

文章编号:1671-6833(2011)04-0052-04

## KECCA 方法及其在水下回波分类中的应用

刘志勇<sup>1,2</sup>, 夏毅敏<sup>1</sup>, 杨 勃<sup>1</sup>

(1. 中南大学 机电工程学院, 湖南 长沙 410083; 2. 桂林航天工业高等专科学校, 广西 桂林 541004)

**摘 要:** 针对增强典型相关方法不能提取对象的非线性特征的问题, 在增强典型相关方法基础上, 提出了核增强典型相关方法. 该方法主要用于非线性相关关系分析, 能够提取出类内非线性相关度最大且类间非线性相关度最小的多特征融合信息. 最后, 将基于核增强典型相关的多特征融合方法应用到水下回波分类领域. 4种水下底质回波分类实验表明, 与两种单特征相比, 采用核增强典型相关多特征融合方法, 平均分类正确率提高了3%, 验证了基于核增强典型相关的多特征非线性融合的有效性.

**关键词:** 特征级融合; 核增强典型相关方法; 水下回波分类

**中图分类号:** TP391.4

**文献标识码:** A

### 0 引言

信息融合理论与技术是当前信息技术研究的一个热点领域. 在模式识别领域, 研究者有一个广泛的共识, 即: 单个特征无法全面描述对象特性, 而采用多特征融合方法能很好地解决该问题. 为此, 许多研究者尝试对多特征融合方法进行研究.

随着多特征融合方法研究的不断深入, 目前已出现多种有代表性的多特征融合方法, 如串行融合方法<sup>[1]</sup>, 并行融合方法<sup>[2-5]</sup>和矩阵融合方法<sup>[6]</sup>. 其中, 串行融合方法是将多个单特征空间中的样本向量首尾相接形成一个融合特征空间. 由于串行融合特征空间的维数较高, 等于参与融合的多特征维数之和, 因此计算复杂度较高. 为解决该问题, 有研究者从特征相关性最大化的角度出发, 提出了基于CCA的多特征融合方法<sup>[7-8]</sup>. 然而, 文献[9]指出, 基于非监督的CCA的多特征融合方法在多个人脸数据库上的识别实验效果并不理想. 为此, 该研究者还提出了引入监督信息的ECCA多特征融合方法以改善融合特征识别效果.

然而, CCA方法和ECCA方法均是多特征线性融合方法, 对于表现出高度非线性相关性的多特征并不适用. 为此, 笔者在ECCA基础上, 研究

了描述非线性相关性的KECCA方法, 并将其应用到水下底质回波分类问题中. 研究结果表明, KECCA多特征融合方法能够有效地提取出多特征的非线性相关特征, 从而进一步提高了水下底质回波分类正确率.

### 1 CCA与ECCA方法

设有两个随机矢量样本集  $\{x_i | x_i \in R^t, 1 \leq i \leq n\}$ ,  $\{y_i | y_i \in R^t, 1 \leq i \leq n\}$ , 为分析它们之间线性相关关系, 可对这两个随机矢量样本集进行如下CCA分析:

$$\begin{cases} \max & \alpha^T XY^T \beta \\ \text{s. t.} & \alpha^T XX^T \alpha = 1, \beta^T YY^T \beta = 1 \end{cases} \quad (1)$$

通过优化式(1), 可得到相关度最大的低维变换样本. 需要指出的是, CCA是一种无监督方法. 在面向分类的任务中, CCA无法利用类别信息寻找到既最大相关又利于分类的低维投影. 因此, 有研究者<sup>[9]</sup>将类别信息引入到CCA中, 提出了有监督的ECCA. 通过ECCA分析, 我们可以找到类内相关度最大且类间相关度最小的低维投影.

设有两个c类别随机矢量样本集  $\{x'_i | x'_i \in R^t, 1 \leq i \leq c\}$ ,  $\{y'_i | y'_i \in R^t, 1 \leq i \leq c\}$ . 其中, 第j个类中有  $n_j$

收稿日期: 2011-01-06; 修订日期: 2011-03-19

基金项目: 国家自然科学基金资助项目(50875265); 中国博士后科学基金资助项目(20080440992); 湖南省科技支撑计划(2009SK3159).

作者简介: 刘志勇(1969-), 男, 湖南武冈人, 中南大学副教授, 主要研究领域为深海探测与采矿装备技术, 水下底质识别理论与技术.

