

doi:10.3788/gzxb20134212.1448

# 基于 Gabor 特征核协作表达的三维人脸识别

詹曙<sup>1</sup>, 张启祥<sup>1</sup>, 蒋建国<sup>1</sup>, Shigeru ANDO<sup>2</sup>

(1 合肥工业大学 计算机与信息学院, 合肥 230009)

(2 日本东京大学 信息科学学院, 日本东京 113-8656)

**摘要:** 为了克服三维人脸识别中光照、表情、姿态等变化带来的识别困难, 本文提出了基于 Gabor 特征的核协作表达三维人脸识别算法. 协作表达分类算法利用相似人脸数据共同协作表示测试人脸, 通过  $l_2$  范数求解稀疏系数, 根据重构误差将测试人脸正确归类. 该方法通过 Gabor 滤波器提取三维人脸深度图的 40 个不同尺度和方向的 Gabor 特征, 然后选择合适核函数将其映射到高维核空间进行非线性降维和特征选取, 最后结合协作表达分类算法完成三维人脸的识别. Kinect 人脸库和 Texas 三维人脸库实验表明, 该方法能在较少训练样本的情况下取得足够好的识别效果.

**关键词:** 稀疏表达; 协作表达; Gabor 特征; 核方法; 特征选择; 三维人脸深度图; 人脸识别

中图分类号: TP391

文献标识码: A

文章编号: 1004-4213(2013)12-1448-6

## 3D Face Recognition by Kernel Collaborative Representation Based on Gabor Feature

ZHAN Shu<sup>1</sup>, ZHANG Qi-xiang<sup>1</sup>, JIANG Jian-guo<sup>1</sup>, Shigeru ANDO<sup>2</sup>

(1 School of Computer & Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

(2 School of Information Science, the University of Tokyo, Japan Tokyo)

**Abstract:** To overcome the problem of illumination, facial expression and pose variants in 3D face recognition, the algorithm based on the Gabor features combined with kernel collaborative representation is proposed. Collaborative representation classification algorithm uses similar faces to describe testing faces collaboratively. Via solving sparse coefficient by  $l_2$  norm, collaborative representation classification algorithm can classify the testing face correctly according to reconstruction error. This method extracts 40 Gabor features with different scales and orientations of depth maps by the Gabor filter firstly. Secondly, these features are mapped to a high-dimensional space by selecting an appropriate kernel function. Finally, non-linear dimensionality reduction and feature selection fulfill the recognition task in high-dimensional space combining with collaborative representation classification. Extensive experiments on Kinect Face Dataset and Texas 3D face database demonstrate that the proposed algorithm is more effective than recently algorithms even when the number of training samples is small.

**Key words:** Sparse representation; Collaborative representation; Gabor feature; Kernel method; Feature selection; 3D face depth map; Face recognition

## 0 引言

三维目标识别是光学成像、机器视觉和人工智能领域的交叉学科, 是该领域的前沿性研究课题. 而人脸这一自然界进化的产物更好地代表了自然界的

三维物体. 由于识别方法的非接触性和友好性, 人脸识别成为当今模式识别与计算机视觉领域中应用最广前景最大的方向之一. 1991 年 Turk 等提出特征脸算法<sup>[1]</sup>并将其用于人脸识别, 自此吸引了众多研究者对以主成分分析法为核心的二维人脸识别方法

基金项目: 国家自然科学基金(No. 61174170)和教育部博士点基金(No. 2010111110005)资助

第一作者: 詹曙(1968-), 男, 副教授, 博士, 主要研究方向为三维人脸识别和医学图像处理. Email: shu\_zhan@hfut.edu.cn

收稿日期: 2013-05-13; 录用日期: 2013-06-18

的关注.但是,在现实生活中,表情、姿态以及光照的变化在很大程度上限制了人脸识别技术的发展,因此,越来越多的研究者将目光从二维人脸识别转向了三维人脸识别技术的研究.

