

# 基于 Gabor 小波和监督等距映射的人脸识别<sup>\*</sup>)

冯海亮 李见为 黄 鸿

(重庆大学光电技术及系统教育部重点实验室 重庆 400030)

**摘 要** 提出了一种基于 Gabor 小波变换和监督等距映射(supervised isometric feature mapping, S-ISOMAP)的人脸识别方法。针对流形学习算法不能消除图像特征向量中高阶相关信息的缺点,引入 Gabor 对归一化的人脸图像进行多方向、多分辨率滤波,并提取其对应不同方向、不同尺度的多个 Gabor 幅值特征(Gabor magnitude feature, GMF),然后使用具有提取鉴别子流形的 S-ISOMAP 算法对 GMF 特征进行维数约简,最后使用最近邻分类器进行分类。该方法综合运用了 Gabor 特征对人脸图像的优异的代表能力、S-ISOMAP 的非线性维数约简能力,使得该方法对光照和表情变化等具有良好的鲁棒性。在 YaleB 和 PIE 人脸库上的实验表明了该方法的有效性。

**关键词** 人脸识别, Gabor 小波, 特征提取, 流形学习, S-ISOMAP

## Face Recognition Based on Gabor Wavelet and S-ISOMAP

FENG Hai-Liang LI Jian-Wei HUANG Hong

(Key Lab. on Opto-Electronic Technique of State Education Ministry, Chongqing University, Chongqing 400030)

**Abstract** In this paper, a method is proposed to recognize the face using Gabor feature and supervised isometric feature mapping(S-ISOMAP). Since the original feature vectors may include redundancy such as high-order correlation which cannot be removed by manifold learning algorithms, Gabor wavelet is introduced as a method to extract their corresponding Gabor magnitude features (GMFs) by convolving the normalized face image with multi-scale and multi-orientation Gabor filters. Then, S-ISOMAP operates on GMFs to extract the discriminative submanifolds. Furthermore, the nearest distance classifier is used for classification. The proposed method is robust to illumination, expression by combining the Gabor transform and supervised manifold learning. Experiments with YaleB and PIE databases show that the approach is quite effective.

**Keywords** Face recognition, Gabor wavelet, Feature extraction, Manifold learning, S-ISOMAP

## 1 引言

人脸自动识别是一种用计算机分析人脸图像,从中提取特征信息并进行自动鉴别的技术。由于其在安全系统及人机交互等方面的广泛应用前景,现已成为计算机视觉和模式识别领域的重点研究的课题。人脸识别算法大致可以分为三类:基于表征的方法(Appearance-based methods)、基于特征匹配的方法(Feature-based recognition methods)和混合算法(Hybrid methods)。其中基于表征的方法将整个人脸区域作为识别系统的输入,不依赖于人脸的先验知识和参考模型,一直以来都是人脸识别的研究热点。

特征提取是基于表征方法中的需要解决的一个重要环节,其主要目标是在于获得最优、最显著特征的同时丢弃无关或次要的信息,降低数据的维数以减低分类系统的复杂性。特征提取可以分为线性和非线性两类,其中使用较多的线性方法主要有主成份分析(PCA)、Fisher 判别分析(FDA)、独立分量分析(ICA)、多维尺度分析(MDS)等。但是,这些都是线性的方法,所以对非线性结构的数据就无能为力,因而对有光照、表情和姿态变化的人脸图像不能得到满意的识别效果。之后,随着核方法(kernel method)的成功应用,将其引入人脸识别,出现了如核 PCA(kernel PCA, KPCA)、K LDA(kernel

