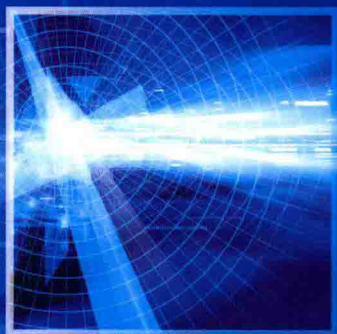


图像特征抽取 算法研究及其应用

刘中华 著



科学出版社

图像特征抽取算法研究及其应用

刘中华 著

科学出版社

北 京

内 容 简 介

受公共安全、金融安全以及人机交互等领域大量潜在的需求所驱动,生物特征识别尤其人脸识别已成为模式识别和人工智能领域的一个研究热点。本书主要对图像特征抽取算法进行研究和总结,使读者可以快速了解和掌握最新的特征抽取算法。主要内容包括:基于非负低秩表示的半监督学习方法;一种自适应 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法;距离保持投影非线性降维技术的可视化与分类;增强局部鉴别排列及其核扩展;基于低秩稀疏表示的鉴别投影;基于多尺度局部二值模式的人脸识别;基于 WT/SVD 和 KPCA 的人脸识别方法;基于线性子空间和商图像理论的人脸识别研究;正交稀疏线性鉴别分析。

本书可供控制科学与工程、计算机科学与技术等专业的高年级本科生和研究生参考,也可供相关领域的研究人员参考。

图书在版编目(CIP)数据

图像特征抽取算法研究及其应用 / 刘中华著. —北京:科学出版社, 2019.3

ISBN 978-7-03-060806-2

I. ①图… II. ①刘… III. ①图像处理-图像识别-特征抽取-算法-研究 IV. ①TP391.413

中国版本图书馆 CIP 数据核字(2019)第 044447 号

责任编辑:陈 静 / 责任校对:张凤琴
责任印制:吴兆东 / 封面设计:迷底书装

科学出版社 出版

北京东黄城根北街 16 号

邮政编码:100717

<http://www.sciencep.com>

北京中石油彩色印刷有限责任公司 印刷

科学出版社发行 各地新华书店经销

*

2019 年 3 月第 一 版 开本:720×1000 1/16

2019 年 3 月第一次印刷 印张:10 1/4

字数:204 000

定价:68.00 元

(如有印装质量问题,我社负责调换)

前 言

生物特征识别技术改变了依靠实物确认身份或可记忆信息的传统模式，它所具有的独特性、持久性、可采集性以及普遍性等特性极大地降低了信息丢失和伪造的可能性，从而有效地杜绝了窃取和伪造，在国家的社会安全、公共安全、人机交互和金融安全等领域具有非常高的应用价值。因而生物特征识别已经成为模式识别和人工智能领域的一个研究热点。尤其人脸识别由于其自然、直观、非接触、安全等特点而倍受关注，成为最具发展潜力的生物特征识别技术之一。经过几十年的发展，人脸识别领域积累了丰富的理论和大量算法，初步解决了可控条件下的人脸识别难题。然而，在非配合和非控制条件下的人脸识别依然是一个非常具有挑战性的课题。影响识别性能的非控制因素有很多，如姿态、光照以及表情等变化。目前，人脸识别领域还有很多关键问题有待解决，其中主要包括：如何抽取最为有效的特征和如何设计鲁棒的分类算法。

作者近年来一直从事图像处理、模式识别等领域的研究工作，深感有必要结合该领域的新成果、新进展和新趋势撰写这部学术著作，对模式识别中关于特征抽取和分类的相关理论与方法进行系统的介绍，并希望本书的出版能够对该领域的研究和应用起到一定的推动作用。

本书系统地介绍了模式识别、图像处理的理论基础和设计方法，重点介绍了特征抽取的一些最新研究成果。全书共 10 章，全部由河南科技大学刘中华撰写。

本书主要参考了作者近几年的一些研究成果，同时参考了作者在南京理工大学攻读博士期间的研究成果和博士论文。感谢河南科技大学信息工程学院王晓红老师，感谢河南科技大学信息工程学院张琳、王京京等研究生，感谢他们对本书撰写工作提出的宝贵意见。

