

单训练样本人脸识别技术综述

王科俊 段胜利 冯伟兴

(哈尔滨工程大学 自动化学院 哈尔滨 150001)

摘 要 对近年来国内外出现的单样本人脸识别技术和方法进行简单介绍和系统分类,分析各种方法的优缺点. 阐明单样本人脸识别技术所面临的挑战,并对未来单样本人脸识别技术的发展方向进行展望.

关键词 人脸识别,单训练样本,特征提取

中图法分类号 TP 391

A Survey of Face Recognition Using Single Training Sample

WANG Ke-Jun, DUAN Sheng-Li, FENG Wei-Xing

(College of Automation, Harbin Engineering University, Harbin 150001)

ABSTRACT

The state-of-the-art techniques and methods for face recognition using a simple training sample are categorized and introduced. The strength and shortcoming of each method are analyzed. Moreover, the challenges of face recognition are illustrated. Finally, the future direction for face recognition using a single training sample is predicted.

Key Words Face Recognition, Single Training Sample, Feature Extraction

1 引 言

在一些特殊的场合,比如法律实施、护照验证、身份证验证等,每类(人)只能得到一幅图像,只能用这些数目有限的图像去训练人脸识别系统,因而产生了单训练样本人脸识别技术.单训练样本人脸识别,是指每人仅存储一幅人脸图像作为训练集去识别姿态、光照等可能存在变化的人脸图像的身份^[1].

人脸识别研究开始于 20 世纪 60 年代晚期.由于人脸识别在档案管理系统、安全验证系统、信用卡验证、公安系统的罪犯身份识别、银行和海关的监控、人机交互等领域具有广阔的应用前景,所以自从 20 世纪 90 年代以来已成为计算机视觉、模式识别和信息技术等领域研究的热点课题之一^[2].许多研究人员已提出各种有效的识别算法.在这些算法中,比较具有代表性的方法有主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[3]、线性判别分析(Linear

收稿日期:2007-08-13;修回日期:2008-04-14

作者简介 王科俊,男,1962 年生,教授,博士生导师,主要研究方向为模式识别、神经网络. E-mail: heukejun@sohu.com. 段胜利,男,1982 年生,硕士,主要研究方向为图像处理与模式识别. 冯伟兴,男,1971 年生,副教授,硕士生导师,主要研究方向为人工智能与模式识别.

Discriminant Analysis, LDA)^[4]、隐马尔可夫模型 (Hidden Markov Models, HMM)^[5]、支持向量机 (SVM)^[6]、贝叶斯算法^[7]、局部特征分析法 (Local Feature Analysis, LFA)^[8]、特征线方法 (Feature Line Methods, FLM)^[9] 及进化追踪 (Evolution Pursuit, EP)^[10] 等. 但是在一些特殊的场合, 比如法律实施、护照验证、身份证验证等, 每类 (人) 只能得到一幅图像, 只能用这些有限的图像去训练人脸识别系统, 这就给上述算法带来很大的麻烦. 比如 LDA, 在单训练样本情况下, 由于类内散布矩阵不存在, 所以这种方法就无法实施了. 同样, 在单训练样本情况下, 由于类内分布不能被估计出来, 基于概率的方法也就变成了 PCA. 尽管有些方法, 比如 PCA, 能够直接用于这种情况, 但其得到的识别效率很低, 识别效果不理想. 如文献 [11], 在 ORL 人脸库上直接使用 PCA, 所得到的平均识别率只有 69.5%.

由于单样本人脸识别问题给人脸识别带来巨大的挑战及本身所具有的重要意义, 近年来它已成为人脸识别研究中的一个重要研究方向, 得到广泛关注, 很多研究人员已提出很多方法, 比如样本增强法、样本扩张法、通用学习框架法. 本文对这些方法进行分析, 并展望其未来的发展方向, 希望能让读者对单训练样本人脸识别技术有个总体了解.

2 单训练样本人脸识别方法简介

Brunelli 和 Poggio^[12] 认为, 人脸识别技术和方法可以分为两大类: 基于几何特征的方法和基于模版匹配的方法. 本节系统地分析了各种单样本人脸识别方法, 并将它们分为以下 6 类: 样本扩张法、特征子空间扩展法、通用学习框架法、图像增强法、神经网络法和三维识别方法.

2.1 样本扩张法

样本扩张法利用各种技术从原样本图像合成多个虚拟图像, 扩张每类的训练样本数目, 使单训练样本人脸识别问题变成一般的人脸识别问题.

Baymer 和 Poggio^[13] 提出一种用线性物体类 (Linear Object Classes) 合成物体不同姿态的视图的方法, 其核心是认为一个真实物体可由若干个原型物体的加权和来表示. 如果把某姿态下的真实物体用同姿态下的原型物体线性加权表示, 那么用这组加权系数与原型物体在其他姿态下的视图线性组合就可合成该真实物体在其他姿态下的视图. 具体做法如下, 把每类的真实人脸视图称为标准姿态 (视角为 A 下的姿态) 下的视图, 想要得到其在其他姿

