

doi:10.3788/gzxb20134212.1436

基于多个再生核希尔伯特空间的多角度人脸识别

林硕¹, 龚志恒¹, 韩忠华^{1,2}, 史海波²

(1 沈阳建筑大学 信息与控制工程学院, 沈阳 110168)

(2 中国科学院 沈阳自动化研究所, 沈阳 110016)

摘要:针对传统谱算法在人脸识别中的局限,提出一种基于多个再生核希尔伯特空间的多角度人脸识别算法。首先,利用 landmark 标记法对图像进行预处理,得到训练图像的角度;其次,通过人脸数据的多次核化迭代,使其在构建的再生核希尔伯特空间中呈线性,针对不同类型的人脸数据,建立多个再生核希尔伯特空间;最后,通过对比训练图像,判断待检测人脸图像的再生核希尔伯特空间归属,实现多角度人脸识别。选取 FERET 和 CMU-PIE 两类数据集进行对比实验,实验结果表明:所提出的算法不仅在平均识别率上高于传统算法 5%,平均识别效率也较传统算法提高 20%。

关键词:谱算法;多角度;预处理;核希尔伯特空间;迭代

中图分类号:TP391.41

文献标识码:A

文章编号:1004-4213(2013)12-1436-6

Multi-angle Face Recognition Algorithm Based on Multi-RKHS

LIN Shuo¹, GONG Zhi-heng¹, HAN Zhong-hua^{1,2}, SHI Hai-bo²

(1 College of Information and Control Engineering, Shenyang Jianzhu University, Shenyang 110168, China)

(2 Shenyang Institute of Automation, Chinese Academy of Sciences, Shenyang 110016, China)

Abstract: The traditional spectrum algorithms are limited in face recognition problem. For its characteristics of problem, a novel method based on multi-reproducing Kernel Hilbert space was proposed. Firstly, the images were processed by the landmark method, and the angle of training images could be obtained. Secondly, the face data was iterated by the Kernel, then face data expressed linearly in the reproducing Kernel Hilbert space. Thereafter, for many types of face data, the multi-reproducing Kernel Hilbert space were established. Finally, the reproducing Kernel Hilbert space belonging of human face image was judged by the comparison of training images, and the multi-angle face recognition achieved. The two classes of data sets were selected as the experimental data, which consisted of FERET and CMU-PIE. A large number of experiments were carried out. The results show that the proposed method has great effect to recognise multi-angle face. The average recognition rate and efficiency are 5% and 20% higher than the traditional algorithms, respectively.

Key words: Spectrum algorithm; Multi-angle; Preprocessing; Reproducing Kernel Hilbert Space (RKHS); Iteration

0 引言

近年来,人脸识别问题^[1-3]是模式识别领域较为热点问题,与支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[4]结合,产生的人脸检测算法可以有效地解

决是否为人脸的检测问题,如尺度不变特征变换(Scale Invariant Feature Transform, SIFT)^[5]、梯度方向直方图(Histograms of Oriented Gradients, HOG)^[6]、主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)^[7]等,其本质是先进行特征提取,再

基金项目:国家自然科学基金(No. 61164012)和国家重大科技专项(No. 2011ZX02507-006)资助

第一作者:林硕(1981-),男,讲师,博士,主要研究方向为机器学习理论、生产过程管理等。Email:farewell_lin@163.com

通讯作者:龚志恒(1988-),男,硕士研究生,主要研究方向为视觉图像识别、机器学习理论等。Email:gongzhiheng@126.com

收稿日期:2013-04-10;录用日期:2013-07-01

对其进行分类,从而对人脸进行检测.但这些代表算法只能对是否为人脸进行检测,无法判断不同人脸间的区别,其应用面被局限于对象识别(Object Recognition).

不同人脸间识别问题具有其特殊性,Roweis^[8]提出局部线性嵌入(Locally Linear Embedding, LLE)算法;Cevikalp^[9]提出相似度量比较模型(Set Measured Convex Models, SMCM)算法对不同人脸进行识别;Liu^[10]提出线性优化在图像中的识别(Optimal Linear Representations Model, OLRM 算法);Wright^[11]提出使用稀疏表示(Sparse Representation, SR)算法,利用稀疏表示对人脸识别,这些算法主要针对无角度人脸识别,在正脸识别中取得了较好的结果,但由于其对人脸样本要求较高,造成无法解决多角度人脸识别的问题.

