维普资讯 http://www.cqvip.com

基于核的广义 Foley-Sammon 鉴别分析*)

高秀梅 金 忠 郭 丽 杨静宇
(南京理工大学计算机科学系 南京210094)

摘 要 广义 Foley-Sammon 线性鉴别分析(GFSDA)是抽取线性特征的有效方法之一。本文提出了基于核的广义 Foley-Sammon 鉴别分析(KGFSDA)方法,首先建立 KGFSDA 的模型,然后从理论上给出 KGFSDA 模型的具体求解方法。分析表明,KGFSDA 保留了 GFSDA 能从整体上考虑经过广义最佳鉴别变换后样本的可分性的优点,更重要的是该方法能够有效地抽取样本的非线性特征,是对 GFSDA 的进一步拓展。在 ORL 标准人脸库上的实验结果表明,该方法在识别性能上优于已有的广义 Foley-Sammon 线性鉴别分析,也比经典的 Foley-Sammon 线性鉴别分析更有效。

关键词 基于核的广义 F-S 鉴别分析,广义最佳鉴别矢量集,特征抽取,人脸识别

Kernel-Based Generalized Foley-Sammon Discriminant Analysis

GAO Xiu-Mei JIN Zhong GUO Li YANG Jing-Yu
(Department of Computer Science, Nanjing University of Science and Technology, Nanjing 210094)

Abstract It is well known that the Generalized Foley-Sammon linear discriminant analysis (GFSDA) is an effective linear feature extraction method. In this paper, the kernel-based generalized Foley-Sammon discriminant analysis (KGFSDA) is proposed. Firstly, the KGFSDA model is proposed. Then the solution of KGFSDA model is given and proved. The analysis shows that KGFSDA retains GFSDA's advantage of that, when calculating the generalized optimal discriminant vectors, it considers the separability of the projected set of the samples from a global view point. More importantly, it can extract nonlinear features effectively, so makes a great developing to GFSDA. The experimental results indicate that the proposed method has better classification performances than existing Generalized Foley-Sammon linear discriminant analysis, and much better than the classical Foley-Sammon linear discriminant analysis.

Keywords Kernel-based generalized F-S discriminant analysis, Generalized optimal discriminant vectors, Feature extraction, Face recognition

1 引言

基于 Fisher 准则的线性鉴别已被公认为特征抽取的有效方法之一,其基本思想是选择使得 Fisher 准则函数达到极值的矢量作为最佳鉴别矢量,从而使得样本在该矢量上投影后,达到最大的类间离散度和最小的类内离散度。在 Fisher 思想的基础上,Wilks 等创立了经典的 Fisher 线性鉴别分析[1]。近年来,Belhumeur[2]等用其来解决人脸识别问题。另外,在1975年,由 Foley 和 Sammon 提出了 Foley-Sammon 线性鉴别分析[3](FSDA),采用一组最大化 Fisher 准则函数且满足正交条件的最佳鉴别矢量进行特征抽取。考虑小样本情形,Liu[4]等利用子空间的方法求解 Foley-Sammon 最佳鉴别矢量集。后来,Liu[5]等从鉴别准则函数的角度改进了 FSDA,提出了广义 Foley-Sammon 线性鉴别分析(简称广义 F-S 线性鉴别分析或 GFSDA),该方法从整体上考虑了经过广义最佳鉴别变换后样本的可分性,即样本在广义最佳鉴别矢量(投影轴)上的投影集从整体上具有最佳的可分性,故 GFSDA 在识别性能上优于基于 Fisher 准则的 Foley-Sammon 线性鉴别分析(FSDA)。最近,Guo[6]等对 Liu[5]的广义最佳鉴别矢量集求解方法进行了进一步的改进,改进后的算法使得样本的可分性有了明显提高。

但是,以上各种 Fisher 鉴别分析构架都是基于线性变换的特征抽取方法,最终抽取得到的是线性特征。然而,现实中许多问题都是非线性可分的,例如人脸识别问题中,由于光照、姿态、表情等不同而引起的人脸图像的差异造成人脸图像的分布是非线性的和复杂的。所以上述各种 Fisher 鉴别分析方法在处理类似人脸等图像识别任务时不能取得令人满意的结果。

核方法[7~11]是当前模式识别领域中一个迅猛发展的新方向,它最初是由 V. Vapnik[7]提出并应用于支持向量机(SVM)中,其基本思想是通过适当的非线性映射 Φ 将非线性可分的原始输入样本空间变换到某一线性可分的高维特征空间 H,而这种非线性映射 Φ 是通过定义适当的内积函数实现的。它提供了一种抽取样本的非线性特征的有效方法。之后,Baudat[8]、Roth[9]、Mika[10]等人以及 Müller[11]等将核方法应用于经典的 Fisher 线性鉴别分析,提出了核 Fisher 鉴别分析(KFDA)方法,虽然他们解决问题的角度不同,但其实验结果表明在原始输入空间中抽取的非线性最佳鉴别特征优于线性