态下的视图称为虚拟视图 (视角为 B 下的姿态), 且把人脸图像用形状向量和纹理向量表示, 把一幅真实人脸图像 (视角 A) 分离成形状向量 y 和纹理向量 t , 根据线性物体类的思想, 这幅真实人脸图像可表示为

$$y = \sum_{j=1}^N \alpha_j y_{pj}, \quad t = \sum_{j=1}^N \beta_j t_{pj},$$

它的视角 B 下的视图可表示为

$$y_r = \sum_{j=1}^N \alpha_j y_{pj,r}, \quad t_r = \sum_{j=1}^N \beta_j t_{pj,r},$$

其中, y_{pj} 和 t_{pj} 为第 j 个原型人脸 (视角 A) 的形状向量和纹理向量, $y_{pj,r}$ 和 $t_{pj,r}$ 为第 j 个原型人脸 (视角 B) 的形状向量和纹理向量, y_r 和 t_r 分别为 y 和 t 在视角 B 下的虚拟形状向量和虚拟纹理向量, α_j 和 β_j 分别为第 j 个原型人脸形状向量和纹理向量的权值, 这里的原型人脸为事先选好的 N 个人的图像. 因此可知, 对于新来的人脸图像, 一旦其 α_j 和 β_j 被确定, 就可以利用 $y_{pj,r}$ 和 $t_{pj,r}$ 计算出 y_r 和 t_r , 从而重建出该人脸图像在其它视角的图像. 该技术最大的一个优点是仅需要一幅人脸图像就可以合成该人其它姿态的图像. Vetter^[14-15] 及 Poggio^[16] 也利用线性物体类的思想合成“旋转”了的 (姿态变换) 虚拟人脸图.

在国内, 温津伟等人^[17] 利用线性物体类技术构建虚拟样本, 扩充样本数量, 然后用 PCA 降维并提取人脸图像的特征, 对提取的特征用基于贝叶斯的期望最大化方法来学习该类样本的概率密度分布参数, 构建贝叶斯混合网络分类器来识别人脸. 朱长仁和王润生^[18] 提出用特征点集表示人脸, 然后用基于二元高次多项式函数最小二乘方法对人脸各个姿态之间的特征点集坐标进行拟和, 形成全局的变形域, 然后用单视图通过变形映射生成多姿态人脸图像. 张生亮^[11,19] 提出利用镜像变换和几何变换生成多幅姿态与原样本不同的虚拟样本, 原样本和虚拟样本一起用于训练使用二维主分量分析法 (Two Dimension Principal Component Analysis, 2DPCA) 提取特征, 增加 7 个虚拟样本和 11 个虚拟样本后, 在 ORL 人脸库上实验, 得到的平均识别率分别为 74.94% 和 75.28%, 比不增加虚拟样本所得到的识别率要高. Shan^[20] 使用适当的几何变换 (如图像平移、旋转及尺度变化等) 和适当的灰度变化 (如模拟不同方向上的光照及人造噪声等) 来生成虚拟样本, 使用 LDA 提出特征, 在 Bern 人脸库上实验, 得到的识别效果比不增加虚拟样本时的要好. 张道强^[21] 提出用奇异值分解扰动 (Singular Value De-

composition Perturbation) 及刘万泉^[22]采用奇异值分解(Singular Value Decomposition, SVD)的方法得到多个原样本图像的重建图像,达到扩充训练样本的目的.这两种方法的缺点是只能生成和原样本图像姿态一样的虚拟样本.

Sanderson 和 Bengio^[23]利用人脸的前视图模型如何与人脸的非前视图模型关联起来的先验知识,使用最大似然线性回归(Maximum Likelihood Linear Regression)及标准多因数线性回归(Standard Multi-Variate Linear Regression)两种不同的算法生成姿态变化了的虚拟图像.在 FERET 人脸库上实验,使用 PCA 提取特征,基于标准多因数线性回归的方法得到的识别效果要好于基于最大似然线性回归的方法,而使用离散余弦变换(Discrete Cosine Transform, DCT)提取特征,识别效果则相反.

由于光流场可检测人脸面部变化情况,也有不少人把光流场应用于单样本人脸识别.赵嘉莉^[24]利用光流场为训练样本重建了多种表情变化了的人脸图像,重建的图像与原图像一起用于训练,使用独立分量分析(Independent Component Analysis, ICA)完成识别.这种方法对解决表情变化的情况较有效,但对姿态变化、光照变化、部分遮挡的情况识别效果不好.

总之,通过扩张训练样本的方法为解决单训练样本人脸识别问题提供一种思路.但是正如 Martinez^[25]指出,这种方法的缺点是这些生成的虚拟人脸图像和原人脸图像高度相关,并不是真正独立的人脸图像.

2.2 特征子空间扩展法

传统的特征脸方法可直接用于单样本人脸识别,但识别率很低,特征子空间扩展法就对这一类方法进行各种各样的改进以提高其鲁棒性,使它们适合单训练样本问题.

