

文章编号: 1671-5896 (2003) 03-0101-09

计算机人脸识别技术综述

陈绵书, 陈贺新, 桑爱军

(吉林大学 通信工程学院, 数字图像处理实验室, 吉林 长春 130025)

摘要: 概述了计算机人脸识别技术的历史及发展现状, 讨论了在计算机人脸识别领域占有主流地位的 Eigen 脸方法(主元素分析方法)、最佳鉴别矢量集法(基于 Fisher 线性判别准则方法和基于 Foley-Sammon 变换方法)、Bayesian 脸方法、基于傅里叶不变特征法和弹性图匹配法。指出了各个研究方向人脸识别方法, 给出了计算机人脸识别性能评价指标, 包括识别率、计算时间、数据存储量和可扩展性等。根据这些性能评价指标, 对当前的各种计算机人脸识别技术进行分析评价。讨论结果表明, 基于 Fisher 线性判别准则的最佳鉴别矢量集法, Bayesian 脸方法和基于傅里叶不变特征法都有较好的性能, 具有一定的应用前景。

关键词: 人脸识别; Eigen 脸; 最佳鉴别矢量集; Bayesian 脸; 傅里叶变换; 弹性图匹配; 性能评价

中图分类号: TN919.8

文献标识码: A

引言

人类身份识别技术就是采用某种技术和手段对人的身份进行标识, 从而依据该标识对人进行身份识别, 以达到监督、管理和控制目的的一种技术。用于身份识别和个人信息管理的技术和手段层出不穷, 例如个人密码、磁卡、智能卡等。这些技术方便、快捷, 但其致命的缺点是安全性差、易伪造、易窃取等。近年来, 计算机技术的广泛应用使得使用人类生物特征进行身份识别成为可能。与原有的人类身份识别技术相比, 基于人类生物特征的识别技术具有安全可靠、特征唯一、不易伪造、不可窃取等优点。人类本身具有很多相对独特的特征, 如 DNA、指纹、虹膜、语音、人脸等。基于这些相对独特的人类特征, 结合计算机技术, 发展起众多的基于人类生物特征的人类身份识别技术, 如 DNA 识别技术、指纹识别技术、虹膜识别技术、语音识别技术、人脸识别技术。相对于其他基于生物特征识别技术, 人脸识别技术具有特征录入较为方便, 信息丰富, 适用范围广等优点, 因此有着广阔的应用前景。

计算机人脸识别技术目前已经成为模式识别研究领域的一个研究热点, 每年都有许多相应的研究成果发表。同时, 科研人员也给出了许多计算机人脸识别方面方法和技术的综述与比较^[1-5]。计算机人脸识别技术的研究工作虽然有一定的进展, 但到目前为止, 还不很完善, 应用工作还处于尝试阶段, 因此计算机人脸识别系统还没有在世界范围内得到广泛应用。

计算机人脸识别技术是一门应用技术, 它涵盖信号处理、数字图像处理、计算机视觉、模式识别等多门学科的理论知识。由于计算机人脸识别技术的核心内容是由已知人脸来确定未知人脸的归属问题, 因此, 它更应该认为是模式识别的范畴。它基本上可分为两个方面: 一是回答“是不是某人?”的问题, 它是给定一幅待识别人脸图像, 判别它是否是某人的问题, 也就是通常所说的身份验证(Authentication), 它是个“一对一”的两类分类问题; 另一个是回答“是谁?”的问题, 它是给定 1 幅待识别人脸图像, 判断它是谁的问题, 也就是通常所说的身份识别(Recognition), 它是个“一对多”的多类分类问题。计算机人脸识别过程如图 1 所示。通常所说的人脸识别是个“一对多”

收稿日期: 2003-07-14

基金项目: 国家自然科学基金项目(60172046)

作者简介: 陈绵书(1973—), 男, 辽宁人, 吉林大学博士研究生, 主要从事人脸识别研究; 陈贺新(1949—), 男, 吉林人, 吉林大学教授, 博士生导师, 主要从事图像压缩、多维信号处理及人工神经网络研究; 桑爱军(1973—), 女, 山东人, 吉林大学讲师, 主要从事图像压缩研究。

的分类问题。

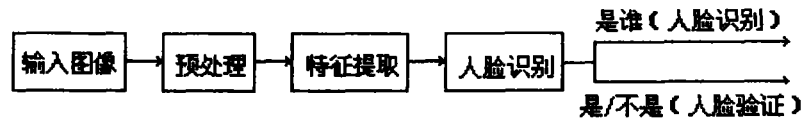


图1 计算机人脸识别流程图

计算机人脸识别技术的研究起始于20世纪60年代末,最早的研究见于文献[6]。该系统通过手动标记人脸特征,是一个半自动的人脸识别系统。早期的人脸识别方法通常是以人脸器官位置,尺度和彼此间的比率作为描述人脸的特征。以后还有用简单几何形状^[7, 8]对人脸器官进行拟合,以几何参数作为描述人脸的特征。由于人脸器官和人脸间并没有显著的边缘信息,当人脸表情变化时,这些特征变化也较大,以上述方式实现的人脸识别系统并没有太大的实际意义。目前,该方向的研究日受冷落。