*)基金项目:国家自然科学基金资助项目(编号:600072034)。高秀梅 博士研究生,研究方向为模式识别、机器学习。金 忠 博士,教授,研究方向为模式识别、图像检索。郭 丽 博士,研究方向为图像检索。杨静宇 教授,博士生导师,研究领域为计算机视觉、信息融合、模式识别、智能机器人。

维普资讯 http://www.cqvip.com

最佳鉴别特征。甘[12]等进行了进一步的研究，给出了核 Fisher 鉴别准则函数的一般形式。

本文将核方法应用于广义 F-S 线性鉴别分析，提出了一种基于核的广义 Foley-Sammon 鉴别分析（简称基于核的广义 F-S 鉴别分析或 KGFSDA）方法。分析表明，KGFSDA 保留了 GFSDA 能从整体上考虑经过广义最佳鉴别变换后样本的可分性的优点，更重要的是该方法能够有效地抽取样本的非线性特征，是对 GFSDA 的进一步拓展。在 ORL 标准人脸库上的实验结果表明，KGFSDA 方法在识别性能上优于已有的广义 F-S 线性鉴别分析[5,6]，也比 Foley-Sammon 线性鉴别分析更有效[4]。

2 基于核的广义 F-S 鉴别分析（KGFSDA）

基于核的广义 F-S 鉴别分析基本思想：首先将原始训练样本通过一个非线性映射 Φ 变换到某一高维（可能是无限维）特征空间 H 中，然后在高维特征空间 H 中完成广义 F-S 线性鉴别分析。由于特征空间 H 的维数非常高甚至是无穷维，为了避免直接显式地处理变换后的样本，引入支持向量机中的 Mercer 核函数[7]，即核方法（kernel trick），这些核函数可以计算某些特征空间上样本的内积 $k(X,Y)=\langle\Phi(X),\Phi(Y)\rangle=\Phi^T(X)\Phi(Y)$。在支持向量机中常用的核函数有高斯 RBF 核函数 $k(X,Y)=\exp(-\|X-Y\|^2/\sigma)$，多项式核函数 $k(X,Y)=(X\cdot Y+c)^q=(X^TY+c)^q$，其中 σ、c 和 q 都是常数。

借鉴文[12]中核 Fisher 鉴别准则函数一般形式的推导过程，我们首先建立基于核的广义 F-S 鉴别分析（KGFSD）的模型。然后从理论上给出关于 KGFSDA 模型的具体求解方法，最后抽取样本的最佳鉴别特征。

2.1 基于核的广义 F-S 鉴别分析（KGFSDA）模型

设 $\omega_1,\omega_2,\cdots,\omega_C$ 为 C 个样本类，原始样本 X 为 n 维实矢量即 $X\in R^n$，经过非线性映射 Φ 后对应的样本矢量为 $\Phi(X)\in H$，高维特征空间 H 中训练样本的类内散布矩阵 S_w^Φ、类间散布矩阵 S_b^Φ、总体散布矩阵 S_t^Φ 为：

$$S_w^\Phi=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{C}\sum_{j=1}^{N_i}(\Phi(X_j^i)-m_i^\Phi)(\Phi(X_j^i)-m_i^\Phi)^T \tag{1}$$

$$S_b^\Phi=\sum_{i=1}^{C}\frac{N_i}{N}(m_i^\Phi-m_0^\Phi)(m_i^\Phi-m_0^\Phi)^T \tag{2}$$

$$S_t^\Phi=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(\Phi(X_j)-m_0^\Phi)(\Phi(X_j)-m_0^\Phi)^T=S_w^\Phi+S_b^\Phi \tag{3}$$

其中，N_i 为第 i 类训练样本的数目，N 为训练样本的总数，$P(\omega_i)$ 为第 i 类训练样本的先验概率，$\Phi(X_j^i)(i=1,\cdots,C;j=1,\cdots,N_i)$ 表示特征空间 H 中第 i 类第 j 个训练样本，$\Phi(X_j)(j=1,\cdots,N)$ 表示特征空间 H 中第 j 个训练样本，$m_i^\Phi=E\{\Phi(X)|\omega_i\}$ 为特征空间 H 中第 i 类训练样本的均值，$m_0^\Phi=\sum_{i=1}^{C}P(\omega_i)m_i^\Phi$ 为特征空间 H 中全体训练样本的均值。由(1)～(3)式知，$S_w^\Phi,S_b^\Phi,S_t^\Phi$ 均为非负定对称矩阵。