本书的出版得到了国家自然科学基金(U1504610)资助。在撰写过程中参考了国内外许多同行的论著、应用成果和先进技术，作者在此深表谢意！

限于作者水平，书中难免会有不妥之处，恳请各位专家、学者和广大读者批评指正。

作 者

2018 年 7 月

目 录

前言

第 1 章 绪论	1
1.1 研究意义	1
1.2 图像识别研究概述	2
1.2.1 国内外研究进展	2
1.2.2 图像识别中常用的分类准则	7
1.2.3 图像识别算法的评价标准	8
1.2.4 常用生物特征图像库	9
1.3 人脸识别技术的难点	12
参考文献	12
第 2 章 基于非负低秩表示的半监督学习方法	18
2.1 引言	18
2.2 相关工作	20
2.2.1 高斯场和调和函数	20
2.2.2 低秩表示	21
2.3 基于非负低秩表示的流形嵌入分类	21
2.3.1 动机	21
2.3.2 MEC>NNLRR 算法	23
2.4 实验结果	25
2.4.1 参数选择	25
2.4.2 Yale 图像数据库实验	27
2.4.3 扩展 YaleB 图像数据库实验	28
2.4.4 AR 图像数据库实验	28
2.4.5 CMU PIE 图像数据库实验	29
2.4.6 Yale 噪声数据库实验	30
2.5 本章小结	31
参考文献	31
第 3 章 一种自适应 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法	34
3.1 问题的提出	34

3.2	光照预处理	35
3.2.1	局部对照增强	35
3.2.2	改进的局部对照增强	36
3.3	自适应 Gabor 特征抽取	37
3.3.1	Gabor 小波变换	37
3.3.2	离散余弦变换	39
3.3.3	鉴别力量分析	41
3.4	自适应权重计算与分类识别	43
3.4.1	自适应权重计算	43
3.4.2	分类识别	44
3.5	基于自适应 Gabor 图像特征抽取和权重选择的识别系统	44
3.6	实验结果与分析	45
3.6.1	改进的局部对照增强实验	45
3.6.2	人脸识别实验	47
3.7	本章小结	50
	参考文献	50
第 4 章	距离保持投影非线性降维技术的可视化与分类	53
4.1	引言	53
4.2	距离保持投影	54
4.3	距离保持投影的改进	55
4.3.1	流形和测地线距离	55
4.3.2	改进的距离保持投影	57
4.4	距离保持投影的扩展——分类识别	61
4.4.1	低维空间维数的确定	61
4.4.2	有监督的数据投影构造	62
4.4.3	分类构造	62
4.5	算法时间复杂度的分析	63
4.6	实验结果与分析	64
4.6.1	数据可视化实验	64
4.6.2	人脸识别实验	66
4.6.3	实验分析	68
4.7	本章小结	68
	参考文献	68
第 5 章	增强局部鉴别排列及其核扩展	71
5.1	引言	71

5.2 鉴别局部排列	72
5.2.1 局部最优化	72
5.2.2 样本权重	74
5.2.3 整体排列	74
5.3 增强鉴别局部排列	75
5.4 核增强鉴别局部排列	77
5.4.1 核方法	77
5.4.2 核增强鉴别局部排列算法	78
5.5 实验结果与分析	79
5.5.1 参数选择	80
5.5.2 对光照变化的鲁棒性实验	81
5.5.3 多种因素变化下的鲁棒性实验	83
5.6 本章小结	88
参考文献	88
第 6 章 基于低秩稀疏表示的鉴别投影	91
6.1 引言	91
6.2 相关工作	93
6.2.1 基于稀疏表示的分类	93
6.2.2 低秩表示	94
6.3 低秩稀疏表示的鉴别投影算法	94
6.3.1 研究动机	94
6.3.2 局部鉴别约束	95
6.3.3 基于 DP-LRSR 的降维和分类算法	95
6.3.4 DP-LRSR 算法的计算复杂性和收敛性	98
6.4 实验	99
6.4.1 Yale 图像数据库实验	99
6.4.2 CMU PIE 图像数据库实验	100
6.4.3 Georgia Tech 图像数据库实验	101
6.4.4 FERET 图像数据库实验	102
6.4.5 PolyU 掌纹数据库实验	103
6.4.6 AR 图像数据库实验	104
6.5 本章小结	105
参考文献	105
第 7 章 基于多尺度局部二值模式的人脸识别	109
7.1 引言	109

