

基于彩色人脸图像的信息融合与识别方法

黄晓华 王春茂 郑文明

(东南大学儿童发展与学习科学教育部重点实验室, 南京 210096)

摘要 图像的彩色信息进行图像识别并有效地降低因利用颜色信息所带来的计算量大幅增加问题, 提出了一种基于彩色图像的监督近邻保留嵌套的人脸识别方法, 通过对图像的彩色信息进行信息融合并利用监督近邻保留嵌套算法来提高人脸识别的效率。首先, 采用 Gabor 变换分别对彩色图像的每个彩色分量图提取 Gabor 特征; 然后采用典型相关分析对所提取的 Gabor 特征进行特征融合, 并采用监督近邻保留嵌套算法对高维彩色图像特征进行降维; 最后, 采用最近邻分类器对图像进行分类。实验基于 XM2VTS 和 FRAV2D 彩色人脸数据库, 采用主成分分析、线性判别分析以及监督近邻保留嵌套对基于灰度图像的 Gabor 特征和基于彩色信息融合的 Gabor 特征进行降维, 其结果说明多信通彩色图像融合技术与监督近邻保留嵌套结合的方法可以显著提高识别系统性能。

关键词 Gabor 特征 典型相关分析 监督近邻保留嵌套 信息融合

中图分类号: TP391 **文献标志码**: A **文章编号**: 1006-8961(2010)03-422-07

An Information Fusion and Recognition Method for Color Face Images

HUANG Xiaohua WANG Chunmao ZHENG Wenming

(Key Laboratory of Child Development and Learning Science, Ministry of Education, Southeast University, Nanjing, 210096)

Abstract In this paper, a face recognition method which utilizes an information fusion for color images and supervised neighbor preserving embedding is presented for improving the performance of face recognition. First, Gabor transformation is used to extract information per channel of color image respectively, and then canonical correlation analysis is utilized to fuse extracted Gabor features. Supervised neighbor preserving embedding is used to reduce dimensionality. Finally, nearest neighbor classifier is used to classify reduced features. Experiments are carried on XM2VTS and FRAV2D color face databases, and utilize principal component analysis, linear discriminant analysis and supervised neighbor preserving embedding to reduce dimensionality of Gabor features on gray method and multi-channel feature fusion method. These results show that the combination of multi-channel information fusion and supervised neighbor preserving embedding can improve the performance of recognition system.

Keywords Gabor feature, canonical correlation analysis, supervised neighbor preserving embedding, information fusion

0 引言

随着多媒体技术和图像采集设备的发展, 颜色信息在图像处理中得到了广泛应用。目前, 在人脸识别中, 对非线性彩色空间进行变换, 使得彩色分量

完全独立于亮度分量, 从而消除由光照引起的亮度变化的影响^[1]。然而, 数字彩色图像通常是以 RGB 方式存储与表达, 进行颜色空间的非线性变换会损失原有图像的信息, 未能利用各分量之间的相关性。图像识别是一个高维空间的模式识别与分类问题, 解决它的关键之一在于选择具有分类特征的向

基金项目: 国家自然科学基金项目 (60872160); 教育部新世纪优秀人才支持计划 (NCET-05-0467)

收稿日期: 2008-12-17 **改回日期**: 2009-02-13

第一作者简介: 黄晓华 (1983—), 男, 东南大学学习科学研究中心博士研究生。主要研究方向为模式识别、计算机视觉、图像处理等。Email: xiaohua_huang@seu.edu.cn

量。Gabor滤波器的核类似于神经细胞的感受野, 具有空间局部性和方向性, 采用 Gabor提取特征的方法广泛应用于人脸识别^[2-4]; 因此, 本文采用 Gabor滤波器提取人脸的纹理特征。但是 Gabor滤波器提取到的特征具有高维特性, 直接送入分类器进行识别, 显然计算量非常大^[5]; 此外, 高维特征含有大量冗余信息, 甚至会对分类起副作用。因此, 对高维特征的降维是必不可少的。