由文[6]，特征空间 H 中广义 Fisher 鉴别准则函数定义为：

$$J(\tilde{W})=\frac{\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_b^\Phi W_i}{\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_t^\Phi W_i} \tag{4}$$

其中，$\tilde{W}=(W_1,W_2,\cdots,W_d)$ 表示特征抽取算子，列矢量 $W_1,W_2,\cdots,W_d$ 为投影轴。

在特征空间 H 中，广义 F-S 线性鉴别分析即为：在事先给定投影轴总数 d 后，寻找一组广义最佳鉴别矢量（投影轴）$W_1,\cdots,W_d$，它们在最大化广义 Fisher 鉴别准则函数(4)式同时满足以下正交条件(5)式

$$W_i^TW_j=0,\ \forall\ i\neq j,\ i,j=1,\cdots,d \tag{5}$$

但是，我们知道特征空间 H 的维数非常高甚至是无穷维的，直接显式地计算求解一组广义最佳鉴别矢量 $W_1,\cdots,W_d$ 是不可能的，因此必须对(4)、(5)式进行变换，使它只包含映射后样本的内积运算 $\langle\Phi(X_i),\Phi(Y_j)\rangle$，这样就可以利用支持向量机中的核方法进行有效的计算。

根据再生核理论[10]，任何一个解矢量 W 一定位于由特征空间 H 中所有训练样本 $\Phi(X_1),\cdots,\Phi(X_N)$ 张成的空间内：

$$W=\sum_{i=1}^{n}\alpha^i\Phi(X_i)=\Phi\alpha \tag{6}$$

其中 $\Phi=(\Phi(X_1),\cdots,\Phi(X_N))$

$$\alpha=(\alpha^1,\cdots,\alpha^N)^T\in R^N \tag{6A}$$

定义1 称(6A)式中的 α 为对应于特征空间 H 中广义最佳鉴别矢量 W 的广义最佳核鉴别矢量。

把特征空间 H 中的样本 $\Phi(X)$ 投影到 W 上：

$$W^T\Phi(X)=\alpha^T\Phi^T\Phi(X)=\alpha^T(\Phi(X_1)^T\Phi(X),\cdots,\Phi(X_N)^T\Phi(X))^T=\alpha^T(k(X_1,X),\cdots,k(X_N,X))^T=\alpha^T\xi_X \tag{7}$$

其中 $\xi_X=(k(X_1,X),\cdots,k(X_N,X))^T$ (7A)

定义2 对应于原始样本 $X\in R^n$，称(7A)式中的 ξ_X 为核样本矢量。设 $\xi_{X_1},\xi_{X_2},\cdots,\xi_{X_N}$ 为分别对应于原始训练样本 $X_1,X_2,\cdots,X_N$ 的 N 个核样本矢量，令 $K=(\xi_{X_1},\xi_{X_2},\cdots,\xi_{X_N})$，则称 K 为核矩阵。

由此定义，易知核矩阵 K 为 $N\times N$ 对称矩阵（N 为训练样本总数）。

把特征空间 H 中训练样本类均值矢量和总体均值矢量分别投影到 W 上：

$$W^Tm_i^\Phi=\alpha^T\Phi^T\frac{1}{N_i}\sum_{k=1}^{N_i}\Phi(X_k^i)=\alpha^T\mu_i \tag{8}$$

$$W^Tm_0^\Phi=\alpha^T\Phi^T\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\Phi(X_k)=\alpha^T\mu_0 \tag{9}$$

其中，$\mu_i=(\frac{1}{N_i}\sum_{k=1}^{N_i}\Phi(X_1)^T\Phi(X_k^i),\cdots,\frac{1}{N_i}\sum_{k=1}^{N_i}\Phi(X_N)^T\Phi(X_k^i))^T$ (10)

$$\mu_0=(\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\Phi(X_1)^T\Phi(X_k),\cdots,\frac{1}{N}\sum_{k=1}^{N}\Phi(X_N)^T\Phi(X_k))^T \tag{11}$$

则对于一组解矢量 $W_1,\cdots,W_d$，其中 $W_i=\sum_{k=1}^{N}\alpha_i^k\Phi(X_k)=\Phi\alpha_i,i=1,\cdots,d$，在此 $\Phi=(\Phi(X_1),\cdots,\Phi(X_N))$，$\alpha_i=(\alpha_i^1,\cdots,\alpha_i^N)^T\in R^N$，由(7～9)式我们有：

$$\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_b^\Phi W_i=\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_b\alpha_i \tag{12}$$

$$\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_w^\Phi W_i=\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_w\alpha_i \tag{13}$$

$$\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_t^\Phi W_i=\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_t\alpha_i \tag{14}$$