LDA)等,其基本思想是将原特征空间通过某种形式的非线性映射变换为一个高维空间,并借助核技巧(kernel trick)在新的特征空间中应用鉴别分析方法。近年来,Roweis 和 Tenenbaum 等提出人脸图像很可能位于一个低维的非线性子流形上,可以实现将高维输入数据点映射到一个全局低维坐标系,既能够降低数据维数,减少运算,同时又很好地保留了各类人脸样本的拓扑结构。在流形学习方法中,其中具有代表性的算法有等距映射(isometric feature mapping, ISOMAP)、局部线性嵌入(local linear embedding, LLE)和拉普拉斯本征映射(laplacian eigenmaps, LE)等。但是这些算法都是属于无监督学习方法,未能充分利用样本的类别信息,因而并不适用于分类,而且流形学习算法并不能有效地消除图像中如高阶相关等冗余信息。LLE 算法训练需要较多的训练样本来描述非线性流形结构,而人脸识别问题本身是一个小样本问题,通常训练样本不是很多,进而影响了识别效果。

针对这两个问题,本文提出一种新的人脸识别算法,引入 Gabor 小波, Gabor 小波符合人类的视觉特性,用其对归一化的人脸图像进行多方向、多分辨率滤波,并提取其对应不同方向、不同尺度的多个 Gabor 幅值特征(Gabor magnitude feature, GMF),然后使用 S-ISOMAP 算法对 GMF 特征进行维数约简,在保留人脸局部流形结构的同时引入样本类别信息,

<sup>\*</sup>)基金项目:重庆市自然科学基金资助项目(ID: CSTC2006BB2152)。冯海亮 副教授,博士生,主要研究方向是流形学习、模式识别;李见为 教授,博士生导师,主要研究方向是流形学习、模式识别、生物特征识别;黄 鸿 博士生,主要研究方向是流形学习、模式识别、生物特征识别。

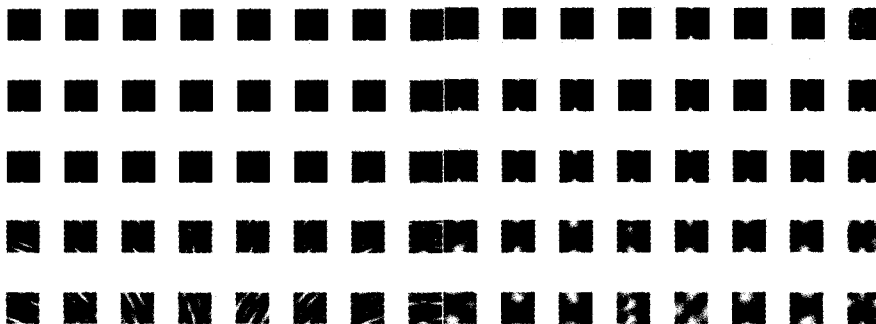
将 ISOMAP 扩展成为有监督的流形学习方法,实验结果表明该方法具有较好的识别效果。

## 2 算法介绍

### 2.1 Gabor 小波图像特征提取

Gabor 滤波器作为一种特征提取和图像表征方法,在图像识别、图像分析等领域得到广泛的应用。Gabor 核函数很好地描述了人类初级视觉系统的感受特性,能够在时域和频域中兼顾对信号分析的分辨率要求。二维 Gabor 小波的定义如下<sup>[7]</sup>:

$$\Psi_{u,v}(x) = \frac{\|k_{u,v}\|^2}{\sigma^2} \exp(-\|k_{u,v}\|^2 \|x\|^2 / 2\sigma^2) \cdot [\exp(ik_{u,v}x) - \exp(-\sigma^2/2)] \quad (1)$$



(a) 人脸图像Gabor小波滤波后的实部 (b) 人脸图像Gabor小波滤波后的幅度

图1 Gabor 小波提取的人脸图像描述

考虑到后处理的复杂性,我们首先对每一个  $G_{u,v}(x,y)$  进行下采样<sup>[7]</sup>,从而减小  $G_{u,v}(x,y)$  的图像大小,而后将所有的图像的行向量依次连接成一个向量,所以一幅人脸图像的 Gabor 特征表示如下:

$$\chi^e = (G_{0,0}, G_{0,1}, \dots, G_{i,j}, \dots, G_{7,7}) \quad (3)$$

其中  $G$  的下标  $i, j$  表示尺度和方向,上标  $\rho = 2^k$  表示进行下采样的程度,本文中  $k = 3$ 。

### 2.2 S-ISOMAP 算法及特征降维

在使用 Gabor 小波去掉高阶相关信息后,本文提出 S-ISOMAP 算法进行维数约简,将高维数据映射到低维鉴别子流形上。下面对 ISOMAP 和 S-ISOMAP 算法进行简要介绍。