一般地, 特征降维方法可以分为线性和非线性两种方法, 其中, 线性方法主要包括主成分分析 (PCA)^[6]、多维尺度 (MDS)^[5]、线性判别分析 (Fisherface)^[6], 这些方法可以从高维样本中寻找低维结构, 并且被成功运用于模式识别。而非线性方法适用于数据呈非线性分布的情况。与核主成分分析 (KPCA)^[7]、核判别分析 (KDA)^[7]一样, 流形学习算法也正被运用于识别方面^[8-11], 比如局部线性嵌套结合线性判别分析思想^[12], 其在人脸识别的识别率高达 95%。然而, 流形学习算法更多地依赖于训练样本的模型, 对于如何评估测试样本仍然是热门的课题; Extended Isomap引入线性判别分析的思想^[11], 从而替代了 MDS特征求解方法, 更好地提取样本的类间信息, 将 Isomap应用于人脸识别^[13], 但是由于其构建邻接矩阵需要不断搜索最短路径, 而且很难准确地确定每个样本的最佳近邻数量, 因此相对于线性方法, 其计算量很大, 而且不具有鲁棒性。近邻保留嵌套 (NPE)^[13], 正是由于其线性, 解决流形学习对测试样本的分类困难, 同时又保留样本的局部流形结构, 在人脸识别应用中, 得到最高的识别率。然而, 其瓶颈是最佳的近邻数量的选择问题。因此, 监督核局部保留投影^[14], 采用了类内信息, 将相同类样本间的数量作为每个样本最佳近邻

数量, 解决了近邻数量的选择问题, 同时将监督局部保留投影扩展到核空间, 获得 98.75% 识别率; 此外, 监督核近邻保留投影^[15]的基本思想与局部保留投影和局部保留嵌套的思想类似, 同样采用了类内信息和类间信息, 很好地解决了样本间的近邻数量确定。本文用典型相关分析的方法将彩色空间各个通道的信息进行融合, 然后采用监督近邻保留嵌套 (SNPE)进行特征降维; 由于人脸识别^[7]是目前图像识别应用较为流行的研究课题, 因此, 这里以人脸识别为例, 并使用 XM2VTS彩色人脸库和 FRAV2D彩色人脸库中的实验数据来验证算法的有效性。

1 多通道信息融合

彩色图像信息 (通常是以 RGB 方式存储与表达) 提取都是基于一定的颜色空间。罗亚兰等人^[4]提出将彩色图像的 RGB 空间转换为 HSV (色相、饱和度和亮度) 空间, 然后通过四元法进行变换^[4]; Contourlet变换将彩色可见光图像从 RGB 颜色空间变换到 HS (色调、亮度和饱和度) 空间^[16]。然而, 对颜色空间的非线性转换会损失图像原有的信息, 并且使变换后的图像对于噪声十分敏感。

通常经过人脸检测后, 系统先将检测得到的人脸彩色图像进行灰度化变换, 然后进行特征提取和分类; 然而, 这却将彩色图像各个通道之间的信息相关性损失。因此, 本文算法 (图 1) 在 RGB 空间中, 对于 R、G、B 3 幅伪灰度图像, 选择 Gabor 变换来提取和保留人脸局部特征, 然后采用广义典型相关分析对已提取到的所有特征分析它们之间的相关性, 以达到保留最大的信息量, 最后将所有特征进行信息融合, 从而提高系统的性能。

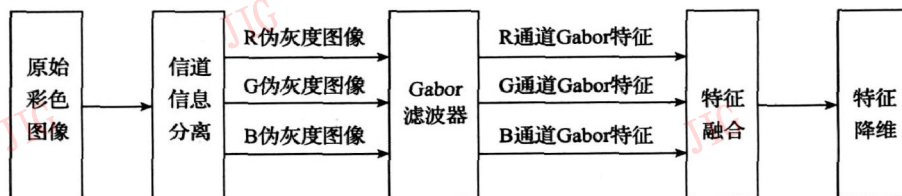


图 1 彩色图像融合算法

Fig. 1 Color image fusion algorithm

1.1 Gabor小波特征提取

目前应用于人脸识别的特征主要包括几何特征、纹理特征、混合特征以及序列特征等, 其中, 纹理特征中的 Gabor特征表示法反映了信号在局部时域

和频域上的频谱信息, 能够增强图像的低频信息以及高频信息, 从视觉角度, Gabor特征很类似于人类的视觉系统; 目前 Gabor小波被广泛用于手写字体识别^[17]、人脸识别^[2-4, 7]、表情识别^[18-22]。在人脸识

