

文章编号: 1005—0523(2007)05—0085—04

# 基于特征脸和 LS—SVM 分类器的人脸性别分类

刘遵雄, 马汝成

(华东交通大学 信息工程学院, 江西 南昌 330013)

**摘要:**提出使用特征脸和最小二乘支持向量机(LS—SVM)分类器相结合进行人脸性别分类.我们首先从训练图像中求得特征脸空间,然后将训练集和测试集图像投影到特征脸空间得到投影系数.使用训练样本投影系数训练 LS—SVM 分类器,对训练图像和测试图像进行分类试验,同时计算出分类准确率,实验结果表明 LS—SVM 分类要比其他分类算法有更好的优越性.在实验中我们也使用交叉验证来确定特征脸数目和核函数参数.

**关 键 词:**人脸性别分类;特征脸;LS—SVM;交叉验证

**中图分类号:**TP391.41                      **文献标识码:**A

## 1 引言

计算机人脸识别是指基于已知的人脸样本库,利用计算机分析图像和模式识别技术从静态或动态场景中,识别或验证一个或多个脸.计算机人脸识别是目前一个非常活跃的研究课题,它可以广泛应用于保安系统、罪犯识别以及身份证明等重要场合<sup>[1]</sup>.因此在人工智能和模式识别领域,很多的研究机构和研究人员对人脸识别进行研究<sup>[2,3]</sup>,主要是关于人脸图像表示和分类算法的研究.

主成分分析(PCA, Principal Component Analysis)是一个数据降维方法,在人脸图像识别应用中称为“特征脸”方法;人脸识别的分类算法包括线性判别分类<sup>[4]</sup>,最近邻分类<sup>[5]</sup>,神经网络<sup>[6,7]</sup>和支持向量机(SVM, Support Vector Machine)<sup>[2]</sup>.支持向量机 SVM(Support Vector Machine)是一种新型的机器学习方法,其基于 VC 维理论,采用结构风险化原理,兼顾训练误差和泛化能力,在解决小样本、非线性及高维模式识别问题中表现出许多特有的优势.1999 年, Suykens J·A·K<sup>[11]</sup>提出了最小二乘支持向量机(LS—SVM, Least Squares Support Vector Machines),主要是将优化目标中的误差从一次改为了二次,从而推出

一系列不同的等式约束,将 SVM 中的求解二次规划问题转化成求解一组线性关系式,从而演化成简单的矩阵逆运算,使得支持向量机的求解可以通过最小二乘实现.

本文首先使用 PCA 的方法对人脸图像进行降维,然后将最小二乘支持向量机(LS—SVM)分类器应用到人脸性别分类中.最后本文使用全国计算机等级考试(NCRE)人脸库进行仿真实验,实验结果表明该方法的可行性和有效性.

## 2 基于 KL 变换的特征脸方法

特征脸是从主成分分析(Primary Component Analysis)方法导出的一种人脸识别和描述技术.该方法将人脸图像按行(或列)展开而形成一个高维向量并把它看作是一种随机向量,因此可以采用 PCA 变换获得其正交 PCA 基底,对应其中较大特征值的基底具有与人脸相似的形状,因此又称之为特征脸(Eigenface)<sup>[8]</sup>.

设有一组人脸图像  $I_1, I_2, \dots, I_M$ , 每幅图像表示为二维  $N \times N$  的灰度图像,则将它们转化为向量形式,得到  $M$  个  $N^2$  维向量.求取这些图像的均值,即

平均脸像  $\Psi = (1/M) \sum_{i=1}^M I_i$ , 进而对每张人脸图像进行去中心化处理  $\varphi_i = I_i - \Psi$  ( $i=1, 2, \dots, M$ ). 计算这些人脸图像向量的协方差矩阵  $C = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \varphi_i \varphi_i^T = AA^T$ , 其中  $A = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_M]$ . 特征脸由协方差矩阵  $C$  的正交特征向量组成.

协方差矩阵  $C$  的阶数极大(设人脸灰度图像为  $100 \times 100$  像素, 那么  $C$  为 10000), 其特征值和特征向量的计算时空代价大, 可以通过计算矩阵  $A^T A$  的特征向量来解决, 即

$$A^T A v_i = \lambda_i v_i \quad (1)$$

其中  $\lambda_i$ 、 $v_i$  分别为矩阵  $A^T A$  的第  $i$  个特征值和对应的特征向量. 式(1)两边左乘以矩阵  $A$ , 得  $AA^T A v_i = \lambda_i A v_i$ . 如果设  $u_i = A v_i$ , 则  $u_i$  就是  $AA^T$  的对应于特征值  $\lambda_i$  ( $i=1, 2, \dots, M$ ) 值的特征向量. 求出特征值  $\lambda_i$  ( $i=1, 2, \dots, M$ ) 相应的特征向量  $v_i$  ( $i=1, 2, \dots, M$ ), 由这些特征向量所构成的空间称为特征空间. 该特征空间是从人脸图像构造的基本集中求出来的特征向量构造的, 它足以描述受控条件下的人脸图像. 实际情况下, 可以从以上求得的  $M$  个特征向量中取出对构造人脸影响最大的  $M'$  个, 这样就可以构造了一个原始的  $N^2$  维图像空间的  $M'$  维子空间, 这个  $M'$  维子空间称为特征脸空间<sup>[9]</sup>.