针对多角度人脸识别问题,Hamm^[12]提出使用Grassmann流形判别分析对不同角度的人脸进行识别(Grassmann Discriminant Analysis, GDA);Wang^[13]结合GDA算法提出核Grassmann流形判别分析(Kernel Grassmann Discriminant Analysis, KGDA),对GDA算法进行改进;Harandi^[14]提出在Grassmann流形上使用图嵌入判别分析进行人脸识别.

核方法在模式识别领域得到广泛的应用,传统的核方法采用单一核进行核变换,造成了分类效果不显著,单一核参量无法满足高维数据分类等问题,为克服单一核所带来的局限,近年来面对特定的任务,用多个基本核来构造优化核函数,Bennett^[15]等人结合Boost算法实现多种基本核的复合;Lanckriet^[16]等利用多核的组合来构造核函数,将优化目标核转化为求解二次规划问题;Xiong^[17]等人采用迭代的方法进行目标核函数的优化;Chen^[18]等人提出以兼容的内核对独立数据的核函数进行优化;王峰^[19]等利用双核复合,找到最优的目标核以改进传统的分类算法.

文献[12-14]提出的算法都是基于谱算法,而谱算法存在矩阵变化求取特征值和特征向量的过程,这就造成了计算复杂度高的问题.针对多核复合的优势,本文提出一种基于多个再生核希尔伯特空间的多角度人脸识别算法,通过多核的迭代生成再生核希尔伯特空间(Reproducing Kernel Hilbert Space, RKHS),在RKHS中使数据关联性达到最优,利用线性关系进行多角度人脸识别,从而回避了传统谱方法求取特征值和特征向量的过程,降低了计算复杂度,使用FERET数据集与CMU-PIE数据集验证了本文算法在多角度人脸识别中的优势.

1 本文算法

1.1 图像预处理

传统图像预处理一般可分为图像灰度均衡,光照强度均衡,图像大小均衡等,其目的是降低图像识别干扰.而本文采用标准人脸数据库,其干扰因素可以不作考虑,针对多角度图像,首先进行位置归一化,再采用landmark标记法^[20]进行图像预处理,选定人脸的10个landmark对FERET数据集进行标记,其处理结果如图1.

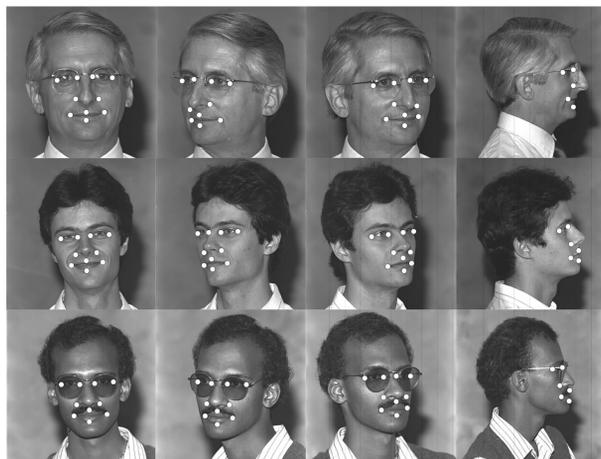


图1 landmark标记结果

Fig. 1 The results of landmark

由图1可知:人脸的landmark可以精确地标记出人脸的眼、鼻、口的位置,根据这些点的位置,我们定义正脸的角度为 0° ,则可以计算出参照正脸的大致角度.

1.2 生成再生核希尔伯特空间

文献[8]中提到同类低维数据可以表征在一个欧氏空间中,且总保持着邻近状态,其分布状态无规律,但数据点与数据点之间的欧氏距离较小.

假设任意一幅人脸图像是 P 维的一个向量,那么这幅人脸图像可以看成 P 维欧氏空间中的一个点.根据文献[8]可得,某人的不同角度的人脸图像在低维欧氏空间中分布是无规律的.

定理1 通过对多角度人脸数据的核化迭代升维,可以构建某个超高维欧氏空间(再生核希尔伯特空间),使人脸图像数据点在RKHS中呈过原点的线性分布,我们以FERET数据集 $data_1$ 中的人脸图像为例,在RKHS中的分布如图2.

