

核化正交平衡类鉴别分析

成 希^{1,2}, 荆晓远¹, 姚永芳¹, 李 敏¹

(1. 南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210003;

2. 南京邮电大学 计算机学院, 江苏 南京 210003)

摘 要:现实生活中数据的分布往往是非线性且不平衡的,传统的线性鉴别方法已经很难提取有效的鉴别信息,于是文中将算法扩展到核空间,提出了基于欠采样技术的核化正交平衡类鉴别分析(KOCBD)的方法。该方法在非线性空间中使用核映射,令少样本类为特定类,在剩余样本中构建其近邻样本集,并重新进行平衡类划分,然后提取鉴别特征。为了得到更具鉴别力的特征,进一步去除特征间的冗余信息,文中为相关性大的类之间所获得的鉴别向量加上正交约束。在 Coil_20 和 USPS 数据库上的实验结果表明,KOCBD 方法能够有效地解决非线性空间的类不平衡问题,识别效果有一定程度的提高。

关键词:类不平衡;鉴别特征;核方法

中图分类号:O235

文献标识码:A

文章编号:1673-629X(2015)01-0133-04

doi:10.3969/j.issn.1673-629X.2015.01.030

Kernel Orthogonal Class-balanced Discriminant Analysis

CHENG Xi^{1,2}, JING Xiao-yuan¹, YAO Yong-fang¹, LI Min¹

(1. College of Automation, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China;

2. College of Computer, Nanjing University of Posts and Telecommunications, Nanjing 210003, China)

Abstract: In the real world, the distribution of the data is usually nonlinear and uneven. Under this circumstance, it is difficult to extract valid discriminant information by using those traditional discriminant approaches. To solve this problem, propose an approach named Kernel Orthogonal Class Balanced Discrimination (KOCBD). KOCBD maps the class-imbalanced sample set into kernel space. Then, for a specific class which has fewer samples, KOCBD establishes a nearest sample set in the remaining samples, and then redivides them into some even subsets. At last, KOCBD imposes orthogonal constraint on the extracted discriminant vectors among those high correlated classes to remove redundant information. The experimental results on the Coil_20 and USPS databases demonstrate that the KOCBD approach can effectively solve the class-imbalance problem in nonlinear subspace, and achieve better recognition performance.

Key words: class-imbalance learning; discriminant features; kernel methods

0 引言

特征提取是计算机视觉和图像处理中的一个概念,是模式识别研究问题的关键^[1-2]。在现实生活中,类不平衡是一类普遍性的问题,是现今学者们研究的重点。一些不平衡学习任务包括检测信用卡诈骗案件,罕见疾病的诊断和为相关的用户过滤新闻^[3]。从这些问题中可以看出,每个类别的样本个数往往是不平均的,甚至差距很大。面对这种样本分布不平衡的问题,传统的机器学习不考虑少数类的特殊信息,在处理类不平衡问题时往往会偏向多样本类,使得分类性能大大降低^[4]。目前,最主流的不平衡的分类方法可

以分为三类:重采样技术、单类别分类和代价敏感学习。其中,重采样技术被广泛应用。而重采样技术又分为两大类:欠采样和过采样。为了在欠采样时去除多样本类中“多余”、“边界”的样本,文献[5]中所提出的方法实现了基于聚类的欠采样。另一方面,为了进一步改进过采样的效果,在文献[6]中提出一种被称为 SMOTE 的方法,用来提高过采样的效果。

线性鉴别分析(Linear Discriminant Analysis, LDA)^[7-9]是一种经典的代数特征提取方法。但是,当原始数据非线性分布时,传统的线性特征提取方法,如 PCA 和 LDA 已难以有效地提取鉴别特征。于是,基于

收稿日期:2014-01-15

修回日期:2014-04-16

网络出版时间:2014-11-17

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61272273)