别研究中,实验结果^[7]表明了 Gabor特征对人脸图像可以提取有效特征。因此,这里采用 Gabor小波变换分别对所有伪图像进行变换。

2维 Gabor滤波器^[17, 23]是一组具有高斯核函数的正弦平面波,能够准确地提取图像的局部特征,且对位移、形变、旋转、尺度变换以及光照变化都有一定的容错能力。其定义如下:

$$\Psi(z) = \frac{\mathbf{k}^T \mathbf{k}}{\sigma^2} e^{\frac{\mathbf{k}^T \mathbf{k}}{2\sigma^2} z} (e^{k^T z} - e^{-\frac{\sigma^2}{2}}) \quad (1)$$

式中, \mathbf{k} 是特征波向量,其定义如下:

$$\mathbf{k} = (k_u \cos \theta_u, k_u \sin \theta_u)^T \quad (2)$$

$$k_u = 2^{-\frac{u+\sigma}{2}} \pi, \theta_u = \frac{v\pi}{8}, z = (x, y) \quad (3)$$

式中,参数 u 和 v 分别代表 Gabor滤波器的方向和尺度, $z = (x, y)$ 代表像素的位置, σ 决定了窗口宽度和波长的比例关系。

在 Gabor特征表示中,一般使用 40 个 Gabor滤波器,即具有 5 个不同尺度和 8 个不同方向。

给定一幅图像 $I(x, y)$, 将上述的 Gabor滤波器与该图像进行卷积运算,可以得到不同位置、尺度与方向上的特征

$$G(x, y) = I(x, y) * \Psi(z) \quad (4)$$

经过卷积运算后,图像的每个像素得到 40 个复数值,通常取该复数值的幅值信息;但是由于图像本身维数很高,假如原始输入图像大小为 60×60 那么,所得到的 Gabor特征的维数高达 288 000 会造成特征分类的复杂性,因此,对所有特征进行信息融合后,再通过特征降维的方法^[24],减少计算量。

1.2 信息融合

目前,信息融合技术的方法包括高斯混合建模、典型相关分析^[25]、独立主成分分析^[19]等,其中,典型相关分析^[25-28]是数据相关性分析的关键技术,并用于数据分析、图像分割、图像相关性、人脸识别。Sargin采用了典型相关分析将语音识别与图像识别两种信息进行融合,得到了很好的结果^[25]。因此,鉴于典型相关分析具有良好的数据分析特性,将广义典型相关分析扩展到彩色图像各通道的 Gabor特征信息融合。

1.2.1 典型相关分析

给定两类样本 $\mathbf{X} \in \mathbf{R}^{D \times m}$, $\mathbf{Y} \in \mathbf{R}^{D \times n}$, 其中 D 表示样本的维数, m, n 分别表示 X 和 Y 的样本数。典型相关分析的目标是寻找两个最佳投影向量 $\mathbf{w}_1 \in m \times 1$ 和 $\mathbf{w}_2 \in n \times 1$, 使得 $\mathbf{z}_1 = \mathbf{X}\mathbf{w}_1$ 和 $\mathbf{z}_2 = \mathbf{Y}\mathbf{w}_2$ 之间的相关

性达到最大。其向量间的相关度为

$$\rho = \frac{E[\mathbf{z}_1 \mathbf{z}_2]}{\sqrt{E[(\mathbf{z}_1)^2]} \sqrt{E[(\mathbf{z}_2)^2]}} = \frac{E[\mathbf{w}_1^T \mathbf{X}^T \mathbf{Y} \mathbf{w}_2]}{\sqrt{E[\mathbf{w}_1^T \mathbf{X}^T \mathbf{X} \mathbf{w}_1]} \sqrt{E[\mathbf{w}_2^T \mathbf{Y}^T \mathbf{Y} \mathbf{w}_2]}} = \frac{\mathbf{w}_1^T \mathbf{Q}_{xy} \mathbf{w}_2}{\sqrt{\mathbf{w}_1^T \mathbf{Q}_{xx} \mathbf{w}_1} \sqrt{\mathbf{w}_2^T \mathbf{Q}_{yy} \mathbf{w}_2}} \quad (5)$$