在以后的人脸识别方法与技术的研究中,逐渐形成了以模板代替局部特征来描述人脸模式的趋势。用模板描述人脸模式,可以避免基于局部器官特征人脸识别方法所要求的精确定位问题,而且保留了更多的识别信息。文献[5]表明,基于模板匹配的人脸识别方法要优于基于局部器官特征的人脸识别方法。

到了20世纪90年代,计算机人脸识别技术进一步发展。研究方向从基于人脸图像部件特征的识别方法转向基于人脸图像整体特征的识别方法。这些方法是从图像处理或模式识别角度出发,将人脸图像作为一维或二维数据进行分类。由于这些方法用人脸图像整体特征来表述人脸模式,从而保留了大量的分类信息。

由于人脸图像是实际人脸模式的二维表述,从人脸图像恢复实际人脸模式是一个病态过程,即用人脸图像来表述人脸模式丢失了大量的空间信息。因此,目前已经有人从三维空间^[9],应用多幅图像来表述人脸模式。

1 常用计算机人脸识别方法

对计算机人脸识别方法的研究主要有两大方向:一是基于人脸图像部件特征的识别方法;二是基于人脸图像整体特征的识别方法。

基于人脸图像部件特征的识别通常抽取人脸器官如眼睛,眉毛,鼻子和嘴等器官的位置,尺度以及彼此间的比率作为特征。进一步地可以用几何形状拟合人脸器官,从而以几何参数作为描述人脸的特征。由于此类方法通常要精确地抽取出位置,尺度,比率或几何参数作为描述人脸的特征,因此对人脸图像的表情变化比较敏感,同时,人脸器官分割的精确度也对人脸特征的提取有一定的影响。另外,该方法并没有充分利用到人脸图像本身具有的灰度信息,该方向已经不是人脸识别技术发展的主流方向。本文也不作过多的介绍。

基于人脸图像整体特征的人脸识别方法由于不需要精确提取人脸图像中部件的具体信息,而且可以充分利用到人脸图像本身具有的灰度信息,因此可获得更好的识别性能。目前,见诸于报的绝大部分都是这方面的文章。基于人脸图像整体特征的人脸识别方法主要有特征脸法,最佳鉴别矢量集法,贝叶斯法,基于傅里叶不变特征法,弹性图匹配法,相关方法,线性子空间法,可变形模型法和神经网络法。这些方法中有的侧重于表述人脸图像的特征提取,如弹性图匹配法和傅里叶不变特征法;有的则侧重于分类,如最佳鉴别矢量集法,贝叶斯法和神经网络法;而有的则侧重于人脸图像重构,如特征脸法和线性子空间法。所有这些基于人脸图像整体特征的人脸识别方法均取得了一定的识别性能。下面就分别介绍几种主要的人脸识别方法。

1.1 基于特征脸的识别方法

基于特征脸的人脸识别方法^[10]的基础是KL变换。KL变换是图像压缩中的一种最优正交变换。通过KL变换,可以把图像在高维空间表示转换到低维空间表示,而由低维空间恢复的图像和原图

像具有最小的均方误差。从而可以以图像在低维空间的变换系数作为人脸图像的描述特征。KL 变换用于人脸识别的前提是人脸图像处于低维空间,并且不同人脸是线性可分的。通常情况下,KL 变换的变换矩阵由训练样本类间散布矩阵的特征矢量生成。由于人脸模式具有相似性,由类间散布矩阵得到的特征矢量类似于人脸图像,特征脸方法因此得名。

若将 KL 变换矩阵的特征值从大到小排列为 $\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_n$, 与其相对应的特征矢量为 $U = [u_1, u_2, \dots, u_n]$, 则人脸图像在变换空间的表示为 $C = XU$ 。C 即为用于人脸识别的特征。由于将变换矩阵的特征矢量按特征值的大小进行排列,人脸图像在前面的特征矢量上的投影具有较大的能量,称为主分量;在后面的特征矢量上的投影具有较小的能量,称为次分量。当舍弃部分次分量时,KL 变换法也称为主元素分析法 (PCA)。由于人脸图像具有相似的形状和结构,人脸图像在主分量上的投影过多地反映了光照变化,因此有人提出舍弃人脸图像在前 3 个特征矢量上的投影,而用人脸图像在其余特征矢量上的投影作为描述人脸图像的特征。文献[11]的实验结果表明:以这种方式求取 KL 变换矩阵,可以使识别率从 58.5% 上升到 72.3%。