作者简介:成 希(1988-),女,研究生,研究方向为信息安全理论与技术;荆晓远,教授,博导,研究方向为模式识别、图像处理、机器学习。

网络出版地址: <http://www.cnki.net/kcms/detail/61.1450.TP.20141117.2202.003.html>

核的非线性特征提取方法应运而生,成为模式识别领域的研究热点之一。目前,核学习中一些经典的方法有核主成分分析(KPCA)^[10]、核鉴别分析(KDA)^[11]等。以要解决的类不平衡问题为例,将原本在二维空间中无法用线性函数区分的特定类与负类这两类线性不可分样本集投影到高维空间,这两个类就有可能线性可分了^[12]。然而,KDA得到的特征之间并不是正交的,为了得到更具鉴别力的特征,进一步去除特征间的冗余信息,文中提出了核化正交平衡类鉴别分析(KOCBD)方法,给得到的特征向量之间增加正交约束,得到一个正交的投影子空间,从而提高了识别的性能,用以解决在线性空间不可分的类不平衡问题。KOCBD方法先将原始样本集映射到核空间,再以特定类作为正类,剩余类作为负类,在负类中构造正类样本的近邻样本集并划分重平衡类,然后提取鉴别特征。为了强化鉴别能力,为鉴别向量加上正交约束。在Coil_20图像数据库^[13]和USPS手写体数据库^[14]上的实验结果表明,KOCBD方法能够有效解决非线性空间的类不平衡问题,识别效果有一定程度的提高。

1 核化正交平衡类鉴别分析

本章将详细介绍KOCBD方法:首先,将原始样本集映射到高维核空间;然后,在负类中寻找特定类样本的若干个近邻样本;接着,将近邻样本集划分成与特定类样本数相同的子集;最后,将划分好的重平衡类与特定类组成新样本集,用鉴别分析方法得到鉴别向量,对其加上正交约束,优化鉴别向量。

1.1 在核空间内构造负类中的近邻样本集

原始样本集为 $X = \{X_1, X_2, \dots, X_c\}$, $\varphi: R^d \rightarrow F$ 是一种非线性映射,通过 $\varphi: x_i \rightarrow \varphi(x_i)$ 映射到一个新的特征空间中,映射后的样本集表示为 $\psi = \{X_1^\varphi, X_2^\varphi, \dots, X_c^\varphi\}$ 。

在该方法中,采用高斯核函数:

$$k(x, y) = \exp(-\|x - y\|^2 / \sigma^2) \quad (1)$$

考虑到采用欠采样技术,按照一定的方式,从负类中抽取具有代表性的样本数据,去除那些冗余的,边界的样本。构造方法如下:

令 $X_i^\varphi = \{\varphi(x_{ij})\}_{j=1,2,\dots,n}$ 表示在核空间 F 中第 i 类,样本数为 n , $Y_i^\varphi = \{y_k^\varphi\}_{k=1,2,\dots,(c-1)n}$ 表示核映射后与正类对应的负类样本集,总大小为 $(c-1)n$,其中 c, n 分别表示样本集总的类别个数和某一类的样本个数。

计算任意两个样本 $\varphi(x_s)$ 与 $\varphi(x_i)$ 的欧氏距离:

$$d(\varphi(x_s), \varphi(x_i)) = \|\varphi(x_s) - \varphi(x_i)\| \quad (2)$$

这里 $\|\cdot\|$ 表示二范数算子, $\varphi(x_s) \in X_i^\varphi$ 。所以可以构造一个 n 行、 $(c-1)n$ 列的距离矩阵 G , 其中

$$G(s, t) = d(\varphi(x_s), \varphi(x_t))。$$

最后,对 G 的每一行中的数值按照从小到大的升序排列,从 $(c-1)n$ 个值中,取前 l 个最小值, l 与 n 具有 $l = n \times b$ ($b > 1$) 的数量关系,由此得到对应列的样本,这些样本构成正类在负类样本中的近邻样本集 $Y_i^{R^*}$ 。

1.2 划分核空间内的重平衡类

将正类在其对应负类中构造的近邻样本集 $Y_i^{R^*}$ 分为 b 组,近邻样本集 $Y_i^{R^*}$ 有 l 个样本,正类 X_i^φ 有 n 个样本,三个常量之间的对应数量关系为: $l = n \times b$ 。具体的分组策略为:首先,在近邻样本集 $Y_i^{R^*}$ 中,选择距离最远也就是最不相似的两个样本,分别记作 $\varphi(y_1^{iR})$ 、 $\varphi(y_2^{iR})$ 。任意选择其中一个样本,假设是 $\varphi(y_1^{iR})$,把它作为参考样本,其余样本按照与参考样本的距离度量值进行升序排列。于是,得到了一个有序的近邻样本集 $Y_i^{R^*}$:

$$Y_i^{R^*} = [\varphi(y_{z1}^{iR}), \varphi(y_{z2}^{iR}), \dots, \varphi(y_{zl}^{iR})] \quad (3)$$

然后将 $Y_i^{R^*}$ 的前 n 个样本划分为重平衡类样本集 $Y_{i1}^{R^*}$,紧接着的 n 个样本组成样本集 $Y_{i2}^{R^*}$,以此类推。最后,构成了 b 个与平衡类大小相同的重平衡类。