其中，$K_b=\sum_{i=1}^{C}\frac{N_i}{N}(\mu_i-\mu_0)(\mu_i-\mu_0)^T$ (15)

$$K_w=\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{C}\sum_{j=1}^{N_i}(\xi_{X_j}^i-\mu_i)(\xi_{X_j}^i-\mu_i)^T \tag{16}$$

维普资讯 http://www.cqvip.com

$$K_t=\frac{1}{N}\sum_{j=1}^{N}(\xi_{X_j}-\mu_0)(\xi_{X_j}-\mu_0)^T=K_b+K_w \tag{17}$$

易证明 K_b、K_w、K_t 均为 $N\times N$ 非负定对称矩阵(N 为训练样本总数)。特别值得注意的是在定义形式上它们非常类似于 S_b^φ,S_w^φ,S_t^φ。

由(12)、(14)式,高维特征空间 H 中广义 Fisher 鉴别准则函数(4)式等价于:

$$J(\tilde{W})=\frac{\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_b^\varphi W_i}{\sum_{i=1}^{d}W_i^TS_t^\varphi W_i}=\frac{\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_b\alpha_i}{\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_t\alpha_i}\xrightarrow{\text{记为}}J(\tilde{\alpha})$$

即为 $$J(\tilde{\alpha})=\frac{\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_b\alpha_i}{\sum_{i=1}^{d}\alpha_i^TK_t\alpha_i} \tag{18}$$

其中,$\tilde{\alpha}=(\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_d)$。

根据(6)式,高维特征空间 H 中正交约束条件(5)式等价于:

$W_i^TW_j=\alpha_i^T\Phi^T\Phi\alpha_j=\alpha_i^TK\alpha_j=0,\forall\ i\neq j,i,j=1,\cdots,d,K$ 为核矩阵 (19)

定义3 我们把 $\alpha_i^TK\alpha_j=0(i\neq j)$称为 α_i、α_j 关于矩阵 K 共轭正交。

定义4 称 $\alpha_1,\cdots,\alpha_d$ 关于矩阵 K 共轭正交,若其中任意的 α_i、$\alpha_j(i\neq j,i,j=1,\cdots,d)$关于矩阵 K 共轭正交。

由(18)、(19)式,特征空间 H 中广义最佳鉴别矢量集 $W_1,\cdots,W_d(W_i=\sum_{k=1}^{N}\alpha_i^t\Phi(X_k)=\Phi\alpha_i,i=1,\cdots,d$,其中 $\Phi=(\Phi(X_1),\cdots,\Phi(X_N)))$可由以下模型Ⅰ确定:

模型Ⅰ
$$\begin{cases}\max(J(\tilde{\alpha}))\\ \alpha_i^TK\alpha_j=0,\forall\ i\neq j,i,j=1,\cdots,d,K\text{ 为核矩阵}\\ \alpha_1,\cdots,\alpha_d\in R^N(N\text{ 为训练样本总数})\end{cases}$$

因此,模型Ⅰ即为基于核的广义 F-S 鉴别分析(*KGFSDA*)的模型。显然,模型Ⅰ的含义为:确定一组最大化准则函数(18)式且满足约束条件(19)式的广义最佳核鉴别矢量 $\alpha_1,\cdots,\alpha_d$。

2.2 关于 KGFSDA 模型的求解方法

现在问题的关键是如何确定模型Ⅰ的一组广义最佳核鉴别矢量 $\alpha_1,\cdots,\alpha_d$,为此,我们先给出一些结论,作为 KGFSDA 模型求解方法的理论基础。

按文[13]中定理4.2.3、定理4.2.5可以得到下面的定理1、定理2:

定理1 设 $K_t^{-1}(0)=\{\beta|K_t\beta=0\}$,$\overline{K_t^{-1}(0)}$为 $K_t^{-1}(0)$的正交补空间,$\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_k$ 为空间$\overline{K_t^{-1}(0)}$中的一组线性无关的列矢量,$P=(\beta_1,\beta_2,\beta_k)$,则矩阵 P^TK_tP 为正定矩阵。

定理2 设$\overline{K_t^{-1}(0)}=Span\{\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_r\}$,其中 $\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_r$ 为$\overline{K_t^{-1}(0)}$的一组标准正交基,设 $P=(\beta_1,\beta_2,\cdots,\beta_r)$,$\gamma_1,\gamma_2,\cdots,\gamma_l$ 为$\overline{K_t^{-1}(0)}$中关于矩阵 K 共轭正交的一组矢量,则$\overline{K_t^{-1}(0)}$中与 $\gamma_1,\gamma_2,\cdots,\gamma_l$ 关于矩阵 K 共轭正交的子空间可表示为:

$V=\{P\gamma|\gamma_i^TKP\gamma=0,i=1,2,\cdots,l\}$,且 $dimV=r-l$。

按文[4]中定理4可以得到下面的定理3:

定理3 设$K_t^{-1}(0)=\{\beta|K_t\beta=0\}$,$\overline{K_t^{-1}(0)}$为$K_t^{-1}(0)$的正交补空间,则第一个广义最佳核鉴别矢量可在空间$\overline{K_t^{-1}(0)}$中选取。

根据文[6]知,所有的广义最佳核鉴别矢量都可在空间$\overline{K_t^{-1}(0)}$中选取。

定理4[5] 设 $a>0,b>0,A$ 与 B 为非负定矩阵,$F(x)$定义如下:

$$F(x)=\frac{b+x^TBx/\|x\|^2}{a+x^TAx/\|x\|^2} \tag{20}$$

其中 x 为非零矢量。则在 $x\neq0$的条件下,$F(x)$存在最大值,$F(x)$的最大值等于矩阵$(aI+A)^{-1}(bI+B)$的最大特征值 λ_{max},对应于 λ_{max}的单位特征矢量即为使 $F(x)$达到最大值的点之一。

因此,综上可得广义最佳核鉴别矢量集 $\alpha_1,\cdots,\alpha_d$ 的求解方法,具体步骤如下:

(1)计算第一个广义最佳核鉴别矢量 α_1。

设$K_t^{-1}(0)=Span\{\beta_{r+1},\cdots,\beta_N\}$

$\overline{K_t^{-1}(0)}=Span\{\beta_1,\cdots,\beta_r\}$

其中 $\beta_1,\cdots,\beta_r,\beta_{r+1},\cdots,\beta_N$ 为单位正交矢量。

情形 i)若 K_t 非奇异,即 $N=r$

则 α_1为矩阵 $K_t^{-1}K_b$ 的最大特征值对应的单位特征矢量。

情形 ii)若 K_t 奇异,即 $N>r$

由定理3可知,我们可从$\overline{K_t^{-1}(0)}$中选取 α_1。

令$\forall\ \alpha\neq0,\alpha\in\overline{K_t^{-1}(0)}$,则 $\alpha=z_1\beta_1+\cdots+z_r\beta_r=PZ$

其中 $P=(\beta_1,\cdots,\beta_r),Z=(z_1,\cdots,z_r)^T$

$$\text{记 } J_1(\alpha_1)=\max_\alpha J_1(\alpha)=\max_\alpha\frac{\alpha^TK_b\alpha/\|\alpha\|^2}{\alpha^TK_t\alpha/\|\alpha\|^2}=\max_Z\frac{Z^TP^TK_bPZ}{Z^TP^TK_tPZ} \tag{21}$$

由定理1,P^TK_tP 是正定的,根据广义 Rayleigh 商的极值性[15],最大化(21)式的极值点 Z_1即为矩阵$(P^TK_tP)^{-1}(P^TK_bP)$的最大特征值对应的特征矢量,则第一个广义最佳核鉴别矢量 $\alpha_1=\frac{PZ_1}{\|PZ_1\|}$。

(2)设我们已求得前 $i-1$个广义最佳核鉴别矢量 $\alpha_1,\cdots,\alpha_{i-1}$,现计算第 i 个广义最佳核鉴别矢量 $\alpha_i(2\leqslant i\leqslant d)$。

由定理2,在$\overline{K_t^{-1}(0)}$中与 $\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_{i-1}$关于矩阵 K(K 为核矩阵)共轭正交的子空间可表示为:

$V_i=\{P\eta|\alpha_l^TKP\eta=0,l=1,2,\cdots,i-1\}$

所以,第 i 个广义最佳核鉴别矢量 $\alpha_i\in V_i$,而 $dimV_i=r-i+1$。

令 $V_i=Span\{\eta_1,\eta_2,\cdots,\eta_{r-i+1}\}$

因此,$\forall\ \alpha\neq0,\alpha\in V_i$,则

$\alpha=\tau_1\eta_1+\tau_2\eta_2+\cdots+\tau_{r-i+1}\eta_{r-i+1}=P_iZ^{(i)}$

其中 $P_i=(\eta_1,\eta_2,\cdots,\eta_{r-i+1}),Z^{(i)}=(\tau_1,\tau_2,\cdots,\tau_{r-i+1})^T$