证明 设 x_1, x_2, \dots, x_n 是低维欧氏空间的人脸数据点,经过 n 次迭代 ϕ 后,任意一个数据点表示为

$\phi_{n+1}(x_i) = \phi_{n+1}(\overbrace{\dots \phi_2(\phi_1(x_i))}^{\wedge})$,且数据呈过原点的线性分布.设 w 是超高维欧氏空间数据点的单位方向向量,则 $\phi_{n+1}(x_i)$ 以向量的形式可以表示为

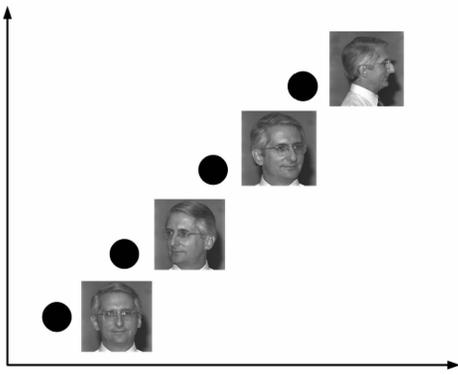


图2 RKHS中人脸数据点分布

Fig. 2 The distribution of face data points in RKHS

$\phi_{n+1}(x_i) = \alpha_i \mathbf{w}$, 则 $\phi_{n+1}(x_i) \phi_{n+1}(x_j)$ 可表示为

$$\phi_{n+1}(x_i) \phi_{n+1}(x_j) = \alpha_i \alpha_j \|\mathbf{w}\|_2^2 \quad (1)$$

式中, α_i, α_j 为常量.

设 $k(x_i, x_j) = (u_1 x_i x_j + 1)^d$ 为迭代的核函数, 则 $\phi_{n+1}(x_i) \phi_{n+1}(x_j)$ 可以表示为

$$\phi_{n+1}(x_i) \phi_{n+1}(x_j) = (u_{n+1} (\overbrace{\cdots (u_2 (u_1 x_i x_j + 1)^{d_1} + 1)^{d_2}}^n) + 1)^{d_{n+1}} \quad (2)$$

根据式(1)、式(2), 得

$$\alpha_i \alpha_j \|\mathbf{w}\|_2^2 =$$

$$(u_{n+1} (\overbrace{\cdots (u_2 (u_1 x_i x_j + 1)^{d_1} + 1)^{d_2}}^n) + 1)^{d_{n+1}} \quad (3)$$

由于 \mathbf{w} 是单位方向向量, $\|\mathbf{w}\|_2^2 = 1$, 可得

$$\alpha_i \alpha_j =$$

$$(u_{n+1} (\overbrace{\cdots (u_2 (u_1 x_i x_j + 1)^{d_1} + 1)^{d_2}}^n) + 1)^{d_{n+1}} \quad (4)$$

设参量向量 $\boldsymbol{\omega} = (\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_n)^\top$, 则由式(4)可得: 当迭代次数 n 不受限制时, 通过调整 $d_1, d_2 \dots d_{n+1}$ 与 $u_1, u_2 \dots u_{n+1}$, 总能找到合适的 $\boldsymbol{\omega}$.

当训练数据越多, $\alpha_i \alpha_j$ 的结果就越多, 则严格满足式(4)的参量就越难找寻, 要实现本文算法必须保证训练样本数不宜过多, 从而也体现出本文算法较传统多样本训练识别方法的不同.

1.3 算法的实现

假设有 M 个人的不同角度的人脸图像, 人脸识别步骤为:

Step1: 根据 1.1 节, 对人脸图像进行预处理, 标记 landmark.

Step2: 将每个人的人脸图像分为训练集和测试集, 根据 1.2 节, 将训练集中的人脸图像转化为图像数据, 利用数据核化迭代升维构建一个使核化数据点呈过原点线性的 RKHS, 则 M 个人的人脸图像可以构造 M 个 RKHS, 将其标记为 RKHS-1 ~ RKHS- M .

Step3: 假设 x 是测试集中的人脸图像, 其人脸的角度为 θ , 依次计算每个人脸图像训练集中角度

最接近 θ 的 1 幅人脸图像, 将其作为参照, 记为 $x_c^i, i = 1, 2, \dots, M$, 设定初始值 i , 且 $i = 1$.

