

一种改进的 DDAGSVM 决策算法

史朝辉, 王 坚, 华继学, 郭新鹏

(空军工程大学防空反导学院, 西安, 710051)

摘要 决策导向无环图支持向量机(DDAGSVM)是一种典型的 SVM 多类分类算法,然而传统 SVM 决策分类器存在误差积累,其推广能力有待进一步提高。为改进 DDAGSVM,有效的做法是定义一种类间可分离性测度,将容易分的类先分割出来,然后再分不容易分的类,使错分尽可能地远离图的根部。引入了一种基于广义 KKT 条件的类间可分离性测度,提出一种改进的 DDAGSVM 分类决策算法。三螺旋线实验和 HRRP 分类实验证明该方法对控制分类错误有明显的效果。

关键词 支持向量机;决策导向无环图;广义 KKT 条件;可分离性测度

DOI 10.3969/j.issn.1009-3516.2015.02.012

中图分类号 TP391.4 **文献标志码** A **文章编号** 1009-3516(2015)02-0053-04

An Improved Algorithm for DDAGSVM

SHI Zhao-hui, WANG Jian, HUA Ji-xue, GUO Xin-peng

(Air and Missile Defense College, Air Force Engineering University, Xi'an 710051, China)

Abstract: A decision directed acyclic graph support vector machine is a typical multi-class classification with support vector machines. But error accumulation exists in the traditional decision classification, and its generalization ability depends on the tree structure. In this paper, to improve the generalization ability of DDAGSVM, a novel separable measure is defined based on the generalized KKT, and an improved decision directed acyclic graph support vector machine is given. The three-spiral and HRRP experimental results show that this kind of algorithm has an obvious effectiveness in controlling classification errors.

Key words: support vector machine; decision directed acyclic graph; generalized KKT; separable measure

决策导向无环图支持向量机(Decision Directed Acyclic Graph Support Vector Machine, DDAGSVM)^[1]是一种典型的解决一对多值分类方法决策盲区问题的方法。传统的 DDAGSVM 方法存在 2 个主要缺点:一是根的选择是随机的,二是决策走向是随机的。如果在某个结点上发生分类错误,则会把错误延续到后续结点上,分类错误在越靠近根的地方发生,误差的累积越大,严重影响分类性能^[2]。优化 DDAGSVM,有效的做法是定义一种类

间可分离性测度,一开始就根据类间可分离性测度将最容易分开(不易产生错分)的 2 类作为根结点,在决策过程中的每一步不是仅仅根据决策函数的值随机决定下一个分类决策面,而是选取最容易分开的 2 类作为下一步决策面,依此类推,使错分尽可能地远离图的根部。

一般类间可分离性测度多是基于类分布定义的^[3-5],本文定义了一种基于广义 KKT 条件的类间可分离性测度并引入决策过程,优化了传统

收稿日期:2014-03-10

基金项目:国家自然科学基金资助项目(61273275)

作者简介:史朝辉(1974-),男,河北博野人,博士生,主要从事智能信息处理模式识别,支持向量机研究.E-mail:szhzm@qq.com

引用格式:史朝辉,王坚,华继学,等.一种改进的 DDAGSVM 决策算法[J].空军工程大学学报:自然科学版,2015,16(2):53-56. SHI Zhao-hui, WANG Jian, HUA Jixue, et al. An Improved Algorithm for DDAGSVM[J]. Journal of Air Force Engineering University: Natural Science Edition, 2015, 16(2): 53-56.

DDAGSVM。

1 广义 KKT 条件

根据文献[6~7]论述,训练好 SVM 最优分类面后,训练样本中满足广义 KKT 条件($y_i g(x_i) > 1$)的样本为位于分类间隔之外且被分类器正确分类的样本,违背广义 KKT 条件($y_i g(x_i) \leq 1$)的样本为位于分类间隔之内或被分类器错分的样本^[6-7]。某 2 类样本分类训练后,正确分类样本数越多,错分样本越少说明这 2 类样本越容易分开,将来用这个最优分类面进行分类误差就越小,反之,这 2 类样本越不容易分开,用这个最优分类面进行分类误差就越大。满足广义 KKT 条件的样本数与违背广义 KKT 条件的样本数的比值很好地反映了 2 类的可分性,据此,可定义一种基于广义 KKT 条件的可分离性测度,用于优化 DDAGSVM。