其中, \mathbf{Q}_{xx} , \mathbf{Q}_{yy} 分别表示数据 \mathbf{X} , \mathbf{Y} 的协方差矩阵; \mathbf{Q}_{xy} 表示数据 \mathbf{X} 和 \mathbf{Y} 的协方差矩阵。根据典型相关分析的思想,向量间的相关度达到最大,即满足约束条件 $\mathbf{w}_1^T \mathbf{Q}_{xx} \mathbf{w}_1 = 1$ 和 $\mathbf{w}_2^T \mathbf{Q}_{yy} \mathbf{w}_2 = 1$ 时

$$\arg \max_{\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2} \rho = \mathbf{w}_1^T \mathbf{Q}_{xy} \mathbf{w}_2 \quad (6)$$

的最优化求解问题。通过拉格朗日乘子法,得到

$$\begin{vmatrix} \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{xy} \\ \mathbf{Q}_{yx} & \mathbf{0} \end{vmatrix} \mathbf{w} = \rho \begin{vmatrix} \mathbf{Q}_{xx} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{Q}_{yy} \end{vmatrix} \mathbf{w} \quad (7)$$

对式(7)进行广义特征值分解,求得典型相关系数 ρ 和最佳典型投影向量 $\mathbf{W} = [\mathbf{w}_1, \mathbf{w}_2]^T$ 。

1.2.2 广义典型相关分析

典型相关分析只能分别对两个不同的数据进行相关分析,从而得到最佳的相关向量和相关系数,但是对于两类以上的样本,只能采取反复的两类相关分析,最后将这些信息进行融合;然而,这样的方法会造成信息冗余,因此必须去除冗余信息。但是,去除冗余信息是相当困难的。而广义典型相关分析^[28],解决了多类样本的相关性。

假设 Gabor变换分别提取到 3 个伪灰度图像 Gabor特征 $\mathbf{G}_R \in \mathbf{R}^{d \times 1}$, $\mathbf{G}_G \in \mathbf{R}^{d \times 1}$, $\mathbf{G}_B \in \mathbf{R}^{d \times 1}$, 其中 d 表示所提取特征的维数。采用广义典型相关分析提取 \mathbf{G}_R , \mathbf{G}_G , \mathbf{G}_B 的典型相关特征,记为 $\mathbf{z}_R = \mathbf{G}_R \mathbf{w}_R$, $\mathbf{z}_G = \mathbf{G}_G \mathbf{w}_G$ 和 $\mathbf{z}_B = \mathbf{G}_B \mathbf{w}_B$, 其中, \mathbf{w} 表示典型投影子矩阵,从而对所有 Gabor特征进行最佳信息融合,

即 Gabor特征之间的相关度 ρ 满足约束条件 $\frac{1}{M} \sum_{k=1}^M$

$\mathbf{w}_k^T \mathbf{C}_{kk} \mathbf{w}_k = 1$ 下达到最大

$$\arg \max_{\mathbf{w}_R, \mathbf{w}_G, \mathbf{w}_B} \rho = \frac{1}{6} \sum_{\substack{k, l=1 \\ k \neq l}}^M \mathbf{z}_k^T \mathbf{z}_l = \frac{1}{6} \sum_{\substack{k, l=1 \\ k \neq l}}^M \mathbf{w}_k^T \mathbf{C}_{kl} \mathbf{w}_l \quad (8)$$

式中, $\mathbf{C}_{kl} = \mathbf{G}_k^T \mathbf{G}_l$ ($k \neq l$) 为两个不同图像特征的协方差矩阵。

引入拉格朗日乘子法,得到

$$\frac{1}{2}(C - P)W = \rho W \quad (9)$$

其中,

$$W = [w_R, w_G, w_B]^T$$

$$P = \begin{bmatrix} C_{RR} & 0 & 0 \\ 0 & C_{GG} & 0 \\ 0 & 0 & C_{BB} \end{bmatrix}$$

$$C = \begin{bmatrix} C_{RR} & C_{RG} & C_{RB} \\ C_{GR} & C_{GG} & C_{GB} \\ C_{BR} & C_{BG} & C_{BB} \end{bmatrix}$$

$$M = 3 \quad (10)$$

对式 (9) 进行广义特征分解即可求出最大的本征值 ρ 和以及对应的本征矢量 W 。然而, 矩阵 P 往往不是满秩的, 因此, 引入规则化参数 λ 式 (9) 变换为

$$\frac{1}{2}(C - P)W = \rho(P - \lambda I)W \quad (11)$$

式中, I 是单位矩阵。

最后, 求得投影后的组合特征为

$$G_F = [G_R, G_G, G_B]W \quad (12)$$

2 监督近邻保留嵌套

近邻保留嵌套^[12]是局部线性嵌套算法的近似算法, 解决了流形学习在测试样本的投影瓶颈问题, 然而, 最佳的近邻数量依然是流形学习算法的另一瓶颈。借鉴核监督近邻保留投影和核监督局部保留投影的思想, 将监督学习引入近邻保留嵌套, 提出监督近邻保留嵌套, 并用于对特征的降维。