Step4: 将 x 核化迭代至 RKHS- i 中, X_c^i, X 分别表示 x_c^i, x 在 RKHS- i 中的数据点, 且 X_c^i 表示为一个过原点的向量, 则可得

$$X_c^i = \alpha_c^i \mathbf{w}_i \quad (5)$$

式中, \mathbf{w}_i 表示 RKHS- i 所对应的单位方向向量.

Step5: X 在 RKHS- i 中的向量为 $X = \alpha_i \boldsymbol{\beta}_i$, 根据式(4), $X_c^i X$ 可表示为

$$X_c^i X = \alpha_c^i \alpha_i \mathbf{w}_i \boldsymbol{\beta}_i =$$

$$(u_{n+1} (\overbrace{\cdots (u_2 (u_1 x_c^i x + 1)^{d_1} + 1)^{d_2}}^n) + 1)^{d_{n+1}} \quad (6)$$

设定 $\boldsymbol{\beta}_i = \mathbf{w}_i$, 根据式(6), 求出对应的 α_i , 则可得

$$\sigma_i = |\alpha_c^i - \alpha_i| \quad (7)$$

Step6: $i = i + 1$, 重复 **Step4** ~ **Step5** (if $i = M + 1$, 则停止), 可得

$$\hat{i} = \operatorname{argmin}(\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_M) \quad (8)$$

根据所求得的 \hat{i} 判断待检测人脸的 RKHS 归属, 完成识别过程.

图 3 是算法实现多角度人脸识别的过程.

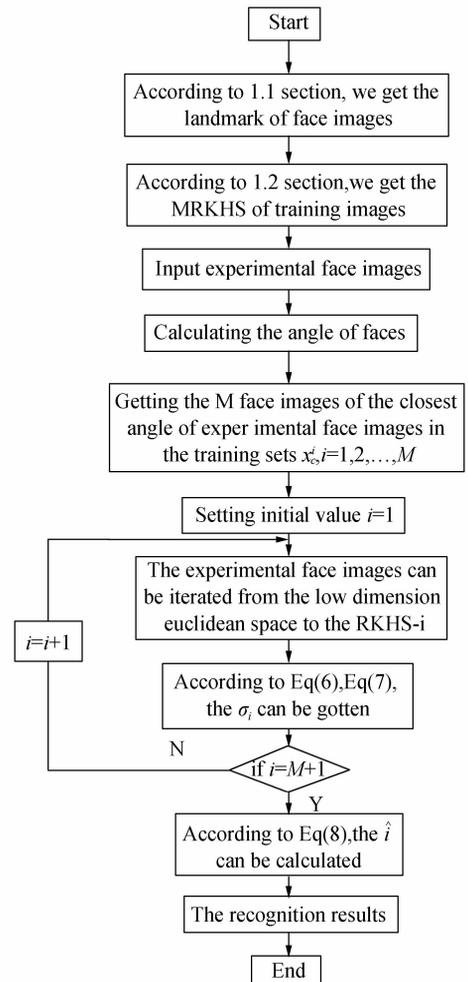


图3 人脸识别流程图

Fig. 3 The flow chart of the face recognition

2 实验及分析

实验在 Inter (R) Core (TM) Duo-E7500 的 CPU,内存 6G 的 Linux 操作系统下进行.在人脸识别实验中,对每个模式类别下的人脸进行预处理后,根据 1.2 节所述,建立多个 RKHS,作为识别的训练过程.

2.1 多角度人脸识别实验

多角度人脸识别实验中,采用国际通用多角度人脸数据集 FERET 和 CMU-PIE,FERET 数据集是美国国防部发展人脸识别技术推行的通用人脸库,包含 1 208 人不同表情、角度、光照的人脸图像,样本数约 10 000 张;CMU-PIE 数据集是卡耐基梅隆大学推行的人脸数据集,包含 68 人 13 种姿态,43 种光照,4 种表情,样本数约 40 000 张,针对两个数据集按照角度递增的方式在人脸角度从 $-90^{\circ} \sim 90^{\circ}$ (正脸为 0°),间隔抽取 5 幅人脸图像作为训练集,剩下的图像作为测试集,保证训练集和测试集无交叉,图 4 是部分实验图.