PCA 是一种非监督学习方法,可直接用于单样本人脸识别,但其识别率很低,很多研究者对它进行改进使其识别率提高.张道强^[26]等人提出一种称为二维核主分量分析(Two Dimension Kernel Principal Component Analysis, 2DKPCA)的方法用于单样本人脸识别,2DKPCA 建立在 2D 图像矩阵的基础上,能够有效利用图像内部的空间结构信息,在 FERET 人脸库上实验,取得了最高达 89.5% 的识别率.谢旭东和 Lam^[27]提出一种双非线性映射核主分量分析法(Doubly Nonlinear Kernel Principal Component Analysis, DKPCA),它首先使用 Gabor 小波提取人脸面部特征,然后设计一个非线性变换 ψ 来强调人脸

中如眼睛、鼻子、嘴等具有高统计概率和空间重要性的面部特征,用 ψ 处理后的特征具有很高的鉴别能力,面部特征的重要程度随着其空间重要程度而调整,最后对用 ψ 处理后的特征使用非线性映射 KP-CA 来识别人脸.这种方法对光照、表情及视觉变换具有很强的鲁棒性,在单样本情况下,在 Yale、AR、ORL 和 YaleB 人脸库上分别取得了 94.7%、98.8%、82.8% 和 98.8% 的识别率.

在单样本条件下,由于类间散布矩阵为 0,所以 LDA 算法不可用,但是很多研究人员提出了很多想法,使得 LDA 算法可用于这种情况.陈松灿^[28]等人把每张人脸图像分割成大小相等的子图像,每张图像的所有子图像看作是一类的多幅图像,这样每类的类间散布矩阵就不再为 0,使用 LDA 算法完成识别.庞彦伟^[29]首先把每类单个样本进行聚类,形成多个聚类,用每个聚类的类间散布矩阵(聚类类间散布矩阵)代替每类为 0 的类间散布矩阵,使 LDA 算法变得可用.黄健^[30]把人脸分成 5 个局部特征块,即左右眼睛、左右嘴和鼻子,把每个局部特征块往上下左右 4 个方向移动 1 个像素的位置得到 5 个局部特征束,对每个局部特征束使用 LDA 算法,为每个局部特征束构建 1 个分类器,最后的分类结果由这 5 个分类器共同决定.

采用隐马尔可夫模型进行人脸识别,不仅识别率很高,而且系统的扩展性也较好,所以也有研究人员把它用于单样本人脸识别.隐马尔可夫模型被 Nefian 和 Hayes^[31]首先引入到人脸识别领域.它是用于描述信号统计特性的一组统计模型.HMM 用马尔可夫链来模拟信号统计特性的变化,而这种变化又是间接通过观察序列来描述的. Le^[32-33]把一维离散隐马尔可夫模型(One Dimension Discrete Hidden Markov Model, 1D-DHMM)用于单样本人脸识别,他们首先用 Haar 小波降低图像的维数,然后把降维后的图像分割成相互重叠的垂直条块,又把每个垂直条块分割成相互重叠的方块,得到观测向量,为每个垂直条块构建一个子 HMM 人脸模型,识别结果由这些所有的子 HMM 共同决定.不同的是,在这种方法中,所有的人脸图像共享一个 HMM,而不是为每个人建立一个 HMM.在 AR 和 CMU PIE 人脸库上实验,表明该方法受表情、光照和姿态变化的影响不大,但同时存在这些变化时,识别效果如何则未讨论.

2.3 通用学习框架法

这种方法需要一个通用人脸库来提取特征空间.该方法根据的原理是:由于人脸具有相似的类内

差异,所以区分某个具体类的鉴别信息可从其他类学习得到^[34].

人脸具有一个很重要且特殊的特征:人脸是具有相似形状和轮廓的物体,并且由于姿态、光照、表情等因素导致每个人人脸图像的变化也具有很强的相似性^[35].实际上人脸具有相似的类内差异^[36],因此人脸图像的类内差异可从有多幅图像的其他人的脸图像中估计出来.根据这个思想,Plataniotis^[34,37]提出称为通用学习框架(Generic Learning Framework)的方法用于单训练样本人脸识别,该方法需要3个人脸库,即每类(人)只有一个样本的训练样本库(Gallery)、未知身份的测试样本库(Probe)和通用人脸库(Generic Database).通用人脸库可通过多种途径获得,库中每人有多幅人脸图像,库中的图像与训练样本库和测试样本库中的人脸图像不重叠.通用人脸库用于训练以得到投影特征子空间,训练样本和未知的测试样本都投影到这个特征子空间,采用距离度量,训练样本库中与未知测试样本在投影特征子空间中距离最近样本的身份就是未知测试样本的身份.考虑到随着通用人脸库容量的增加,人脸模式的分布变得更加复杂及导致识别性能的降低,文献^[34]、^[37]又把通用人脸库分割成若干小的子通用库,为每个子库构建一个最近邻分类器,采用多分类器组合的方法来完成识别.在通用学习框架下,文献^[38]、^[39]改进了Fisher准则,为单样本人脸识别问题提出一种选择特征子空间(本征脸)的方法,改进的Fisher准则为

$$J = \frac{Var_{inter; Gallery}(A_m)}{Var_{intra; Generic}(A_m)},$$

其中, A_m 是对通用人脸库使用PCA得到的特征向量(本征脸), $Var_{inter; Gallery}(A_m)$ 是训练样本库的类间差异,分母本应该是训练样本库的类内差异,在单样本条件下由于其不存在,但其可从通用人脸库估计出来,因此可用通用人脸库的类内差异 $Var_{intra; Generic}(A_m)$ 来替代.由于训练样本库大小的原因,分子只用训练样本库的类间差异将导致很大的估计方差,为此进一步修正了准则:

$$J = \frac{\eta Var_{inter; Generic}(A_m) + (1 - \eta) Var_{inter; Gallery}(A_m)}{Var_{intra; Generic}(A_m)},$$

其中, $Var_{inter; Generic}(A_m)$ 为通用人脸库的类间差异, $0 \leq \eta \leq 1$, η 为调整因子.文献^[40]所用准则与文献^[39]相同,只不过使用KPCA求取通用人脸库的特征向量.在FERET人脸库上测试,这些基于通用学习框架的方法都取得较好的识别性能.