KL 变换是数字图像压缩领域里的一种最优变换,它是使从低维空间恢复的人脸图像和原图像的均方误差最小。但 KL 变换只是从压缩角度来看是最优的,从分类角度来看却不是最优的。虽然它考虑了人脸图像的所有差异(从压缩角度),但没有考虑这些差异是类内差异(如光照变化,头饰变化或几何变化)还是类间差异(从分类角度),因此在理论上讲该方法用于人脸识别存在严重的缺陷。

1.2 基于最佳鉴别矢量集的人脸识别方法

基于最佳鉴别矢量集的人脸识别方法^[11, 12]分为两个方向:基于 Fisher 线性判别技术和基于 Foley-Sammon 变换。其实质都是使样本在特征空间具有最大的类间距离与类内距离之比。设样本在原空间的类间散布矩阵为 S_b , 类内散布矩阵为 S_w , 则在特征空间,类间距离与类内距离之比为

$$J_F(\phi_1, \dots, \phi_l) = \frac{\sum_{i=1}^l \phi_i^T S_b \phi_i}{\sum_{i=1}^l \phi_i^T S_w \phi_i} \quad (1)$$

则最佳鉴别矢量集由下式给出。

$$\phi^* = \max(J_F(\phi)) \quad (2)$$

其中, $\phi = [\phi_1, \dots, \phi_l]$ 。

基于 Fisher 线性判别技术^[11]求取的最佳鉴别矢量集为对应矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 较大特征值的特征矢量,该矢量集之间不正交,但样本在该矢量集上的投影线性无关。基于 Foley-Sammon 变换^[12]求取的最佳鉴别矢量集为对应矩阵 $S_w^{-1} S_b$ 较大特征值的特征矢量,但在求取最佳鉴别矢量时,加上了鉴别矢量的正交约束。这样,该矢量集之间正交,但样本在该矢量集上的投影线性相关。通常情况下,基于 Foley-Sammon 变换的最佳鉴别矢量集是分部求取的,并不能保证全局最优。文献[13]给出了求解基于 Foley-Sammon 变换最佳鉴别矢量集全局最优解的迭代方法。Jin^[14]等人提出在求解基于 Foley-Sammon 最佳鉴别矢量集的过程中加入了无相关约束。分析表明,其结果实质就是基于 Fisher 线性判别技术求取的最佳鉴别矢量集。最近几年,有人^[15]提出基于 kernel Fisher 判别技术求取最佳

鉴别矢量集,其思想是将样本从低维线性空间变换到高维非线性空间,然后再求取最佳鉴别矢量集,其识别性能相对于经典 Fisher 技术有所提高。

和基于 KL 变换的人脸识别方法相比,基于 Fisher 技术的人脸识别方法能够压制图像之间的与识别信息无关的差异,同时能够提取出异类之间有益于识别的特征,因此,具有更加的识别性能。文献[11]的实验结果表明,相对于其他的计算机人脸识别方法,基于最佳鉴别矢量集的人脸识别方法的识别率是最高的(95.4%)。

1.3 基于 Bayesian 脸的人脸识别方法

Bayesian(贝叶斯)决策理论是模式识别领域中的经典理论。应用 Bayesian 决策理论进行模式分类,首先要知道各类的先验概率和概率密度函数。由于在计算机人脸识别应用中,每类训练样本较少,不能够从训练集中精确地估计出每类人脸分布的概率密度函数,因此,不能直接应用 Bayesian 决策理论进行计算机人脸识别^[16,17]。一般来说,是将计算机人脸识别的多类分类问题转化到两类分类问题。即将多类的人脸图像的概率分布转化到两类的同类人脸图像的概率分布和异类人脸图像的概率分布。对于两类问题,每类的训练样本较多,可以较为精确地估计出各类的概率密度函数。该方法首先假设同类人脸图像和异类人脸图像都服从高斯分布。对于一幅待识别人脸图像,将该图像和人脸库中的每一类人脸图像做差,并分别求出该差属于同类人脸图像和异类人脸图像的条件概率,若同类条件概率大于异类条件概率,则认为二者为同一人脸图像,若同类条件概率小于异类条件概率,则认为二者为不同人脸图像。由于该方法对同类人脸图像和异类人脸图像的概率密度函数进行估计,在分类过程中应用了各类分布的先验信息,因此可以在一定程度上克服人脸图像光照,表情等变化对人脸识别系统的影响。在 1996 年进行的 FERET 人脸识别测试中,该方法取得了最好的识别效果,识别率约为 95%,其综合识别性能明显优于其它参加测试的人脸识别方法。