### 3 用于人脸性别识别的 LS-SVM

支持向量机求解过程中的凸优化问题需要通过二次规划解决, 二次规划需要计算和存储核函数矩阵, 其大小与训练样本数的平方相关, 属于计算密集型作业, 内存占有量大. 最小二乘支持向量机 LS-SVM (Least Square Support Vector Machine) 可以一定程度解决 SVM 计算复杂性问题, 将 SVM 中的求解二次规划问题转化成求解一组线性关系式, 从而演化成简单的矩阵逆运算.

LS-SVM 分类器使用二次惩罚函数, 而不像 SVM 通常采用  $\epsilon$  不敏感函数<sup>[12]</sup>. 设训练样本集  $D = \{(x_k, y_k) \mid k=1, 2, \dots, N\}$ ,  $x_k \in R^n$ ,  $y_k \in R$ ,  $x_k$  是表征人脸图像的输入数据,  $y_k$  对应该图的性别  $y_k \in \{1, -1\}$ . 在权  $w$  空间(原始空间)中构造 LS-SVM 分类器可以描述为求解等式约束  $y_i [w^T \varphi(x_i) + b] = 1 - e_i$ , ( $i=1, \dots, N$ ) 下的最小化问题, 即

$$\min J_p(w, e) = \frac{1}{2} w^T w + c \frac{1}{2} \sum_{i=1}^N e_i^2 \quad (2)$$

其中前项表示最小化模型 VC 维, 后项表示最小化

训练误差,  $C$  是惩罚系数, 表示模型函数光滑和最小经验误差的折中.  $\varphi(\cdot): R^n \rightarrow R^{n_h}$  为核空间映射函数, 权矢量  $w \in R^{n_h}$ , 误差变量  $e_i \in R$ ,  $b$  是偏差量. 在对偶空间求解此优化问题, 定义相应的 Lagrange 函数式

$$L(w, b, e, \alpha) = J_p(w, e) - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{ y_i w^T \varphi(x_i) + y_i b + e_i - 1 \} \quad (3)$$

其中拉格朗日乘子  $\alpha_i \in R$  求解优化问题如下, 即:

$$\begin{cases} \frac{\partial L}{\partial w} = 0 \rightarrow w = \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i \varphi(x_i) \\ \frac{\partial L}{\partial b} = 0 \rightarrow \sum_{i=1}^N \alpha_i y_i = 0 \\ \frac{\partial L}{\partial e_i} = 0 \rightarrow \alpha_i = C e_i \\ \frac{\partial L}{\partial \alpha_i} = 0 \rightarrow y_i [w^T \varphi(x_i) + b] - 1 + e_i = 0 \end{cases} \quad i=1, \dots, N \quad (4)$$

(4)可以转化为下面的矩阵方程:

$$\begin{bmatrix} 0 & y^T \\ y & \Omega + C^{-1} I \end{bmatrix} \begin{bmatrix} b \\ \alpha \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 \\ 1_N \end{bmatrix} \quad (5)$$

其中,  $y = [y_1, y_2, \dots, y_N]^T$ ,  $\alpha = [\alpha_1, \alpha_2, \dots, \alpha_N]^T$ ,  $\frac{1}{1} = [1, \dots, 1]^T$ ,  $K_{ij} = K(x_i, x_j) = \varphi(x_i)^T \varphi(x_j)$ , 其中  $K$  用于计算矩阵  $\Omega$  中的元素,

$$\Omega_{ij} = y_i y_j \varphi(x_i)^T \varphi(x_j) = y_i y_j K(x_i, x_j), \quad i, j=1, \dots, N \quad (6)$$

求解式(5)得到  $\alpha$  和  $b$ , 则人脸性别分类的 LS-SVM 模型表示为:

$$y(x) = \sum_{k=1}^N \alpha_k y_k K(x, x_k) + b \quad (7)$$

核函数  $K(x_i, x_j)$  可以采用多项式核、多层感知 (MLP) 核、RBF 核等.

### 4 实验结果与分析

本文利用我校 2006 年秋参加全国计算机等级考试(NCRE)的人脸数据库验证以上所提出的方法. 该人脸数据库包括 200 幅男生图像和 200 幅女生图像, 图像均为 JPEG 格式正面人脸图像. 将这些图像预处理后, 全部转换为 HSV 图像, 然后再将图片调整为像素的规格, 并且正规化为  $[0, 1]$ .