2.4 图像增强法

在样本数目有限的条件下如何充分利用样本提供的信息,使得那些对于识别较重要的特征更加突显出来,同时对那些次要的、无用的、甚至会对识别造成干扰的信息进行抑制,近年来不少研究人员运用图像增强法来突显最重要的特征.不同的是,图像增强法侧重于图像的预处理.吴建鑫^[41]提出一种投影结合的主分量分析法(Projection Combined Principal Component Analysis, $(PC)^2A$),先计算原图像的水平垂直积分投影,再利用水平和垂直积分投影得到投影图,最后把投影图通过一定的规则结合到原图像中形成增强的图像,对增强的图像应用PCA算法.随后他们改进了 $(PC)^2A$ 得到的 $E(PC)^2A$ ^[42] (Enhanced $(PC)^2A$), $E(PC)^2A$ 中原图像不仅结合了它的一阶投影图还结合了它的二阶投影图.在FERET人脸库上实验, $(PC)^2A$ 的平均识别率比PCA提高了3%~5%,而 $E(PC)^2A$ 又比 $(PC)^2A$ 提高了1.6%.但这两种方法对姿态和表情变化及部分遮挡的情况识别率则不理想.在此基础上文献^[43]、^[45]利用原图像的奇异值分解(SVD)的重构图增强原图像,而文献^[46]用原图像的小波分解的重构图增强原图像.

2.5 神经网络法

神经网络方法的优点是避免了复杂的特征提取工作,以并行方式处理信息,如用硬件实现,能显著提高速度,保存了图像的材质信息和形状信息,避免了较为复杂的特征提取工作,所以有研究人员用它来解决单训练样本人脸识别问题.谭晓阳^[47]首先把样本图像分割成若干大小相等的子图像,每个子图像表示了人脸特定区域的信息,这样人脸就用多个低维的局部特征向量而不是仅仅一个高维向量来表示;然后把这些局部向量送入核自组织映射(Kernel Self-Organization Map, Kernel-SOM)神经网络进行训练,并为训练图像同一个位置的每个子图像建立了一个软K邻近分类器;最后的识别结果由这些分类器共同决定.考虑到人脸局部区域重要性不同,随后提出加权的自组织映射网络(Weighted Self-Organization Map, W-SOM)^[48],根据每个子图像的重要度加权其所对应的软最近邻分类器的输出结果,一幅人脸图像的识别由它的子图像的最近邻分类器的输出结果加权后共同决定.最后,又一步修正了SOM网络,提出多元自组织映射网络融合(Multiple SOM Fusion)^[49]的网络,构建一个融合 $E(PC)^2A$ 、单一SOM、类依赖多元SOM和横向多元SOM技术的人脸识别系统,使用软K近邻集成决策方法来识别

未知人脸. 在 FERET 人脸库上实验, 这 3 种方法对正面人脸图像的识别率在 88.5% ~ 90.5% 之间, 但是对姿态变化、表情变化及光照变化较大的人脸图像的识别则未做报道.

2.6 三维识别方法

由于二维人脸图像易受到光照、姿势和表情等因素的影响, 识别的准确度受到很大限制, 特别是对于单训练样本的人脸识别情形. 而三维信息能够更精确地描述人的脸部特征, 提取的某些特征具有刚体变换不变性, 不易受化妆和光照的影响, 并且通过某些手段还可克服姿态变化的影响等优点, 近年来已有越来越多的研究人员把三维的方法用于单训练样本人脸识别.

R. L. Hsu^[50] 等人把一个通用三维人脸模型 (Generic 3D Face Model) 对齐到单幅二维人脸图像来获得该幅图像的三维人脸模型 (对齐 (Alignment)), 即调整通用三维人脸模型上的特征节点来使该模型与二维人脸图像的特征点相匹配, 以利用二维人脸图像的形状和纹理信息来构建其三维人脸模型的过程. 再通过旋转该三维人脸模型并把它投影到图像平面来得到该二维人脸图像的多幅姿态变化的二维人脸图像, 通过施加不同的光照效果到该三维人脸模型的表面及利用补色渲染技术 (Phong Shading Technique) 来得到该二维人脸图像的多幅光照变化的二维人脸图像, 通过利用面部组织合成法和面部肌肉活动法来得到该二维人脸图像的多幅表情变化的二维人脸图像. 再利用原单幅人脸图像和合成的图像为每类 (人) 构建一个仿射子空间 (Affine Subspace), 训练图像和测试图像都投影到每类 (人) 的仿射子空间, 选择最小距离所属仿射子空间所对应的人脸图像作为识别结果.

白晓明^[51] 等人首先利用三维原型人脸 (由 Cyberware 三维扫描仪扫描真实人脸获得) 构建人脸形变模型 (Morphable Model). 再利用模型匹配过程和训练样本集中每人单幅二维人脸图像来构建每人的三维人脸模型, 对该三维人脸模型进行旋转和添加不同的光照来生成每人的多幅姿态和光照变化的人脸图像, 新生成的图像和原单幅图像一起构成训练样本集. 最后使用 FDA (Fisher Discriminant Analysis) 算法识别人脸. 在 ORL 和 UMIST 人脸库上实验, 与单幅人脸图像相比, 扩充样本后的方法对表情、姿态和光照变化的识别效果都有显著提高.