1.4 基于傅里叶不变特征的人脸识别

傅里叶变换是将处理数据在时域描述转化为频域描述,从而可以获得许多在时域得不到的特征。傅里叶变换是一种正交变换,它有很多重要的性质。对于一个二维信号,傅里叶变换具有平移不变性,尺度同变性和旋转同变性等很多重要的性质。而对象计算机人脸识别这样的应用,在图像中,人脸的平移变化,尺度变化和旋转变化都是不可避免的。一般的人脸识别方法都需要对人脸图像的这些变化做标准化预处理。而应用傅里叶变换提取人脸特征,能够得到相对于这些变化不变的特征。

文献[18]提出了一种应用傅里叶变换性质提取傅里叶不变特征进行人脸识别的方法^[18]。该方法首先应用小波变换对人脸图像进行预处理,以减小表情等细微人脸变化对人脸特征提取的影响;然后对人脸图像进行傅里叶变换并取模,从而获取对平移变化不敏感的频域信息;再对该频域信息的坐标进行对数变换,从而将人脸图像的尺度变化转换成为平移变化;最后将结果转换成极坐标形式,从而将人脸图像的旋转变化也转换为平移变化,再进行一次傅里叶变换并取模,最终得到了对平移、尺度和旋转变化不变的傅里叶变换特征。在文献[18]所给出的实验结果中,应用傅里叶不变特征的人脸识别方法的识别率为 95.56%,而特征脸方法,相关方法,线性子空间方法和 Fisher 脸方法的识别率分别为 80.40%, 80.00%, 84.40%和 94.00%不等。可见,相对于其他的人脸识别方法,基于傅里叶不变特征的计算机人脸识别方法具有显著的优势。

应用傅里叶变换性质进行人脸识别是计算机人脸识别技术的一个新方向,虽然傅里叶变换已经广泛应用于众多的信号分析处理领域,但其在人脸识别方面的应用才刚刚开始。文献[18]在应用傅里叶不变特征进行人脸识别时是基于连续傅里叶变换性质进行的,这种应用还有待商榷。

1.5 基于弹性图匹配的人脸识别方法

在一般的基于人脸图像整体特征的人脸识别方法中,由于是将人脸图像作为一个整体模式来考虑,人脸的姿态变化,表情变化和头饰变化都可能对分类识别有很大影响。究其原因,就是没有考虑到人脸图像的局部变形。而基于弹性图匹配的人脸识别方法^[19, 20]不仅可以利用整幅人脸图像的识别信息,而且还允许局部特征在一定程度上的变形,在很大程度上克服了人脸姿态变化,表情变化和头饰变化对人脸识别的影响。

基于弹性图匹配的人脸识别方法采用属性拓扑图来表述人脸模式,通常情况下,属性拓扑图为二维稀疏网格,如图2所示。属性拓扑图上的每一个顶点均包含一特征矢量,它记录了人脸在该顶点位置的分布信息,如图3所示。属性拓扑图可以采用各种描述局部信息的特征,如小波特征,形态特征和统计特征等。在识别阶段,采用弹性匹配的方法来进行分类。在弹性匹配过程中,未知人脸图像与已知人脸模板之间的相似性度量由下式给出。

$$E(M) = \sum_i \left[-\frac{\langle C_i, X_j \rangle}{\langle \|C_i\| \cdot \|X_j\| \rangle} \right] + \lambda \sum_{i,j} [(i_1 - i_2) - (j_1 - j_2)]^2 \quad (3)$$

其中,前一项用来衡量局部特征之间的相似程度,后一项用来衡量局部特征的变形程度。从二维稀疏网格到实际人脸图像的映射数目是相当大的,这样应用弹性匹配进行人脸识别的时间也是非常长的,不切实际。通常的做法是,首先舍弃弹性匹配相似性度量函数的后一项,用严格硬匹配找出匹配的最佳位置。然后在此基础上,随机选取各网格顶点附近的邻点进行弹性匹配,这样便节省了大量的计算时间,而识别率不会显著下降。