在平滑的流形中, 采样足够的样本, 即 $\{X_1, \dots, X_c\} \in \mathbf{R}^D \times m$, 其中 D 表示样本的维数, m 表示样本总数, c 表示类别数, 第 i 类有 m_i 样本。假设 W 表示权重矩阵, 其中 $W(i, j)$ 是从样本 x_i 至样本 x_j 的边权。在近邻保留嵌套中, 权重矩阵的构建往往求解

全部样本间的距离, 即如果 x_j 是 x_i 的 k 近邻, $W(i, j)$ 为 $\|x_i - x_j\|^2$, 否则 $W(i, j)$ 为 0 然后构建邻接表。

如果训练样本中增加了对应类别信息, 此时, 某个样本其同类相同的样本数量固定, 因此, 只要求出同类样本间的距离, 可以减少邻接表的计算量, 将类内信息加入到邻接矩阵, 又避免了采用人工方法寻找最佳的近邻数目。其思想如下:

- 1) 如果 x_i 和 x_j 属于同类, $W(i, j) = \|x_i - x_j\|^2$;
- 2) 如果 x_i 和 x_j 属于不同类, $W(i, j) = 0$

其限制条件为

$$\sum_j W(i, j) = 1 \quad (13)$$

在近邻保留嵌套中, 其思想是寻找一个投影矩阵 Q 使得样本从高维空间 D 投影到低维空间 d 后, 仍然保留原始样本的局部线性结构, 即使得

$$Y = \sum_{i,j=1}^m \|y_i - y_j\|^2 W(i, j) \quad (14)$$

最小; 其中, $y_i = Q^T x_i$ 。

式 (14) 经过线性变换后, 可以得到:

$$X(I - W)(I - W)^T X^T Q = \lambda X^T Q \quad (15)$$

式中, I 是单位矩阵。

通过对式 (15) 广义特征值分解后, 可以求得特征向量 Q , 因此, 样本在低维空间的嵌套模型为

$$Y = Q^T X \quad (16)$$

式中, $Y \in \mathbf{R}^d \times m$, $Q \in \mathbf{R}^D \times d$ 。

3 实验与分析

为了验证彩色图像的多通道信息融合技术以及监督近邻保留嵌套算法的可行性和优越性, 所采用的实验基于 XM 2VTS 和 FRAV 2D 彩色人脸数据库。在进行实验前, 通过眼睛、鼻子和嘴巴坐标, 对人脸图像进行预处理 (图 2)。



图 2 XM 2VTS 人脸数据库部分图像

Fig. 2 Some images of XM 2VTS database

3.1 XM 2VTS

采用 XM 2VTS 人脸数据库进行实验, XM 2VTS 人脸数据库包含 295 人, 每人 4 幅图像。图像中人

的脸部表情和姿态有着一定程度的变化。实验中, 为了方便计算, 图像大小归一化为 60×60 。图 2 是库中的 4 幅图像。

传统上的灰度转换方法中,其转换系数是固定的。假设原有彩色图像的 3 个通道矩阵为 R, G, B , 根据 Matlab 所提供的 `rgb2gray` 函数中,计算其 3 个通道间的系数关系

$$Coef = [0.2989 \quad 0.5870 \quad 0.1140]$$

和经灰度变换后的矩阵。

$$E = 0.2989R + 0.5870G + 0.1140B$$

正如前面介绍,彩色图像通道之间的相关性由于图像的变化是会产生变化的,采用固定转换系数会损失信道间的信息度。因此,为了说明本文方法可以更灵活地控制信道间系数的变化,在实验中,抽取人脸数据库中同一人的图像(即图 2 所示),将所有图像向量化,通过信道间的相关性,可以得到表 1 中不同图像的信道间相关系数。

