

# 基于统计学习理论的人脸识别方法研究

徐 勇<sup>1</sup>, 张 海<sup>1</sup>, 周森鑫<sup>1</sup>, 王 辉<sup>2</sup>

(1. 安徽财经大学 信息工程学院, 安徽 蚌埠 233041;

2. 合肥工业大学, 安徽 合肥 230009)

**摘 要:** 人脸识别过程中, 待识别人脸图像的预处理、特征选择与提取以及分类器的选择是非常重要的。利用核主成分分析方法提取的人脸图像特征信息能较好地反映人脸特征的非线性结构信息, 然后将此特征数据作为支持向量机的输入数据、结合二叉树判别策略, 能够实现对多类人脸图像的分类识别。实验结果表明该方法能够取得较好的识别效果。

**关键词:** 核主成分分析; 支持向量机; 人脸识别; 二叉树

中图分类号: TP301.6

文献标识码: A

文章编号: 1673-629X(2007)11-0118-03

## Research on Face Recognition Based on Statistical Learning Theory

XU Yong<sup>1</sup>, ZHANG Hai<sup>1</sup>, ZHOU Sen-xin<sup>1</sup>, WANG Hui<sup>2</sup>

(1. School of Information Engineering, Anhui University of Finance & Economics, Bengbu 233041, China;

(2. School of Computer and Information, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

**Abstract:** The pretreatment, feature extraction and classifier are pivotal process of face recognition. Whereas the feature information of images extracted by making use of KPCA could represent the nonlinear structure information properly, a new face recognition method based SVM, which makes such feature data to be the input information, was proposed. Then the binary tree was used to recognize the multi-images. The experimental results show this method gives the higher accuracy.

**Key words:** KPCA; SVM; face recognition; binary-tree

## 0 引言

目前, 一种基于图像总体信息, 由图像的灰度值来提取特征的统计学习理论——核主成分分析方法(KPCA, Kernel Principal Component Analysis)<sup>[1-3]</sup>越来越受到人们的重视。核主成分分析法是一种很好的特征提取方法, 它是在主成分分析法的基础上结合核函数而形成的一种新的特征提取方法; 相对主成分分析方法而言, 它保留了原始图像的高阶信息, 这样使得提取的特征值包含的信息更为丰富, 对后续的训练识别有很大的帮助; 另一方面, 由于它是将输入数据变换到特征空间, 从而提取的特征值是线性可分的, 这样又简化了分类器的设计。

在采用核主成分分析方法提取特征的前提下, 文中又使用了一种具有良好泛化性能的分类器——支持

向量机<sup>[3-5]</sup>。由于核主成分分析可以很好地降低特征向量的维数, 并且不会丢失过多原始图像的信息; 而由于支持向量机采用升维的方法识别图像, 尽管识别效果好, 但当输入数据的维数太高时, 训练速度会很慢, 因此将用 KPCA 提取的维数较少且线性可分的特征数据作为支持向量机的输入比将未经过此方法提取的高维数据作为其输入数据, 显然会明显降低支持向量机的训练时间。最后结合这两种方法对选自 ORL 人脸库的人脸图像进行了识别实验。

## 1 核主成分分析

核主成分分析<sup>[1]</sup>是一种结合了主成分分析与核函数方法的有效特征提取方法, 旨在通过一个特殊的向量矩阵, 将数据从原来的输入空间变换到高维特征空间, 然后再投影到一个低维的向量空间中, 使得低维向量各分量的方差最大, 且各分量互不相关, 这样就可以达到最优的特征提取效果。相比其它的特征提取方法, 特别是与主成分分析相比, 核主成分分析通过非线性映射, 将原始数据从数据空间变换到特征空间, 然后在特征空间中利用统计主元分析求出最佳投影方向,

收稿日期: 2007-01-11

基金项目: 中华全国供销合作总社重点科研项目 (GXZSKY06012zd); 安徽省高校自然科学基金项目 (KJ2007B246)

作者简介: 徐 勇 (1978-), 男, 安徽人, 讲师, 硕士, 研究方向为数据挖掘、数据库技术; 张 海, 副教授, 研究方向为网络安全; 周森鑫, 副教授, 研究方向为模式识别。