稀疏表达的出现成为计算机视觉与模式识别领域的一个研究热点.2009年,Wright等提出一个基于稀疏表达的分类器<sup>[2]</sup>(Sparse Representation Classification, SRC),将训练人脸图像作为字典,通过 $l_1$ 范数求解某幅测试人脸图像在字典中对应的稀疏系数,通过该系数对测试人脸进行重构,进而求出其与重构人脸之间的残差,将其归为残差最小类. $l_1$ 范数的求解大大降低了算法的效率,求解方法有很多种,如正交匹配追踪(Orthogonal Matching Pursuit, OMP)、基追踪(Basis Pursuit, BP)等.为了降低计算代价,提高算法的效率,2011年张磊(ICC2011)等提出协作表达分类<sup>[3]</sup>(Collaborative Representation Classification, CRC)法并将其用于人脸识别,通过 $l_2$ 范数求解稀疏系数并将不同类样本协作共同用作训练字典,大大降低了算法的复杂性并取得了很好的识别效果.

20世纪90年代后期,随着Vapnik等人提出基于核函数的支持向量机<sup>[5]</sup>(Support Vector Machine, SVM),使核方法的研究与应用成为机器学习领域的热潮.在模式识别领域,核方法被用于数据降维和特征提取,低维空间线性不可分数据通过非线性映射将其映射到高维空间往往有可能实现线性可分.1998年,Scholkopf等提出基于核的主成分分析法<sup>[6]</sup>(Kernel Principal Component Analysis, KPCA),将经典的主成分分析法(Principal Component Analysis, PCA)进行核化,它不仅能高效地对数据分量之间存在非线性关系的数据进行分析,而且它本身是建立在严格的统计分析基础之上,与线性统计分析方法一样有着扎实的理论基础.而且,不需要知道非线性映射的具体形式,只要选择一个有效的核函数,就可以解决非线性映射形式未知问题.

人脸深度图像无论是对光照还是姿态的变化等都具有一定的鲁棒性.本文直接获取三维人脸深度图像,结合协作表达法进行人脸识别实验,可以在利用较少训练样本的情况下达到不错的识别效果.由于训练样本集由较少训练图像组成,算法引入核的知识,有效避免了核方法因训练样本集大导致计算复杂度高的缺陷.考虑到Gabor小波函数<sup>[4]</sup>在人脸识别中起到的重要作用,本文首先提取三维人脸深度图像的Gabor特征,再通过非线性映射将其映射到高维空间完成特征选取.将提取的人脸非线性特

征作为字典,利用协作表达知识,求解稀疏系数,根据重构误差进行判别分类.实验证明,该算法能克服因姿态、光照、表情等变化造成的识别不足,取得很好的识别效果且具有一定的鲁棒性,且整个算法的计算复杂度较小.

## 1 理论基础

为了减少计算复杂度,张磊等采用正则化最小方差法用训练图像组成的矩阵 $X$ 来协作表达一幅测试人脸图像 $y$ ,即

$$\tilde{\rho} = \operatorname{argmin}_{\rho} \{ \|y - X_i \cdot \tilde{\rho}_i\|_2 + \lambda \|\tilde{\rho}_i\|_2 \} \quad (1)$$

$\lambda$ 是正则化参量,经过推导,式(1)可变为

$$\tilde{\rho} = (X^T X + \lambda \cdot I)^{-1} X^T y \quad (2)$$

定义矩阵 $P = (X^T X + \lambda \cdot I)^{-1} X^T$ .显然,对于给定的一个训练样本 $X$ , $P$ 是确定的.对于一幅测试人脸图像 $y$ ,只需将其投影到矩阵 $P$ 上即可得到一组稀疏投影系数 $\tilde{\rho}$ ,然后计算由每组投影系数重构的图像与测试人脸图像的残差 $\|y - X_i \cdot \tilde{\rho}_i\|_2$ ,其中 $\tilde{\rho}_i$ 与 $X_i$ 分别是对应于第 $i$ 类的系数向量与训练样本矩阵,计算中加入了 $l_2$ 范数稀疏性 $\|\tilde{\rho}_i\|_2$ ,为识别提供了更多的鉴别性信息.算法流程为:

1)归一化训练样本矩阵中的每一列向量;