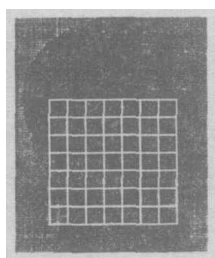


图2 定义在人脸上的二维拓扑图

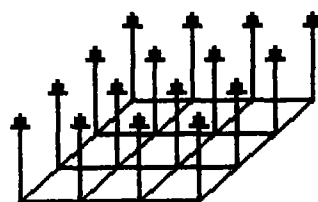


图3 表达人脸特征的二维向量

通常情况下,应用不同尺度和方向的椭圆形小波提取拓扑图顶点处的人脸特征。较小尺度的小波用来描述局部细节,较大尺度的小波用来描述较大范围内的概貌,不同方向的小波对方向信息敏感。因此说,在弹性匹配中,应用小波变换抽取特征,对于细微表情变化具有一定的不变性,同时也保留了空间位置信息,因此更适于进行人脸识别。文献[4]用一综合人脸库对特征脸法和基于小波特征弹性匹配法进行比较实验,识别率分别为66%和93%,基于弹性匹配的人脸识别方法要明显好于基于特征脸的人脸识别方法。

通过上述的介绍分析可以看出,基于弹性匹配的人脸识别方法不同于其他的人脸识别方法。原则上讲,它应该是介于基于人脸图像部件特征和基于人脸图像整体特征之间的一种人脸识别方法。它不仅提取了描述人脸图像的局部特征,保留了人脸图像的空间信息,而且可以在一定程度上容忍人脸从三维到二维投影引起的变形,因此它在众多的人脸识别方法中具有重要地位。

2 其他的人脸识别方法

以上提到的几种人脸识别方法是计算机人脸识别中受到普遍关注的几种方法,它们是计算机人脸识别研究的主流方向。同时,科研人员还曾尝试应用其他各种方法实现人脸识别。这里将简要介绍其他几种的人脸识别方法。

2.1 基于相关技术的人脸识别方法

在图像空间中,最简单的分类策略是最近邻分类器。在这种策略下,一幅测试集中的图像被识别为训练集中的最近图像,距离采用图像空间测度。如果所有图像都被标准化成为具有零均值和单位方差,那么这个过程相当于选择训练集中和测试图像最相关的图像。因为有了标准化过程,结果独立于光源照度和视频照相机自动控制的影响。相关的方法^[11]实现如下:首先在图像中检测出人脸,并对人脸图像的尺度和方向进行标准化;再将标准化后的人脸图像标准化为零均值和单位方差;最后应用相关的方法进行识别。这个过程,称之为相关。在文献[11]给出的实验结果中,基于相关技术的人脸识别方法的识别率为66.1%,要好于基于特征脸的识别方法。但其缺点是:首先,如果训练集

中的图像和测试集中的图像是在不同的光照条件下获得,那么图像空间中对应的点可能不会紧密聚集成簇。所以,为了使该方法在各种光照条件下都能可靠工作,将需要一系列训练样本,它采样可能出现的光照条件的连续性;第2,相关方法的计算量较大。对于识别来说,必须将测试图像和训练集中的每幅图像都做相关运算;第3,它需要较大的存储空间,训练集必须包含每个人的数幅图像。

2.2 基于线性子空间的人脸识别方法

相关方法和特征脸方法都不能解决光照方向变化引起的影响。每种方法都没有利用这样的观察:对于一个没有阴影的朗伯表面,一个特定的人脸图像存在于三维的线性子空间。当通过照相机摄入物体表面时,点 p 成像灰度的结果由下式给出

$$E(p) = \alpha(p)n(p)^T s \quad (4)$$

因此,在没有阴影存在的情况下,给定同一物体在3种已知的,线性独立的光源方向摄入的3幅朗伯表面的图像,能计算出反射率和表面法线。这样,就能够通过线性组合这3幅原始图像来重构任意光照条件下的表面图像。该结论给出了应用该方法进行人脸识别的个简单算法。对于每一人脸,用3幅或更多在不同光照方向摄入的图像来构造线性子空间的1个三维或多维基,每幅图像认为是一个基图像。为了实现识别,需要简单地计算1幅新图像和每个线性子空间的距离,然后新图像识别为对应于最短距离空间中的人脸,称这种识别策略为线性子空间方法^[11]。如果没有噪声或阴影,并且物体表面遵守朗伯反射模型,则线性子空间方法能达到各种光照条件下的无误差分类。在文献[11]给出的实验结果中,基于线性子空间的人脸识别方法的识别率为90.8%,要好于基于特征脸的识别方法和基于相关技术的识别方法。然而,朗伯表面反射模型要求考虑其他一些问题:第1,由于人脸图像的某些区域存在自阴影、眼睛和面部表情等这样的变化,不适合线性子空间模型;第2,为了识别1幅测试图像,必须度量其到每个人的线性子空间的距离,它的计算量也是很大的;最后,从存储的观点来看,线性子空间的方法对于每个人必须存储3幅以上的人脸图像,存储量也是相当大的。