从而获得非线性特征<sup>[6]</sup>,它具有能大幅降低特征数据维数以及简化分类器设计的优势。

核主成分分析特征提取方法实现的步骤如下:

(1) 给定训练样本  $\{x_i\}_{i=1}^N$ , 计算  $N \times N$  核矩阵  $K = \{K(x_i, x_j)\}$ , 其中  $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i)\varphi(x_j)$ 。

(2) 解释特征值问题:

$$K\alpha = \lambda\alpha$$

其中  $\lambda$  为  $K$  的特征值,  $\alpha$  为对应的特征向量。

(3) 归一化所计算的特征值, 这要求

$$\alpha_k^T \alpha_k = \frac{1}{\lambda_k}, k = 1, 2, \dots, p$$

其中  $\lambda_k$  是矩阵  $K$  最小的非零特征值, 假设特征值是按降序排列的。

(4) 为了抽取测试点  $x$  的主成分, 计算投影

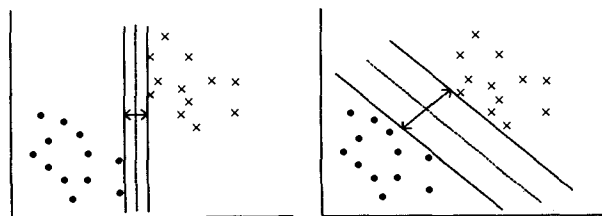
$$\alpha_k = \tilde{q}^T \varphi(x) = \sum_{j=1}^N \alpha_{k,j} K(x_j, x), k = 1, 2, \dots, p$$

其中  $\alpha_{k,j}$  是特征向量  $\alpha_k$  的第  $j$  个元素。

## 2 支持向量机

### 2.1 支持向量机的基本理论

以最简单的线性可分的两类样本为例, 假设对于数据集  $D = \{(x_i, y_i)\}_{i=1}^l$ , 其中每个数据点  $x_i$  对应的类别标识  $y_i \in \{+1, -1\}$ , 在所有能够获得正确分类结果的线性分类器中, 希望找到使泛化误差尽可能小的分类器。直观地看, 如果将分类间隔 (margin) 定义为每类实例中距分类面最近的数据点实例到分类面的距离之和, 那么, 使分类间隔最大的分类器显然是最佳的选择。如图 1 所示: (a) 的分类面分类间隔较小, (b) 中的分类面分类间隔比较大, 显然图 1(b) 所示的分类器比图 1(a) 所示的分类器具有更好的分类能力。



(a) 分类间隔较小的示意图

(b) 分类间隔最大的示意图

图 1 支持向量机线性分类示意图

如果待分的两类样本实例不是线性可分的, 则我们的目标就是寻找能够使分类间隔最大化以及错分误差最小化的分类面。分类间隔与错分误差的折中是通过事先选定的一个正常数  $C$  来控制的。此时, 这种分类问题的解由一个线性分类器函数给出, 其形式如式 (1) 所示。

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i (x_i \cdot x) + b\right\} \quad (1)$$

其中的系数  $\alpha_i$  是如下 QP 问题的解:

$$\begin{aligned} \text{Minimize } W(A) &= -A^T E + \frac{1}{2} A^T H A \\ \text{s.t. } A^T y &= 0 \quad (0 \leq A \leq CE) \end{aligned} \quad (2)$$

式 (2) 中  $(A)_i = \alpha_i, (E)_i = 1$  且  $H_{ij} = y_i y_j x_i^T x_j$ 。

由式 (1) 可以看出, 分类面是由不为零的系数  $\alpha_i$  所决定的, 这样的  $\alpha_i$  所对应的数据点就称为支持向量 (Support Vectors), 它们是与问题的解相关的唯一因素。即使去掉数据集中所有其他的点重新进行学习, 得到的分类面也是完全相同的。从直观上讲, 支持向量就是两类中离分类面最近的数据点<sup>[3,7,8]</sup>。