7.2	局部二值模式	110
7.2.1	LBP 算子	110
7.2.2	直方图的度量	111
7.3	多尺度局部二值模式	111
7.4	实验	113
7.4.1	基于 BLBP 的人脸识别实验	113
7.4.2	基于 MS-LBP 人脸识别实验	115
7.5	本章小结	116
	参考文献	116
第 8 章	基于 WT/SVD 和 KPCA 的人脸识别方法	118
8.1	引言	118
8.2	特征抽取	119
8.2.1	小波变换	119
8.2.2	奇异值分解	121
8.2.3	核主成分分析	121
8.3	分类识别——神经网络	122
8.4	实验结果与分析	123
8.4.1	KPCA 人脸识别实验	123
8.4.2	基于 PCA 方法、KPCA 方法和本章所提方法的特征抽取实验	124
8.4.3	基于 PCA 方法、KPCA 方法、SVD 方法和本章所提方法的人脸 识别实验	125
8.5	本章小结	126
	参考文献	126
第 9 章	基于线性子空间和商图像理论的人脸识别研究	129
9.1	引言	129
9.2	商图像方法	130
9.3	人脸光照子空间	131
9.4	基于 9 维线性子空间的商图像方法	133
9.4.1	改进后的商图像	133
9.4.2	合成新对象的 9 种光照基图像	134
9.4.3	度量方式	134
9.5	实验	134
9.5.1	商图像	135
9.5.2	基图像的合成	135
9.5.3	人脸识别实验	136

9.6 本章小结.....	137
参考文献	137
第 10 章 正交稀疏线性鉴别分析	140
10.1 引言	140
10.2 线性鉴别分析概述	141
10.3 正交稀疏线性鉴别分析	142
10.3.1 全局鉴别信息	142
10.3.2 局部结构信息	142
10.3.3 矩阵 $L_{2,1}$ -范数和 OSLDA 算法	144
10.4 实验结果	145
10.4.1 ORL 图像数据库上的实验	146
10.4.2 Yale 图像数据库上的实验	146
10.4.3 Georgia Tech 图像数据库上的实验	147
10.4.4 AR 图像数据库上的实验	148
10.5 本章小结	149
参考文献	150

第1章 绪 论

1.1 研究意义

目前,大多数情况下我们仍然是依靠传统的身份验证手段来完成身份识别过程的。传统的身份认证方法大致可以分为两类:一类是基于身份标识物品的方法,如身份证、驾驶证、磁卡、钥匙等;另一类是基于身份标识知识的方法,如用户名及其密码等。然而这些传统方法不安全、不方便、不可靠的缺点不言而喻:各种证件、钥匙携带不便,容易被伪造或丢失,而用户名及其对应的密码可能会忘记或被破解。更为严重的是传统的验证方法往往不能把所标识物品的真正拥有者与取得该标识物品的冒充者区分开来,一旦他人获得标识物品,他们就能够具有与拥有者完全相同的权力,而致使真正所有者的利益受到侵害。根据万事达信用卡和 VISA 信用卡协会的统计表明,每年全球涉及移动电话、信用卡、取款机诈骗案的金额至少有 50 亿美元。因此,传统的身份验证技术正面临着日益严峻地挑战,并且越来越显得不适应现代科技日新月异的发展和社会的快速进步。特别是自美国“9·11”恐怖袭击事件以后,国际恐怖主义形势日益严峻,世界各国政府更是明确地认识到生物特征识别的重要性、紧迫性^[1-6]。作为一个关系国家安全的重要关键技术,生物特征识别技术被重点发展起来。