2.3 基于可变形模型的人脸识别方法

在一般的基于人脸图像整体特征的人脸识别方法中,都没有考虑到人脸姿态变化、表情变化等对人脸识别的影响,也就是没用充分利用到人脸模式所包含的形状信息。文献[21]提出了一种基于可变形模型的人脸识别方法^[21]。它分别从形状、总体灰度和局部灰度3个方面来提取人脸特征。在训练阶段,以手动方式标记人脸图像上描述人脸器官和人脸轮廓形状的关键点,从而形成人脸图像的点分布模式。以关键点的位置作为描述人脸模式的形状信息,同时得出平均人脸形状。然后依据平均人脸形状,用点分布模式对人脸图像进行变形,以生成形状无关人脸,从而得到人脸图像相对姿态不变、表情不变的灰度信息。以此人脸图像作为描述人脸模式的总体灰度信息。另外,对于每一个关键点,提取其所在轮廓垂直方向的灰度信息,并以人脸图像整体尺度进行规范化。以此灰度作为描述人脸模式的局部灰度信息。其中特征提取是基于KL变换展开的。分别由形状信息、总体灰度信息和局部灰度信息统计生成KL变换矩阵,以形成不同的特征空间。在识别阶段,将平均人脸形状放置在待识别人脸图像上,然后应用活动形状模型提取出待识别人脸图像上描述人脸器官和人脸轮廓形状的关键点,从而得到待识别人脸图像的形状信息,总体灰度信息和局部灰度信息,并分别投影到相应的特征空间进行识别。可变形模型中的3种信息可以分别用于人脸识别,但若完整地描述一个人脸模式,则要综合全部这3种信息。文献[21]给出的实验结果表明,可变形模型对图像编码、身份识别、三维姿态恢复、姿势识别和表情识别均有较好的效果。

2.4 基于神经网络的人脸识别方法

由于近代人工神经网络技术在模式识别领域的成功应用,科研人员曾尝试应用神经网络技术进行人脸识别^[22, 23]。目前有很多基于神经网络进行人脸识别方面的文章见诸于报。通常情况下,选取人脸图像部件区域或整幅人脸图像作为神经网络的输入数据,隐层节点的个数决定了特征提取的维数,输出层节点的个数为待识别人脸的类数。但对象人脸识别这样的应用来说,通常输入节点庞大,网络复杂,很难训练。文献[23]提出可应用自组织神经网络进行特征提取,用自组织神经网络的隐层

节点来表达原始的输入,然后以隐层节点的输出作为特征进行分类。文献[4]对其性能进行了系统地分析,若输出函数选为线性函数时,训练结果相当于特征脸水平,若输出函数选为 Sigmoid 函数时,特征矢量通常要偏离这个最优解。因此说应用神经网络进行人脸识别效果并不是很好,近年来该方面的文章日渐减少。

3 计算机人脸识别方法评价

计算机人脸识别技术是一项实用技术,因此考察各种计算机人脸识别方法的性能也要从实用角度出发。由于计算机人脸识别技术首先是一种分类技术,因此正确识别率这个性能指标是研究人脸识别算法的首要问题。另外,还要考虑计算机人脸识别技术的实时性问题。同时,人脸识别算法所设计的人脸特征库对存储空间的要求也对该技术的应用有一定的影响。本节将对这些性能指标分别进行介绍。

3.1 识别率

在计算机人脸识别问题中,和识别率相关有2个概念:1是正识率,若待识别人脸图像属于人脸库中的人脸模式,识别系统正确识别出该人脸模式,则这些人脸图像的总数占测试人脸图像总数的百分比为正识率;另一个是拒识率,若待识别人脸图像不属于人脸库中的人脸模式,而识别系统识别出该人脸图像不属于人脸库中的人脸模式,则这些人脸图像的总数占测试人脸图像总数的百分比为拒识率。这两种情况均为正确识别,识别率由这两部分构成。在计算机人脸识别的实际应用中,需要给出拒识人脸,即应设置拒识门限,识别出不属于人脸库的人脸图像。而在通常的计算机人脸识别方法的研究中,大多数的人脸识别系统都没给出拒识人脸,将拒识门限设为无穷大,即给定一待识别人脸,在已知人脸库中找到和该人脸最相近的人脸,而不考虑该人脸是否应该是人脸库中的已知人脸。在以上提到的方法中,都没有考虑到拒识率的问题。由于计算机人脸识别技术是不断发展的,而各种人脸识别算法实验条件都有所不同(不同的人脸库和不同的训练样本数),因此通常情况下不能给出所有计算机人脸识别算法性能比较。但一般认为基于 KL 变换的特征脸法的识别率是比较低的,它在最好的情况下不会优于相关方法;而线性子空间方法要好于以上两种方法,但在遇到人脸表情变化时,线性子空间的方法的性能会显著下降;由于基于 Fisher 判别准则的人脸识别方法的基础不是重构,而是分类,好于以上几种方法;基于小波变换的弹性图匹配方法由于既考虑到整体信息,又考虑到局部信息,因此,具有很高的识别率;而傅里叶不变特征由于对人脸图像中人脸的位移变化,尺度变化和旋转变化均有一定的不变性,所以,也具有较高的识别率;另外,由于基于区别脸内差异和脸间差异的 Bayesian 特征脸方法能充分利用类别分布信息,因此,更适用于分类。在 1996 年进行的 FFEIT 人脸库测试中,给出了最好的识别效果。