2)将测试人脸图像投影到矩阵 $P$ 上,得到稀疏系数向量 $\tilde{\rho} = Py$ 其中 $P = (X^T X + \lambda \cdot I)^{-1} X^T$ ;

3)计算残差

$$r_i = \|y - X_i \cdot \tilde{\rho}_i\|_2 / \|\tilde{\rho}_i\|_2 \quad (3)$$

4)根据残差判别分类结果

$$Id(y) = \operatorname{argmin}_i \{r_i\} \quad (4)$$

## 2 核协作表达分类算法

对于人脸识别问题,一般需要将所有数据分为训练集和测试集两部分,然后同时对训练集和测试集运用特征提取,根据提取之后的特征将测试集中每幅图像与训练样本集中的图像进行比较,选择合适的分类算法确定测试集中样本的类别.

为了克服姿态、表情、光照等因素带来的识别率低的问题,本文采用非线性方法核主成分分析法进行特征提取.

通过隐性非线性映射 $\Phi$ ,将训练集图像映射到高维核空间,即

$$X = [X_1, X_2, \dots, X_n] \xrightarrow{\Phi} \Phi(X) = [\Phi(X_1), \Phi(X_2), \dots, \Phi(X_n)].$$

然后在高维核空间运用主成分分析法,对于 $\Phi(x)$ ,构造协方差矩阵,即

$$C = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^n \Phi(X_j) \Phi(X_j)^T \quad (5)$$

求解特征方程

$$\lambda \nu = C \nu \quad (6)$$

因为  $\nu$  是以  $\Phi(X_j) (j=1, 2, \dots, n)$  为基生成的向量, 即

$$\nu = \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) \quad (7)$$

将式(7)代入式(6), 得到

$$\lambda \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) = C \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) \quad (8)$$

由于非线性映射  $\Phi$  未知, 引入核技巧, 在式(8)两侧同时点乘  $\Phi(X_k)$ , 得到

$$\lambda \Phi(X_k) \cdot \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) = C \Phi(X_k) \cdot \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) \quad (9)$$

令  $K = ((\Phi(X) \cdot \Phi(X))) = (\Phi(X) \Phi(X)^T)$ , 则式(9)变为

$$\lambda K \alpha = \frac{1}{n} K^2 \alpha \Rightarrow \lambda n \alpha = K \alpha \quad (10)$$

将特征向量  $\nu$  归一化, 并求解式(10), 得到新特征向量  $\alpha$  的集合  $A = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_d]$  ( $d$  为所选的特征维数).

将人脸深度数据构成的测试集图像映射到高维空间后, 为了在高维核空间协作表达测试集图像, 利用 12 范数求解方程(11).

$$\min_{\rho} \|\rho\|_2 s. t. \Phi(Y) = \Phi(X) \rho \quad (11)$$

由于过高的维数和未知的非线性映射函数形式, 使式(11)无法求解. 但是, 如果在式(11)右侧方程两边同乘以一个变换矩阵  $Q$ , 则可以实现一定程度的降维, 为了解决非线性映射函数未知问题, 可以让  $Q$  与  $\Phi(X)$  相关, 由于在运用核主成分分析法降维过程中, 式(6)中得到的  $\nu = \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j)$  正好满足要求, 若令  $Q = V$ , 则式(11)可以改写为

$$\min_{\rho} \|\rho\|_2 s. t. \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) \cdot \Phi(Y) = \sum_{j=1}^n \alpha_j \Phi(X_j) \cdot \Phi(X) \rho \quad (12)$$

令  $K(\cdot, Y) = ((\Phi(X) \cdot \Phi(Y)))$ ,  $K = ((\Phi(X) \cdot \Phi(X)))$ , 而  $\alpha$  正是式(10)所求出的新特征向量, 因此, 式(12)又可写为

$$\min_{\rho} \|\rho\|_2 s. t. A^T K(\cdot, Y) = A^T K \rho \quad (13)$$

运用正则化最小二乘方法求解式(13), 即

$$\tilde{\rho} = \operatorname{argmin}_{\rho} \{ \|A^T K(\cdot, Y) - A^T K \cdot \rho\|_2^2 + \lambda \|\rho\|_2^2 \} \quad (14)$$