2 基于广义 KKT 条件的可分离性测度

假设要进行 K 类分类,训练样本集由类 $X_i (i = 1, 2, \dots, K)$ 组成。

定义 1 类 i 和类 j 间的分离性测度 sm_{ij} 为:

$$sm_{ij} = \frac{N_{ij}^s}{N_{ij}^v} \quad (1)$$

式中: N_{ij}^s 为类 X_i 与类 X_j 进行分类训练后,类 X_i 与类 X_j 中满足广义 KKT 条件的训练样本数; N_{ij}^v 为类 X_i 与类 X_j 进行分类训练后,类 X_i 与类 X_j 中违背广义 KKT 条件的训练样本数。

分析式(1)可知:某 2 类进行分类训练后,满足广义 KKT 条件的训练样本数越大,其可分性测度越大;违背广义 KKT 条件的训练样本数越大,其可分性测度越小。

定义 2 最易分开的 2 类:

$$(i, j) = \arg \max_{\substack{i=1,2,\dots,K \\ j=1,2,\dots,K}} sm_{ij} \quad (2)$$

即可分离性测度值最大的 2 类是最容易分开的 2 类。

3 算法描述

假设要进行 K 类分类,训练样本集由类 $X_i, i = 1, 2, \dots, K$ 组成。

3.1 训练阶段

Step1 将训练数据类两两组合,训练 $K(K-1)/2$ 个分类决策面,组成决策矩阵 F :

$$F = \begin{bmatrix} [] & f_{12} & \cdots & f_{1,k} \\ f_{21} & [] & \cdots & f_{2,k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ f_{k,1} & f_{k,2} & \cdots & [] \end{bmatrix} \quad (3)$$

式中: $f_{ij}(x) = \text{sign}(\sum_{x_p \in X_i \cup X_j} \alpha_p y_p K(x_p, x) + b)$, $i, j = 1, 2, \dots, K, i \neq j$, 若 $f_{ij}(x) = +1$, 则 x 属于类 X_i , 若 $f_{ij}(x) = -1$, 则 x 属于类 X_j , 且有 $f_{ij} = -f_{ji}$; $[]$ 表示空, 即各类自身无决策面。

Step2 由式(1)计算类与类间的分离性测度 sm_{ij} , 组成分离性测度矩阵 S_M :

$$S_M = \begin{bmatrix} 0 & sm_{12} & \cdots & sm_{1,k} \\ sm_{21} & 0 & \cdots & sm_{2,k} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ sm_{k,1} & sm_{k,2} & \cdots & 0 \end{bmatrix} \quad (4)$$

这是一个对称阵, 即 $sm_{ij} = sm_{ji}$, 同类间的可分离性测度设为 0。

Step3 由式(2)选择最易分开的 2 类, 假设为 i_0 和 j_0 , 类 i_0 和类 j_0 训练而成的决策面 f_{i_0, j_0} 作为根结点, 由于分离性测度矩阵 S_M 的对称性, 此时获得 2 组对称的结果, 选择其一即可。

3.2 分类阶段

Step1 取测试数据 x , 复制分离性测度矩阵 S_M , 设定计数器 $t = 1$;

Step2 计算 $f_{i_0, j_0}(x)$, 若 $t < K - 1$, 则转 **Step3**, 若 $t = K - 1$, 则转 **Step4**;

Step3 若 $f_{i_0, j_0}(x) = +1$, 则表示 x 不属于类 j_0 , 将分离性测度矩阵 S_M 中 j_0 列、 j_0 行置 0, 从 i_0 行中选择可分离性测度最大的单元, 取其列号代替 j_0 , 计数器 $t = t + 1$, 返回 **Step2**; 若 $f_{i_0, j_0}(x) = -1$, 则表示 x 不属于类 i_0 , 将分离性测度矩阵 S_M 中 i_0 行、 i_0 列置 0, 从 j_0 列中选择可分离性测度值最大的单元, 取其行号代替 i_0 , 计数器 $t = t + 1$, 返回 **Step2**;

Step4 若 $f_{i_0, j_0}(x) = +1$, 则 x 属于类 i_0 ; 若 $f_{i_0, j_0}(x) = -1$, 则 x 属于类 j_0 。