生物特征识别^[7-10]属于模式识别的范畴,它的具体定义是:通过计算机利用人体所固有的生理和行为特征来进行身份识别或个体验证的一门科学。身体特征包括指纹、视网膜、虹膜、人脸等;行为特征包括签名、声音、步态等^[11-14]。生物特征识别技术改变了依靠实物确认身份或可记忆信息的传统模式,它所具有的独特性、持久性、可采集性以及普遍性等特性极大地降低了信息丢失和伪造的可能性,从而有效地杜绝了窃取和伪造,在国家的社会安全、公共安全、人机交互和金融安全等领域具有非常高的应用价值^[15]。生物特征识别技术给人们提供了一种基于唯一性、稳定性和高可靠性的人体生物特征的身份识别途径,体现了传统方法无法比拟的独特优势,近些年来在国际上被大量地研究和应用。

特征抽取是模式识别、计算机视觉等领域研究的核心问题之一,其任务就是从大量原始数据中找出最能代表该样本的少量特征,以便于进行分类和识别。特征抽取的本质就是降维,有效地去除冗余信息,同时尽量不丢失样本的分类信息。在图像处理中,图像的检索与分类、图像的恢复或重建、边沿提取等都涉及特征

抽取问题。因此,特征抽取在模式识别、人工智能、计算机视觉、计算机网络等领域有着重要的意义。

特征抽取作为图像识别的重要组成部分,受到广泛的关注,其已成功应用到人脸识别、掌纹识别、步态识别等识别技术中。尤其人脸识别技术与其他生物特征识别技术相比来说,在实用性、简单性等方面具有独特的技术优势。人脸识别技术的优势主要表现在以下几个方面^[16,17]。

(1) 隐蔽操作性强,不需要测试者配合,尤其适用于罪犯监控、安全防范、罪犯抓捕。

(2) 使用非接触式采集,不需要使用者和设备直接接触,不存在侵犯性,较易被使用者接受。在这一点上是其他识别方式难以取代的。

(3) 具备极强的事后追查能力,即在事件发生的同时可以保存当事人的面部图像,以便人们在事后进行监控和追踪。

(4) 可交互性强,与人类的识别习惯相符合,适合于改善人机界面。

(5) 可以对人脸表情进行识别,从而获得用其他的生物特征技术难以得到的心理信息。

(6) 所用设备简单、通用,尤其是采集设备成本比较低。而其他生物特征所采用的设备(如虹膜图像采集仪、指纹采集仪、脱氧核糖核酸(Deoxyribonucleic Acid, DNA)鉴别仪等)都是一些专用的采集设备,比较昂贵。

除了具有重要的实用价值外,人脸识别是一门多学科交叉的学科。它不仅与生理学、心理学、多媒体技术、图像处理、人工智能、模式识别、计算机视觉、人机交互以及神经网络等学科紧密相关,还与人脑工作机理以及认知科学息息相关。从本质上讲,作为一个较理想的研究对象,人脸为人工智能、模式识别以及计算机视觉等学科提供了验证相关算法是否有效的研究素材。因此,对人脸识别问题的研究和解决,将会促进这些与之相关研究领域的发展和相关识别问题的解决,具有重要的理论研究价值^[18,19]。

1.2 图像识别研究概述

1.2.1 国内外研究进展

人们对人脸识别的研究始于 1888 年 Galton 等人在 *Nature* 杂志上发表的一篇关于利用人脸图像进行身份识别的文章。作者在文中对人类自身的人脸识别能力进行了分析,此文章奠定了人脸作为身份验证有效特征的基础,但这并非我们所定义的自动人脸识别。真正采用计算机进行人脸识别的研究始于 20 世纪 60 年代实现的半自动人脸识别系统。不过由于当时整体技术条件的限制,这期间人脸识