经过推导, 式(14)可以变换为

$$\tilde{\rho} = ((A^T K)^T (A^T K) + \lambda \cdot I)^{-1} \cdot (A^T K)^T (A^T K(\cdot, Y)) \quad (15)$$

求出稀疏系数  $\tilde{\rho}$  后, 再利用协作表达的方法求出残差为

$$r_i = \frac{\|A^T K(\cdot, Y) - A^T K \cdot \tilde{\rho}_i\|_2}{\|\tilde{\rho}_i\|_2} \quad (16)$$

最后, 进行分类实验, 把  $Y$  所在类别定为残差最小类, 即

$$ID(Y) = \operatorname{argmin}_i \{r_i\} \quad (17)$$

### 3 基于 Gabor 特征的核协作表达分类算法

由 Gabor 函数构成的 Gabor 滤波器具有优良的滤波性能, 并有着与生物视觉系统相近的特点. 在方向、径向频率带宽以及中心频率方面, Gabor 滤波器都能进行定制, 因此能在空间域和频率域同时实现最佳分辨率. Gabor 函数定义为

$$\varphi_{u,v}(z) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{\|k_{u,v}\|^2 \|z\|^2}{2\sigma^2}\right) \cdot \left[\exp(ik_{u,v}z) - \exp\left(-\frac{\sigma^2}{2}\right)\right] \quad (18)$$

$z = (x, y)$  表示像素,  $u$  和  $v$  分别表示方向和尺度, 波向量  $k_{u,v} = k_v e^{i\varphi_u}$ , 其中  $k_v = k_{\max}/f^v$ ,  $\varphi_u = \pi u/8$ , 最大频率  $k_{\max} = \pi/2$ .  $f$  是频域核间距因子,  $\sigma$  表示高斯窗宽度与波长比.

人脸图像的 Gabor 特征  $G_{u,v}(z)$  是将人脸图像  $I(z)$  与 Gabor 滤波器  $\varphi_{u,v}(z)$  进行卷积得到

$$G_{u,v}(z) = M_{u,v}(z) \cdot \exp(i\theta_{u,v}(z)) \quad (19)$$

$M_{u,v}(z)$  和  $\theta_{u,v}(z)$  分别表示幅度信息和相位信息. 本文使用的 Gabor 滤波器组包括 5 个尺度  $v = \{0, 1, 2, 3, 4\}$  和 8 个方向  $u = \{0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7\}$ , 为便于理解, 这里将  $\chi = [a_{0,0}^T, a_{0,1}^T, \dots, a_{4,7}^T]^T$  作为人脸图像的特征向量, 至此完成 Gabor 特征的提取.

Gabor 特征提取完毕之后, 按照核协作表达分类算法将提取的 Gabor 特征进行非线性映射, 进一步进行特征选择和降维, 并结合协作表达分类算法完成三维人脸深度图识别.

## 4 实验与分析

为了验证本文提出算法的有效性, 在 Kinect 人脸库<sup>[7]</sup>与 Texas 人脸库<sup>[8-9]</sup>上进行了实验.

### 4.1 Kinect 三维人脸库

The Eurecom Kinect Face Dataset (EURECOM KFD) 包括用 Kinect 传感器获取的 52 个人 (14 位女性, 38 位男性) 的亮度图像与深度图像. 数据库中每个人有 9 幅亮度图像及与之对应的深度图像, 分别包括表情变化 (中性表情/微笑/张嘴)、光照变化 (强光)、姿态变化 (脸部左转/脸部右转)、遮挡 (墨镜/手遮住嘴/白纸遮住部分脸). 图 1 是部分实验图像.

