

# 基于相关向量机的惯性约束聚变实验靶识别技术研究

吴慧兰 刘国栋 浦昭邦

(哈尔滨工业大学电气工程学院, 黑龙江 哈尔滨 150001)

**摘要** 针对支持向量机(Support Vector Machine, SVM)在惯性约束聚变(Inertial Confinement Fusion, ICF)实验靶识别中稀疏性不够高而导致决策速度慢的问题,提出利用相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)进行 ICF 实验靶识别。设计了基于二叉树的 RVM 多类分类器,在二叉树的构建过程中同时考虑了类距离与类分布范围两种因素的影响,获得了更为合理的二叉树层次结构。实验证明,RVM 与 SVM 相比识别率不相上下,但由于有更好的稀疏性使 RVM 的决策时间远比 SVM 短。该算法与传统的多类分类方法‘一对一’、‘一对多’、‘有向无环图’及‘基于类距离二叉树’相比,混合识别率更高。

**关键词** 激光聚变; 相关向量机; 二叉树; 多类分类; 支持向量机; 靶识别

中图分类号 TP391 文献标识码 A doi: 10.3788/AOS20092907.1888

## Study On Inertial Confinement Fusion Experiment Target Recognition Technology Based On Relevance Vector Machine

Wu Huilan Liu Guodong Pu Zhaobang

(School of Electrical Engineering and Automation, Harbin Institute of Technology, Harbin, Heilongjiang 150001, China)

**Abstract** In order to solve the problem of the slow decision speed of the Support Vector Machine (SVM) due to not sparse enough in the application of Inertial Confinement Fusion (ICF) experimental targets recognition, Relevance Vector Machine (RVM) is proposed to recognize the ICF experimental targets. A multi-classification RVM based on the binary tree is designed. For getting a more reasonable binary tree structure, both the class distance and class distribution are considered in the construction of multi-classification RVM. Experiments show that the comparable classification accuracy of RVM and SVM is all square, as well as much faster decision speed due to higher sparsity. This multi-class recognition algorithm exhibits superiority in mixed classification accuracy comparing to the traditional methods such as ‘One Against One’, ‘One Against Rest’, ‘Directed Acyclic Graph’ and ‘Binary Tree Based On Class Distance’.

**Key words** laser fusion; relevance vector machine; binary tree; multi class classification; support vector machine; target recognition

### 1 引 言

在惯性约束聚变<sup>[1]</sup> (Inertial Confinement Fusion, ICF)实验中,不同类型的实验靶定位标志不同,打靶过程中,要依据其类型检测定位标志,因

此完成自动打靶的第一步是对实验靶的准确识别。合理地选择学习机,完成实验靶的在线快速识别可以提高整个系统的工作效率。在现有的分类识别算法中,以基于结构风险最小化的支持向量机<sup>[2]</sup>

收稿日期: 2008-09-26; 收到修改稿日期: 2008-11-20

基金项目: 中国博士后基金(20060400820)资助课题。

作者简介: 吴慧兰(1982—),女,博士研究生,主要从事视觉检测,模式识别方面的研究。E-mail: whl3003@163.com

导师简介: 浦昭邦(1940—),男,教授,博士生导师,主要从事光电测量,精密仪器测量方面的研究。

(Support Vector Machine, SVM)算法应用最为广泛<sup>[3~5]</sup>,但 SVM 支持向量的数量随着训练样本的增多迅速增大的缺点制约了其在线检测的效率。

为了克服该缺点,本文提出利用相关向量机(Relevance Vector Machine, RVM)<sup>[6,7]</sup>进行 ICF 实验靶的在线检测。RVM 是二类分类器,为了适应 ICF 实验靶多类分类情况,本文设计了基于二叉树的 RVM 多类分类器,并且后面的实验证明了该多类分类器较之于传统的多类分类器具有更高的识别率和工作效率。