胡元奎^[52] 等人首先构建一个通用三维人脸模型, 接着运用从影调恢复形状 (Shape From Shading, SFS) 算法计算出单幅正面人脸图像的表面高度信

息. 然后利用径向基函数 (Radius Basis Function, RBF) 插值算法来变形通用三维人脸模型, 使其与该幅人脸图像对齐以生成该幅人脸图像的三维人脸模型, 得到三维人脸模型后就可用来生产多幅姿态和光照变化的人脸图像原单幅图像和生成的图像一起用于训练. 为每个人的各个姿态都建立本征脸子空间, 测试图像投影到各子空间中, 通过重建测试图像和计算重建误差, 选择测试图像重建误差最小的子空间所对应的训练图像作为识别结果.

高咏生^[53] 等人通过施加不同的光照效果和视角到一个通用的三维人脸形状 (Generic 3D Face Shape) (由 CMU-PIE 人脸库中 40 个人脸形状平均而得到) 来生成单幅正面人脸图像的多幅光照和姿态变化了的人脸图像以扩展训练样本集. 使用 PCA 来识别人脸. 在 CMU-PIE 人脸库上进行实验, 对于姿态变化, 扩充样本前和扩充样本后的识别率分别为 37.5% 和 97.5%, 而对于光照变化则分别为 79.64% 和 87.62%.

张磊^[54] 等人把球面谐波函数 (Spherical Harmonics) 整合到形变模型框架中, 提出三维球面谐波基形变模型 (3D Spherical Harmonic Basis Morphable Model, SHBMM). 单幅训练人脸图像的光照效果可被除去, 也可把一幅人脸图像的光照效果添加到单幅训练人脸图像上, 用来合成该幅训练图像的多幅光照变化的人脸图像. 识别时, 选择形状参数和球面谐波基参数到测试图像的形状参数和球面谐波基参数距离最近的训练图像作为识别结果, 该方法对解决人脸识别中的光照变化问题非常有效. 随后, 针对单光源、固定姿态但任意光照变化条件下的单幅训练人脸图像, 张磊等人又在文献[55]中利用球面谐波函数理论恢复出每个单幅训练人脸图像的多个球面谐波基图像. 针对多光源、既有姿态变化又有光照变化条件下的单幅训练人脸图像, 张磊又把三维形变模型 (3D Morphable Model) 与球面谐波光照表示结合起来恢复出每个单幅训练人脸图像的多个球面谐波基图像. 在识别阶段, 这两种方法都先计算测试图像到每个训练图像的基图像所张成的子空间的距离, 选择最近距离所属子空间对应的训练图像作为分类结果. 这两种方法对光照变化不敏感, 不同的是后者对光照和姿态变化都不敏感.

由上面的叙述可以看出, 三维人脸识别方法在解决单训练样本人脸识别中比较有效, 但三维图像的数据量和计算量都十分巨大, 会给予存储和技术带来困难, 也对计算机硬件提出更高要求.

3 单训练样本人脸识别面临的挑战

尽管近年来经过众多研究人员的努力,单训练样本人脸识别技术已取得令人欣喜的成果,但其仍面临着许多重大挑战。

首先,作为人脸识别的一个新的研究问题,单训练样本人脸识别技术同样也面临着一般人脸识别技术所面临的挑战。这些挑战主要包括光照变化、姿态变化、表情变化及同时存在这些变化的情况。

其次,由于多样本人脸识别技术已取得相对较好的识别性能,通过扩充训练样本数目,使单样本人脸识别问题转化为一般的人脸识别问题也不失是一种好的方案。例如文献[13]利用线性物体类技术合成物体不同姿态的人脸图像,文献[20]使用适当的几何变换和适当的灰度变化来生成虚拟样本,文献[21]用奇异值分解扰动及刘万泉^[22]采用奇异值分解的方法生成多个原样本图像的重建图像。但是现存的各种生成虚拟样本的技术都不太理想,因为其生成的虚拟人脸图像和原人脸图像高度相关,所以研究出有效的扩充样本的方法和技术也是单训练样本所面临的挑战之一。

最后,如何提高识别率是单训练样本人脸识别急需完成的任务。目前新出现的各种人脸识别方法都要求有多个训练样本,当有充分数量的有代表性的训练样本时,能取得较好的识别效果,然而当每个人只有一个训练样本时,这些方法的识别性能则会急剧下降。例如文献[56]中的算法,当训练样本为5个时,识别率为99.5%,但是当训练样本下降到1时,识别率下降到78.33%;文献[4]中的LDA算法,在有多个训练样本时能够取得相当好的识别效果,但在单训练样本情况下,由于类内散布矩阵不存在,这种方法就不能使用了。因此,研究出特别适合单样本情况的效果好的识别算法,充分利用单幅人脸图像所提供的信息,提高识别率是单训练样本人脸识别急需解决的问题,也是其所面临的主要挑战。