为了能够将这一方法用于解决更为常见的非线性分类问题, 将原空间的数据  $x$  映射到高维特征空间:  $x \in R^d \Rightarrow z(x) = (\phi_1(x), \dots, \phi_n(x)) \in R^n$ , 即把原空间中的非线性分类问题转化为特征空间中的线性分类问题来解决。此时得到的分类器函数与式 (1) 类似, 只是将其中的  $x^T x_i$  项换为  $z^T(x) z(x_i)$  项。但是当特征空间的维数  $n$  很大时, 这一项通常是无法计算的。为此, 引入泛函的有关理论: 只要一种函数  $K$  满足 Mercer's 条件, 它就对应着某一变换空间中的内积, 即  $K(x, x_i) = z^T(x) z(x_i)$ , 称之为核函数 (Kernel Function); 最后可以得到如式 (3) 所示的分类器函数:

$$f(x) = \text{sgn}\left\{\sum_{i=1}^l y_i \alpha_i K(x_i, x) + b\right\} \quad (3)$$

下面给出三种常用的核函数:

(1) 多项式核函数, 即:

$$K(x, x_i) = [(x \cdot x_i) + 1]^q \quad (4)$$

此时得到的支持向量机是一个  $q$  阶多项式分类器。

(2) 径向基函数, 即:

$$K(x, x_i) = \exp\left\{-\frac{\|x - x_i\|^2}{\sigma}\right\} \quad (5)$$

得到的支持向量机是一种径向基函数分类器。

(3) 采用 Sigmoid 函数作为内积, 即:

$$K(x, x_i) = \tanh(v(x \cdot x_i) + c) \quad (6)$$

则支持向量机实现的就是一个多层感知器神经网络。

通过上面的分析发现, 支持向量机具有很好的分类能力, 但它也具有一些缺点, 因为它是通过升维来达到较好识别效果的, 从而导致计算量的急剧增加, 所以在分类识别时, 对其训练输入的特征数据的要求也很高。而用 KPCA 提取特征的方法能够获得满足 SVM 要求的输入特征数据。

### 2.2 支持向量机的分类策略

从上面的基本理论可以看到, 支持向量机的基本原理是基于两类数据的分类, 但实际需要解决的问题往往是多类数据的分类<sup>[5]</sup>, 因而就需要结合其它的分策略来解决这些问题。在解决多类数据的分类问题

研究中已形成的较好的方法主要有下面两种方法:

### (1) 一对方方法。

当有  $N$  个训练样本时,此方法选择其中一个样本和其它每个样本分别训练一次,这样每个样本都会训练  $N-1$  次,这样就需要训练  $N(N-1)/2$  次,就会形成  $N(N-1)/2$  个分类器,在识别的时候,选择一个样本带入这些分类器中,看它属于哪一类的次数最多就将此样本判为哪一类。

### (2) 一对多方法。

此方法在有  $N$  个训练样本时,选择其中一个样本作为一类,其它所有样本作为另一类,这样得到一个分类器,然后再选一个样本作为一类,再将剩余的作为另一类再得到一个分类器,识别时直接将样本带入  $N$  这个分类器中,判别属于哪一类就是哪一类。

文中将采用一种新的分类策略——二叉树法。

二叉树是数据结构中的一种很好的搜索遍历的结构,它的结构图如图 2 所示。当将二叉树结构应用于分类问题时,由于它的遍历路径短,从而可以减少分类器的数量。由图 2 可知,对于有  $N$  个训练样本的情况,分类器的数目  $\leq N$ , 相比前面两种方法,它的训练时间少;而在识别时,由于识别过程走的平均路径短,所以识别耗时也更少。

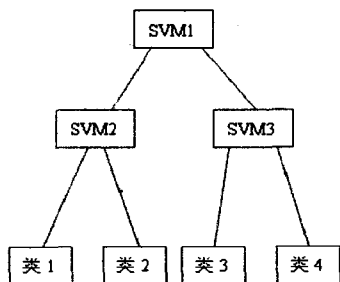


图 2 二叉树分类图

## 3 实验

文中实验用到的人脸库来自 ORL 人脸库,库中的图像大小为  $100 \times 100$  像素,256 灰度级。由于库中的图像比较大,因而在这里利用双线性插值法对图像进行了预处理,将图像的大小处理为  $25 \times 25$  像素,在不影响识别率的前提下以减少计算量。本实验采用其中的 4 个人,每人 5 幅人脸图像作为训练样本、5 幅人脸图像作为测试样本。实验的训练流程图如图 3 所示。