## 2 RVM 算法原理与流程

### 2.1 RVM 算法简介

RVM 是 2001 年 Tipping 提出的一种基于稀疏贝叶斯框架的学习机。给定训练样本集  $\{x_i, t_i\}_{i=1}^M$ ;  $x_i \in R^d, t_i \in R$ , 类似于 SVM, RVM 的模型输出定义为  $y(x, \omega) = \sum_{i=1}^M \omega_i \cdot k(x, x_i) + \omega_0$ , 其中  $k(x, x_i)$  为非线性核函数,  $\{\omega_i\}$  为权重。目标输出值  $t_i = y(x_i; \omega) + \varepsilon_i$ , 假设  $t$  为独立同分布, 且噪声  $\varepsilon_i$  服从均值为 0 方差为  $\sigma^2$  的高斯分布, 则样本函数的似然估计可以写为<sup>[6]</sup>

$$p(t | \omega, \sigma^2) = (2\pi\sigma)^{-M/2} \cdot \exp\left(-\frac{\|t - \Phi\omega\|^2}{2\sigma^2}\right), \quad (1)$$

其中  $t = (t_1, t_2, \dots, t_M)^T$ ,  $\omega = (\omega_0, \omega_1 \dots \omega_M)^T$ ,  $\Phi$  为大小为  $M \times (M+1)$  的决策矩阵

$$\Phi = [\phi(x_1), \dots, \phi(x_M)]^T, \quad \phi(x_i) = [1, \dots, k(x_i, x_M)]^T. \quad (2)$$

如果不对权值做约束, 直接对(1)式进行极大似然估计求解  $\omega$  和  $\sigma^2$  将导致过学习。为此, RVM 引入贝叶斯概率论, 对每个权值定义了高斯先验概率分布:  $\omega_i \sim N(0, \alpha^{-1})$ , 式中  $\alpha$  是决定权值  $\omega$  先验分布的超参数。根据贝叶斯规则,  $\omega$  的后验分布为

$$p(\omega | t, \alpha, \sigma^2) = (2\pi)^{-\frac{M+1}{2}} |\Sigma|^{-\frac{1}{2}} \exp\left\{-\frac{1}{2}(\omega - \mu)^T \Sigma^{-1}(\omega - \mu)\right\}, \quad (3)$$

它的方差和均值分别是  $\Sigma = (\Phi^T B \Phi + A)^{-1}$  和  $\mu = \Sigma \Phi^T B t$ , 其中  $A = \text{diag}(\alpha_0, \alpha_1 \dots \alpha_M)$ ,  $B = \sigma^{-2} I_M$ ,  $\alpha = [\alpha_0, \alpha_1 \dots \alpha_M]$  是超参数向量,  $I_M$  为单位矩阵。权值  $\omega$  的估计值由后验分布的均值给出, 同时它也是权值的最大后验(Maximum a Posterior, MAP)估计, 通过最大化边缘似然分布式(4)式得

到。最终得到的  $\omega$  值绝大部分趋于 0, 非 0 的  $\omega$  值对应的学习样本称为相关向量, 相当于 SVM 的支持向量。

$$p(t | \alpha, \sigma^2) = (2\pi)^{-\frac{M}{2}} |B^{-1} + \Phi A^{-1} \Phi^T|^{-\frac{1}{2}} \cdot \exp\left\{-\frac{1}{2} t^T (B^{-1} + \Phi A^{-1} \Phi^T)^{-1} t\right\}, \quad (4)$$

### 2.2 基于二叉树的 RVM 多类分类器

为了适应 ICF 实验靶多类分类情况, 设计一种合理的多类分类器是获得高识别率的关键。最常用的组合法中基于二叉树的方法具有更好的分类性能<sup>[8,9]</sup>; 不似基于‘一对一(One-against-one, OAO)’的方法或‘一对多(One-against-rest, OAR)’的方法存在大量不可分区域; 分类效果亦不似基于‘有向无环图(Directed Acyclic Graph, DAG)’的方法受制于节点位置的安排。

虽然基于二叉树的多类分类器具有很多优点, 但是二叉树的结构对整个分类模型分类精度有较大影响, 并且这种影响有可能产生“误差累积”现象, 因此在二叉树的构造过程中, 要合理选择二叉树的层次结构。由于越上层节点分类性能对整个分类模型的分类准确度和推广性影响越大, 所以应使最易分割的类最早正确分割出来, 把相应的分类节点安排在二叉树的上层。目前主要有两种途径构造二叉树<sup>[9]</sup>: (1) 根据类距离法构造二叉树, 让最易分割的类最早分割出来; (2) 根据类样本分布范围法构造二叉树, 让分布最广的类最先分割出来。