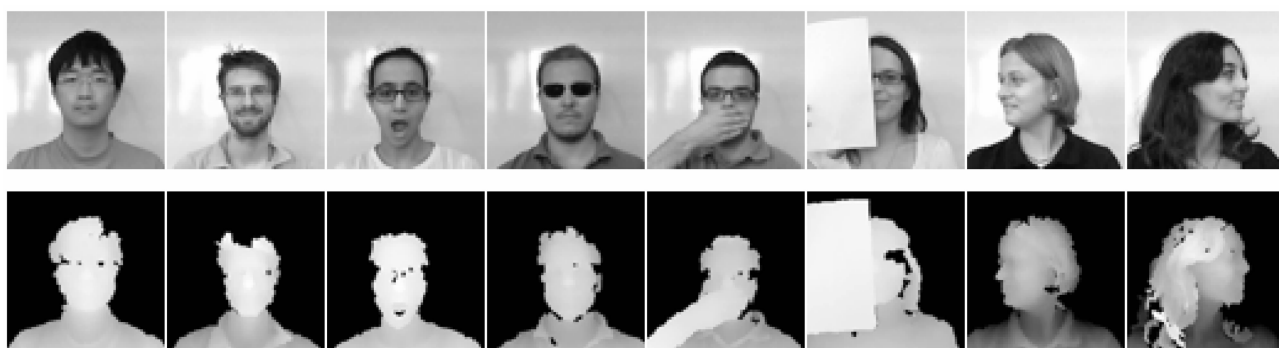


图 1 部分人脸的灰度图像与对应的深度图像

Fig. 1 Some human face intensity images and corresponding depth maps

实验中,随机选择每个人的 2 幅三维人脸深度图像构成训练集,每个人的其余 7 幅深度图像构成测试集,分别比较文献[3]中的 SRC 算法、文献[4]中的 CRC 算法、本文的核协作表达分类算法(Kernel Collaborative Representation Classification, KCRC)以及基于 Gabor 特征的核协作表达分类(Kernel Collaborative Representation Classification based Gabor feature, KGRC)算法所能取得的最高识别率(表 1).

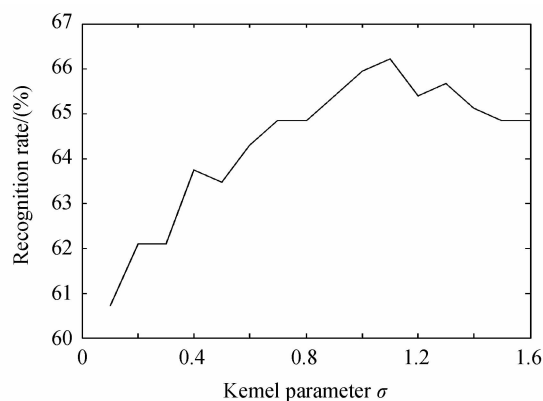
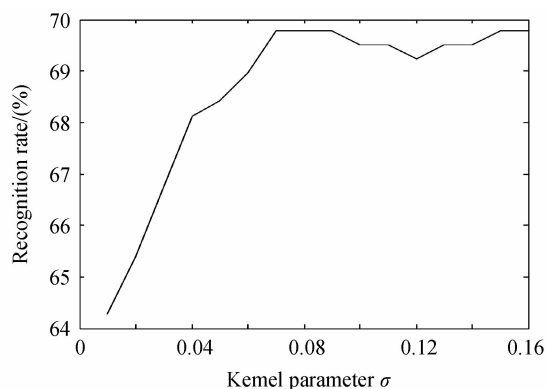
表 1 Kinect 三维人脸深度图像的最优识别结果比较

Table 1 Comparison between best recognition results in Kinect Dataset

Algorithm	The highest recognition rate
SRC	65.11%
CRC	64.56%
KCRC(Poly)	64.84%
KCRC(RBF)	64.29%
KGRC(Poly)	66.21%
KGRC(RBF)	69.78%