1.3 提取核空间内正交鉴别向量

按照上述方法在核空间内划分重平衡类所得到的训练样本有重叠现象存在,可认为它们之间存在一定的相关性,所以求得特征也同样具有一定的相关性^[15]。因此,首先要考察数据集之间的重叠率。对数据集 $Z_{ik}^\varphi = \{X_i^\varphi, Y_{ik}^{R^*}\}_{i=1,2,\dots,c, k=1,2,\dots,b}$ 定义的重叠率如下:

定义1:有两个样本集 $Z_{i,k_1}^\varphi, Z_{i,k_2}^\varphi$, 样本总数为 $2n$ 。

n_r 表示两个样本集中重复样本的数量,由此定义这两个样本的重叠率为 $R_{ol} = n_r / 2n$ 。

一般认为,两个样本集中的重叠样本数超过半数即被认定为高相关。所以,文中按照定义1,将重叠率 R_{ol} 设定为0.5。满足这个条件的两个样本集所求得特征向量需要进行去除相关性的处理。

构造新的类间散度矩阵 $S_b^{ik^*}$ 和总体散度矩阵 $S_t^{ik^*}$:

$$S_b^{ik^*} = \frac{1}{2}[(m_i^\varphi - \bar{m}_i^\varphi)(m_i^\varphi - \bar{m}_i^\varphi)^T + (m_{ik}^\varphi - \bar{m}_i^\varphi)(m_{ik}^\varphi - \bar{m}_i^\varphi)^T] \quad (4)$$

$$S_t^{ik^*} = \frac{1}{M}[\sum_{j=1}^n (\varphi(x_{ij}) - \bar{m}_i^\varphi)(\varphi(x_{ij}) - \bar{m}_i^\varphi)^T + \sum_{p=1}^n (\varphi(x_p) - \bar{m}_i^\varphi)(\varphi(x_p) - \bar{m}_i^\varphi)^T] \quad (5)$$

其中, m_i^φ 表示第 i 类的样本均值; m_{ik}^φ 表示第 i 类所对应的第 k 个重平衡类的样本均值; \bar{m}_i^φ 则表示新子集 Z_{ik}^φ 的样本均值; $\varphi(x_{ij})$ 表示第 i 类的第 j 个样本; $\varphi(x_p)$ 表示第 i 类对应的第 k 个重平衡类的第 p 个样

本, $M = 2n$ 。

由下式求得鉴别向量 α_{i_k} :

$$J(\alpha_{i_k}) = \arg \max_{\alpha} \frac{|\alpha_{i_k}^T S_b^{ik^*} \alpha_{i_k}|}{|\alpha_{i_k}^T S_t^{ik^*} \alpha_{i_k}|} \quad (6)$$

KOCBD 的第一个鉴别向量 α_{i_1} 是 $(S_t^{11^*})^{-1} S_b^{11^*}$ 的第一个非零特征值对应的特征向量。

假设 Z_{ik}^{φ} 与之前的 j 个子集有很大的相关性, i 为特定类的类标, k 为其平衡类的类标。即 $Z_1^{\varphi}, Z_2^{\varphi}, \dots, Z_j^{\varphi}$, 提取到的鉴别向量分别是 $\alpha_1', \alpha_2', \dots, \alpha_j'$, 最大化 Fisher 值来计算出 α_{i_k} , 同时使它满足下面的约束:

$$\alpha_{i_k}^T \alpha_1' = \alpha_{i_k}^T \alpha_2' = \dots = \alpha_{i_k}^T \alpha_j' = 0, \alpha_{i_k}^T \alpha_{i_k} = g \quad (7)$$

KOCBD 用下面的定理来计算最优鉴别向量:

定理 1: 第 i_k 个鉴别向量 $\alpha_{i_k} (i_k \geq 2)$ 是 $(S_t^{ik^*})^{-1} P_{i_k} S_b^{ik^*}$ 的非零特征值对应的特征向量。这里 $P_{i_k} = I - D_{i_k}^T (D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} D_{i_k}^T)^{-1} D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1}$, $D_{i_k} = [\alpha_1', \alpha_2', \dots, \alpha_{K_1}']^T$, $I = \text{diag}(1, 1, \dots, 1)$, K_1 是最终确定的相关性比较大的子集的个数, 且 $K_1 < (i_k - 1)$ 。

证明:

首先, 构造拉格朗日方程:

$$L(\varphi_{i_k}) = \alpha_{i_k}^T S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} - \lambda (\alpha_{i_k}^T S_t^{ik^*} \alpha_{i_k} - g) - \sum_{m=1}^{K_1} \mu_m \alpha_{i_k}^T \alpha_{j_m} \quad (8)$$

其中, λ 和 $\mu_m (m = 1, 2, \dots, K_1)$ 是拉格朗日乘子。

使 $L(\alpha_{i_k})$ 的偏导为 0:

$$\frac{\partial(L(\alpha_{i_k}))}{\partial(\alpha_{i_k})} = 0 \quad (9)$$

因此,

$$2S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} - 2\lambda S_t^{ik^*} \alpha_{i_k} - \sum_{m=1}^{K_1} \mu_m \alpha_{j_m} = 0 \quad (10)$$

用 $\alpha_{j_s}^T (S_t^{ik^*})^{-1} (s = 1, 2, \dots, K_1)$ 左乘上式, 得到 K_1 个等式:

$$2\alpha_{j_s}^T (S_t^{ik^*})^{-1} S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} - \sum_{m=1}^{K_1} \mu_m \alpha_{j_s}^T (S_t^{ik^*})^{-1} \alpha_{j_m} = 0 \quad (11)$$

$s = 1, 2, \dots, K_1$

使 $U_{i_k} = [\mu_1, \mu_2, \dots, \mu_{K_1}]^T$, $D_{i_k} = [\alpha_1', \alpha_2', \dots, \alpha_{K_1}']^T$,

上面的等式可以用矩阵的形式来表示:

$$D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} D_{i_k}^T U_{i_k} = 2D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} \quad (12)$$

得到:

$$U_{i_k} = 2(D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} D_{i_k}^T)^{-1} D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} \quad (13)$$

等式(10)可以写成:

$$2S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} - 2\lambda S_t^{ik^*} \alpha_{i_k} - D_{i_k}^T U_{i_k} = 0 \quad (14)$$

将(13)带入(14), 得到:

$$2S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} - 2\lambda S_t^{ik^*} \alpha_{i_k} - D_{i_k}^T [2(D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} D_{i_k}^T)^{-1} D_{i_k} (S_t^{ik^*})^{-1} S_b^{ik^*} \alpha_{i_k}] = 0 \quad (15)$$

因此, 得到 $P_{i_k} S_b^{ik^*} \alpha_{i_k} = \lambda S_t^{ik^*} \alpha_{i_k}$, 也就是说, α_{i_k} 是

$(S_t^{ik^*})^{-1} P_{i_k} S_b^{ik^*}$ 的非零特征值对应的特征向量。

证毕。

最后将满足正交约束的 b 个向量结合起来形成鉴别变换 $W_i^{\varphi} = [\alpha_{i_1}, \alpha_{i_2}, \dots, \alpha_{i_b}]$, 再将每个特定类得到的鉴别矩阵 $\{W_1^{\varphi}, W_2^{\varphi}, \dots, W_C^{\varphi}\}$ 结合形成整体投影矩阵 $W^{\varphi} = [W_1^{\varphi}, W_2^{\varphi}, \dots, W_C^{\varphi}]$ 。

下面给出 KOCBD 算法具体的计算流程:

(1) 对 $i = 1:C$, 映射到核空间后, 得到每个特定类 $X_i^{\varphi} = \{\varphi(x_{ij})\}_{j=1,2,\dots,n}$ 和其对应负类 $Y_i^{\varphi} = \{y_k^{i^*}\}_{k=1,2,\dots,(c-1)n}$ 。

(2) 用式(2)确定特定类的近邻样本集 $Y_i^{R^*}$ 。

(3) 用式(3)的策略来确定平衡类 $Y_{ik}^{R^*}$, 并构成新子集 $Z_{ik}^{\varphi} = \{Y_{ik}^{R^*}, X_i^{\varphi}\}_{k=1,2,\dots,b}$ 。

(4) 根据定义 1 来确定 K_1 个与 Z_{ik}^{φ} 相关性大的新子集。

(5) 对 Z_{ik}^{φ} 做 LDA 来获取鉴别向量 α_{i_k} , 同时要求: $\alpha_{i_k}^T \alpha_1' = \alpha_{i_k}^T \alpha_2' = \dots = \alpha_{i_k}^T \alpha_{K_1}' = 0$ 。