4 结束语

单训练样本人脸识别是一个很重要同时也是很有挑战性的问题,近年来引起越来越多研究人员的关注。本文首先给出单训练样本人脸识别问题的定义,指出现存的很多新兴的人脸识别方法并不能简单应用于单样本问题,这也就解释了研究单样本问

题的必要性。接着又对近年来涌现的各种解决单样本问题的方法进行分类,详细分析了各种算法并总结了它们的优缺点,以便使读者对这个问题的研究进展有总体的了解。最后指出单训练样本人脸识别面临的挑战。尽管单训练样本人脸识别面临着很多挑战,但它仍然还有很大的发展空间。

首先,多模态生物特征识别技术为问题的解决提供一个新的方向。文献[57]就结合人脸和掌纹特征来识别人的身份,在只使用人脸特征或掌纹特征识别率分别为52.57%和62.72%,将二者结合后识别率为90.73%,识别率大大提高。因此,将单幅人脸图像与其他生物特征结合起来构建识别系统也是一个前景光明的发展方向。

其次,三维人脸识别技术也为单样本问题提供了一线新的曙光。三维信息能够提取的某些特征具有刚体变换不变性,并且不易受化妆和光照的影响。利用三维曲面的配准算法能较好地克服姿态的变化,通过三维模型合成的面部动作在一定程度上克服表情变化。例如,文献[50]、[53]利用三维方法从单幅人脸图像生成多幅姿态和光照变化的人脸图像来构建光照和姿态不变的人脸识别系统。张磊^[54-55]提出一种三维球面谐波基形变模型(SHBMM)来识别单幅人脸图像,在解决光照和姿态变化上取得较好效果。

最后,在机器学习领域,近年来先验知识被广泛研究和利用,同时也为单样本人脸识别问题开辟了一条道路。人脸是具有相似形状和轮廓的物体,并且由于姿态、光照、表情等因素导致每个人的脸图像的变化也具有很强的相似性^[35]。文献[35]中的统一概率模型根据人脸相似性先验知识,使用一个现有的人群B的图像样本(每类具有多个样本)进行训练,能够对另一个未知的人群A(人群A与人群B没有交集)完成每类单样本的识别任务,与传统方法仅使用人群A的每类单样本进行训练相比较,能够更好地反映人脸图像的变化。文献[34]、[35]、[37]、[38]就把先验知识用于单训练样本人脸识别问题,而且取得较好的识别性能。