根据表 1 的相关系数,对原始的彩色图像进行

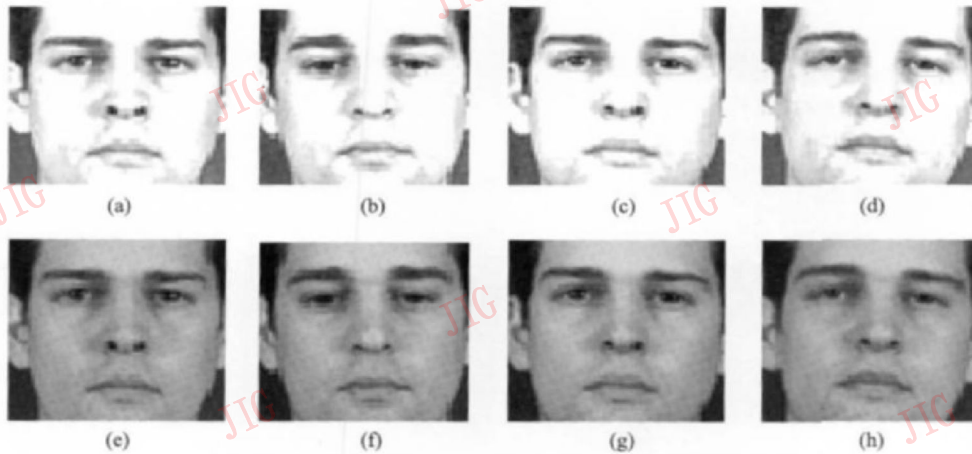


图 3 对比图像

Fig. 3 Comparing images

为了比较两种方法的识别性能,实验中采用 20-K fold 的方法,即将所有样本随机分成 20 份,从 20 份中抽取 1 份样本作为测试样本,而剩余的样本作为训练样本,不重复测试样本,循环 20 次。为了对比传统识别方法(使用灰度图像)和彩色图像融合技术后的识别方法,首先,将原始图像分别进行灰度变换和三通道信息融合,然后采用主成分分析、线性判别分析以及近邻保留嵌套进行特征提取,最后,为了简化计算量,采用最近邻分类器(用欧氏距离表征测试样本和训练样本之间的距离)进行分类。

表 2 给出了用 3 种特征提取方法分别对彩色信息融合后的图像和灰度图像识别的结果,其中括号内的数据表示特征降维后的特征维数。由表 2 的可以看出,用传统彩色图像转换方法得到的灰度图像,

变化,如图 3 所示,其中 (a) ~ (d) 为采用表 1 相关系数得到的图像; (e) ~ (h) 为采用 Matlab 提供的 `rgb2gray` 函数得到的灰度图像。由 8 幅图像进行对比,人脸中的重要特征如眼睛、眉毛、嘴巴,在图 3 上方的图像中相对于灰度图像会比较明显,减少了不必要的灰度特征。

表 1 信道间的相关系数

Tab. 1 Correlation coefficient of three channels

图片编号	相关系数		
	R	G	B
1	0.3933	0.5320	0.7498
2	0.4008	0.5351	0.7436
3	0.4070	0.5324	0.7422
4	0.3906	0.5327	0.7507

在经过 Gabor 滤波后,由监督近邻保留嵌套特征降维后,识别率得到最佳,由此说明了监督近邻保留嵌套相对于主成分分析、线性判别分析具有较佳的特征降维性能。

表 2 线性判别分析、主成分分析和监督近邻保留嵌套识别率

Tab. 2 Face recognition rate based on Fisherface, PCA and SNPE

方法	最近邻分类器	
	灰度图像处理	彩色图像多通道融合
主成分分析	88.74 ± 2.85 (294)	91.35 ± 3.01 (294)
线性判别分析	92.06 ± 2.34 (294)	96.77 ± 2.10 (294)
监督近邻保留嵌套	96.00 ± 2.31 (294)	98.00 ± 1.03 (294)

此外, 由表 2 可以看出, 彩色图像经过多信道融合的方法, 然后再采用 3 种特征降维方法, 其识别率分别提高了 2.61%, 4.71%, 2%; 尤其采用监督近邻保留嵌套算法, 其识别率可以达到 98%, 比采用灰度变换的方法, 识别率提高了 2% 左右, 由此说明当人脸识别系统性能达到一定的水平后, 采用多通道信息融合技术的方法有助于识别率的进一步提高。