别技术发展的比较缓慢。20 世纪 90 年代后,随着计算机技术的飞速发展,人脸识别成为人工智能、模式识别等领域的重要研究课题,因而得到较为高速的发展,理想条件的人脸识别效果已经达到商业化水平^[20]。进入 21 世纪以来,随着社会的进步,人们对人脸识别系统的识别精度及适应性的要求也越来越高,在这种庞大的社会需求以及蕴含的商业价值的推动下,复杂条件下的人脸识别技术也有了较大的突破。

人脸识别经过多年的发展,相关文献和方法数量巨大。不同的研究者从不同的角度对已有的人脸识别算法分别进行了归纳和分类^[21,22]。但总的来说,这些已有的人脸识别方法大致可以分为 5 大类^[23]:基于几何特征的方法、基于子空间分析的方法、基于机器学习的方法、基于模型的方法和基于局部特征的方法。

1. 基于几何特征的方法

早期的人脸识别方法主要是采用基于几何特征的方法^[24,25]。这类方法主要是利用人脸的五官如眼睛、嘴巴、鼻子等局部形状特征和这些五官特征在脸上分布的几何特征进行识别。其识别所需的特征一般是以人脸器官的形状和几何关系(如五官特征间的欧氏距离、角度等指标)为基础的特征矢量,识别的本质是特征矢量之间的匹配。

早期的基于几何特征的人脸识别方法的优点是:容易理解、比较简单。缺点是:识别性能和鲁棒性较差。这是由于对五官特征的精确分割以及提取是比较困难的,尤其是人脸图像受到遮挡时,特征抽取就会失败。另外,仅仅使用简单的几何关系特征来描述人脸,信息量太少,不利于后期的分类识别。

2. 基于子空间分析的方法

由于人脸图像的复杂性,显式地描述人脸特征具有一定的困难,并且人脸图像的维数通常都非常高,计算上的复杂度也很大,因此近年来基于统计分析的子空间方法越来越受到重视,它的基本思想就是把高维空间中松散分布的人脸图像,通过线性或非线性变换压缩到一个低维的子空间中去,使人脸图像的分布在低维子空间中更紧凑,更有利于分类,另外也使高维的计算减小为低维计算。基于子空间分析的方法除了有线性和非线性空间变换之分外,它还可以依据不同的性能目标要求,得到不相同的子空间。目前,成功应用在人脸识别中的经典线性子空间方法有:主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)方法、线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)方法、独立成分分析(Independent Component Analysis, ICA)方法等。而非线性子空间方法有:基于核的非线性子空间方法以及流形学习等。

1) 主成分分析方法

采用 K-L 变换的主成分分析方法是由 Turk 等^[26,27]在 Kirby 等^[28]工作的基础上提出的, 又称特征脸 (eigenface) 方法, 是在人脸识别中具有里程碑意义的方法。PCA 方法把人脸图像看成是随机变量, 先通过图像矢量化 (即把图像的每个像素视为矢量的一个元素, 串联所有的行或列); 再通过 K-L 变换获得其正交基; 然后通过保留部分主元 (也称主成分), 得到低维空间的人脸向量表示。从能量压缩的角度来讲, K-L 变换是最优的。它不仅使图像在降维前后的均方差最小, 还使变换后的低维空间有很好的脸表达能力。后来, 各种基于 PCA 的改进方法被相继提出^[29-36]。

2) 线性鉴别分析方法

线性鉴别分析^[37]是在 Fisher 准则下的线性投影变换, 是模式识别中的经典方法。线性鉴别分析通过变换使得模式的类间离散度和类内离散度的比值最大, 从而得到最有利于分类的模式特征。因此, 与 PCA 方法相比, LDA 方法生成的子空间以最佳可分性为目的, 更加适合于分类识别。后来许多研究者又提出了各种不同的采用 LDA 方法的人脸识别方法^[38-44]。