总之,随着模式识别、计算机视觉、神经网络、图像处理等与人脸识别相关学科的向前发展及众多研究者的不懈努力,单训练样本人脸识别问题也将会被加速得到解决。

参 考 文 献

- [1] Tan Xiaoyang, Chen Songcan, Zhou Zhihua, et al. Face Recogni-

- tion from a Single Image per Person: A Survey. *Pattern Recognition*, 2006, 39(9): 1725 – 1745
- [2] Zhao W, Chellappa R, Rosenfeld A, *et al.* Face Recognition: A Literature Survey. *ACM Computing Surveys*, 2003, 35(4): 399 – 458
 - [3] Turk M A, Pentland A P. Face Recognition Using Eigenfaces // *Proc of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*. Maui, USA, 1991: 586 – 591
 - [4] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 711 – 720
 - [5] Samaria F. Face Recognition Using Hidden Markov Models. Cambridge, UK: University of Cambridge, 1994
 - [6] Phillips P J. Support Vector Machines Applied to Face Recognition // *Proc of the International Conference on Advances in Neural Information Processing Systems*. Cambridge, USA, 1999: 803 – 809
 - [7] Moghaddam B, Jebara T, Pentland A. Bayesian Face Recognition. *Pattern Recognition*, 2000, 33(11): 1771 – 1782
 - [8] Penev P S, Atick J J. Local Feature Analysis: A General Statistical Theory for Object Representation. *Network: Computation in Neural Systems*, 1996, 7(3): 477 – 500
 - [9] Li S Z, Lu Juwei. Face Recognition Using the Nearest Feature Line Method. *IEEE Trans on Neural Networks*, 1999, 10(2): 439 – 443
 - [10] Liu C J, Wechsler H. Evolutionary Pursuit and Its Application to Face Recognition. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2000, 22(6): 570 – 582
 - [11] Zhang Shengliang, Chen Fubing, Yang Jingyu. Some Researches for Face Recognition with One Training Image per Person. *Computer Science*, 2006, 32(2): 225 – 229 (in Chinese)
(张生亮, 陈伏兵, 杨静宇. 对单训练样本的人脸识别问题的研究. *计算机科学*, 2006, 32(2): 225 – 229)
 - [12] Brunelli R, Poggio T. Face Recognition: Features versus Templates. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1993, 15(10): 1042 – 1052
 - [13] Beymer D, Poggio T. Face Recognition from One Example View // *Proc of the 5th IEEE International Conference on Computer Vision*. Cambridge, USA, 1995: 500 – 507
 - [14] Vetter T. Learning Novel Views to a Single Face Image // *Proc of the 2nd International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*. Killington, USA, 1996: 22 – 27
 - [15] Vetter T. Synthesis of Novel Views from a Single Face Image. *International Journal of Computer Vision*, 1998, 28(2): 103 – 116
 - [16] Vetter T, Poggio T. Linear Object Classes and Image Synthesis from a Single Example Image. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 1997, 19(7): 733 – 742
 - [17] Wen Jinwei, Luo Siwei, Zhao Jiali, *et al.* A Small Sample Face Recognition Statistical Learning Method Based on Virtual Samples. *Journal of Computer Research and Development*, 2002, 39(7): 814 – 818 (in Chinese)
(温津伟, 罗四维, 赵嘉莉, 等. 通过创建虚拟样本的小样本人脸识别统计学习方法. *计算机研究与发展*, 2002, 39(7): 814 – 818)
 - [18] Zhu Changren, Wang Runsheng. Research on Multi-Pose Face Image Synthesis from a Single View. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2003, 25(3): 300 – 305 (in Chinese)
(朱长仁, 王润生. 基于单视图的多姿态人脸图像生成技术研究. *电子与信息学报*, 2003, 25(3): 300 – 305)
 - [19] Zhang Shengliang. Various Pose Face Recognition with One Front Training Sample. *Computer Applications*, 2006, 26(12): 2851 – 2853 (in Chinese)
(张生亮. 单样本多姿态人脸识别研究. *计算机应用*, 2006, 26(12): 2851 – 2853)
 - [20] Shan Shiguang, Cao Bo, Gao Wen, *et al.* Extend Fisherfaces for Face Recognition from a Single Example Image per Person // *Proc of the IEEE International Symposium on Circuits and Systems*. Phoenix-Scottsdale, USA, 2002, II: 81 – 84
 - [21] Zhang Daoqiang, Chen Songcan, Zhou Zhihua. A New Face Recognition Method Based on SVD Perturbation for Single Example Image per Person. *Applied Mathematics and Computation*, 2005, 163(2): 895 – 907
 - [22] Lu Chong, Liu Wanquan, An Senjian. Face Recognition with Only One Training Sample // *Proc of the 25th Chinese Control Conference*. Harbin, China, 2006: 2215 – 2219
 - [23] Sanderson C, Bengio S. Extrapolating Single View Face Models for Multi-View Recognition // *Proc of the Intelligent Sensors, Sensor Networks and Information Processing Conference*. Melbourne, Australia, 2004: 581 – 586
 - [24] Zhao Jiali, Wen Jinwei, Luo Siwei. Face Recognition: A Facial Action Reconstruction and ICA Representation Approach // *Proc of the International Conferences on Info-Tech and Info-Net*. Beijing, China, 2001, III: 456 – 461
 - [25] Martinez A M. Recognizing Imprecisely Localized, Partially Occluded, and Expression Variant Faces from a Single Sample per Class. *IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2002, 24(6): 748 – 763
 - [26] Zhang Daoqiang, Chen Songcan, Zhou Zhihua. Recognizing Face or Object from a Single Image: Linear vs. Kernel Methods on 2D Patterns // *Proc of the International Conference on Structural, Syntactic, and Statistical Pattern Recognition*. Hongkong, China, 2006: 889 – 897
 - [27] Xie Xudong, Lam K M. Gabor-Based Kernel PCA with Doubly Nonlinear Mapping for Face Recognition with a Single Face Image. *IEEE Trans on Image Processing*, 2006, 15(9): 2481 – 2492
 - [28] Chen Songcan, Liu Jun, Zhou Zhihua. Making FLDA Applicable to Face Recognition with One Sample per Person. *Pattern Recognition*, 2004, 37(7): 1553 – 1555
 - [29] Pang Yanwei, Pan Jing, Liu Zhengkai. Cluster-Based LDA for Single Sample Problem in Face Recognition // *Proc of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics*. Guangzhou, China, 2005, VIII: 4583 – 4587
 - [30] Huang Jian, Yuen P C, Chen Wensheng, *et al.* Component-Based LDA Method for Face Recognition with One Training Sample // *Proc of the IEEE International Workshop on Analysis and Modeling of Faces and Gestures*. Nice, France, 2003: 120 – 126
 - [31] Nefian A V, Hayes M H. Hidden Markov Models for Face Recognition // *Proc of the IEEE International Conference on Acoustics Speech and Signals Process*. Seattle, USA, 1998, V: 2721 – 2724