图 4 多角度人脸实验图

Fig. 4 The experimental images of the multi-angle face

根据 1.3 节,对 FERET 数据集 $data_1$ - $data_5$ 的人脸图像,CMU-PIE 数据集 $data_6$ - $data_{10}$ 的人脸图像进行识别,设每类数据集中有 x 张图像,对每张

图像进行识别,正确识别次数为 x_i ,则识别率为 $p_s = x_i/x \times 100\%$,再从数据集中随机抽取 n 幅图像,分别标记模式类别,对其进行识别,设准确识别出模式类别的图像为 n_z ,则识别率可表示为 $p_s = n_z/n \times 100\%$,分别将上述结果与 GDA 算法、KGDA 算法、GEDA 算法比较,实验结果如表 1、表 2、图 5.

从表 1、表 2 中可以看出,针对 FERET 数据集和 CMU-PIE 数据集的抽样类别人脸图像识别,本文算法识别率分别保持在 78% 和 74% 左右,高于传统算法中识别率最高的 GEDA 算法 5% 左右.

由图 5(a) 和 (c) 可知:针对不同数据库下的多角度人脸,本文算法都能有效地进行识别,识别率不随测试样本数量变化而降低,平均保持在 78% 左右,较 GDA 算法、KGDA 算法、GEDA 算法有更好的识别效果,由图 5(b)、5(d) 可得,算法具有较好的时效性,较其他算法有较短的识别时间,平均识别时间在 0.7 s 左右,从而证明本文算法在多角度人脸

表 1 FERET 数据集识别结果

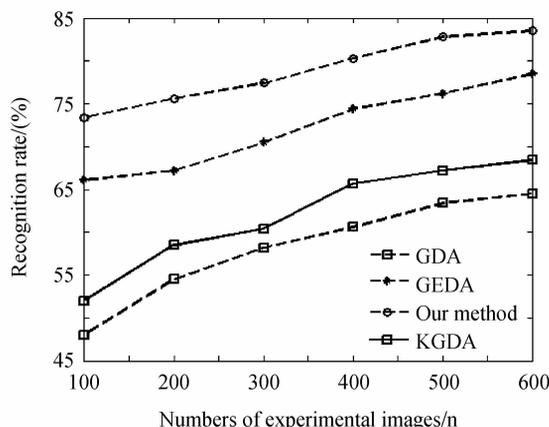
Table 1 The recognition results of the FERET data set

FERET	Recognition rate/(%)			
	Proposed method	GDA	KGDA	GEDA
data ₁	82.7	42.3	62.5	80.5
data ₂	75.6	54.5	63.6	72.7
data ₃	74.1	55.6	66.7	70.4
data ₄	76.4	41.7	61.4	63.2
data ₅	75.3	52.1	56.3	68.8