3) 独立成分分析方法

PCA 方法和 LDA 方法只考虑了样本的二阶统计特征, 使得变换后尽可能地去掉原特征向量各元素间的相关性。而独立成分分析方法不仅考虑了样本的二阶统计特征, 还考虑了样本的更高阶的统计特征, 使得变换后的特征向量的各元素间尽可能独立。ICA 方法是由 Comon^[45]最先提出的, 并被成功地用于盲源分离领域。之后, Bartlett 等^[46]把 ICA 方法引入人脸识别中, 将人脸图像看成是盲源信号 (blind source signal), 试图寻找其相互独立的源信号。ICA 方法在盲信号分离上得到了成功的应用, 在抽取人脸图像特征与人脸识别上也取得了较好的效果^[47]。不过 Back^[48]等指出, 在选择各自最佳的距离度量后, ICA 方法明显不如 PCA 方法和 LDA 方法, 并且 ICA 方法计算比较复杂。

4) 基于核的非线性子空间方法

现实中的数据常常分布在线性不可分的高维空间。在这样的情况下, 线性子空间方法如主成分分析、线性鉴别分析等将会失效。随着非线性的核方法在支持向量机 (Support Vector Machine, SVM)^[49,50]上的成功应用, 非线性子空间方法得到了越来越多人的广泛关注。基于核方法的基本思想是将原特征空间中的样本通过某种形式的非线性映射, 变换到一个高维甚至无穷维空间, 并借助于“核技巧”在新的空间中应用线性的分析方法求解。相对于其他非线性方法, 这种方法的独特和关键之处在于它巧妙地借助于“核函数”进行样本之间的内积运算, 随后对生成的核样

本向量进行相应的线性运算求取鉴别矢量集,而不要求出原始特征空间样本进行非线性映射后的形式,使得它优于普通的非线性鉴别分析方法。已经成功应用于人脸识别领域的核方法有核主成分分析(Kernel Principal Component Analysis, KPCA)^[51]、核线性鉴别分析(Kernel Linear Discriminant Analysis, KLDA)^[52,53]、核独立成分分析(Kernel Independent Component Analysis, KICA)^[54,55]等。

基于核的方法虽然具有较好的泛化能力、较强的抗干扰能力和非线性处理能力等优点,但是也具有一些显而易见的缺点,例如:①核方法的几何意义不明确,无法知道样本在经过核变换后变成了什么。②核方法中一些参数的选取没有相应的选取标准,通常情况下依赖于试算和经验来选取。③不适合于有大量训练样本的情况,因为经过核变换后,样本的维数等于训练样本的个数,如果训练样本数比较大,则核样本向量维数会很高,这将会导致计算量大的难题。

5) 流形学习

2000年,美国 *Science* 上发表了3篇关于流形学习的论文^[56-61],从认知上讨论了流形学习,并使用了 manifold learning 的术语,强调了认知过程的整体性。假设数据是均匀采样于一个高维欧几里得空间(简称欧氏空间)中的低维流形,流形学习就是从高维采样数据集中恢复低维流形结构,即找出高维空间的低维流形,并求出相应的嵌入映射,从而实现数据的维数简约或数据可视化。因此,流形学习本质上是一种非线性的降维方法,旨在发现高维数据分布的内在规律。与前面介绍的基于核的方法相比,流形学习的目的主要在于能够直接从观察空间中找出隐含的本质低维的非线性数据结构。截至目前,已经有许多有关流形学习的方法被提出,如局部线性嵌入、等距映射(Isometrical Mapping, ISOMAP)算法、拉普拉斯(Laplace)特征映射等。

3. 基于机器学习的方法

在基于几何特征的方法和基于表观的人脸识别方法中,人脸的面部特征都是由相关专家事先定义好的。基于机器学习的方法则是根据一个有限的样本集,首先计算出一个模型,然后使该模型最大限度的接近真实世界的模型。这在对于相关领域知识知之不足或者未知的情况下,通过大量的已知样本数据来提取出隐含在数据中的本质内容,提供了一种切实可行的方法。因此,基于机器学习的方法被大量地应用于人脸识别领域。其中,支持向量机、神经网络^[62,63]、Adaboost^[64]等算法都属于机器学习的范畴。