Tenenbaum 等人提出的 Isomap 算法的基本思想就是首先计算流形上的测地线,然后应用 MDS 算法,发现嵌入在高维空间的低维坐标。Isomap 通过数据间的测地线距离,保留了数据固有的几何分布结构。具体算法步骤如下:

1) 构建输入空间  $x$  中流形  $M$  上所有数据  $x_i, i=1, 2, \dots, N, x_i \in R^D$  点的邻接图  $G$ 。距离定义为欧式距离  $d_x(i, j)$ , 邻接关系定义为  $\epsilon$  球或  $k$  最近邻。

2) 通过计算图  $G$  上两点间的最短路径  $d_G(i, j)$  估计流形  $M$  上测地线距离  $d_M(i, j)$ , 得到的矩阵  $d_G = \{d_G(i, j)\}$  为图  $G$  上任意两点间的最短路径距离。

3) 应用 MDS 算法,构建  $d$  维欧式空间  $Y$  上的低维嵌入。

如果高维数据中含有较多噪声,ISOMAP 算法很难有效地发现隐藏在低维数据中的低维子流形,而人脸数据由于采集和预处理等诸多原因,可能含有较多噪声。因此在此基础上提出具有鲁棒性的 S-ISOMAP 算法。此算法是一种监督的维数约简算法,利用数据中的类别标识来完成流形学习。在 S-ISOMAP 算法中的距离矩阵被改进为

其中  $u, v$  表示 Gabor 滤波器的尺度和方向,  $x = (x, y)$ ,  $\|k_{u,v}\|$  为范数算子。

一幅人脸图像的 Gabor 特征构造就是该图像和一组 Gabor 小波卷积的结果。假设  $I(x, y)$  表示一幅灰度图像,其 Gabor 特征表示为:

$$G_{u,v}(x, y) = I(x, y) \otimes \Psi_{u,v}(x, y) \quad (2)$$

其中,  $\otimes$  表示卷积,  $\Psi_{u,v}(x, y)$  是尺度为  $u$ 、方向为  $v$  的 Gabor 小波,  $G_{u,v}(x, y)$  就是相应的 Gabor 小波卷积结果。对于 Gabor 小波,由于其定义在频域对数坐标下,且存在较好的频域性能,一般我们选择 5 个尺度、8 个方向,即  $u=0, 1, \dots, 4, v=0, 1, \dots, 7$ 。图 1 给出了对一幅灰度人脸图像进行 Gabor 小波在 5 个尺度、8 个方向的卷积的结果。

$$D(x_i, x_j) = \begin{cases} \sqrt{1 - \exp(-d^2(x_i, x_j)/\beta)} & y_i = y_j \\ \sqrt{\exp(d^2(x_i, x_j)/\beta) - \alpha} & y_i \neq y_j \end{cases} \quad (4)$$

其中  $y_i$  表述  $x_i$  所属类别,  $d(x_i, x_j)$  表示  $x_i$  和  $x_j$  之间的欧式距离,参数  $\beta$  用于防止在  $d(x_i, x_j)$  较大时  $D(x_i, x_j)$  增长过快,参数  $\alpha$  用于控制不同类之间的距离不至于过远。从式 (4) 可以得到,当欧式距离  $d(x_i, x_j)$  相同时,类间距离比类内距离大,因而 S-ISOMAP 相比 ISOMAP 更适合人脸识别这样的分类分离。在使用 S-ISOMAP 将通过前面得到的 Gabor 人脸图像特征映射到低维的具有鉴别力的子流形中,便可使用分类器进行分类。本文使用基于欧式距离的最近邻分类器进行分类。