实验分别用 360 幅(180 幅男生和 180 幅女生)进行训练和 40 幅(20 幅男生和 20 幅女生)进行测试. 即首先对 200 幅男生像和 200 幅女生像进行随机排序, 从男生和女生图像中顺序抽取 20 张人脸作

为测试数据,剩余的图像作为训练数据,这样共可以 10 次生成训练和测试数据,本文分别对这些数据进行仿真实验,使用仿真工具 Matlab 验证本文研究的有效性.由于人脸图像是高维图像,在分类前必须用 PCA 方法进行图像的降维,每次试验都根据对应的训练样本求取特征脸.所有的图像必须投影特征脸空间,求得人脸图像对应系数后,然后分别用于 LS-SVM 分类器的训练和检验.图 1 显示第一次试验使用的 360 幅人脸计算得到的 10 幅特征脸图像.

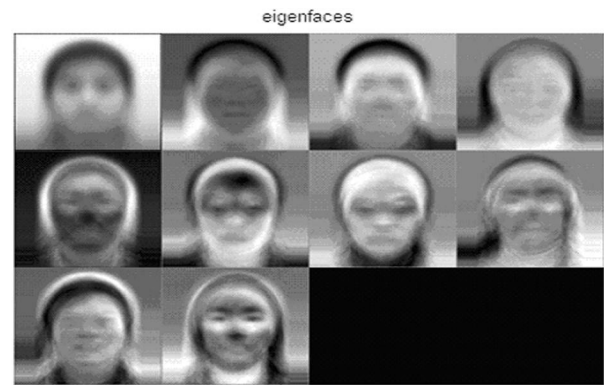


图 1 特征脸  
使用训练样本的投影系数训练 LS-SVM 分类

| 表 1 特征脸数目不同 10 次仿真实验中,使用的,LS-SVM 分类的平均率和误差率 |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |      |
|---------------------------------------------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|------|
| 特征脸数                                        | 2    | 3    | 4    | 5    | 6    | 7    | 8    | 9    | 10   | 11   | 12   | 13   |
| 准确率均值                                       | 79.5 | 82.3 | 93.5 | 94   | 94.3 | 94.3 | 94   | 94.8 | 94.8 | 94.8 | 94.8 | 94.3 |
| 准确率方差                                       | 6.82 | 6.92 | 4.28 | 4.59 | 4.09 | 4.09 | 3.37 | 2.99 | 3.62 | 3.22 | 4.32 | 4.09 |
| 特征脸数                                        | 14   | 15   | 16   | 17   | 18   | 19   | 20   | 21   | 22   | 23   | 24   | 25   |
| 准确率均值                                       | 94.3 | 94.8 | 95.5 | 94.5 | 94.5 | 94   | 95   | 95.5 | 95.8 | 95.8 | 95.8 | 95.8 |
| 准确率方差                                       | 4.09 | 3.99 | 3.07 | 4.05 | 4.05 | 4.89 | 3.91 | 3.07 | 3.13 | 3.13 | 3.13 | 3.74 |

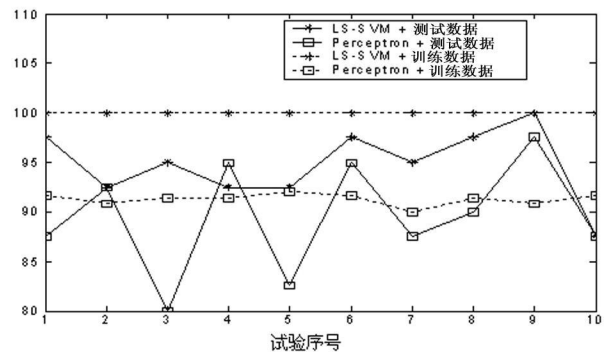


图 2 10 次仿真实验 LS-SVM 和 Perceptron 对应的分类准确率

从图 2 可知,训练数据的分类准确率普遍要高于测试数据的分类准确率,原因在于分类器模型是建立在匹配训练数据的基础上;尤其 LS-SVM 分类器在训练数据上的分类准确率为 100%;Perceptron

器,然后使用学习完成的 LS-SVM 分类器对训练数据和测试样本进行分类试验,计算出分类准确率.LS-SVM 分类器的核函数采用 RBF 函数  $K(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\theta^2})$ ,  $\theta$  为核宽度.  $p$  为选择的主成分数目(即特征脸数),我们利用  $(\theta, p)$  组合进行交叉验证进行试验,结果表明  $\theta$  值取 16,  $p=9$ .