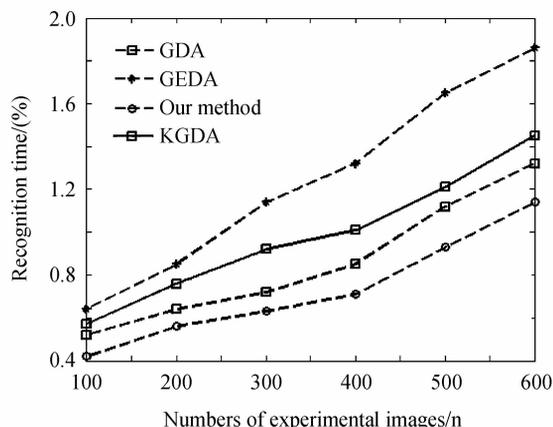
表 2 CMU-PIE 数据集识别结果

Table 2 The recognition results of the CMU-PIE data set

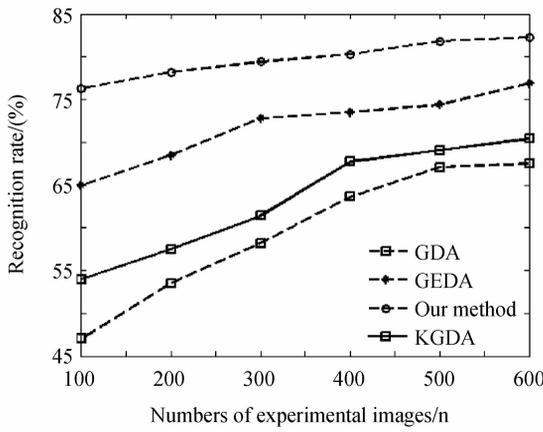
CMUPIE	Recognition rate/(%)			
	Proposed method	GDA	KGDA	GEDA
data ₆	76.5	45.3	52.3	66.8
data ₇	73.7	50.2	57.5	67.2
data ₈	73.6	46.5	60.2	68.5
data ₉	72.5	52.1	54.7	70.4
data ₁₀	74.8	54.8	57.9	68.7



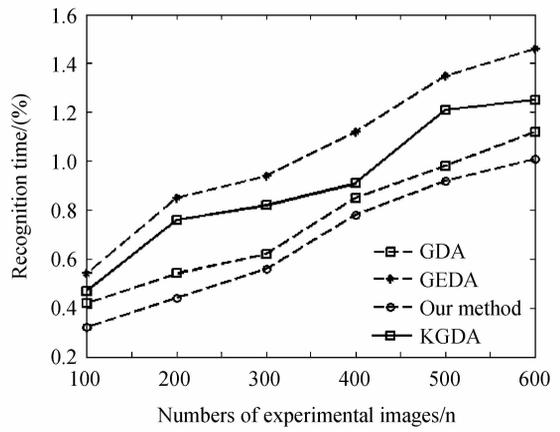
(a) The experimental results of the CMU-PIE data set



(b) The recognition time of the CMU-PIE data set



(c) The experimental results of the FERET data set



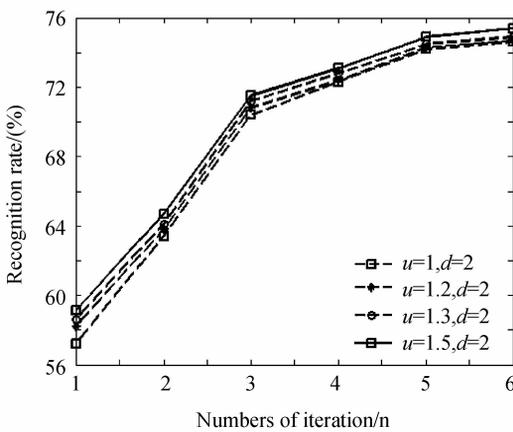
(d) The recognition time of the FERET data set

图5 多角度人脸识别结果
Fig. 5 The recognition result of the multi-angle face

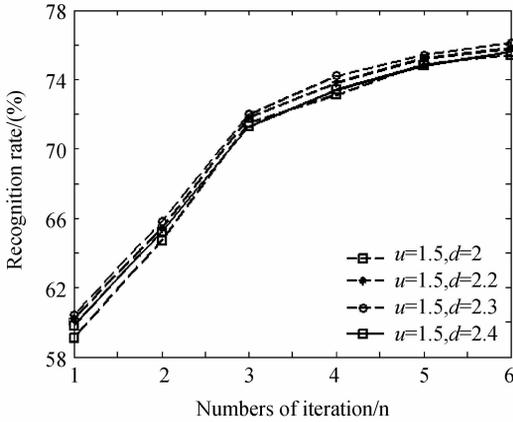
识别中的优势较为显著。

2.2 参量选择实验

为了体现不同参量对实验结果的影响,使用 FERET 数据集,设定样本数量为 100,针对不同的迭代次数 n ,不同的核函数参量 u, d 进行参量选择实验,假设: $u=u_1=u_2=\dots=u_{n+1}, d=d_1=d_2=\dots=d_{n+1}$,则实验结果如图 6。