表 1 中括号内所示的 Poly 与 RBF 分别表示选择多项式核函数与径向基核函数作为核函数.从表 1 中可以看到,本文提出的 KGRC 算法识别率最高,选用不同的核函数时,识别率也会有相应的变化,如果根据不同领域的先验知识选择合适的核函数,可以在一定程度上提高核函数的性能.在人脸识别领域,当核函数为径向基核函数时,识别效果较好.多项式核函数和神经网络核函数对参量的选择十分苛刻,容易产生负特征值和负特征向量,然而径向基核函数变换矩阵正定性非常好,适应的参量范围较广.本文选用的多项式核函数为:  $k(x, y) = ((x \cdot y) + 1)^d$ ; 径向基核函数为:  $k(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / 2\sigma^2)$ . 核函数参量  $d$  和  $\sigma$  的变化实际上隐式地改变了映射函数,因而会对实验结果造成不同程度的影响.现以 KGRC 算法为例,当算法选用的核函数分别为多项式函数和径向基函数时,比较核函数参量变化对实验结果的影响.从图 2 和图 3 中可以看出,对于核函数参量在给定区间内的不同

取值,算法的识别率均有不同程度的变化,核函数参量的最佳取值与处理的具体问题有很大关系.相对于 SRC 算法与 CRC 算法,本文算法利用更易于描述人脸的 Gabor 特征并进行非线性降维,一定程度上克服了因光照、表情、姿态等变化造成的影响.由于 Kinect 深度相机自身的准确度不高,难以准确获取人脸曲面上的细节,丢失了部分信息,导致该组实验过程中总体效果较差,若有合适的设备精确地获取人脸深度信息,将会大幅提高算法的效率.

图 2 识别率随参量  $d$  变化曲线Fig. 2 Recognition rate curve with different kernel parameter  $d$ 图 3 识别率随参量  $\sigma$  变化曲线Fig. 3 Recognition rate curve with different kernel parameter  $\sigma$ 

## 4.2 Texas 三维人脸库

Texas 三维人脸库为德克萨斯大学采用立体成

像设备采集的一系列有关人脸的深度图像和与之对应的灰度图像. 实验选取 116 个人的每人 10 幅图像进行实验, 整个人脸库中人脸图像包括光照的变化

(明光/暗光), 人种的变化(亚洲/非洲), 性别的变化(男/女), 表情的变化(笑/不笑, 睁眼/闭眼)等, 图 4 是部分实验图像.

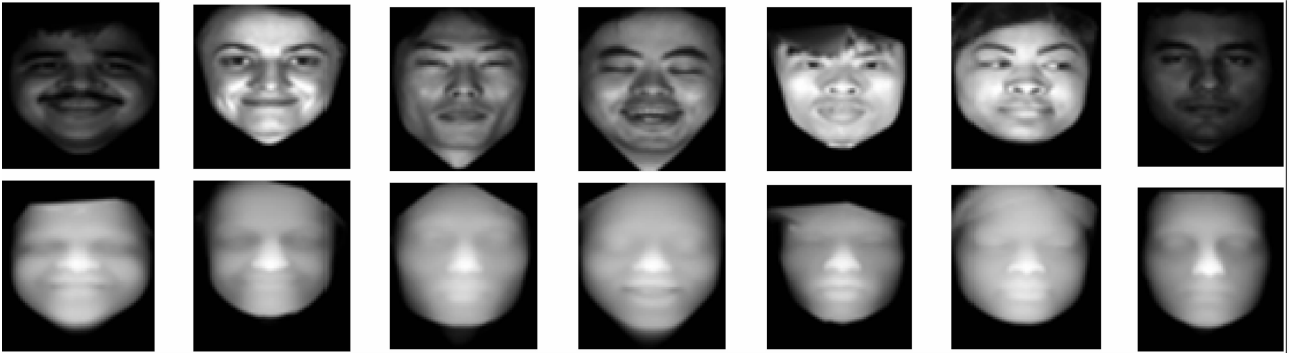


图 4 Texas 人脸库部分人脸的灰度图像与深度图像

Fig. 4 Some human face intensity images and corresponding depth maps in Texas

在该人脸库上, 进行两组实验验证在不同训练样本情况下本文算法的有效性:

#### 1) 每人 1 幅图像训练, 9 幅图像测试

在 Texas 三维人脸库中, 随机选择每人的 1 幅深度图像构成训练集, 其余 9 幅构成测试集. 在此基础上计算不同算法随着降维维数变化所得到的实验结果(图 5).