在此 $P_i^TP_i$ 为单位矩阵。

$$\text{记 } J_i(\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_{i-1},\alpha_i)=\max_\alpha J_i(\alpha_1,\alpha_2,\cdots,\alpha_{i-1},\alpha)=\max_\alpha\frac{\sum_{j=1}^{i-1}\alpha_j^TK_b\alpha_j+\alpha^TK_b\alpha/\|\alpha\|^2}{\sum_{j=1}^{i-1}\alpha_j^TK_t\alpha_j+\alpha^TK_t\alpha/\|\alpha\|^2}=\max_{Z^{(i)}}\frac{b_i+Z^{(i)T}P_i^TK_bP_iZ^{(i)}/\|P_iZ^{(i)}\|^2}{a_i+Z^{(i)T}P_i^TK_tP_iZ^{(i)}/\|P_iZ^{(i)}\|^2}$$

$$=\max_{Z^{(i)}}\frac{b_i+Z^{(i)T}P_i^TK_bP_iZ^{(i)}/\|Z^{(i)}\|^2}{a_i+Z^{(i)T}P_i^TK_tP_iZ^{(i)}/\|Z^{(i)}\|^2}=\max_{Z^{(i)}}F(Z^{(i)}) \tag{22}$$

其中,$b_i=\sum_{j=1}^{i-1}\alpha_j^TK_b\alpha_j$,$a_i=\sum_{j=1}^{i-1}\alpha_j^TK_t\alpha_j$

显然 $a_i>0$,$b_i>0$,由定理4,设 $Z_0^{(i)}$为矩阵$(a_iI+P_i^TK_tP_i)^{-1}(b_iI+P_i^TK_bP_i)$的最大特征值对应的特征矢量,则 $Z_0^{(i)}$为 $F(Z^{(i)})$的最大值点。故

维普资讯 http://www.cqvip.com

$\alpha_i = P_i Z_0^{(i)} / \| P_i Z_0^{(i)} \|$

则 α_i 即为第 i 个广义最佳核鉴别矢量。

2.3 特征抽取

特征空间 H 中的广义最佳鉴别矢量集为 $\{W_1, W_2, \cdots, W_d\}$，对于任意一个映射后样本 $\Phi(X)$，则它的最佳鉴别特征为：

$$Z = (W_1, W_2, \cdots, W_d)^T \Phi(X) = (z_1, z_2, \cdots, z_d)^T \quad (23)$$

其中 $z_i = \alpha_i^T \xi_x (i = 1, \cdots, d)$，$\xi_x$ 为原始输入样本 X 的核样本矢量。

我们分析(23)式可知，由于在特征空间 H 中使用了广义 Fisher 鉴别准则函数，故 KGFSDA 保留了 GFSDA 能从整体上考虑经过广义最佳鉴别变换后样本的可分性的优点。更重要的是，KGFSDA 在高维特征空间 H 中抽取的线性最佳鉴别特征，实质为原始输入空间中非线性最佳鉴别特征，故我们完全可以认为 KGFSDA 方法能有效地抽取原始输入样本的非线性最佳鉴别特征。另外，当非线性映射 Φ 为恒等变换时，KGFSDA 就是文[5]中的 GFSDA 方法，也就是说，以往讨论的 GFSDA 方法只是本文方法的一个特例，KGFSDA 是对 GFSDA 的进一步拓展。

3 实验结果

ORL 标准人脸库由40人，每人10幅112×92图像组成，其中有些图像是拍摄于不同时期的；人的脸部表情和脸部细节有着不同程度的变化，比如，笑或不笑，眼睛或睁或闭，戴或不戴眼镜；人脸姿态也有相当程度的变化，深度旋转和平面旋转可达20°；人脸的尺度也有多达10%的变化。在此，我们共进行了两个实验，其中选用的核函数都是阶为2的多项式核函数即 $k(X,Y) = \langle \Phi(X), \Phi(Y) \rangle = (X^T Y)^2$。

图1 实验1所用的人脸图像

其中第一个实验的目的是为了比较已有的广义 F-S 线性鉴别分析[5,6]、Foley-Sammon 线性鉴别分析[4]和本文所提出的 KGFSDA 方法的识别性能。

鉴于文[6]中广义 F-S 线性鉴别分析适合于小样本情形，故本文从 ORL 标准人脸图像库中取出10个人的脸部图像(图1所示)、每个人有10幅做实验。实验时，取每人4幅图像作为训练样本，另6幅图像作为测试样本，为了便于比较已有的广义 F-S 线性鉴别分析[5,6]、Foley-Sammon 线性鉴别分析[4]和本文方法的性能，先用文[15]的方法将所有图像投影为112维矢量，然后分别用文[4～6]等方法和本文的 KGFSDA 抽取最佳鉴别特征集，并在各最佳鉴别特征空间构造最小距离分类器进行分类，表1给出了各种情况下实验结果。

