

文章编号: 1005-0523(2009)02-0047-05

# 基于特征脸和二叉树支持向量机的人脸识别

胡林峰, 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:** 提出使用特征脸和二叉树支持向量机 (BT-SVM) 分类器相结合的方法进行人脸识别。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 BT-SVM 分类器, 再使用 BT-SVM 分类器对测试图像进行识别。在 ORL 人脸库进行模拟试验, 结果表明 BT-SVM 分类算法获得比 SVM 分类算法更高的识别率。

**关键词:** 特征脸; BT-SVM; 人脸识别

**中图分类号:** TP391.41 **文献标识码:** A

人脸识别是目前一个非常活跃的研究领域, 这不仅由于它具有重要的应用价值 (如在保安系统、罪犯识别及身份证明等场合), 同时它也是模式识别理论中比较典型的多类别判别问题<sup>[1]</sup>。

主成分分析 (Principal Component Analysis PCA) 是一个典型的数据降维方法, 在人脸识别的应用中被称为“特征脸”方法。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。支持向量机最初是为二元分类问题而设计的, 而人脸识别是一个多分类问题, 为此我们提出了一种基于类间可分离度量的二叉树支持向量机方法, 并将其应用于人脸分类中, 仿真试验获得了较好的识别效果。

## 1 特征脸方法

特征脸是从主成分分析导出的一种人脸识别方法, 该方法将人脸图像按行 (或列) 展开而形成一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携带了更多的人脸信息, 而且可以画成相当于人脸的图像, 因此被称之为特征脸 (Eigenface)<sup>[2]</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  $h \times w$  的灰度图像, 将它们转化为向量形式, 得到  $M$  个  $d = h \times w$  维向量。求取这些图像的均值, 即平均脸像  $\psi = \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M I_i \right]$ , 进而对每张人脸图像进行去中心化处理  $\phi_i = I_i - \psi$  ( $i = 1, 2, \dots, M$ )。计算这些人脸图像向量的协方差矩阵  $C = \left[ \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M \phi_i \phi_i^T \right] = AA^T$ , 其中

收稿日期: 2008-12-23

基金项目: 江西省教育厅科技资助项目 (GJJ08237, GJJ09211)

作者简介: 胡林峰 (1977-), 男, 江西南昌人, 讲师, 研究方向为模式识别高性能计算技术。

$A = [\varphi_1, \varphi_2, \dots, \varphi_M]$ 。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  $C$  的阶数为 10 000), 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) 两边左乘于矩阵  $A$ , 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  $\lambda_i$  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, 该特征空间是由人脸图像构造的训练集中求出来的特征向量构造的。实际情况可以从以上求得的  $M$  个特征向量中取出对构造人脸影响最大的  $M'$  个, 这样就构造了一个原始的  $d$  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>[3]</sup>。

## 2 多类别二叉树支持向量机方法

支持向量机 SVM 是 Vapnik 等人<sup>[4]</sup>提出的一种基于统计学习理论的机器学习方法, 对特征相关性和稀疏性不敏感, SVM 最初是为两类分类问题而提出的。在实际应用中, 多类分类问题更为普遍, 如何将支持向量机的优良性能推广到多类分类当中去, 成为目前支持向量机研究的一个热点问题。

SVM 解决多类别识别问题的方法可分为两大类: 整体法和分解法。整体法是在所有训练样本上一次性求解一个大的二次规划问题, 同时将多类分开, 这种方法思路虽然简单, 但在求解最优化问题的过程中使用的变量非常多, 计算复杂度过高而不实用; 分解法主要针对多个两类分类问题进行多类分类, 包括一对一方法 (One Versus One Method)<sup>[5]</sup>、一对多方法 (One Versus the Rest Method)<sup>[6]</sup> 和有向无环图 SVM 方法<sup>[7]</sup>等。