由图 3 可以看出,在训练过程中,系统利用 KPCA 变换对各人脸样本进行特征提取,所提特征为一维向量,作为支持向量机的输入,然后在每两个类别间构造支持向量机分类器函数。这里共有四种类别,  $n=4$ , 所以需构造 3 个支持向量机分类器。

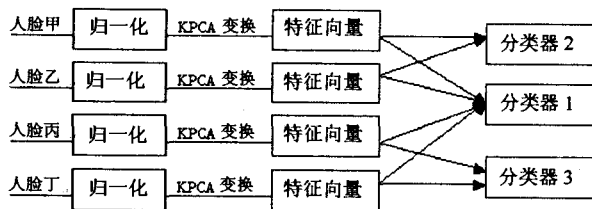


图 3 人脸样本训练流程图

在图 4 所示的测试过程中,将经过 KPCA 变换进行特征提取的测试样本向量分别输入相应的支持向量机分类器进行计算,从而得到最终的测试结果。

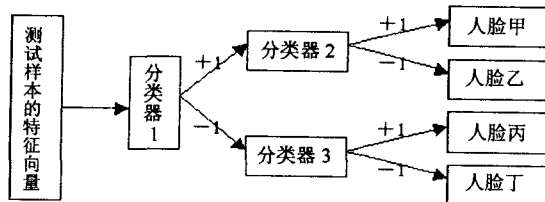


图 4 人脸样本测试流程图

实验测试数据如表 1 所示。

表 1 实验测试数据

			特征提取 (秒)	样本训练 (秒)	样本测试 (秒)	识别率 (%)
PCA + SVM	Poly 核	$C = 10.0$	20.55	0.9220	0.5100	80
	Poly 核	$C = 100.0$	20.55	0.9400	0.5200	90
	Poly 核	$C = 200.0$	20.55	0.9300	0.5350	80
KPCA + SVM	Poly 核	$d = 1$	4.1160	0.3120	0.2100	80
	Poly 核	$d = 2$	4.1960	0.3500	0.2500	90
	Poly 核	$d = 3$	4.2300	0.3650	0.2650	80

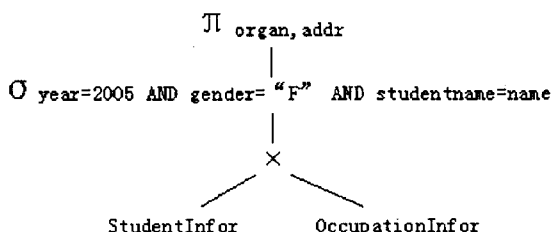
从实验结果可以看出,在多样本识别的时候,支持向量机所采用不同的核函数以及惩罚系数  $C$  会产生不同效果的测试结果。实验测试结果表明采用多项式的核函数且核函数的阶为 2 的时候识别率较高;利用核主成分分析的方法提取特征信息的时间以及样本训练测试的时间都比用主成分分析方法的时间少。

## 4 结束语

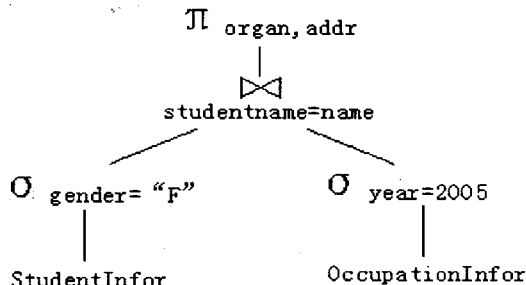
支持向量机的基本原理保证了它即使在训练样本数较少的情况下,也能得到很好的泛化能力。文中仅取较少的训练样本,然后利用二叉树判别策略,将支持向量机用于以人脸为例的多样本识别问题中,并针对 ORL 人脸库中的人脸图像进行了实验验证。