表1 四种算法的性能比较

类别数	鉴别矢量数	训练样本数	错误识别数			
			文[4]的方法	文[5]的方法	文[6]的方法	KGFSDA
4	2	4	0	0	0	0
4	3	4	0	0	0	0
5	3	4	0	6	0	0
5	4	4	0	6	0	0
6	4	4	0	6	0	0
6	5	4	0	5	0	0
7	5	4	1	10	0	0
7	6	4	1	8	0	0
8	6	4	3	18	0	0
8	7	4	3	20	0	0
9	7	4	4	7	1	1
9	8	4	3	6	1	0
10	8	4	6	23	3	1
10	9	4	5	16	2	1

从表1可见，KGFSDA 方法所抽取的特征，在最小距离分类器下的误识数明显低于已有的广义 F-S 线性鉴别分析[5,6]和 Foley-Sammon 线性鉴别分析[4]。

第二个实验是对整个 ORL 标准人脸库进行实验，实验时，取每人5幅图像作为训练样本，另5幅作为测试样本，这样训练样本和测试样本总数分别为200、200。首先采用本文的 KGFSDA 方法计算得到特征空间 H 中39个广义最佳鉴别矢量，分别选取其中的20到39作为投影轴进行(23)式所示的原始输入样本非线性最佳鉴别特征抽取。然后，分别采用最小距离分类器(MD)、最近邻分类器(1NN)进行分类，错误识别数见表2。

表2 KGFSDA 在 ORL 标准人脸库上的错误识别数

分类器	鉴别矢量数																			
	20	21	22	23	24	25	26	27	28	29	30	31	32	33	34	35	36	37	38	39
MD	35	33	35	31	33	29	31	30	29	27	28	25	21	23	22	17	14	9	7	7
1NN	35	33	35	31	33	29	31	30	29	27	27	25	21	23	22	17	14	9	7	7

从表2可见，基于核的广义 F-S 鉴别分析(KGFSDA)是非常有效的，在最小距离分类器(MD)或最近邻分类器(1NN)下鉴别特征维数为38时其识别率达到96.5%。

结论 现实中原始样本的分布通常是高度复杂和非线性的，利用传统的广义 F-S 线性鉴别分析来解决分类问题，一般不能取得令人满意的结果。本文提出了一种非线性特征抽取方法—基于核的广义 Foley-Sammon 鉴别分析(KGFSDA)，首先建立 KGFSDA 的模型，然后从理论上给出 KGFSDA 模型的具体求解方法。KGFSDA 综合了广义 F-S 线性鉴别分析和核方法的优点，它不仅能够使得原始样本在广义最佳鉴别矢量集上的投影从整体上具有最佳的可分性，而且能够使得高度复杂和非线性的原始样本线性化和简单化。在 ORL 标准人脸库上的实验结果验证了本文所提方法的有效性。为提高识别性能，如何根据所给的问题选择相应的核函数 k，这将是我们今后着力研究的问题。

(下转第197页)

维普资讯 http://www.cqvip.com

该掩密算法处理的 GIF 图像。图10所示，将一幅120×90的JPEG 格式的图像文件嵌入图9所示的载体图像中，从原载体图像的可视攻击的效果图和嵌入信息后载体图像的可视攻击效果图的比较可知，可成功地抵抗此攻击。