(6) 从 X_i^{φ} 得到鉴别向量集 $W_i^{\varphi} = [\alpha_{i_1}, \alpha_{i_2}, \dots, \alpha_{i_b}]$ 。

(7) 得到总体鉴别向量 $W^{\varphi} = [W_1^{\varphi}, W_2^{\varphi}, \dots, W_C^{\varphi}]$, 并得到变换后的特征 $X' = W^{\varphi T} \cdot X$ 。用 cosine 分类器对变换后的特征来分类。

2 实验

本章介绍 KOCBD 方法在 Coil_20 图像数据库和 USPS 手写体数据库上的实验结果, 并将 KOCBD 与传统的未考虑少样本类特殊信息的核鉴别分析(KDA)方法, 考虑了样本近邻信息而没有考虑特定类信息的 LFDA^[16-17] 以及考虑了特定类信息却没有考虑类不平衡问题的 CSKDA 做比较, 所有方法均采用余弦距离的最近邻分类器来做分类识别。

2.1 数据库介绍

Coil_20 (Columbia Object Image Library) 数据库由哥伦比亚大学组织收集并制作。该数据库中一共有 20 个不同的物体, 共有 72 张, 样本总数为 1 440。将数据库里的每一张图像都调整为 32×32 维大小以便实验的进行。

USPS 是美国邮政服务手写数字识别库, 共有 9 298 个样本, 每个样本为 16×16 维, 图像收集了手写的邮政编码上的数字 0 到 9。

2.2 实验结果与分析

在 Coil_20 图像库的实验中, 每类中随机选取 12 个样本为训练样本, 剩余的 60 个样本为测试样本。在 USPS 手写体数据库中, 为了简化计算, 在每类中任意选取 200 个样本构成原数据库的一个子库, 在这个子

库上进行实验。实验中,从每类中随机挑选 60 个样本做训练,剩下的作为测试样本。每个实验算法都随机完成 20 次运算。

图 1 和图 2 分别给出了所有方法在 Coil_20 和 USPS 两个数据库上随机 20 次的识别率波动图。表 1 给出了相应的平均识别率。从表 1 可以看出,在 Coil_20 数据库上,KOCBD 的平均识别率比 KDA 高 3.70% (94.21% - 90.51%),比 LFDA 高 2.58% (94.21% - 91.63%),比 CSKDA 高 1.86% (94.21% - 92.35%)。在 USPS 手写体数据库上,与核鉴别分析 KDA 方法相比,所提出的 KOCBD 方法优势明显,相较于考虑了样本近邻信息的 LFDA,KOCBD 的平均识别率高 2.39% (86.84% - 84.45%),KOCBD 的平均识别率比未考虑类不平衡影响的 CSKDA 高 1.33% (86.84% - 85.51%)。

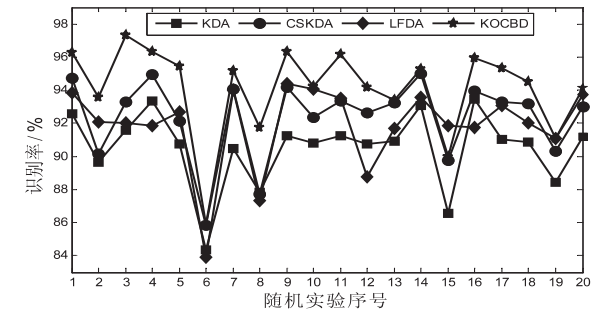


图 1 所有方法在 Coil_20 数据库随机 20 次的识别率

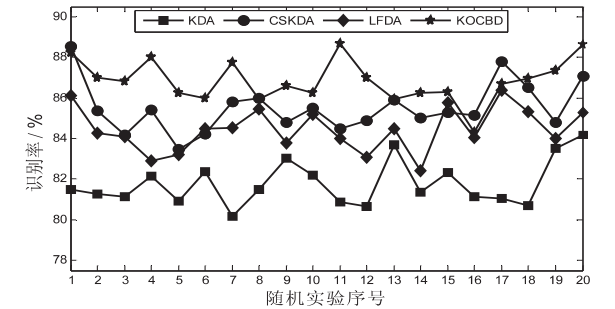


图 2 所有方法在 USPS 数据库随机 20 次的识别率

表 1 所有方法的平均识别率

| 方法 | 平均识别率/% | |
|-------|-----------|--------|
| | Coil_20 库 | USPS 库 |
| KDA | 90.51 | 81.78 |
| CSKDA | 92.35 | 85.51 |
| LFDA | 91.63 | 84.45 |
| KOCBD | 94.21 | 86.84 |

3 结束语

文中提出了一种新方法来解决线性空间不可分的类不平衡问题,从非线性空间的不平衡数据中获取更有效的鉴别特征,称为核化正交平衡类鉴别分析(KOCBD)的方法。基于 Coil_20 和 USPS 数据库上的实验结果表明,文中提出的 KOCBD 方法能够有效解

决输入样本非线性分布的类不平衡问题,识别率有了一定程度的提高,验证了本算法的有效性。

参考文献:

[1] 刘宗礼,曹 洁,郝元宏.一种新的特征提取方法及其在模式识别中的应用[J]. 计算机应用,2009,29(4):1032-1035.