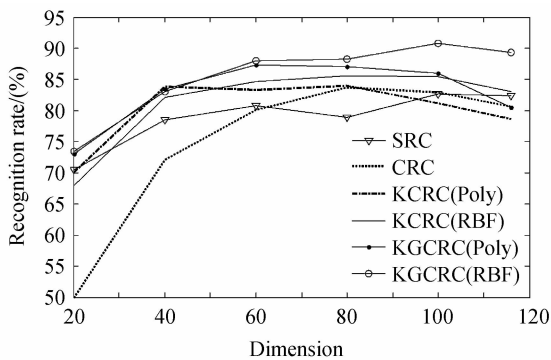


图 5 识别率随降维维数变化曲线

Fig. 5 Recognition rate curve with different dimensions

#### 2) 每人 2 幅图像训练, 8 幅图像测试

为了不失单一性, 我们再随机选择每人的 2 幅深度图像构成训练集, 其余 8 幅构成测试集. 同样地, 计算不同算法随着降维维数变化所得到的实验结果(图 6).

从图 5 和图 6 中可以看到, 与文献[3]和文献[4]中提出的算法相比, 本文的 KGCRC 算法均可取得最好的实验效果. 从图 6 中还可以看出, 当选用多项式函数作为核函数时, 无论 KCRC 算法还是 KGCRC 算法都存在一定程度的不稳定性, 但选择径向基函数时, 则不会出现这种情况, 而经验知识也表明, 在人脸识别非线性降维过程中, 选择径向基函数作为核函数可以取得最好的效果. 同时, 由于信息的冗余性存在, 当选择维数较多时, 各算法效率均有不同程度的下降. 最后值得注意的是, 利用 Gabor

特征描述人脸后, 本文提出的 KGCRC 算法在选择不同的降维维数时, 均可取得最好的识别效果. 此外, 由于 Texas 三维人脸库采用较高准确度的立体成像设备获取人脸深度信息, 对人脸的描述更为精确, 使得总体实验效果较好. 综合以上实验结果可知, 利用 Gabor 特征描述人脸并借助核技巧, 可以有效地提高算法的识别性能, 具有一定的可靠性.

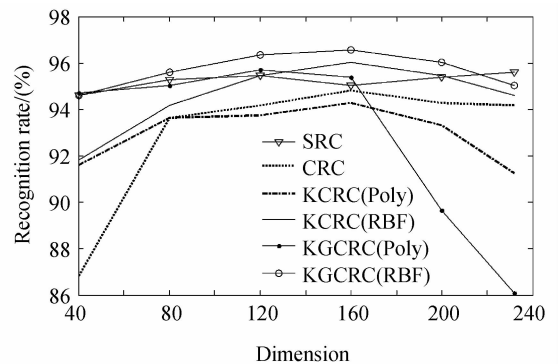


图 6 识别率随降维维数变化曲线

Fig. 6 Recognition rate curve with different dimensions

## 5 结论

本文在协作表达分类算法的基础上, 首先通过 Gabor 滤波器提取人脸深度图像的 Gabor 特征, 然后利用非线性方法对特征进行降维和提取. 考虑到非线性降维方法中所用核函数以及参量变化对实验结果有一定的影响, 文中通过识别率随核函数及参量变化的曲线对此进行了说明. 最后, 在国际上公共三维人脸库上进行的大量实验表明本文算法具有一定的鲁棒性和有效性.