## 3 实验结果及分析

本文在 Yale<sup>[9]</sup> 人脸库和 PIE<sup>[10]</sup> 人脸库上对本文算法与 Eigenfaces(PCA)、ISOMAP 算法、S-ISOMAP 算法进行比较。Yale 人脸数据库包含 15 个人,每人 11 张不同表情、姿态和受光照影响的人脸图像,分辨率为  $320 \times 243$ ,灰度级为 256。PIE 人脸库包含由 68 个人组成的 41368 张人脸图像,平均每人的图像数目约为 170 张。这些图像充分反映了人脸的位置、光照和表情的变化。从视觉上看,这两个数据库上的复杂程度由简单到复杂在变化。在预处理阶段,将 Yale 脸库中所有图片进行裁剪,将其分辨率设置为  $64 \times 64$ ,然后对其进行下采样,以达到  $32 \times 32$  的分辨率。对于 PIE 中的图像,将其分辨率设置为  $32 \times 32$ 。最后将两个数据库中的每张图像都进行均值为 0、方差为 1 的规格化。图 3 给出了两个人脸库的图片示例。

在实验中,对 Gabor 小波特征构造的算法,直接对预处理后的人脸图像进行 5 个尺度 8 个方向的 Gabor 滤波,而后将 40 幅图像的行向量依次连接成一个行向量,滤波后的特征维

数为 40960, 然后进行  $\rho=8$  的下采样, 其特征维数为 5120, 再进行维数约简或直接使用最近邻分类器进行分类。为了尽可能减少分类器对算法的影响, 对每个算法进行 10 次实验, 取其平均值。在 Yale 人脸库中每人随机选取 5 张人脸图像为训练集, 其余的 6 张图像为测试集。在 PIE 人脸库中, 因其数

数据库相对较大, 每次实验时, 对每人随机选取 10 幅图像进行训练, 在其余的图像中随机选取 10 幅图像进行测试。图 4 为各种算法在不同嵌入维数下的识别结果, 各种算法对应的最高识别率和鉴别维数由表 1 给出。



图 3 Yale 和 PIE 库中的人脸图像示例

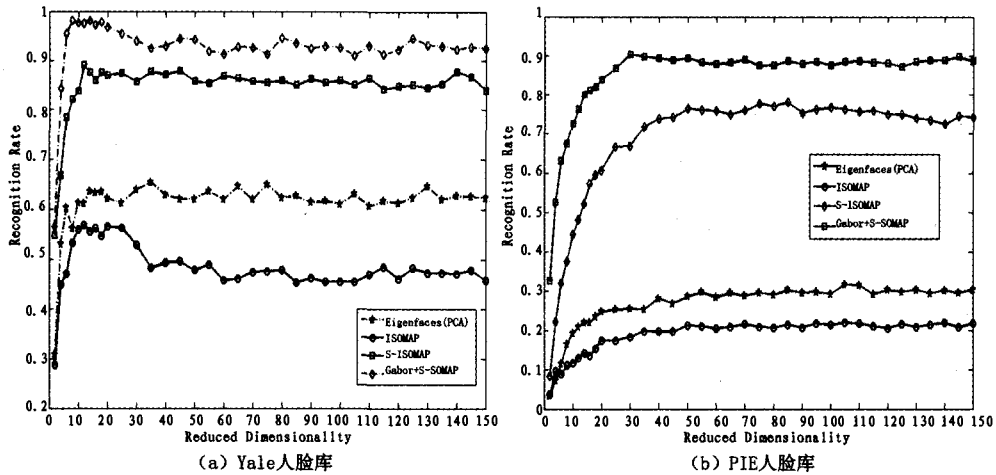


图 4 不同方法在 Yale 和 PIE 库上识别率与鉴别位数变化关系图

表 1 不同算法在 Yale 人脸库和 PIE 人脸库上的最高识别率及鉴别维数关系

算法	Yale 人脸库		PIE 人脸库	
	最高识别率	鉴别维数	最高识别率	鉴别维数
PCA	74.67%	14	37.5%	105
ISOMAP	68%	14	26.47%	135
S-ISOMAP	94.67%	45	83.09%	85
Gabor+S-ISOMAP	98.67%	10	94.12%	70