(a) The recognition result of mutative u



(b) The recognition result of mutative d

图6 参量选择实验结果

Fig. 6 The experimental results of parameter

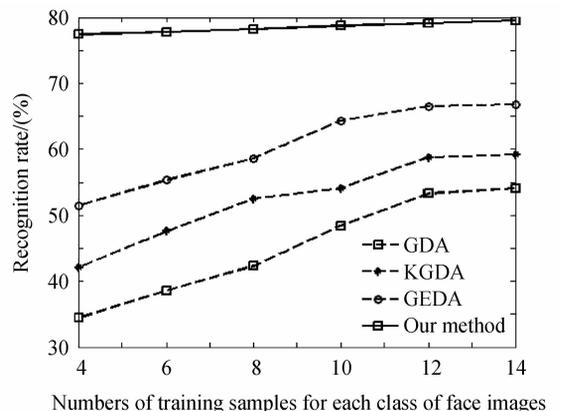
从图 6 可以看出,当迭代次数 $n=6$ 时,与 $n=5$

相比,识别率提高不显著,当 u 在 $1\sim 1.5, d$ 在 $2\sim 2.3$ 时,识别率随着 u, d 的增加而增加,当 $u=1.5, d=2.3$ 时,识别率达到最高,当 $u=1.5, d=2.4$ 时,识别率反而下降,表明: $n=6, u=1.5, d=2.3$ 时最佳, $u_1\sim u_{n+1}, d_1\sim d_{n+1}$ 可以在最佳参量下小范围调整而达到识别的最优效果。

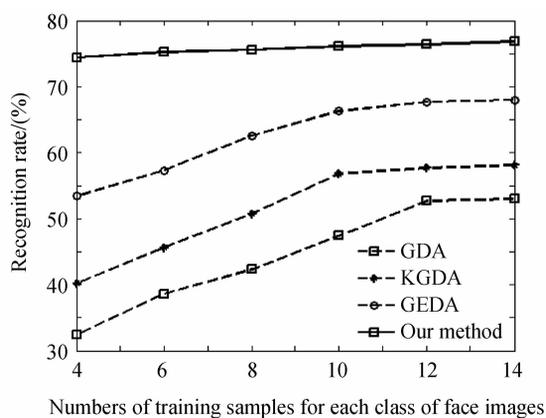
2.3 训练样本数对比实验

在 1.2 节已经提到本文算法在训练样本数量上与传统谱算法的不同,传统谱算法需较多的训练样本以保证识别的准确率.分析表明:训练样本数量与准确率呈一定的正比关系,但训练样本数过多会造成计算量的增加,计算复杂度高的问题.为体现本文算法较传统算法的不同,分别抽取 FERET 数据集和 CMU-PIE 数据集中 200 幅人脸图像进行实验,实验结果如图 7。

从图 7 可知:GDA、KGDA、GEDA 算法识别率与训练样本数呈一定的正比关系,当每类人脸图像训练样本达到 14 左右,识别率提高不显著,基本保持在 54%、58%、67%左右,而本文算法在识别率上几乎不随训练样本的增加而增加,基本保持在 77%左右,其原因是算法不通过训练阶段提取图像特征



(a) The experimental results of the FERET data set



(b) The experimental results of the CMU-PIE data set

图 7 样本数量实验结果

Fig. 7 The experimental results of the number of sample values,进而找到分类标准,而是建立多个 RKHS,利用人脸图像在 RKHS 中的位置完成多角度人脸识别,体现算法可以克服因训练样本数过多而造成的计算复杂度高的问题。

3 结论

本文对多角度人脸识别问题进行深入研究分析,结合多核复合,提出一种全新的多角度人脸识别算法.该算法首先使用 landmark 标记法对图像进行预处理,得到人脸的角度,再将每类人脸数据进行多次核化迭代,建立数据呈线性的再生核希尔伯特空间,利用线性数据的特点,进行多角度人脸识别。

大量实验结果表明:本文算法具有较强的适用能力,针对多个人脸数据库具有较好的识别结果和识别效率,FERET 数据集与 CMU-PIE 数据集实验结果充分证明算法在多角度人脸识别中较 GDA 算法、KGDA 算法、GEDA 算法的优越性,今后的工作是进一步研究在人脸识别问题中的干扰因素,提高算法对各种干扰因素的适用能力。

参考文献

[1] LIU Zhong-hua, YIN Jun, JIN Zhong. An adaptive feature and weight selection method based on Gabor image for face recognition[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2011, **40**(4): 636-641.
刘中华,殷俊,金忠.一种自适应的 Gabor 图像特征抽取和权重选择的人脸识别方法[J]. *光子学报*, 2011, **40**(4): 636-641.