### 参考文献

- [1] TURK M, PENTLAND A. Eigenfaces for recognition[J]. *Journal of Cognitive Neuroscience*, 1991, 3(1): 71-86.
- [2] 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.
- [3] ZHANG L, YANG M, FENG X C. Sparse representation or collaborative representation: which helps face recognition[C]. IEEE International Conference on Computer Vision 2011. Barcelona: IEEE Computer Society Press, 2011: 471-478.
- [4] LIU C, WECHSLER H. Gabor feature based classification using the enhanced fisher linear discriminant model for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2002, **11**(4): 467-476.
- [5] VLADIMIR N VAPNIK. 统计学习理论的本质[M]. 张学工译. 北京:清华大学出版社, 2000.
- [6] SCHÖLKOPF B, SMOLA A, MÜLLER K R. Nonlinear component analysis as a kernel eigenvalue problem[J]. *Neural Computation*, 1998, **10**(5): 1299-1319.
- [7] HUYNH T, MIN R, DUGELAY J L. An efficient LBP-based descriptor for facial depth images applied to gender recognition using RGB-D face data[C]. In ACCV Workshop on Computer Vision with Local Binary Pattern Variants 2012, Daejeon, Korea, November 2012.
- [8] GUPTA S, CASTLEMAN K R, MARKEY M K, *et al.* Texas 3D face recognition database[C]. Image Analysis & Interpretation (SSIAI), IEEE Southwest Symposium, 2010: 97-100.
- [9] GUPTA S, MARKEY M K, BOVIK A C. Anthropometric 3D face recognition[J]. *International Journal of Computer Vision*, 2010, **90**(3): 331-349.
- [10] MOHAMMADZADE H, HATZINAKOS D. Iterative closest normal point for 3D face recognition [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, **35**(2): 381-397.
- [11] DRIRA H, AMOR B B, SRIVASTAVA A, *et al.* 3D face recognition under expressions, occlusions and pose variations [J]. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 2013, (99): 1-15.
- [12] LEI Y J, BENNAMOUN M, EL-SALLAM A A. An efficient 3D face recognition approach based on the fusion of novel local low-level features[J]. *Pattern Recognition*, 2013, **46**(1): 24-37.
- [13] AL-OSAIMI F R, BENNAMOUN M, MIAN A. Spatially optimized data-level fusion of texture and shape for face recognition[J]. *IEEE Transactions on Image Processing*, 2012, **21**(2): 859-872.
- [14] 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.
- [15] WANG Yue-ming, WU Zhao-hui, PAN Gang. New method for facial feature detection based on range data[J]. *Journal of Zhejiang University (Engineering Science)*, 2005, **39**(5): 652-656.  
王跃明,吴朝晖,潘纲.一种基于三维深度数据的脸部特征检测方法[J]. *浙江大学学报(工学版)*, 2005, **39**(5): 652-656.
- [16] YIN Bao-cai, SUN Yan-feng, WANG Cheng-zhang, *et al.* BJUT-3D large scale 3D face database and information processing [J]. *Journal of Computer Research and Development*, 2009, **46**(6): 1009-1018.  
尹宝才,孙艳丰,王成章,等. BJUT-3D 三维人脸数据库及其处理技术[J]. *计算机研究与发展*, 2009, **46**(6): 1009-1018.
- [17] LI Xiao-juan, YANG Tang-wen, RUAN Qiu-qi, *et al.* Modified 3D face recognition algorithm based on contour curve feature[J]. *Journal of The China Railway Society*, 2012, **34**(1): 34-38.  
李晓娟,杨唐文,阮秋琦,等.基于轮廓线特征的三维人脸识别改进算法[J]. *铁道学报*, 2012, **34**(1): 34-38.
- [18] ZHAN Shu, CHANG Hong, JIANG Jian-guo, *et al.* Improved 3D AAMs for facial recognition based CIS 3D facial imaging[J]. *Journal of Image and Graphics*, 2008, **13**(10): 2059-2062.  
詹曙,常虹,蒋建国,等.基于相关型图像传感器 3 维人脸成像的 3 维 AAMs 人脸识别方法的研究[J]. *中国图象图形学报*, 2008, **13**(10): 2059-2062.
- [19] DING H X, HUANG D, WANG Y H, *et al.* Facial ethnicity classification based on boosted local texture and shape descriptions [C]. IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG) Workshop: 3D Face Biometrics, Shanghai, China, 2013.
- [20] LI Xiao-li, DA Fei-peng. A rapid method for 3D face recognition based on rejection algorithm[J]. *Acta Automatica Sinica*, 2010, **36**(1): 153-158.  
李晓莉,达飞鹏.基于排除算法的快速三维人脸识别方法[J]. *自动化学报*, 2010, **36**(1): 153-158.