个样本,样本总数为  $n = \sum_{j=1}^c n_j$ . ECCA 将类别信息引入式(1)中的优化目标式中:

$$\begin{cases} \max & \alpha^T (C_{W_{XY}} - C_{B_{XY}}) \beta \\ \text{s. t.} & \alpha^T X X^T \alpha = 1, \beta^T Y Y^T \beta = 1 \end{cases} \quad (2)$$

式中:  $C_{W_{XY}} = \sum_{i=1}^c m_i m_i^T$ ,  $C_{B_{XY}} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1, j \neq i}^c m_i m_j^T$ , 分别为两随机矢量样本集的内类相关矩阵和类间相关矩阵. 进一步假设这两个样本集均已做零均值化处理, 则易知  $C_{W_{XY}} + C_{B_{XY}} = \sum_{i=1}^c \sum_{j=1}^c m_i m_j^T = 0$ . 因此, 优化式(2)可改写为

$$\begin{cases} \max & \alpha^T C_{W_{XY}} \beta \\ \text{s. t.} & \alpha^T X X^T \alpha = 1, \beta^T Y Y^T \beta = 1 \end{cases} \quad (3)$$

最终由拉格朗日优化, 该优化问题等价于如下特征值分解问题

$$\begin{cases} (X X^T)^{-1} C_{W_{XY}} (Y Y^T)^{-1} C_{W_{YX}} \alpha = \lambda \alpha \\ (Y Y^T)^{-1} C_{W_{YX}} (X X^T)^{-1} C_{W_{XY}} \beta = \lambda \beta \end{cases} \quad (4)$$

## 2 KECCA 方法

在实际应用中, 笔者发现回波多特征样本之间往往存在非线性相关性. 此时, 线性相关性最大化的 ECCA 方法不再适用, 因此, 需要拓展 ECCA 方法以寻求非线性相关性最大化. 近年来, 基于核的非线性分析方法得到了广泛的理论研究和实际应用. 在这里将 ECCA 方法推广到核空间中, 得到其核版本 KECCA.

通过非线性映射  $\phi_X$ , 映射  $\phi_Y$ , 原始空间中的样本集  $\{x_i\}_{1 \leq i \leq n}$ ,  $\{y_i\}_{1 \leq i \leq n}$  被映射为高维空间中的  $\{\phi(x_i)\}_{1 \leq i \leq n}$ ,  $\{\phi(y_i)\}_{1 \leq i \leq n}$ . 在这个高维空间中, 样本呈现线性特质. 一般情况下  $\{\phi(x_i)\}$ ,  $\{\phi(y_i)\}$  均值并不为 0, 因此通过非线性映射  $\phi_X, \phi_Y$  在高维空间中的 ECCA 优化式可写为:

$$\begin{cases} \max & \alpha^T \sum_{i=1}^c (m_{\phi_X}^i - m_{\phi_X}) (m_{\phi_Y}^i - m_{\phi_Y})^T \beta \\ \text{s. t.} & \alpha^T (\phi(X) - m_{\phi_X} e^T) (\phi(X)^T - e m_{\phi_X}^T) \alpha = 1 \\ & \beta^T (\phi(Y) - m_{\phi_Y} e^T) (\phi(Y)^T - e m_{\phi_Y}^T) \beta = 1 \end{cases} \quad (5)$$

式中:  $m_{\phi_X}^i, m_{\phi_X}$  分别为第  $i$  个类样本均值和所有样本的样本均值;  $e$  为元素均等于 1 的  $n$  维列向量;  $\phi(X)$  为高维样本矩阵.

在核方法中, 非线性映射  $\phi$  并不明确定义, 而是通过内积核函数  $k(a, b) = \phi(a)^T \phi(b)$  间接描述. 此时, 由所有样本  $\{x_i\}_{1 \leq i \leq n}$ ,  $\{y_i\}_{1 \leq i \leq n}$  可得到

反映样本在核空间内积关系的核矩阵  $K_X = (\phi(x_i)^T \phi(x_j))^{n \times n}$ ,  $K_Y = (\phi(y_i)^T \phi(y_j))^{n \times n}$ .

投影向量  $\alpha, \beta$  必分别存在于样本集  $\{\phi(x_i)\}$  和  $\{\phi(y_i)\}$  线性张成的子空间中, 因此有:

$$\alpha = \phi(X) u, \beta = \phi(Y) v \quad (6)$$

同时考虑到:

$$m_{\phi_X}^i = \phi(X) e_i, m_{\phi_X} = \frac{1}{n} \phi(X) e \quad (7)$$

其中:

$$e_i = \frac{1}{n_i} (0 \cdots 0 \underbrace{1 \cdots 1}_{\sum_{j=1}^{n_j} n_j} 0 \cdots 0)^T.$$