该算法在训练阶段产生一个分离性测度矩阵, 该分离性测度矩阵实际上构成了需要的 DDAG。在分类阶段, 从最优根结点, 也就是从最容易分开的 2 类决策面开始, 每一步决策中均选择可分性测度最大的分类决策面, 积累误差明显降低。

4 实验分析

为验证算法的有效性, 使用某型雷达测得的 J600、F1601、F1700 等 3 种类型飞机的高分辨一维

距离实测数据进行 HRRP^[8-12] 识别实验。原始数据经反傅立叶变换得到各目标 0° ~ 180° 角范围内,角度间隔为 0.5° 的 128 维 HRRP 数据,取 0° ~ 30° 角的一组数据,样本数 300,见图 1~3。

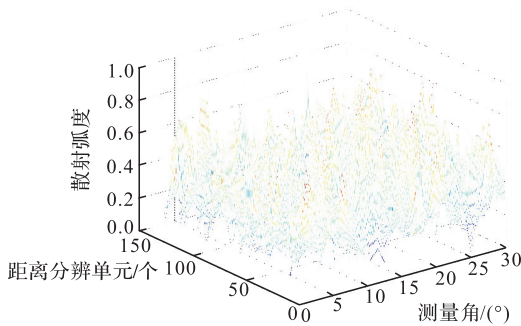


图 1 J600 目标 0°~30°角 HRRP 数据
Fig.1 HRRP data of J6000°~30°

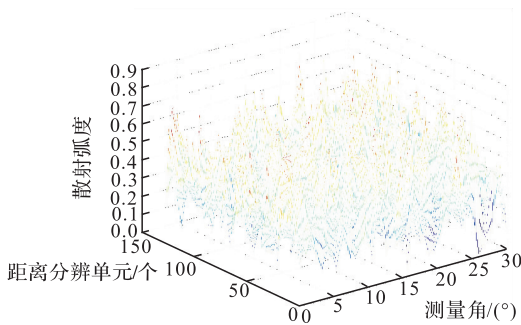


图 2 F1601 目标 0°~30°角 HRRP 数据
Fig.2 HRRP data of F1601 0°~30°

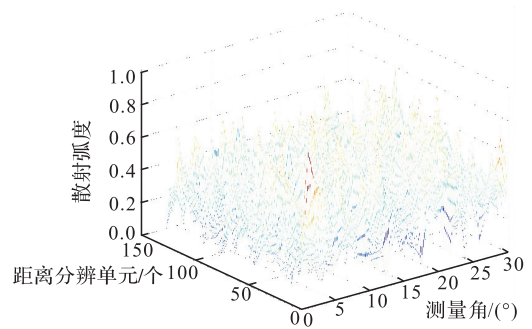


图 3 F1700 目标 0°~30°角 HRRP 数据
Fig.3 HRRP data of F1700 0°~30°

实验分 5 次进行,每次随机抽取 2/3 作为训练样本,其余 1/3 作为测试样本,分类结果取 5 次结果的平均值。实验中核函数均用径向基函数,惩罚参数 $C = 1\ 000$ 。HRRP 分类实验结果见表 1。

实验结果表明了改进后的 DDAGSVM 决策树算法对平均正确分类率的改善。

5 结语

本文通过引入基于广义 KKT 条件的类间可分离性测度,改进的 DDAGSVM 分类决策算法克服了传统 DDAGSVM 算法在决策过程中根的选择与决策走向的随机性,可有效减少积累误差,提高推广能力。HRRP 实测数据分类实验证明了方法的有效性。

表 1 HRRP 分类实验结果

Tab.1 Performance comparison for HRRPdata

C	σ	传统 DDAGSVM 正确率			改进的 DDAGSVM 正确率		
		J600	F1601	F1700	J600	F1601	F1700
1 000	0.7	79.13	90.20	95.07	82.48	91.67	96.33
1 000	1.7	68.37	86.20	90.03	69.75	87.17	92.67
1 000	2.0	66.83	84.93	88.30	72.83	85.33	92.67

参考文献 (References):

[1] Platt J. Large Margin DAGs for Multi-Class Classification[C]//Advances in Neural Information Processing Systems 12. Cambridge MA: MIT Press, 2000: 547-553.