3.2 FRAV2D

采用 FRAV2D 人脸数据库^[29]进行实验, 该人脸数据库包含 109 人 (男性: 75 女性: 34), 每人 32 幅彩色图像, 每张图像大小均为 320×240 图库中, 人脸图像在表情、姿态、光照等方面都有不同程度的变化。实验中, 选用 109 人进行实验, 图像大小归一化为 60×60 。

为了比较两种方法的识别性能, 实验中同样采用 20-K fold 的方法。首先, 将原始图像分别进行灰度变换和三通道信息融合, 然后采用主成分分析、线性判别分析以及近邻保留嵌套进行特征提取, 最后, 采用最近邻分类器 (用欧氏距离表征测试样本和训练样本之间的距离) 进行分类。

表 3 给出了用 3 种特征提取的方法分别对彩色信息融合后的图像和灰度图像识别的结果, 其中括号内的数据表示特征降维后的特征维数。由表 3 可以看出, 彩色图像经过本文方法, 然后采用 3 种特征降维的方法, 其识别率分别提高 4%, 1.82%, 0.27%, 由此说明了采用多通道信息融合技术方法的有效性。

表 3 线性判别分析、主成分分析和监督近邻保留嵌套识别率

Tab. 3 Face recognition rate based on Fisherface, PCA and SNPE

方 法	最近邻分类器	
	灰度图像处理	彩色图像多通道融合
主成分分析	91.94 ± 1.96 (108)	95.94 ± 0.01 (108)
线性判别分析	94.21 ± 1.67 (108)	96.03 ± 1.03 (108)
监督近邻保留嵌套	98.74 ± 0.5 (108)	99.01 ± 0.85 (108)

同样, 与 Xm2vts 的实验结果类似, 由监督近邻保留嵌套特征降维后, 识别率得到最佳, 因此, 进一步说明了近邻保留嵌套相对于主成分分析、线性判别分析具有较佳的特征降维性能。

4 结 论

在典型相关分析的基础上, 能够将传统彩色图

像的信息自动地相关采集, 并应用于人脸识别中。利用广义典型相关分析的优势, Gabor 滤波器的方向选择性和局部性, 以及监督近邻保留嵌套的有效特征降维, 提出了基于彩色图像多信道融合技术的监督近邻保留嵌套; 在彩色 Xm2vts 和 FRAV2D 人脸图像库实验平台上, 同灰度 Gabor 特征相比, 实验结果表明采用彩色图像多通道信息融合技术对于人脸识别可以明显提高识别性能; 同时, 与线性降维方法进行比较, 实验结果也表明了采用监督近邻保留嵌套明显提高了系统的识别率。

参考文献 (References)

- [1] Wang Shou-jie, Sun Hua, Mo Huayin. A new feature space transformation algorithm in color image and its application [J]. Acta Electronica Sinica 2007, 35(2): 193-196. [王守觉, 孙华, 莫华毅. 彩色图像特征空间变换的新算法及其应用 [J]. 电子学报, 2007, 35(2): 193-196.]
- [2] Shen L L, Bai L, Fairhurst M. Gabor wavelets and general discriminant analysis for face identification and verification [J]. Image and Vision Computing 2007, 25(5): 553-563.
- [3] Zhang Y M, Ming Z X, Guo Y C. Face recognition base on low dimension Gabor feature using direct fractional-step LDA [C] // Proceedings of International Conference on Computer Graphics Imaging and Vision. New Trends. Washington DC, USA: IEEE Computer Society Press 2005: 103-108.
- [4] Luo Yalan, Chen Duansheng. Face recognition based on color Gabor features [J]. Journal of Image and Graphics 2007, 13(2): 242-246. [罗亚兰, 陈锻生. 基于彩色 Gabor 特征的人脸识别技术 [J]. 中国图象图形学报. 2007, 13(2): 242-246.]
- [5] Knuska J B, Wish M. Multidimensional Scaling [M]. Beverly Hills and London: Sage Publications 1978: 133-160.
- [6] Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegman D J. Eigenface vs. Fisherface: recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1997, 19(7): 711-720.
- [7] Zhao W, Chellappa R, Phillips P J et al. Face recognition: A literature survey [J]. ACM Computing Surveys 2003, 35(4): 399-458.
- [8] Zhang J P, Shen H X, Zhou Z H. Unified locally linear embedding and linear discriminant analysis algorithm (ullelda) for face recognition [J]. Advances in Biometric Personal Authentication. LNCS 2004: 3338-3307.
- [9] Cohnenarez A, Frey B, Huang T S. Embedded face and facial expression recognition [C] // Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1999: 633-637.
- [10] Zhao Q J, Zhang D, Lu H T. Supervised LLE in ICA space for