改变特征脸的数目对 LS-SVM 分类影响很大,我们使用不同的特征脸数(从 2 到 25)进行实验.在特征脸数目不同的情况下,使用 LS-SVM 分类器对测试数据进行 10 次分类试验,求得其分类准确率均值及方差见表 1.

从表 1 可以看出,当使用 9 个或 9 个以上的特征脸测试时,算法的分类性能趋于稳定.当选取的特征脸数超过 9 后,LS-SVM 的分类性能没有得到较大的提高,而计算的代价相应提高.

对比 LS-SVM,本文使用感知器(Perceptron)分类算法对以上的试验数据进行试验,在使用训练数据完成分类器的学习后,将建立的分类器对训练数据进行回测、对测试数据进行测试,求得的 10 次试验的分类准确率如图 2 所示.

分类在训练数据上的分类准确率平均为 91.278%.另外 LS-SVM 和 Perceptron 在训练数据上的表现都很稳定.LS-SVM 在测试数据上的分类准确率的平均值为 94.75%,高出 Perceptron 在训练数据上的分类准确率的平均值 3 个百分点.在图 2 的四条曲线中,Perceptron 在测试数据上的分类准确率波动最大,平均值为 89.5%.

## 5 结论与展望

本文对特征脸和 LS-SVM 的工作原理和特点进行了分析和探讨,提出了特征脸和 LS-SVM 相结合的人脸性别分类方法,并用 NCRE 人脸库作了相关的试验,试验结果表明特征脸与 LS-SVM 相结合的方法在人脸性别分类中性能较好.人脸识别中的

数据降维方法很多,包括主成分分析 PCA、线性判别分析 LDA(Linear Discrimination Analysis)、独立成分分析 ICA 和非负矩阵分解 NMF 等线性投影方法及其它非线性降维方法,同时 Gabor 变换也是非常适合人脸特征表示,我们今后将对这些人脸表示方法进行分析并结合 Gabor 变换进行人脸识别研究。

## 参考文献:

- [1] 刘青山,卢汉清,马颂德.综述人脸识别中的子空间方法[J].自动化学报,2003,29(6):900—909.
- [2] B.Moghaddam and M.H.Yang.Gender Classification with Support Vector Machines[J].IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2003,24(5):707—711.
- [3] B.Moghaddam and M.H.Yang.Gender Classification with Support Vector Machines.Proceedings of the International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition (FG),2000.
- [4] Valentin, D., Abdi, H., Edelman, B., O'Toole, A.J.Principal Component and Neural Network Analyses of Face Images:What Can Be Generalized in Gender Classification Journal of Mathematical Psychology,1997 41:398—412.
- [5] Abdi, H., Valentin, D., Edelman, B.E., O'Toole, A.J.More

about the difference between men and women:Evidence from linear neural networks and the principal component approach.Perception,1995,24:539—562.

- [6] A.Golomb, D.T.Lawrence, and T.J.Sejnowski.SEXNET: A neural network identifies sex from human faces.In Advances in Neural Information Processing Systems,1991,572—577.
- [7] G.W.Cottrell and J.Metcalf.EMPATH: Face, emotion, and gender recognition using holons.In Advances in Neural Information Processing Systems,1991,564—571.
- [8] 俞佩菲,吴燕玲,卢建刚,等.基于 PCA 和 LS—SVM 的软测量建模与应用[J].江南大学学报,2006,5(2):182—186.
- [9] 徐从东,罗家融,肖炳甲.特征脸空间中夹角最小法则的人脸识别算法[J].微型计算信息,2006,28:297—298.
- [10] Suykens J A K, Vandewalle J.Least squares support vector machine classifiers [J].Neural Processing Letters,1999,9(3):293—300.
- [11] Turk M A,Pentland A P.Face recognition using eigenfaces[C].IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Los Alamitos,1991,586—591.
- [12] 朱家元,陈开陶,张恒喜.最小二乘支持向量机算法研究[J].计算机科学,2003,30(7):157—159.

# Facial Gender Classification Based on Eigenfaces and LS—SVM Classifiers

LIU Zun-xiong, MA Ru-cheng

(School of Information Engineering, East China Jiaotong University, Nanchang 330013, China)

**Abstract:** The techniques of eigenfaces and Least Squares Support Vector Machine (LS—SVM) classifier are combined to categorize gender from facial knowledge in this paper. We will firstly establish the eigenfaces from the training images, and then obtain the projection coefficients for training and testing images in the space spanned by the eigenfaces. The LS—SVM classifiers are built with training coefficients, which are used for classifying training and testing images, and classification accuracy percentage values are calculated. The experiments are implemented with self-made facial images, and the results demonstrate that LS—SVM classification has better performance than the other classification algorithms. In experiments we also use cross validation to determine the number of selected primary components and kernel function parameter.

**Key words:** facial gender classification; eigenfaces; LS—SVM; cross validation