4.2 χ^2攻击

采用前述 χ^2攻击方法，对一幅100×93的纯色背景图用该掩密算法嵌入一段文本信息，嵌入信息前后的 χ^2攻击效果比较如图11、12所示。

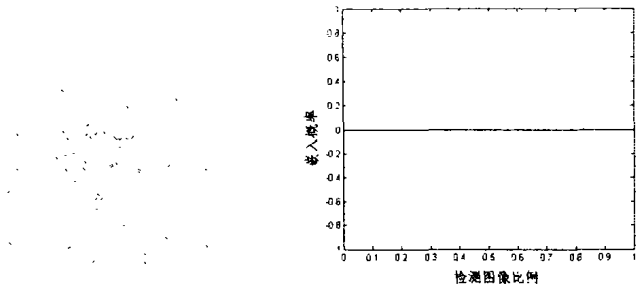

图11 嵌入文本信息前的纯色背景图及其 χ^2攻击

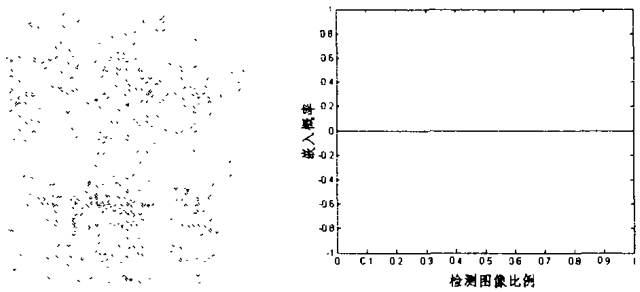

图12 嵌入文本信息后的纯色背景图及其 χ^2攻击

由上述结果显示，在嵌入秘密信息前后图像的 χ^2攻击结果相同，其检测的嵌入概率均为零，这足以说明用该掩密算法可有效地抗 χ^2攻击。

对大量 GIF 格式的图像做同样的测试，其结果显示：使用该掩密算法可有效地抗可视攻击和 χ^2攻击。

今后的研究方向 我们提出了上述抵御可视攻击和 χ^2攻击的掩密算法，进行了相应的安全性能测试，产生了非常好的效果。在该领域我们将深入地在以下几个方向进行研究与开发：

·设计大容量无失真(或失真较小)的掩密算法，改进现有掩密软件，使其含有嵌入信息长度信息；

·开发适用于在 JPEG 图像中嵌入信息、可抗可视攻击和各种统计攻击的掩密软件；

·开发频域掩密算法及相应的软件；

·针对现有掩密分析工具，设计更为隐秘的掩密技术。

参 考 文 献

1 Zollner J, Federrath H, Klimant H, et al. Modeling the Security of Steganographic Systems[M]. 1998, Springer-Verlag Berlin Heidelberg IH'98. 344～354

2 Katznbeisser S, Fabien A, Petitcolas P. Information Hiding Techniques for Steganography and Digital Watermarking[M]. Artech House. Boston London, 2000

3 Petitcolas F A P, Anderson R J, Kuhn M G. Information hiding—a survey[J]. Proceedings of IEEE, 1999, 87(7): 1062～1078

4 Westfeld A, Pfitzmann A. Attacks on Steganographic Systems. IHW'99, Dresden, Germany, Sept. 1999

5 王育民，刘建伟. 通信网的安全——理论与技术. 西安：西安电子科技大学出版社，1999

(上接第168页)

参 考 文 献

1 Wilks S S. Mathematical Statistics [M]. New York: Wiley, 1962

2 Belhumeur P N, Hespanha J P, Kriegam D J. Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition using class specific linear projection [J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, 1997, 19(7): 711～720

3 Foley D H, Sammon J W, Jr. An optimal set of discriminant vectors [J]. IEEE Transactions on Computers, 1975, 24(3): 281～289

4 Liu Ke, Cheng Yong-qing, Yang Jing-yu. An efficient algorithm for Foley-Sammon optimal set of discriminant vectors by algebraic method [J]. International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence, 1992, 6(5): 817～829

5 Liu Ke, Cheng Yong-qing, Yang Jing-yu. A generalized optimal set of discriminant vectors [J]. Pattern Recognition, 1992, 25(7): 731～739

6 郭跃飞，杨静宇. 求解广义最佳鉴别矢量集的一种迭代算法及人脸识别[J]. 计算机学报，2000, 23(11): 1189～1195

7 Vapnik V N. The Nature of statistical Learning Theory [M]. New York: Springer-Verlag, 1995

8 Baudat G, Anouar F. Generalized discriminant analysis using a kernel approach [J]. Neural Computation, 2000, 12(10): 2385～2404

9 Roth V, Steinhage V. Nonlinear discriminant analysis using kernel functions [A]. In: S. A. Solla, T. K. Leen, K.-R. Müller, eds. Advance in Neural Information Processing Systems 12 [C]. Cambridge, MA: MIT Press, 2000. 568～574

10 Mika S, Rätsch G, Weston J, et al. Fisher discriminant analysis with kernels [A]. In: Y.-H. Hu, J. Larsen, E. Wilson, eds. Neural Networks for Singal Processing IX [C]. Piscataway, NJ: IEEE, 1999. 41～48

11 Müller K-R, Mika S, Rätsch G, et al. An introduction to kernel-based learning algorithms [J]. IEEE Transactions on Neural Networks, 2001, 12(2): 181～201

12 甘俊英，张有为. 模式识别中广义核函数 Fisher 最佳鉴别[J]. 模式识别与人工智能，2002, 15(4): 429～433

13 吴小俊. 图像特征抽取与识别理论及其在人脸识别中的应用[D]. 南京：南京理工大学，2002

14 李士进. 人脸检测与识别方法研究：[博士学位论文][D]. 南京：南京理工大学，2000

15 程云鹏. 矩阵论[M]. 西安：西安工业大学出版社，1989

16 Liu Ke, Cheng Yong-qing, Yang Jing-yu. Algebraic feature extraction for image recognition based on an optimal discriminant criterion [J]. Pattern Recognition, 1993, 26(6): 903～911