本文采用二叉树支持向量机进行分类, 现有的二叉树支持向量机生成算法主要有先聚类后分类、聚类分析中的类距离<sup>[8]</sup>等。在二叉树支持向量机多类分类器的结构设计中, 类间的可分性 (或类间的相似性) 是衡量两个类是否容易分割的依据, 能否有效度量类间可分性直接决定了子类划分结构质量的高低。在样本空间中, 不同类别具有不同的类域 (包含类训练集样本的最小凸集)。如果类别的类域越不相交, 则类别之间的可分性就越大, 相似性越小, 越容易分割; 若类别的类域存在交叠, 则交叠部分所含的样本数占总样本数比例越大, 类间的可分性就越小, 相似性越大, 越不易分割。为此, 本文采用类间可分离性度量来刻画类别之间的差异。基本思想是在顶层节点以近似最优的方法将某些类别与其它类别分开, 来构造合理的层次结构。因此, 这就需要在每一个节点处选择与其它类别差异最大的类别将其分离开来。类间可分离性度量的示意图如图 1 所示, 类别 1 与类别 2 的中心距离是最大的, 显然类别 3 是最容易被先分离出来的类别。

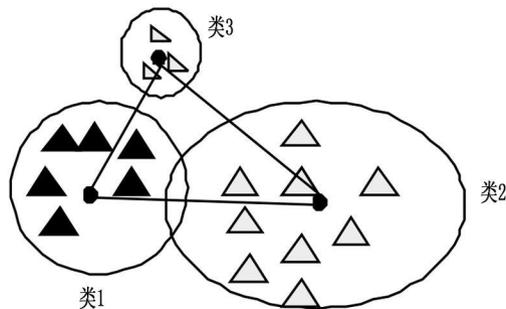


图 1 类间可分离性比较

的可分离性度量, 定义为

$$sm_{ij} = \frac{d_{ij}}{(\sigma_i + \sigma_j)}, \quad i \neq j \tag{2}$$

$d_{ij} = \|c_i - c_j\|$  是类别  $i$  与类别  $j$  的中心之间的欧氏距离;  $\sigma_i = \frac{1}{n_i - 1} \sum_{x \in X_i} \|x - c_i\|$  是类别  $i$  的方差;

$c_i = \frac{1}{n} \sum_{x \in X_i} x$  是类别  $i$  的中心;  $n_i$  是类别  $i$  的样本数。由公式 (2) 知道:  $sm_{ij}$  越大, 类别  $i$  与类别  $j$  越容易被分离开, 称类别  $i$  与类别  $j$  较“远”; 相反,  $sm_{ij}$  越小, 类别  $i$  与类别  $j$  越难被分开, 称类别  $i$  与类别  $j$  较“近”。以类间可分离性度量作为二叉树支持向量机多类分类算法的步骤为

Step 1 根据公式 (2) 计算类别  $i$  与类别  $j$  之间的可分离性度量  $sm_{ij}$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, K$ , 显然  $i = j$  时,  $sm_{ij} = 0$ 。然后根据  $sm_{ij}$  的值构造矩阵  $SM$ ,  $SM = \{sm_{ij}\}$ ,  $i, j = 1, 2, \dots, K$ 。

Step 2 在矩阵  $SM$  中寻找首行的最大值, 当一行有两个或两个以上相同的最大值时, 将最左边的那个值定为最大值。最大值对应的行数为分出的类别, 记做类 1。划去该行与该值所对应的列, 剩余的类别记做类 2...类  $n$ 。

Step 3 在新的矩阵中, 仿效 step 2 的步骤, 可分出类别 2; 依次类推可分出类别 3, 4, ... 直至划去所有的行与列, 矩阵为空时停止。由此可生成  $n$  类分类的二叉树。

Step 4 根据生成的二叉树, 利用二值 SVM 训练算法构造二叉树各内节点的最优超平面。以类 1 样本为正样本集, 其他样本为负样本集, 利用 SVM 训练算法构造根节点处的二值 SVM 子分类器。然后删掉类 1 的样本, 以类 2 样本为正样本集, 类 3, ..., 类  $n$  样本为负样本集, 构造第二个内节点的二值 SVM 子分类器。依次下去直到所有的二值子分类器训练完, 从而可得到二叉树 SVM 多分类模型 (如图 2 所示)。