**定义 1**<sup>[8]</sup>: 设类  $S_p$  和  $S_q$  分别有  $m$  和  $n$  个样本组成,  $S_p: \{x_p^1, \dots, x_p^m\}$ ,  $S_q: \{x_q^1, \dots, x_q^n\}$ , 各样本维数相同, 则两样本之间的欧氏距离定义为

$$\delta(x_p^i, x_q^j) = (x_p^i - x_q^j)^T (x_p^i - x_q^j), \quad (5)$$

两类之间的距离定义为

$$D(S_p, S_q) = \frac{1}{mn} \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^n \delta(x_p^i, x_q^j), \quad (6)$$

**定义 2**<sup>[9]</sup>: 设类  $S$  有  $l$  个样本  $x_1, x_2, \dots, x_l, x_i \in R^n, i=1, 2, \dots, l$ , 样本集的重心为  $\bar{x}$ , 则最小包含这些样本的超球体半径为

$$r = \max_i \{\|\bar{x} - x_i\|\}. \quad (7)$$

无论是基于类距离的二叉树还是基于类分布范围的二叉树, 都只考虑一种因素进行类分割, 当出现两种类别距离相等或分布范围相同的情况时, 二叉树的构建就会受到影响。因此, 综合考虑类距离与类分布范围两种因素的影响, 构建二叉树使其获得最佳分类性能。本文算法流程:

1) 在特征空间计算各类  $S_i$  与其它类的距离,

此时可以把其它类归为一大类  $S_r$ , 按(6)式计算  $D_{-S_i} = D(S_i, S_r)$ , 按(7)式计算  $r_i$ , 计算  $D_{-S_i}/r_i$ , 记为  $D_{R-S_i}$ ;

2) 对  $\{D_{R-S_i}, (i=1, \dots, k)\}$  按降序排序, 不失一般性, 设为  $\{S_1, \dots, S_k\}$ ;

3) 按 2) 得到的顺序, 依次训练得到相应的二类 RVM 分类器。如对于  $S_1$  类, 训练正样本为  $S_1$ , 其余样本  $\{T - S_1\}$  为负样本, 进行训练, 得到 RVM, 记为 RVM<sub>1</sub>; 然后对于  $S_2$  类, 训练正样本为  $S_2$ , 其余样本  $\{T - S_1 - S_2\}$  为负样本, 进行训练, 得到 RVM, 记为 RVM<sub>2</sub>。依次类推, 得到全部  $k-1$  个二类 RVM,  $F: \{RVM_1, \dots, RVM_{k-1}\}$ 。

4) 按  $F$ , 从二叉树根节点开始顺次构造内节点, 即可构成多类分类器。

### 3 实验与结果分析

以 ICF 实验靶的定位标志划分, 主要可以分为 5 类: 方型、全圆屏蔽片型、半圆屏蔽片型、柱腔型和半斜面型, 每种靶型采集 50 幅图像, 30 幅作为训练样本, 另外 20 幅作为测试样本。

ICF 实验靶图像采集通过显微镜头获得, 由于显微镜头景深相对 ICF 实验靶尺寸较小, 难以获得全面清晰的图像。当实验靶旋转、倾斜或者光照不均时, 获得不变局部几何特征几乎难以实现, 因此采用基于整幅图像的代数特征作为 ICF 实验靶的识别特征。

特征提取利用特征脸 (Eigenface) 方法<sup>[10,11]</sup>, 将包含靶的图像区域看作一种随机变量, 采用 K-L 变换获得其正交 K-L 基底, 利用这些基底的线性组合得到一个由“特征靶 (Eigentarget)”张成的子空间, 任何一幅靶图像可以向其投影并获得一组权向量。通过该方法获得 21 维权向量作为 RVM 的输入样本。

ICF 实验靶识别实验可以归纳为以下几步:

- 1) ICF 实验靶图像采集;
- 2) 按比例随机选取训练样本和测试样本;
- 3) 通过“特征靶”方法分别获取训练样本和测试样本的特征向量;
- 4) 输入训练样本特征向量, 训练 RVM 学习机;
- 5) 输入测试样本特征向量, 测试 RVM 学习机性能。

实验分两步进行, 首先是 RVM 与 SVM 的分类性能对比, 其次是几种多类 RVM 方法之间的对

比。

#### 3.1 RVM 与 SVM 的分类性能对比

SVM 是近几年中公认的性能较好的分类器, 这一节中主要在准确率 (Classification Accuracy, AC)、稀疏性和决策时间 (Decision Speed, DS) 这几方面将 RVM 与 SVM 进行比对。在该实验中, 将待识别的类属性设为 1, 其他类属性设为 -1, 两种算法都采用高斯核函数作为基函数。表 1 给出了比对结果, 表 1 中 SVs 代表支持向量 (Support Vectors), RVs 代表相关向量 (Relevance Vectors)。

表 1 RVM 与 SVM 的实验对比

Target type	SVM			RVM		
	AC / %	SVs	DS / s	AC / %	RVs	DS / s
Squared target	100	34	0.008	100	8	0.001
Full-round shield target	100	35	0.012	99	6	0.001
Half-round shield target	96	44	0.014	95	13	0.002
Cavity target	95	35	0.012	95	10	0.007
Semi-sloping target	96	57	0.018	96	17	0.008

ICF 实验靶的识别属于在线检测问题, 算法的决策速度决定了在线检测的效率, 也决定了算法的适应性。从表 1 可以看出 RVM 与 SVM 的识别准确率相近, 但是相关向量的数量比支持向量的数量少 3~4 倍。由于 RVM 引入了稀疏贝叶斯框架, 因此在稀疏性远高于 SVM 的情况下获得了与其不相上下的识别率。

对 RVM(SVM) 而言, 相关向量 (支持向量) 的数量决定了其在决策阶段的速度, 表 1 中 RVM 的决策时间比 SVM 少十倍左右, 说明 RVM 更适合 ICF 实验靶的在线识别。

文献[12-16]也表明 RVM 比 SVM 更稀疏, 分类准确率相近, 更适合在线检测。

#### 3.2 几种多类分类 RVM 对比

在本节中主要将基于二叉树的多类 RVM 分类算法与其它几种常用的多类分类方法“OAO”法、“OAR”法、“DAG”法及“基于类距离二叉树 (Binary Tree Based on Class Distance, CDBT)”法进行了对比。表 2 列出了对比结果, 可以看出几种方法中本文算法的混合识别率及识别效率最高。

表 2 几种多类分类方法的比较

Table 2 Comparison between several multi class classification methods

	Training time /s	Testing time /s	Hybrid recognition rate
OAR	5.031	0.035	90%
OA0	5.174	0.034	91%
DAG	5.153	0.027	92%
CDBT	1.885	0.024	94%
our algorithm	2.131	0.016	95%

‘OAO’方法和‘OAR’方法都存在不可分区域,因此识别率最低,‘DAG’方法虽然克服了上两种存在不可分区域的缺点,但分类效果受制于节点位置的安排,识别率虽略有提高,但还是低于基于二叉树的方法的识别率。

‘OAO’方法和‘DAG’方法在训练阶段构造的分类器较多,需要  $k(k-1)/2$  个,因此训练时间相对较长,在测试阶段‘DAG’方法需要  $(k-1)$  个分类器,而‘OAO’方法需要  $k(k-1)/2$  个分类器,因此‘DAG’方法比‘OAO’方法测试时间短。‘OAR’虽然需要的分类器较少  $(k-1)$  个,但每个分类器的构建都需要用到所有的样本,因此无论训练时间还是测试时间都不占优势。基于二叉树的 RVM 训练时只需要构建  $(k-1)$  个分类器,并且随着识别出的目标增多训练样本递减,因此训练时间和测试时间较其他的几种方法都短。

表 2 最后两组数据给出了基于类距离的二叉树(CDBT)多类 RVM 算法与本文算法的对比。在识别效率上两种算法差别不大,但由于本文构造二叉树时兼顾了类距离和类分布两种因素的影响,构建的二叉树层次更为合理,减少了累计误差的影响,因此在识别准确率上更胜一筹。