[2] 曾庆鹏,吴水秀,王明文.模式识别中的特征提取研究[J]. 微计算机信息,2008,24(1):220-221.

[3] Nguyen H M,Cooper E W,Kamei K. Comparative study on sampling techniques for handling class imbalance in streaming data[C]//Proc of soft computing and intelligent systems. [s. l.]:[s. n.],2012:1762-1767.

[4] 黄秀丽,王 蔚.SVM 在非平衡数据集中的应用[J]. 计算机技术与发展,2009,19(6):190-193.

[5] Yen S, Lee Y. Cluster-based under-sampling approaches for imbalanced data distributions[J]. Expert Systems with Applications,2009,36(3):5718-5727.

[6] Chawla N V,Bowyer K W,Hall L O,et al. SMOTE:synthetic minority over-sampling technique[J]. Journal of Artificial Intelligence Research,2002,16:321-357.

[7] 黄国宏,刘 刚.一种新的基于 DCT 变换的线性判别分析[J]. 计算机技术与发展,2008,18(6):97-100.

[8] Liu Xuying, Wu Jianxin, Zhou Zhihua. Exploratory under-sampling for class-imbalance learning[C]//Proc of IEEE international conference on data mining. Hong Kong: IEEE, 2006:965-969.

[9] Ertekin S,Huang Jian,Bottou L,et al. Learning on the border: active learning in imbalanced data classification[C]//Proc of ACM conference on information and knowledge management. Lisbon: ACM,2007:127-136.

[10] 王和勇,姚正安,李 磊.基于聚类的核主成分分析在特征提取中的应用[J]. 计算机科学,2005,32(4):64-66.

[11] 高湘萍,许 丹,吴小培.基于核 Fisher 判别分析的意识任务识别新方法[J]. 计算机技术与发展,2006,16(9):82-84.

[12] 卞露莎.核鉴别分析方法研究[D].南京:南京邮电大学,2011.

[13] Nene S A,Nayar S K,Murase H. Columbia object image library (COIL-20) [R]. New York:Columbia University,1996.

[14] Lee K C, Ho J, Yang M H, et al. Visualtracking and recognition using probabilistic appearance manifolds[J]. Computer Vision and Image Understanding,2005,99(3):303-331.

[15] Fu Yun, Yan Shuicheng, Huang T S. Correlation metric for generalized feature extraction[J]. IEEE Trans on Pattern Analysis and Machine Intelligence,2008,30(12):2229-2235.

[16] Yang J, Yang J Y, Zhang D. What's wrong with Fisher criterion? [J]. Pattern Recognition,2002,35(11):2665-2668.

[17] 张建新,欧宗瑛,魏小鹏,等.局部线性判别分析及其在掌纹识别中的应用[J]. 光电子·激光,2010,21(12):1860-1864.

作者：[成希](#)，[荆晓远](#)，[姚永芳](#)，[李敏](#)，[CHENG Xi](#)，[JING Xiao-yuan](#)，[YAO Yong-fang](#)，[LI Min](#)

作者单位：[成希,CHENG Xi\(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京 210003; 南京邮电大学 计算机学](#)
[院, 江苏 南京 210003\)](#)，[荆晓远,姚永芳,李敏,JING Xiao-yuan,YAO Yong-fang,LI](#)
[Min\(南京邮电大学 自动化学院, 江苏 南京, 210003\)](#)

刊名：[计算机技术与发展](#)[ISTIC](#)

英文刊名：[Computer Technology and Development](#)

年，卷(期)：2015(1)

引用本文格式：[成希](#).[荆晓远](#).[姚永芳](#).[李敏](#).[CHENG Xi](#).[JING Xiao-yuan](#).[YAO Yong-fang](#).[LI Min](#) [核化正交平衡类鉴别分析](#)[期刊论文]-[计算机技术与发展](#) 2015(1)