Step 5 算法结束。

特征脸和二叉树支持向量机的人脸识别框图如图 3 所示, 本文着重讨论训练模块和测试模块。训练模块的基本步骤如下: (1) 对训练样本的大小采用双线性插值方法进行缩放处理, 每张图像的大小变成  $28 \times 23$  (高  $\times$  宽); (2) 对归一化后的图像做  $K-L$  变换, 计算其特征值和其特征向量, 并选取主分量, 得到  $X'$ ; (3) 将每一幅人脸图像都投影到特征脸所张成的子空间中, 得到该图像的投影参数; (4) 基于特征参数构造 BT-SVM, 采用径向基函数作为核函数。测试模块的基本步骤为: (1) 使用双线性插值的方法对测试样本进行同样的缩放处理; (2) 把测试样本投影到特征向量空间中, 得到其特征参数; (3) 按照 BT-SVM 的方法进行分类判别。

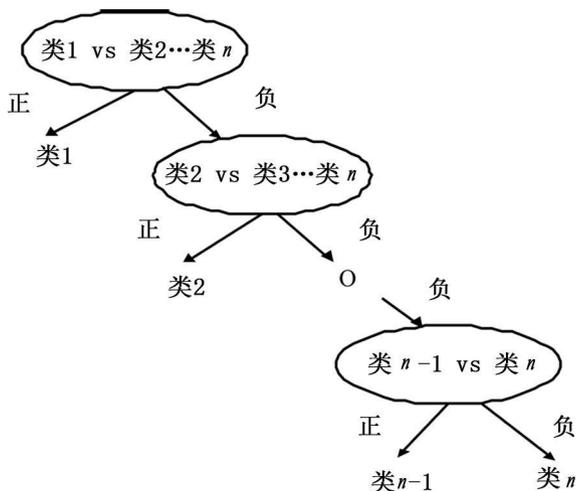


图 2 n 类二叉树支持向量机分类结构模型

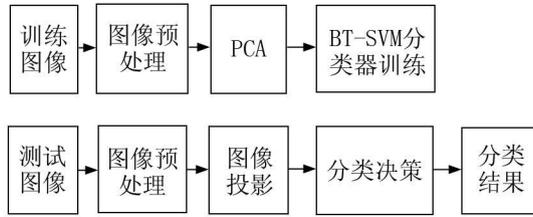


图 3 特征脸和二叉树支持向量机的人脸识别流程图

### 3 仿真实验及结果分析

实验选用 ORL 人脸图像库进行测试, 该库由 40 人, 每人由 10 幅  $112 \times 92$  (高  $\times$  宽) 图像组成, 这些图像分别具有不同的表情 (如睁 闭眼、笑 不笑)、不同人脸细节 (如有 无眼镜) 和不同的姿态, 其人脸图像示例如图 4 所示。然后将原始图像缩放为  $28 \times 23$  (高  $\times$  宽) 大小, 每人选择 5 个图像作为训练集, 另 5 个图像作为测试集, 这样训练集和测试集分别包含 200 张人脸图像。对训练图像进行特征提取, 图 5 显示 10 个主分量所对应的“特征脸”。在“特征脸”空间中, 各正交基呈现出的人脸的形状保留了人脸部件之间的拓扑关系。



图 4 ORL 人脸库 2 人图像实例



图 5 10 张特征脸 (ORL 6 张人, 40 人)

为了体现基于“特征脸”的 BT-SVM 方法 (简称为 PCA&BT-SVM) 的识别性能, 本文也进行了 PCA 与 SVM 相结合的人脸识别的仿真实验。PCA&SVM 方法与 PCA&BT-SVM 方法的识别率随主分量个数的变化情况如图 6 所示, 可见随着主分量的增加, PCA&SVM 方法的识别率一直在升高, 而当主分量个数为 30 时, 达到最高值 0.951, 以后随着主分量的增加, 识别率开始下降; 对于 PCA&BT-SVM 方法, 主分量个数为 40 时, 达到最高值 0.967, 但当主分量个数在 20 到 30 之间时, PCA&BT-SVM 方法的识别率略低于 PCA&SVM 方法, 其它时候识别率都高于 PCA&SVM 方法。PCA&BT-SVM 的平均识别率明显高于 PCA&SVM 的平均识别率, 这说明 BT-SVM 克服了 SVM 在多类分类中的缺陷, 有效提高了分类性能。