[2] Fumitake Takahashi, Shigeo Abe. Optimizing Directed Acyclic Graph Support Vector Machines [EB/OL]. [2011-11-01] (2012-10-11) <http://www.dsi.unifi.it/ANNPR/CR/28.pdf>

[3] 史朝辉, 王晓丹. 改进的 SVM 决策树分类算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2006, 7(2): 32-35. SHI Zhaohui, WANG Xiaodan. An Improved Algorithm for SVM Decision Tree [J]. Journal of Airforce Engineering University: Natural Science Edition, 2006, 7(2): 32-35. (in Chinese)

[4] 黄玲, 张爱华. 改进的决策树 SVM 在脑电识别中的应用[J]. 计算机工程与设计, 2010(2): 382-384. HUANG Ling, ZHANG Aihua. Application of Improved Decision Tree SVMs to EEG Recognition [J]. Computer Engineering and Design, 2010(2): 382-384. (in Chinese)

[5] 丁胜锋, 孙劲光. 一种改进的 SVM 决策树及在遥感分类中的应用[J]. 计算机应用研究, 2012(3): 1146-1151. DING Shengfeng, SUN Jinguang. Improved SVM Decision-Tree and Its Application in Remote Sensing Classification [J]. Application Research of Computers, 2012(3): 1146-1151. (in Chinese)

- [6] 史朝辉, 王晓丹. 一种 SVM 增量训练淘汰算法[J]. 计算机工程与应用, 2005(23): 187-189.
SHI Zhaohui, WANG Xiaodan. A Removing Algorithm for Incremental SVM Training[J]. Computer Engineering and Applications, 2005(23): 187-189 (in Chinese)
- [7] SUN Wei, SHI Zhaohui, BAI Dongying. A KKT Condition Based DDAGSVM Classifier[C]//2009 2nd International Conference on Biomedical Engineering and Informatics, Tianjin, China: [s.n.], 2009: 2124-2127.
- [8] 柴晶, 刘宏伟, 保铮. 提高雷达 HRRP 目标识别和拒判性能的核学习算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2009(10): 793-800.
CHAI Jing, LIU Hongwei, BAO Zheng. New Kernel Learning Method to Improve Radar HRRP Target Recognition and Rejection Performance[J]. Journal of Xidian University, 2009(10): 793-800. (in Chinese)
- [9] 张瑞, 牛威, 寇鹏. 基于样本紧密度的雷达高分辨距离像识别方法研究[J]. 电子与信息学报, 2014(3): 529-536.
Zhang Rui, Niu Wei, Kou Peng. Radar High Resolution Range Profiles Recognition Based on the Affinity[J]. Journal of Electronics & Information Technology, 2014(3): 529-536. (in Chinese)
- [10] 赵朋亮, 曾海兵, 陈珂. 高分辨雷达一维距离像研究[J]. 电子科技, 2014(27): 95-98.
ZHAO Pengliang, ZENG Haibing, CHEN Ke. High Resolution Radar One-dimension Profile Research[J]. Electronic Science and Technology, 2014(27): 95-98. (in Chinese)
- [11] 雷蕾, 王晓丹, 邢雅琼. 结合 SVM 和 DS 证据理论的多极化 HRRP 分类研究[J]. 控制与决策, 2013(6): 861-866.
LEI Lei, WANG Xiaodan, XING Yaqiong, et al. Multi-polarized HRRP classification by SVM and DS evidence theory[J]. Control and Decision, 2013(6): 861-866. (in Chinese)
- [12] 李志鹏, 马田香, 杜兰. 在雷达 HRRP 识别中多特征融合多类分类器设计[J]. 西安电子科技大学学报, 2013(1): 111-117.
LI Zhipeng, MA Tianxiang, DU Lan. Multi-class Classifier Design for Feature Fusion in Radar HRRP Recognition[J]. Journal of Xidian University, 2013(1): 111-117. (in Chinese)

本刊相关链接文献:

- [1] 王晓丹, 高晓峰, 姚旭, 等. SVM 集体研究应用[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2012, 13(2): 84-86.
- [2] 张忠平, 姚志锋, 李青旺, 等. 一种支持向量机描述应力-寿命关系的新方法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2012, 13(2): 90-94.
- [3] 麻海圆, 孟相如, 李哲, 等. 基于模糊单类支持向量机的丢包区分算法[J]. 空军工程大学学报: 自然科学版, 2012, 13(3): 70-72.

(编辑: 田新华)