## 4 结 论

利用相关向量机进行 ICF 实验靶识别,获得了与 SVM 不相上下的识别率,但是稀疏性远好于 SVM,这也决定了 RVM 的决策时间远远短于 SVM,使其更适用于在线检测识别。设计了基于二叉树的 RVM 多类分类器,使其适应 ICF 实验靶多类分类情况。在二叉树的构建过程中同时考虑类距离与类分布范围两种因素的影响,获得更为合理的二叉树层次结构,从而获得了更高的混合识别率。

## 参 考 文 献

- 1 Wang Ganchang. A brief review of the progress of laser inertial confinement fusion in recent years [J]. *China National Nuclear Corporation*, 1997, **17**(3):266~269  
王淦昌. 激光惯性约束核聚变(ICF)最新进展简述[J]. *核科学与工程*, 1997, **17**(3):266~269
- 2 CCortes, V VaPnik. Support vector networks [J]. *Machine Learning*, 1995, **20**:273~295
- 3 Chen Quansheng, Zhao Jiewen, Zhang Haidong *et al.*. Identification of authenticity of tea with near infrared spectroscopy based on support vector machine [J]. *Acta Optica Sinica*, 2006, **26**(6):933~936  
陈全胜,赵杰文,张海东等. 基于支持向量机的近红外光谱鉴别茶叶的真伪[J]. *光学学报*, 2006, **26**(6):933~936
- 4 Jianfeng Sun, Qi Li, Wei Lu *et al.*. Image recognition of laser radar using linear SVM correlation filter [J]. *Chinese Optics Letters*, 2007, **5**(9):549~551
- 5 Liu Fei, He Yong, Wang Li. Methods for the prediction of sugar content of rice wine using visible near-infrared spectroscopy [J]. *Acta Optica Sinica*, 2007, **27**(11):2054~2058  
刘飞,何勇,王莉. 黄酒糖度预测的可见-近红外光谱方法研究[J]. *光学学报*, 2007, **27**(11):2054~2058
- 6 Michael E. Tipping. Sparse bayesian learning and the relevance vector machine [J]. *Journal of Machine Learning Research*, 2001, **1**: 211~244
- 7 Michael E. Tipping. Bayesian inference: an introduction to principles and practice in machine learning [M]. *Heidelberg: springer Barlin*, 2004,41~62
- 8 Chen Shizhe. *Research on the key techniques of microelectronic products vision inspection* [D]. Harbin: Harbin Institute of Technology, 2006. 93~95  
陈世哲. 微电子产品视觉检测中关键技术研究[D]. 哈尔滨: 哈尔滨工业大学, 2006. 93~95
- 9 Tang Faming. *Study of support vector machines algorithm based on statistical learning theory* [D]. Wuhan: Huazhong University of Science and Technology, 2005. 73~86  
唐发明. 基于统计学习理论的支持向量机算法研究[D]. 武汉: 华中科技大学, 2005. 73~86
- 10 M. Turk, A. Pentland. Face recognition using eigenfaces [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, 586~591
- 11 A. Pentland, B. Moghaddam, T. Starner. View-based and modular eigenspaces for face recognition [C]. *IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, 1994, 84~91
- 12 Begüm Demir, Sarp Ertürk. Hyperspectral image classification using relevance vector machines [J]. *IEEE Geosciences And Remote Sensing Letters*, 2007, **4**(4):586~590
- 13 D. Datzu L, J. M. Rothkrantz. Facial expression recognition with relevance vector machines [C]. *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2005,193~196
- 14 Liangyu Lei, Qing Zhang. Relevance vector machine based bearing fault diagnosis [C]. *IEEE International Conference On Machine Learning And Cybernetics*, 2006, 3492~3496
- 15 Jin Yuan, Kesheng Wang, Tao Yu *et al.*. Integrating relevance vector machines and genetic algorithms for optimization of seed-separating process [J]. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 2007, **20**(7):970~979
- 16 Bo Yu, Zongben Xu. A comparative study for content-based dynamic spam classification using four machine learning algorithms [J]. *Knowledge-Based System*, 2008, **21**(4):355~362