4. 基于模型的方法

基于模型的方法首先通过若干幅在不同表情、不同姿态、不同光照条件下的人脸图像建立一个能够描述人脸内在本质特征的数学模型,然后通过对模型中参

数的修改来表示相应条件下的一幅特定人脸图像。通过特定的人脸模型参数就可以设计出模式分类器。常用的人脸模型有隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Model, HMM) 和三维形变模型。隐马尔可夫模型是一种用于描述信号统计特性的概率模型, 已经被广泛地应用在语音信号识别领域, 并且被许多的研究者应用于人脸识别中。对人脸使用 HMM 进行描述和识别, 不是简单地仅使用各个器官的数值特征, 而是把这些特征和一个状态转移模型联系起来。最早是由 Samaria 等^[65]提出关于人脸的隐马尔可夫模型, 并把一维连续的 HMM 模型成功地应用到正面人脸识别中。近些年, Samaria 等所建议的方法得到了进一步改进和完善, 在一定程度上解决了该方法要求存储空间大的不足。总的来说, HMM 具有较好的发展前景, 但该方法的有效性依然取决于所提取的采样窗口的特征。此外, 该方法复杂且计算量大, 不易实现。Blanz 等^[66]提出的三维形变模型方法, 将二维输入图像与三维模型进行匹配, 获得有关人脸的纹理参数、形状和相应的姿态、光照以及表情等信息。三维形变模型方法在光照条件和人脸姿态变化较大时也能够达到较好的识别性能, 并且不受眼镜以及其他遮挡物的影响。但是该类算法计算量比较大, 且烦琐复杂, 与实际的应用还存在一定的差距。

5. 基于局部特征的方法

全局特征一般用来进行粗略的匹配, 而局部特征则提供更为精细的判别。研究表明: 人脸的不同区域对识别的重要性是不相同的。在许多实际应用场合中 (如在显著的侧光、偏光条件下, 人脸被部分遮挡以及人脸呈现局部变形等), 采用基于局部的方法相对于基于全局方法来讲具有更高的稳定性。此类方法是从人脸图像的一些特定点, 如关键特征点或网格点来抽取局部特征信息, 用于人脸识别。常用的基于局部特征的方法有局部二值模式 (Local Binary Pattern, LBP)、局部特征分析 (Local Feature Analysis, LFA) 法和弹性图匹配法。LBP^[67,68]是一种有效的图像纹理描述算子, 对灰度图像中局部近邻区域的纹理信息进行度量和提取, 已被应用于图像处理的不同领域。LBP 方法本质上提取的是图像角点、边缘等局部变化特征, 它们对于不同人脸的区分是很重要的。但是, 角点特征有不同的尺度, 边缘特征也同样有方向性和尺度差异, 或者说角点、边缘等图像特征的尺度和方向性具有更多的能够区分不同人脸的细节信息, 而 LBP 算子却不能提取这些特征。局部特征分析^[69]法是在主成分分析的基础上发展而来的, 主成分分析方法虽然可以大幅度降低图像模式的维数, 但是针对的是图像的全局特征; 而基于局部特征的方法将特征与位置关联起来, 利用局部特征以及对应的位置信息来描述图像。局部特征分析的表示是稀疏分布的, 具有较低的维数, 这保留了主成分分析的优点, 另外, 局部特征分析与主成分分析具有相同的重构误差。弹性图匹配方法是一种基于小波局部统计特征的方法。Lades 等^[70]和 Buhmann 等^[71]对于畸变不

变性的物体识别提出了动态链接结构(Dynamic Link Architecture, DLA)模型,用稀疏网格图形对物体图像进行表示,对图形上的一些端点通过局部能量谱的多分辨率描述来标注,并用几何距离向量来标注连线。目标识别就是测试样本与训练样本的弹性匹配(deformable matching)的过程,即通过匹配代价函数的随机优化来完成。此后, Kotropoulos 等^[72]、Wiskott 等^[73]分别从不同的角度对该方法进行了改进。尽管弹性匹配方法具有较好的识别性能,但是其代价函数最优化的计算量较大、计算复杂,难以达到实时处理的要求。