在文中论述的方法中,支持向量机中常数  $C$  和核函数  $K$  可以由用户预先确定。但这些值究竟取多少并没有成熟的理论依据,在实际问题求解过程中需要实验人员根据具体的实验经过反复测试来获得最佳的值。其次在利用多项式核函数进行输入数据的特征变换的时候,采用不同的指数值得到的识别结果也是不同的,基于此,如何针对具体的情况来选择合适的惩罚

(下转第 124 页)



经过优化后的查询语法树为:



优化过程中,首先在可以进行选择时,倾向于连接而非乘积;其次 WHERE 子句的其他两个条件被拆分到两个选择  $\sigma$  操作中,操作被下推到各自树的相应关系上。对比发现,优化后的语法树能够节约使用的存储空间。

### 3 结束语

讨论了 Lex 和 Yacc 的基本工作原理。将它们应

用到嵌入式系统中,使得支持 SQL 语言的程序大大提高,并针对嵌入式数据库的特点,作了初步的优化工作。但要真正构造一个实用高效的 SQL 编译器,还包括 SQL 子集的详细分析、二义性的处理、语法树的进一步优化等。

#### 参考文献:

- [1] 周立功. ARM 嵌入式系统基础教程[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2005:132-188.
- [2] Levine J R. Lex 与 Yacc[M]. 第 2 版. 杨作梅译. 北京:机械工业出版社, 2003:122-163.
- [3] 周立功,陈明计,陈 渝. ARM 嵌入式 Linux 系统构建与驱动开发范例[M]. 北京:北京航空航天大学出版社, 2005:71-101.
- [4] 姚泽勤,柏又青,马建峰. 利用 Lex 及 Yacc 实现嵌入式 SQL 分析器[J]. 航空计算技术, 2002(3):55-58.
- [5] 沙智华,葛研军,施志辉. 基于 Lex&Yacc 数控代码编译技术研究[J]. 组合机床与自动化加工技术, 2002(11):49-51.
- [6] 王晓东,曹庆华,王 卓. DB2 数据库查询优化策略[J]. 现代电子技术, 2006(10):92-95.
- [7] 谷震离. 关系数据库查询优化方法研究[J]. 微计算机信息, 2006(22):161-164.
- [8] 王振辉,吴广茂. SQL 查询语句优化研究[J]. 计算机应用, 2005(12):207-209.

(上接第 117 页)

#### 参考文献:

- [1] 冯俐俐,李昌禧. 指纹中心点的定位和特征匹配方法[J]. 华中科技大学学报:自然科学版, 2002(10):78-80.
- [2] 谭台哲,宁新宝,尹义龙,等. 一种基于指纹中心点的匹配算法[J]. 南京大学学报:自然科学版, 2003(4):483-490.
- [3] 朱 宁,施荣华,吴科桦. 一种新的点模式指纹匹配方法[J]. 计算机工程与应用, 2006(5):74-76.

(上接第 120 页)

系数、多项式核的指数以及核函数是值得进一步研究的问题。

#### 参考文献:

- [1] Kim K I, Park S H, Kim H J. Kernel Principal Component Analysis for Texture Classification[J]. IEEE signal processing letters, 2001, 8(2):39-41.
- [2] Haykin S. 神经网络原理[M]. 叶世伟,史忠植,译. 北京:机械工业出版社, 2004.
- [3] Vapnik V N. 统计学习理论的本质[M]. 张学工译. 北京:清

华大学出版社, 2000.

- [4] 邓乃扬,田英杰. 数据挖掘中的新方法:支持向量机[M]. 北京:科学出版社, 2004.
- [5] 张敏贵,潘 泉,张洪才,等. 基于支持向量机的人脸分类[J]. 计算机工程, 2004, 30(11):110-112.
- [6] 何国辉,甘俊英. 基于核主元分析和支持向量机的人脸识别[J]. 计算机工程与设计, 2005, 26(5):1190-1193.
- [7] 黄 勇,郑春颖,宋忠虎. 多类支持向量机算法综述[J]. 计算机技术与自动化, 2005, 24(4):61-63.
- [8] 武方方,赵银亮. 一种基于 Morlet 小波核的约简支持向量机[J]. 控制与决策, 2006, 21(8):848-852.