因此, 式(5)可重写为:

$$\begin{cases} \max & u^T K_X \sum_{i=1}^c (e_i - \frac{1}{n} e) (e_i - \frac{1}{n} e)^T K_Y v \\ \text{s. t.} & u^T K_X (I - \frac{1}{n} e e^T) (I - \frac{1}{n} e e^T) K_X u = 1 \\ & v^T K_Y (I - \frac{1}{n} e e^T) (I - \frac{1}{n} e e^T) K_Y v = 1 \end{cases} \quad (8)$$

$$\text{令 } K_X' = K_X (I - \frac{1}{n} e e^T), K_Y' = K_Y (I - \frac{1}{n} e e^T), \text{ 类似于式(4), 该优化式的最优解为:}$$

$$\begin{cases} (K_X' K_X')^{-1} K_X \sum_{i=1}^c (e_i - \frac{1}{n} e) (e_i - \frac{1}{n} e)^T \\ K_Y (K_Y' K_Y')^{-1} K_Y \sum_{i=1}^c (e_i - \frac{1}{n} e) \\ (e_i - \frac{1}{n} e)^T K_X u = \lambda u \\ (K_Y' K_Y')^{-1} K_Y \sum_{i=1}^c (e_i - \frac{1}{n} e) (e_i - \frac{1}{n} e)^T \\ K_X (K_X' K_X')^{-1} K_X \sum_{i=1}^c (e_i - \frac{1}{n} e) \\ (e_i - \frac{1}{n} e)^T K_Y v = \lambda v \end{cases} \quad (9)$$

式中: 单位矩阵  $I \in R^{n \times n}$ .

在高维核空间中, 样本往往分布在一个低维流形子空间中. 因此, 样本集对应的核矩阵  $K_X, K_Y$  并不满秩, 逆矩阵  $(K_X' K_X')^{-1}, (K_Y' K_Y')^{-1}$  不存在, 导致式(9)不可解.

对此, 我们通过对式(8)中的约束引入正则化项来解决该问题. 引入正则化项的约束如下所示:

$$\begin{cases} u^T (K_X' K_X' + d_X I) u = 1 \\ v^T (K_Y' K_Y' + d_Y I) v = 1 \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $d_X, d_Y$  为正则化系数.

3 应用 KECCA 方法实现多特征融合下底质回波分类

将 KECCA 方法应用于水下底质回波分类.待分类的底质材料分别为玄武岩、火山角砾岩、钴结壳和泥岩 4 种.在实验室环境下,我们通过中心频率为 500 kHz 的窄带超声探测装置(图 1 所示)采集 500 维回波信号每种底质材料各 120 个.



图 1 窄带超声探测装置  
Fig.1 Narrowband echo exploration system

对采集到的回波信号,首先进行能量归一化,然后我们分别提取能量归一化回波的两种小波域特征:模极大值特征<sup>[10]</sup>和尾波特征<sup>[11]</sup>.

在前期实验中发现,应用于水下沉积物回波分类效果较好的上述 2 种小波域特征,针对本实验涉及的 4 种岩石类底质材料的线性分类效果均明显变差.究其原因主要有两个:一是岩石类底质表面起伏大,回波样本表现出较强的非线性可分性;二是单个特征无法充分描述岩石类底质性质.因此,在这里我们研究对这两种小波域特征

通过 KECCA 方法进行非线性多特征融合,提取出两类特征中类内相关度最大且类间相关度最小的低维融合特征,然后用支持向量机实现分类,以提高岩石类底质回波分类效果.底质回波分类系统框架如图 2 所示.

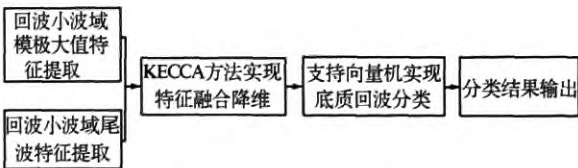


图 2 基于 KECCA 多特征融合的底质回波分类系统框图  
Fig.2 Echo classification system diagram based on KECCA

在实验中,使用高斯核函数 $(k(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\|^2 / 2\sigma^2))$ 实现 KECCA 多特征融合.高斯核参数  $\sigma$  由文献[12]提出的方差最大化准则优选得到.最终,模极大值特征的  $\sigma$  取为 0.04,尾波特征的核参数  $\sigma$  取为 0.12.两种特征的正则化参数均取  $d_x = d_y = 0.000\ 001$ .两种小波域特征通过 KECCA 方法均降至 4 维,最终得到串接成 8 维的回波融合特征.然后我们采用线性核支持向量机对 8 维融合特征样本进行了分类实验.作为比较,我们同时对上述两种单特征分别采用高斯核支持向量机和线性核支持向量机进行了分类实验,其高斯核参数取值同上.在分类实验中,我们使用五重交叉验证方法以确定平均分类正确率.实验结果如表 1 所示.