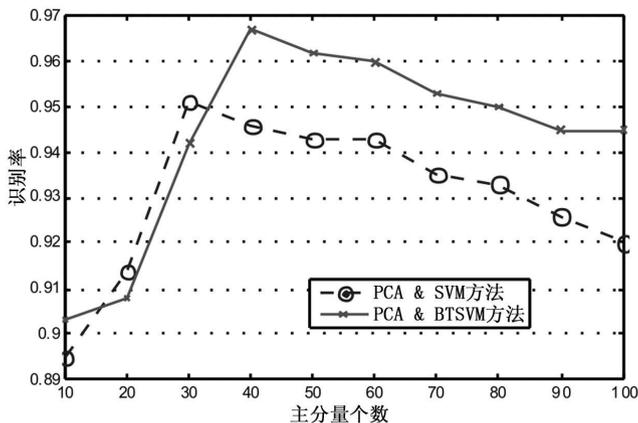


图 6 两种方法识别率比较

## 4 结论与展望

对特征脸和 BT-SVM 的工作原理和特点进行了分析和探讨, 提出了特征脸和 BT-SVM 相结合的人脸识别方法, 并用 ORL 人脸库作了相关的仿真实验, 实验结果表明特征脸与 BS-SVM 相结合的方法在人脸识别中表现出良好的性能。基于 PCA 的特征提取方法能够提供包含更多信息的基向量, 从而实现了数据降维, 提高了运算效率; 而 BT-SVM 为 SVM 在解决多类分类问题方面提供了一种有效的方法, 但该方法存在分类时间较长的问题。如何缩短分类时间, 是今后努力改进的一个方向。

### 参考文献:

- [1] 王宏漫, 欧宗瑛. 采用 PCA/ICA 特征和 SVM 分类的人脸识别 [J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2003, 15 (4): 416—420.
- [2] 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.
- [3] 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.
- [4] Vapnik V. The nature of statistical learning theory [M]. New York: Springer-Verlag 1995.
- [5] Keel U. Pairwise classification and support vector machines [C]. Advances in Kernel Methods Support Vector Learning Cambridge: MIT Press 1999. 255—258.
- [6] Bottou L, Cortes C, Denker J. Comparison of classifier methods: A case study in handwriting digit recognition [C]. Proc of the 12th IAPR Int Conf on Pattern Recognition Jerusalem: IEEE, 1994. 77—82.
- [7] Platt J, Cristianini N, Shawe-Taylor J. Large margin DAG's for multiclass classification [C]. Advances in Neural Information Processing Systems 12. Cambridge 2000. 547—553.
- [8] 孟媛媛, 刘希玉. 一种新的基于二叉树的 SVM 多类分类方法 [J]. 计算机应用, 2005, 25(11): 2 654—2 655.

## Face Recognition Based on Eigenfaces and BT-SVM Classifiers

HU Lin-feng, LIU Zun-xiong, MA Ru-cheng

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

**Abstract:** The techniques of eigenfaces and Binary Tree Support Vector Machine (BT-SVM) classifier are combined to recognize face in this paper. A series of eigenfaces are firstly established from the training images and the training and testing images are projected into the space spanned by the eigenfaces producing the coefficients. The BT-SVM classifiers are built with training coefficients which are used for classifying training and testing images and recognition accuracy percentage values are calculated. The experiments are implemented with ORL face databases and the results demonstrate that BT-SVM classifier has better performance than SVM.

**Key words:** eigenfaces; BT-SVM; face recognition

(责任编辑: 刘棉玲)