- facial expression recognition [C] // Proceedings of International Conference on Neural Network and Brain. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 1970-1975.
- [11] Tenenbaum J B, Silva V D, Langford J C. A global geometric framework for nonlinear dimensionality reduction [J] . Science, 2000, 290(5500): 2319-2323.
- [12] Yang M H. Extended Isomap for pattern classification [C] // Proceedings of the 8th International Conference on Artificial Intelligence. Edmonton, Alberta, Canada: American Association for Artificial Intelligence, 2002: 224-229.
- [13] He X F, Cai D, Yan S C, et al. Neighborhood preserving embedding [C] // Proceedings of the 10th IEEE International Conference on Computer Vision. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2005: 1208-1213.
- [14] Cheng J, Liu Q S, Lu H Q, et al. Supervised kernel locality preserving projections for face recognition [J] . Neurocomputing, 2005, 67: 443-449.
- [15] Yu X L, Wang X G, Liu B Y. Supervised kernel neighborhood preserving projection for radar target recognition [J] . Signal Processing, 2008, 88(9): 2335-2339.
- [16] Li Guangxin, Wang Ke. Color image fusion algorithm using the Contourlet transform [J] . Acta Electronica Sinica, 2007, 25(1): 111-117. [李光鑫, 王珂. 基于 Contourlet 变换的彩色图像融合算法 [J] . 电子学报, 2007, 25(1): 111-117.]
- [17] Hamamoto Y, Uchinura S, Watanabe M. A Gabor filter-based method for recognizing handwritten numerals [J] . Pattern Recognition, 1998, 4(31): 395-400.
- [18] Loh M P, Wong Y P, Wong C O. Facial expression recognition for E-learning systems using Gabor wavelet & Neural network [C] // Proceedings of the 6th International Conference on Advanced Learning Technologies. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2006: 523-525.
- [19] Buciu I, Kotropoulos C, Pitas I. ICA and Gabor representation for facial expression recognition [C] // Proceedings of International Conference on Image Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2003: 855-858.
- [20] Lyons M, Akamatsu S, Kanachi M, et al. Coding facial expression with Gabor wavelets [C] // Proceedings of the 3rd IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1998: 200-205.
- [21] Zheng W M, Zhou X Y, Zou C R, et al. Facial expression recognition using kernel canonical correlation analysis (KCCA) [J] . IEEE Transactions on Neural Network, 2006, 17(1): 233-238.
- [22] Zhang Z, Lyons M, Schuster M, et al. Comparison between geometric-based and Gabor-wavelets-based facial expression recognition using multi-layer perceptron [C] // Proceedings of International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 1998: 454-459.
- [23] Lee T S. Image representation using 2D Gabor wavelets [J] . IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1996, 18(10): 1-13.
- [24] Padgett C, Cottrell G. Identifying Emotion in Static Face Images [M] . La Jolla, San Diego, CA: University of California, 1995: 91-101.
- [25] Sargin M E, Erzin E, Yenez Y, et al. Multimodal speaker identification using canonical correlation analysis [C] // Proceedings of IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2006: 613-616.
- [26] Lai P L, Fyfe C. A neural network implementation of canonical correlation analysis [J] . Neural Network, 1999, 12(10): 1391-1397.
- [27] Kim T K, Wong S F, Cipolla R. Tensor canonical correlation analysis for action classification [C] // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Washington DC, USA: IEEE Computer Society, 2007: 1-8.
- [28] Via J, Santamaria J, Perez J. Canonical correlation analysis (CCA) algorithms for multiple data sets: application to blind signal equalization [C] // Proceedings of European Conference on Signal Processing. New York, USA: Curran Associates, Inc, 2005: 100-113.
- [29] Serrano A, Diego I M, Conde C, et al. Influence of wavelet frequency and orientation in an SVM-based parallel Gabor PCA face verification system [C] // Proceedings of Conference on Intelligent Data Engineering and Automated Learning. Heidelberg, Berlin: Springer, 2007: 488: 219-228.