- [32] Le H S, Li Haibo. Face Identification System Using Single Hidden Markov Model and Single Sample Image per Person // Proc of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks. Budapest, Hungary, 2004: 455–459
- [33] Le H S, Li Haibo. Face Identification from One Single Sample Face Image // Proc of the International Conference on Image Processing. Singapore, Singapore, 2004, II: 1401–1404
- [34] Wang Jia, Plataniotis K N, Lu Juwei, *et al.* On Solving the Face Recognition Problem with One Training Sample per Subject. Pattern Recognition, 2006, 39(9): 1746–1762
- [35] Pin Liao, Li Shen. Unified Probabilistic Models for Face Recognition from a Single Example Image per Person. Journal of Computer Science and Technology, 2004, 19(3): 383–392
- [36] Wang Xiaogang, Tang Xiaoou. Unified Subspace Analysis for Face Recognition // Proc of the 9th IEEE International Conference on Computer Vision. Nice, France, 2003, I: 679–686
- [37] Wang Jie, Lu Juwei, Plataniotis K, *et al.* Face Recognition—Combine Generic and Specific Solutions // Proc of the 2nd International Conference on Image Analysis and Recognition. Toronto, Canada, 2005: 1057–1064
- [38] Wang Jie, Gu Yuntao, Plataniotis K, *et al.* Select Eigenfaces for Face Recognition with One Training Sample per Subject // Proc of the 8th International Conference on Control, Automation, Robotics and Vision. Kunming, China, 2004, I: 391–396
- [39] Wang Jie, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Selecting Discriminant Eigenfaces for Face Recognition. Pattern Recognition Letters, 2005, 26(10): 1470–1482
- [40] Wang Jie, Plataniotis K N, Venetsanopoulos A N. Selecting Kernel Eigenfaces for Face Recognition with One Training Sample per Subject // Proc of the IEEE International Conference on Multimedia and Expo. Toronto, Canada, 2006: 1637–1640
- [41] Wu Jianxin, Zhou Zhihua. Face Recognition with One Training Image per Person. Pattern Recognition Letters, 2002, 23(14): 1711–1719
- [42] Chen Songcan, Zhang Daoqiang, Zhou Zhihua. Enhanced $(PC)^2A$ for Face Recognition with One Training Image per Person. Pattern Recognition Letters, 2004, 25(10): 1173–1181
- [43] He Jiazhong, Du Minghui. Face Recognition Based on Image Enhancement and Fourier Spectrum for One Training Image per Person. Science Technology and Engineering, 2006, 6(8): 984–986 (in Chinese)
(何家忠, 杜明辉. 单样本条件下基于图像增强和 Fourier 频谱的人脸识别. 科学技术与工程, 2006, 6(8): 984–986)
- [44] He Jiazhong, Du Minghui. A New Image Enhancement Method for Face Recognition with Single Training Sample. Micro-Computer Information, 2006, 22(30): 266–268 (in Chinese)
(何家忠, 杜明辉. 单样本人脸识别中一种新的图像增强方法. 微计算机信息, 2006, 22(30): 266–268)
- [45] He Jiazhong, Du Minghui. Face Recognition Based on Projection Map and SVD Method for One Training Image per Person // Proc of the International Conference on Computational Intelligence for Modeling, Control and Automation and International Conference on Intelligent Agents, Web Technologies and Internet Commerce. Vienna, Austria, 2005: 20–24
- [46] He Jiazhong, Du Minghui. Wavelet-Based Training Sample Enhancement for Face Recognition with One Training Sample. Computer Engineering and Applications, 2006, 42(27): 197–199 (in Chinese)
(何家忠, 杜明辉. 基于小波的训练样本增强的单样本人脸识别. 计算机工程与应用, 2006, 42(27): 197–199)
- [47] Tan Xiaoyang, Chen Songcan, Zhou Zhihua, *et al.* Robust Face Recognition from a Single Training Image per Person with Kernel-Based SOM-Face // Proc of the International Symposium on Neural Networks. Dalian, China, 2004, I: 858–863
- [48] Tan Xiaoyang, Liu Jun, Zhang Fuyan. Finding Important Sub-Areas for Face Recognition from Single Training Image per Person. Journal of Nanjing University of Aeronautics and Astronautics, 2005, 37(1): 44–47 (in Chinese)
(谭晓阳, 刘俊, 张福炎. 基于“SOM 脸”的选择性单训练样本人脸识别. 南京航空航天大学学报, 2005, 37(1): 44–47)
- [49] Tan Xiaoyang, Liu Jun, Chen Songcan. Recognition from a Single Sample per Person with Multiple SOM Fusion // Proc of the 3rd International Symposium on Neural Networks. Chengdu, China, 2006: 128–133
- [50] Lu Xiaoguang, Hsu R L, Jain A K, *et al.* Face Recognition with 3D Model-Based Synthesis // Proc of the 1st International Conference on Biometric Authentication. Hongkong, China, 2004: 139–146
- [51] Bai Xiaoming, Yin Baocai, Shi Qin, *et al.* Face Recognition Using Extended Fisherface with 3D Morphable Model // Proc of the International Conference on Machine Learning and Cybernetics. Guangzhou, China, 2005, VII: 4481–4486
- [52] Hu Yuankui, Zheng Ying, Wang Zengfu. Reconstruction of 3D Face from a Single 2D Image for Face Recognition // Proc of the 14th Conference on Computer Communications and Networks. Beijing, China, 2005: 217–222
- [53] Zhang Xiaozheng, Gao Yongsheng, Leung M K H. Automatic Texture Synthesis for Face Recognition from Single Views // Proc of the 18th International Conference on Pattern Recognition. Hongkong, China, 2006: 1151–1154
- [54] Zhang Lei, Wang Sen, Samaras D. Face Synthesis and Recognition from a Single Image under Arbitrary Unknown Lighting Using a Spherical Harmonic Basis Morphable Model // Proc of the IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. San Diego, USA, 2005, II: 209–216
- [55] Zhang Lei, Samaras D. Face Recognition from a Single Training Image under Arbitrary Unknown Lighting Using Spherical Harmonics. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 2006, 28(3): 351–363
- [56] Kohir V V, Desai U B. A Transform Domain Face Recognition Approach // Proc of the IEEE Region10 Conference on Multimedia Technology for Asia-Pacific Information Infrastructure. Cheju Island, South Korea, 1999, I: 104–107
- [57] Yao Yongfang, Jing Xiaoyuan, Wong H S. Face and Palmprint Feature Level Fusion for Single Sample Biometrics Recognition. Neurocomputing, 2007, 70(7/8/9): 1582–1586