表 1 水下底质回波分类实验的平均测试正确率  
Tab.1 Average test accuracy in echo classification experiment %

采用的底质回波分类方法	底质类型			
	玄武岩	火山角砾岩	钴结壳	泥岩
模极大值特征 + 线性核支持向量机	87.42	67.25	64.93	90.37
尾波特征 + 线性核支持向量机	82.07	70.30	65.28	90.45
模极大值特征 + 高斯核支持向量机	90.87	82.23	80.73	95.15
尾波特征 + 高斯核支持向量机	88.64	82.79	82.52	96.63
基于 KECCA 多特征融合方法	94.01	86.33	85.17	96.78

由表 1 中的实验结果可以看出,对岩石类底质采用两种单特征其线性分类效果并不理想,火山角砾岩与钴结壳正确识别率很低.而采用非线性分类技术,两种单特征下的分类效果得到了一定程度的改善.进一步采用基于 KECCA 多特征融合方法将两种单特征进行非线性融合,则取得了最优的岩石类底质回波分类效果,平均分类正确率达到了 90.57%,比之单特征提高了 3%.实

验结果验证了作者提出的基于 KECCA 多特征融合方法的有效性.

4 结论

多特征融合方法能够更为全面的描述对象的特性,因此能够进一步提高识别分类正确率.笔者提出了 ECCA 的非线性版本:KCCA 方法.同时,针对 KCCA 中核矩阵不满秩问题,给出了相应的

解决方法.最后,对基于 KECCA 的多特征融合方法进行了实验研究,将其应用到水下底质回波分类问题.实验结果表明,采用基于 KECCA 的多特征融合方法能够进一步提高分类效果.

#### 参考文献:

- [1] CHENG J, HARRY W. A shape-and texture-based enhanced Fisher classifier for face recognition[J]. IEEE Trans Image processing, 2001, 10(4): 598 - 608.
- [2] 杨健,杨静宇,王正群.一种组合特征抽取的新方法[J]. 计算机学报, 2002, 25(6): 570 - 575.
- [3] YANG Jian, YANG Jin-yu. Generalized K-L transform based combined feature extraction[J]. Pattern Recognition, 2002, 35(1): 295 - 297.
- [4] YANG Jian, YANG Jin-yu. Feature fusion: parallel strategy vs. serial strategy[J]. Pattern Recognition, 2003, 36(6): 1369 - 1381.
- [5] 杨健,杨静宇,高建贞.基于并行特征组合与广义 K-L 变换的字符识别[J]. 软件学报, 2003, 14(3): 490 - 495.
- [6] 何同辉,甘俊英,李春芝.人脸与虹膜特征层融合模型的研究[J]. 电子学报, 2007, 35(7): 1365 - 1371.
- [7] 孙权森,曾生根,王平安.典型相关分析及其在特征融合中的应用[J]. 计算机学报, 2005, 28(9): 1524 - 1533.
- [8] SUN Quan-seng. Face recognition based on generalized canonical correlation analysis[C]. Proceedings of International Conference on Intelligent Computing, 2005: 958 - 967.
- [9] 赵松,张志坚,张培仁.增强的典型相关分析及其在人脸识别特征融合中的应用[J]. 计算机辅助设计与图形学学报, 2009, 21(3): 394 - 399.
- [10] 赵建平,黄建国,谢一清.用小波变换进行水下回波边缘特征提取与分类识别[J]. 声学学报, 1998, 23(1): 31 - 38.
- [11] 卜英勇,张超,聂双双.基于离散小波变换的水下回波信号尾波包络特征提取[J]. 郑州大学学报:工学版, 2007, 28(4): 80 - 83.
- [12] YANG Bo, Bu Ying-yong. A novel kernel parameter choosing method[C]. The Third International Symposium on Intelligent Information Technology Application, 2009(3): 83 - 86.

## KECCA Method and Its Application in Underwater Echoes Classification

LIU Zhi-yong<sup>1,2</sup>, XIA Yi-min<sup>1</sup>, YANG Bo<sup>1</sup>

(1. School of Mechanical and Electrical Engineering, South Central University, Changsha 410083, China; 2. Guilin College of Aerospace Technology, Guilin 5410043, China)

**Abstract:** Enhanced canonical correlation analysis (ECCA) cannot abstract objects' nonlinear features. A kernel enhanced canonical correlation analysis (KECCA) is proposed based on ECCA. KECCA is mainly used to analyze the nonlinear relationship of two multiple dimensional datasets, and using it the fusion information of the most within-class nonlinear relation and the least between-class nonlinear relation can be abstracted. Finally, the fusion model based on KECCA is used on underwater echo classification and the experimental results on four kinds of underwater materials show that the proposed multiple features fusion method based on KECCA improved the classification performance by 3% in contrast with single feature method.

**Key words:** feature level fusion; KECCA; underwater echo classification