3.2 计算时间

由于计算机人脸识别技术的实际应用实时性要求比较强,因此计算时间是计算机人脸识别技术中的一个重要的指标。计算时间主要有两方面:一是设计阶段,人脸识别系统训练需要的时间;另一个是识别阶段,人脸识别系统识别需要的时间。通常情况下,由于人脸识别系统的训练为离线训练,因此,人脸识别系统设计阶段需要的训练时间可以不考虑。但识别时间却相当重要,它直接影响人脸识别系统的实时性,对人脸识别系统是否可以应用于实践,起着决定性作用。对于基于 KL 变换、相关技术、线性子空间、最佳鉴别矢量集和 Bayesian 脸等方法来说,识别仅仅是做投影运算或相关运算,因此识别时间相对较少。基于傅里叶不变特征的人脸识别需要进行两次傅里叶变换和一次对数变换,识别时间相对要多一些。而基于小波变换弹性匹配的人脸识别则需对众多的节点进行小波变换和弹性匹配,识别时间是最长的,这也大大限制了该方法的应用。

3.3 数据存储量

在计算机人脸识别系统中,人脸库的存储也是个不能不考虑的问题。存储大量的人脸数据将会给人脸识别系统造成一定的负担,因此,在开展计算机人脸识别算法研究时,有时也要考虑数据存储量的大小。基于 KL 变换、最佳鉴别矢量集和 Bayesian 脸等技术的人脸识别方法一般只是存储特

征空间的变换矩阵和已知人脸在特征空间上的投影特征,因此,构建人脸库所需的存储空间较小。基于傅里叶不变特征的人脸识别方法也只是部分频域数据,所需空间也不是很大。基于相关技术的人脸识别方法则需要存储每幅已知人脸图像,而基于线性子空间的人脸识别方法对于每个人则要存储3幅以上的人脸图像,基于小波变换弹性匹配的人脸识别方法也需要存储每个人的对应大量节点的小波特征矢量,所需存储空间都是很大。

3.4 可扩展性

在计算机人脸识别系统的实际应用中,往往需要不断对已知人脸库进行修改,或删除某些人脸模式,或添加某些人脸模式。因此,对已知人脸库的动态维护也是在研究人脸识别技术中要考虑的一个问题。象基于KL变换、最佳鉴别矢量集和Bayesian脸等方法,由于特征空间的变换矩阵是通过已知人脸图像的统计信息获得,在添加某些人脸模式时,为了能够正确的重构或分类,需要重新计算特征空间的变换矩阵和每类人脸模式在新的特征空间上的投影特征。基于小波变换弹性匹配的方法和基于傅里叶不变特征的方法则仅仅需要添加新的人脸模式所对应的特征,维护相对简单。而相关方法和子空间方法维护起来最简单,只需在人脸库中添加新的人脸图像即可。

4 结束语

计算机人脸识别技术是一种方便实用的基于人类生物特征的身份识别技术。本文综合阐述了计算机人脸识别技术的发展历史和研究现状,并对几种常用的计算机人脸识别技术的原理给予介绍。同时给出了各种计算机人脸识别算法性能指标的综合评价。综合看来,基于最佳鉴别矢量集,Bayesian脸和傅里叶不变特征的计算机人脸识别方法要优于其它的计算机人脸识别方法。

由于对计算机人脸识别方法理论和技术研究的历史并不是很长,在计算机人脸识别方面的研究还是处于理论和算法研究阶段,尚不能形成一个实用的计算机人脸识别系统。而由于计算机人脸识别在安全防范、犯罪刑侦和公共事业等领域广阔的应用前景,针对计算机人脸识别方面理论和算法的研究还有待进一步加强。

参考文献:

- [1] Georgiades A S, et al. Wilson and Saad Sirohey. Human and machine recognition of faces: a survey [J]. Proceedings of the IEEE, 1995, 83(5): 705—740.
- [2] Ashok Samal, Prasana A Iyengar. Automatic recognition and ananalysis of human faces and facial expressions: a survey [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(1): 65—77.
- [3] Dominique Valentin, et al. Connectionist models of face processing: a survey [J]. Pattern Recognition, 1994, 27(9): 1209—1230.
- [4] Jun Zhang, Yong Yan, Martin Lades. Face recognition: eigenface, elastic matching, and neural nets [J]. Proceedings of the IEEE, 1997, 85(9): 1423—1435.
- [5] Roberto Brunelli, Tomaso Poggio. Face recognition: features versus templates [J]. IEEE Trans on PAMI, 1993, 15(10): 1042—1052.
- [6] Bledsoe W W. Man-machine facial recognition [R]. Palo Alto, CA: Panoramic Res In. 1966.
- [7] Lam K M, Yan H. An analytic-to-holistic approach for face recognition based on a single frontal view [J]. IEEE Trans on PAMI, 1998, 20(7): 673—686.
- [8] Chunglin Huang, Chingwen Chen. Human facial feature extraction for face interpretation and recognition [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(2): 1435—1444.
- [9] rom few to many: illumination cone models for face recognition under variable lighting and pose [J]. IEEE Trans on PAMI, 2001, 23(6): 643—660.
- [10] Turk M A, Pentland A P. Face recognition using eigenface [C]. Proc. IEEE Computer Society Conf Computer Vision and Pattern Recognition, Maui, Hawaii, 1991: 586—591.
- [11] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs fisherfaces: recognition using class specific linear

- projection [J]. IEEE Trans on PAMI, 1997, 19(7): 711—720.
- [12] Ke Liu, Yong Qing Cheng, Jing Yu Yang. A generalized optimal set of discriminant vectors [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(7): 731—739.
- [13] 郭跃飞, 杨静宇. 求解广义最佳鉴别矢量集的一种迭代算法及人脸识别 [J]. 计算机学报, 2000, 23(11): 1189—1195.
- [14] Zhong Jin et al. Face recognition based on the uncorrelated discriminant transformation [J]. Pattern Recognition, 2001, 34: 1405—1416.
- [15] Ming-Hsuan Yang. Kernel eigenfaces vs kernel fisherfaces: face recognition using kernel methods [A]. Proceeding of the Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition[C]. [s.l.]:[s.n.], 2002: 215—220.
- [16] Moghaddam B, Pentland A. Probabilistic visual learning for object representation [J]. IEEE Trans on PAMI, 1997, 19(7): 696—710.
- [17] Moghaddam B, Jebara T, Pentland A. Bayesian face recognition [J]. Pattern Recognition, 2000, 33: 1771—1782.
- [18] Jian Huang Lai, Pong C Yuen, Guo Can Feng. Face recognition using holistic Fourier invariant features [J]. Pattern Recognition, 2001, 34: 95—109.
- [19] Martin Lades, et al. Distortion invariant object recognition in the dynamic link architecture [J]. IEEE Tran on Computer, 1993, 42(3): 300—311.
- [20] Benoît Due, Stefan Fischer, Josef Bigün. Face authentication with Gabor information on deformable graphs [J]. IEEE Trans on Image Processing, 1999, 8(4): 504—516.
- [21] Andress Lanitis, Chris J Taylor, Timothy F. Cootes. Automatic interpretation and coding of face images using flexible models [J]. IEEE Trans on PAMI, 1997, 19(7): 743—756.
- [22] Surendra Ranganath, Krishnamurthy Arun. Face recognition using transform features and neural networks [J]. Pattern Recognition, 1997, 30(10): 1615—1622.
- [23] Bourlard H, Kamp Y. Auto-association by multilayer perceptrons and singular value decomposition [J]. Biological Cybern, 1988, 59: 291—294.

Survey in computer recognition technologies of faces

CHEN Mian-shu, CHEN He-xin, SANG Ai-jun

(College of Communication Eng., Jilin University, Changchun 130025, China)

Abstract: The history and the current status of computer recognition technologies of faces are introduced briefly. Then, several dominate methods using Eigen face (PCA), optimal discriminant vectors (based on Fisher criterion and based on Foley-Sammon transformation), Bayesian face, invariant Fourier features and elastic graph matching are discussed. Meanwhile, the principles and the newest states of these methods are given. Follow which are some computer recognition technologies of faces in other direction. At last, we give some performance evaluation criterion such as ratio of correct recognition, time of computing, quantities of data storage and performance of expanding, and according to those performance evaluation criterion analyses and evaluate a variety of computer recognition technologies of faces. Discussion show that based on Fisher criterion method, Bayesian face method and based on invariant Fourier features method give better performance, and can be practicable.

Key words: Face recognition; Eigen face; Optimal discriminant vectors; Bayesian face; Invariant fourier features; Elastic graph matching; Performance evaluation