1.2.2 图像识别中常用的分类准则

依据距离为分类准则的分类器主要有以下几种。

1) 最近邻分类器

最近邻分类器(Nearest Neighbor Classifier, NNC)是最常用的距离分类器,即把待识别样本归为与之距离最近的已知样本所在的类。

2) 最小距离分类器

最小距离分类器(Minimum Distance Classifier, MDC)是常用的距离分类器之一,即把待识别样本归为与之距离最近的类中心(样本均值)所在的类。

3) k 近邻分类器

k 近邻分类器(k Nearest Neighbor Classifier, k NNC)也是最常用的距离分类器之一,它首先选取待识别样本的 k 个近邻,然后依据 k 个近邻中属于哪一类的已知样本多,则把待识别样本归为哪一类。

以距离为分类准则的分类器主要是通过计算待测试样本与各类别样本之间的距离来判断该测试样本所属的类别,并没有依据样本的实际分布情况事先做任何的处理,有的时候得到的结果不能令人满意。除了上面介绍的以距离为分类准则的分类器外,利用样本分布统计特性的分类器有以下几种。

1) 神经网络分类器

神经网络分类器^[74-76]通过自学习的方式,对给定的数据展开网络参数学习来确定人脸数据与人脸类别之间的对应关系的分类方法。

2) 支持向量机分类器

支持向量机(SVM)分类器^[77-80]是在结构风险最小化基础上,对两种不同类别的样本数据找到一个最优分类面的方法。此外,它仅适用于两类模式的分类问题。

3) Bayes 分类器

对模式类别采用贝叶斯(Bayes)方法进行分类^[81-83]时有两个基本要求:①待分

类的类别数是一定的;②已知各类别总体的概率分布。基于最大后验概率的 Bayes 判决准则是最小错误概率准则,针对实际中判决错误导致的后果,该准则可以改变为最小平均条件风险判别准则。

4) 隐马尔科夫模型(HMM)

隐马尔科夫模型^[84-86]采用马尔科夫链描述信号统计特性的变化,特征之间不是孤立的,所有特征都与转移模型相联系。

5) Adaboost 分类器

Adaboost 分类器的主要思想是选取若干最优弱分类器,组合成强分类器使用。

1.2.3 图像识别算法的评价标准

人脸识别实验的过程为:首先将给定一组已知类别标签的人脸图像组成训练样本集和一组未标明类别标签的人脸图像组成测试样本集,然后经由识别算法通过分析运算得到测试集中每一样本图像所对应的类别。由于人脸识别是一项实用技术,因此要从实用角度出发给出对人脸识别算法优劣的评价准则。下面给出了一些常用的人脸识别算法的性能评价指标。

1) 误识率和误拒率

误识率(False Acceptance Rate, FAR)和误拒率(False Rejection Rate, FRR)通常是衡量身份验证与识别问题的两个重要的统计性能指标。误识率是指不同人被误认为同一人因而被系统接受的概率,误拒率是同一个人被误认为不同人因而被系统拒绝的概率。这两个错误率对于理想的系统来说都应该是零,而在现实中,这两个指标很难实现为零,且这两项指标又是相互关联的。身份验证与识别常常是通过阈值来判断的,因此,误识率和误拒率都是阈值的函数。当识别阈值较低时,误识率比较高,但误拒率会比较低;反之,当识别阈值较高时,误拒率升高,但误识率则会降低。误识率和误拒率之间的关系可用接受者操作曲线(Receiver Operating Curve, ROC)来表示,它把 FAR 作为横坐标,对应 FRR 作为纵坐标,或者将(1-FRR)作为纵坐标,此时纵坐标所对应的数值表示验证率,这样的曲线能够较好地反映系统的综合性能。通常把 FAR 和 FRR 相等时的错误率称为等错误率(Equal Error Rate, EER)。为方便起见,有时把 EER 看作是衡量人脸识别系统精度的单一指标。

2) 识别时间

识别时间决定着一个算法是否实用、是否能够应用于实践,它也是衡量人脸识别算法的重要指标。人脸识别算法的运行时间主要包括训练阶段和分类识别阶段两部分。如没有特别说明,本书所指的运行时间是:对测试集中的所有测试样