[2] YANG Hong-fang, ZHAO Yong-qiang, ZHANG Shao-wu, et al. Multispectral face recognition based on band-adjusting HOSVD[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(4): 750-754.
杨红芳,赵永强,张绍武,等.基于波段调制的 HOSVD 多光谱人脸识别[J]. *光子学报*, 2010, **39**(4): 750-754.

[3] SHEN Bi-chuan, WU Yan. Point spread function and optical transfer function of bind deconvolution in face detection[J]. *Acta Photonica Sinica*, 2010, **39**(9): 1652-1657.
沈璧川,吴艳.人脸检测中盲解卷积的点传输函数和光学传输函数分析[J]. *光子学报*, 2010, **39**(9): 1652-1657.

[4] MITTAG F, SAAD M, JAHN A, et al. Use of support

vector machines for disease risk prediction in genome-wide association studies; Concerns and opportunities[J]. *Human Mutation*, 2012, **33**(12): 1708-1718.

[5] CRUZ-MOTA J, BOGDANOVA I, PAQUIER B, et al. Scale invariant feature transform on the sphere; Theory and applications[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2012, **98**(2): 217-241.

[6] HUA Chun-sheng, MAKIHARA Y, YAGI Y. Pedestrian detection by using a spatio-temporal histogram of oriented gradients [J]. *IEICE Transactions on Information and Systems*, 2013, **96**(6): 1376-1386.

[7] MARCHETTI A, GRANETT B R, GUZZO L, et al. The VIMOS Public Extragalactic Redshift Survey (VIPERS): spectral classification through principal component analysis [J]. *Monthly Notices of the Royal Astronomical Society*, 2012, **428**(2): 1424-1437.

[8] ROWEIS S T, SAUL L K. Nonlinear dimensionality reduction by locally linear embedding[J]. *Science*, 2000, **290**(5500): 2323-2326.

[9] CEVIKALP H, TRIGGS B. Face recognition based on image sets[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, San Francisco: IEEE Press, 2010: 2567-2573.

[10] LIU Xiu-wen, SRIVASTAVA A, GALLIVAN K. Optimal linear representations of images for object recognition[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2004, **26**(5): 662-666.

[11] WRIGHT J, YANG A Y, GANESH A, et al. Robust face recognition via sparse representation[J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2009, **31**(2): 210-227.

[12] HAMM J, LEE D D. Grassmann discriminant analysis: a unifying view on subspace-based learning[C]. Proceedings of the 25th international conference on Machine learning, Helsinki: ACM Press, 2008: 376-383.

[13] WANG Tie-sheng, SHI Peng-fei. Kernel Grassmannian distances and discriminant analysis for face recognition from image sets[J]. *Pattern Recognition Letters*, 2009, **30**(13): 1161-1165.

[14] HARANDI M T, SANDERSON C, SHIRAZI S, et al. Graph embedding discriminant analysis on Grassmannian manifolds for improved image set matching[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Colorado: IEEE Press, 2011: 2705-2712.

[15] BENNETT K P, MOMMA M, EMBRECHTS M J. MARK: A boosting algorithm for heterogeneous Kernel models [C]. Proceedings of the eighth ACM SIGKDD international conference on Knowledge discovery and data mining, Alberta: IEEE Press, 2002: 24-31.

[16] LANCKRIET G, CRISTIANINI N, BARTLETT P, et al. Learning the Kernel matrix with semi-definite programming [J]. *Journal Machine Learning Research*, 2004, **5**: 27-72.

[17] XIONG H L, SWAMY M N S. Optimizing the Kernel in the empirical feature space[J]. *IEEE Transactions on Neural Networks*, 2005, **16**(2): 460-474.

[18] CHEN B, LIU H W, BAO Z. Optimizing the data-dependent Kernel under a unified Kernel optimization framework[J]. *Pattern Recognition*, 2007, **41**(6): 2107-2119.

[19] WANG Feng, ZHANG Hong-bin. Optimal double-Kernel combination method for classification[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2012, **40**(2): 260-265.
王峰,张鸿宾.最优双核复合分类算法的构造[J]. *电子学报*, 2012, **40**(2): 260-265.

[20] ZHU X X, RAMANAN D. Face detection, pose estimation, and landmark localization in the wild[C]. Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Providence: IEEE Press, 2012: 2879-2886.