & Kriegman, D. J. (1997). Eigenfaces vs. fisherfaces: Recognition using class specific linear projection. Yale University New Haven United States.
- [11] 张忠宝.关于人脸识别技术在商业银行方面的应用——基于计算机视觉[J]. 计算机光盘软件与应用, 2012, 15(20):61-62.
- [12] The Verge, 苹果官网, 海通证券研究所整理

版权声明

AMiner 研究报告版权为 AMiner 团队独家所有，拥有唯一著作权。AMiner 咨询产品是 AMiner 团队的研究与统计成果，其性质是供用户内部参考的资料。

AMiner 研究报告提供给订阅用户使用，仅限于用户内部使用。未获得 AMiner 团队授权，任何人和单位不得以任何方式在任何媒体上（包括互联网）公开发布、复制，且不得以任何方式将研究报告的内容提供给其他单位或个人使用。如引用、刊发，需注明出处为“AMiner.org”，且不得对本报告进行有悖原意的删节与修改。

AMiner 研究报告是基于 AMiner 团队及其研究员认可的研究资料，所有资料源自 AMiner 后台程序对大数据的自动分析得到，本研究报告仅作为参考，AMiner 团队不保证所分析得到的准确性和完整性，也不承担任何投资者因使用本产品与服务而产生的任何责任。

AMiner