从图 4 中总体识别结果来看, 考虑了类别信息的监督流形学习方法所获得的识别效果要优于非监督的流形学习方法, 尤其在光照、姿态等变化复杂的 PIE 人脸库中表现更为明显, 这充分说明监督的流形学习方法的鉴别力可以在一定程度上提高算法的识别性能。同时采用 Gabor 小波结合监督的流形学习方法可以获得非常好的识别效果, 这说明 Gabor 小波可以有效地消除图像中的冗余信息, 从而使流形学习方法能够充分地提取人脸图像中最为有效的鉴别特征。在表 1 中, 相对其他算法, 基于 Gabor 小波和 S-ISOMAP 的方法达到最高识别率所需要的鉴别维数的数目要明显少于其他方法, 这更有利于维数约简。

**结论** 本文在对 Gabor 小波和流形学习算法进行分析后, 提出了一种基于 Gabor 小波和 S-ISOMAP 的人脸学习算法, 该算法充分利用了 Gabor 小波优异的图像特征的表征能力和 S-ISOMAP 的有效的鉴别特征的提取能力。在 Yale 和 PIE 人脸库上的实验结果表明, 在姿态、光照、表情等变化的情况下, 该算法都具有良好的性能, 说明该算法既能有效地降低如人脸图像之类的高维数据的维数, 又能保持数据的拓扑

结构, 提高鉴别能力。因对 Gabor 小波滤波后的图像特征直接下采样有可能会丢失信息, 所以如何有效地进行 Gabor 小波图像特征提取来提高复杂条件下的人脸识别的正确率和效率有待深入研究。

### 参考文献

- 1 Zhao W, Chellappa R, Phillips P J, Rosenfeld A. Face recognition: A literature survey. ACM Comput. Surv., 2003, 35(4): 399~458
- 2 Roweis S T, Saul L K. Nonlinear dimensionality reduction by Locally Linear Embedding. Science, 2000, 290(5500): 2323~2326
- 3 Tenenbaum J B. Mapping a manifold of perceptual observations. In Advances in Neural Information Processing Systems, Cambridge, MA, USA, The MIT Press, 1998, 10: 682~688
- 4 Belkin M, Niyogi P. Laplacian Eigenmaps and spectral techniques for embedding and clustering. In Advances in Neural Information Processing Systems, Cambridge, MA, USA, The MIT Press, 2002, 14: 585~591
- 5 Zhang Junping, Shen Chao, Feng Jufu. Classification with the Hybrid of Manifold Learning and Gabor Wavelet. In: Proceedings of the Third International Symposium on Neural Networks (ISNN 2006), LNCS3971, Berlin Heidelberg, Springer-Verlag, 2006. 1346~1351
- 6 Field D J. Relations between the statistics of natural images and the response properties of cortical cells[J]. Journal of the Optical Society of America, 1987, 4(12): 2374~2394
- 7 Liu C, Wechsler H. A Gabor Feature Classifier for Face Recognition. ICCV01, 2001. 270~275
- 8 周红, 吴炜. 流形学习中的算法研究, 计算机应用研究, 2007, 24(7): 214~217
- 9 Yale univ. Face Database. 2002. <http://cvc.yale.edu/projects/yalefaces/>
- 10 Sim T, Baker S, Bsat M. The CMU Pose, illumination, and expression (PIE) database. In: Proceedings of the IEEE International Conference of Automatic Face and Gesture Recognition, 2002