

文章编号:1671-6833(2017)04-0035-04

基于人工鱼群优化 SVM 的声磁标签信号检测研究

邓记才, 耿亚南

(郑州大学 信息工程学院, 河南 郑州 450001)

摘 要: 为了提高声磁 EAS 系统的检测率, 增强系统抗干扰性, 研究了一种改进人工鱼群算法 (IAFSA) 与支持向量机 (SVM) 相结合的声磁标签信号检测算法 (IAFSA-SVM). 分析了支持向量机和传统人工鱼群算法的优势和缺陷, 并提出了改进方案. 实验表明: 改进人工鱼群算法相比人工鱼群算法、遗传算法和粒子群算法收敛速度更快、寻优精度更高; IAFSA-SVM 算法相比传统的声磁标签检测算法体现出了检测率高、检测距离远和误报率低等优势, 并且可以满足系统实时检测要求.

关键词: 人工鱼群算法; 支持向量机; 声磁标签; 检测率; 实时检测

中图分类号: TP181 **文献标志码:** A **doi:**10.13705/j.issn.1671-6833.2017.04.001

0 引言

声磁 EAS (electronic article surveillance, EAS) 系统是利用音叉原理设计, 广泛应用于零售行业的电子产品防盗系统^[1]. 针对 EAS 系统的研究, 国外研究重点在电磁辐射和标签识别算法方面, 而国内主要针对系统的硬件电路设计. 目前, 国内研发的声磁 EAS 系统采用的标签识别方法主要是快速傅立叶变换 (FFT) 和计算信噪比 (SNR), 虽然这两种算法实时性好、灵敏度高, 但检测率较低. 有研究者尝试将两种算法相结合, 采用双门限检测策略, 应用发现漏报现象严重. 支持向量机^[2] (support vector machine, SVM) 是基于统计学习的 VC 维理论和结构风险最小原理的一种新型的机器学习方法. 测试发现, SVM 模型的学习能力受参数设置的影响很大, 而由于学习对象的不同, 参数的选择并没有规律可循. 群体智能优化算法的兴起为 SVM 参数的选择提供了一种新方法, 如蚁群算法^[3]、人工鱼群算法^[4] (artificial fish swarm algorithm, AFSA)、遗传算法^[5]、粒子群算法^[6]等, 但群体优化算法也各有不足, 遗传算法收敛速度慢, 粒子群算法易陷入局部最优, 人工鱼群算法虽然具有全局寻优能力良好、鲁棒性强、对初始化参数不敏感等优点, 但也存在后期收敛速度慢、精度低等缺点.

为了提高声磁 EAS 系统的检测率, 笔者提出了一种改进人工鱼群算法 (improved-AFSA, IAFSA) 与 SVM 相结合的声磁标签检测模型.

1 IAFSA-SVM 检测原理

1.1 支持向量机

支持向量机通过在特征空间中寻找样本分类间隔最大的超平面实现样本分类^[7], 可线性分类模型如图 1 所示.

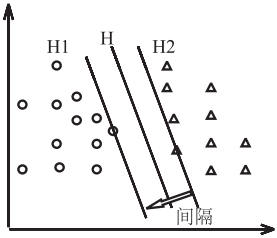


图 1 可线性分类模型

Fig. 1 The linear classification model

设存在线性可分的训练样本:

$$(x_i, y_i), x_i \in \mathbf{R}^n, y_i \in \{1, -1\}, i \in 1, 2, \dots, n.$$

分类函数表示为:

$$f(x) = \mathbf{w}^T x + b. \quad (1)$$

式中: \mathbf{w} 表示正交向量; b 为常数.

$$\min \frac{1}{2} \|\mathbf{w}\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \quad (2)$$

$$i = 1, 2, \dots, n; \xi_i \geq 0, y_i(\mathbf{w}^T x_i + b) \geq 1 - \xi_i.$$

收稿日期: 2017-04-08; 修订日期: 2017-05-20

基金项目: 国家自然科学基金委-民航联合基金 (U1433106); 2016 年度河南省科技攻关计划项目 (162102210162)

通信作者: 邓记才 (1964—), 男, 河南郑州人, 郑州大学教授, 博士, 主要从事嵌入式系统研究, E-mail: iejcdeng@zhu.edu.cn.

其中惩罚参数 C 和松弛因子 ξ_i 用来调整分类函数误差,对应拉格朗日函数:

$$L(w,b,\xi_i) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^l \alpha_i [y_i (w^T x_i + b) - 1 + \xi_i] - \sum_{i=1}^n \gamma_i \xi_i, \quad (3)$$

式中: $0 \leq \alpha_i \leq C; \gamma_i \geq 0$.

对于非线性可分类^[8]问题,可以通过非线性映射将输入特征空间映射到高维空间来实现超平面分割,避免了在原空间中的非线性分割计算.定义核函数^[9] $K(x,y)$ 表示样本转换空间后的内积运算.

$$K(x,y) = \varphi(x) \cdot \varphi(y).$$

(4)

通过 Lagrange 乘数法^[8]求解,最终得到 SVM 线性分类函数:

$$f(x) = \text{sgn} \left[\sum_{i=1}^n \alpha_{y_i} K(x_i, x_j) + b \right].$$

(5)

SVM 核函数有线性核函数、多项式核函数、径向基核函数(RBF)、Sigmoid 核函数.在光滑性假设下,若没有充分的分类先验信息和样本数据,RBF 有很好的机器学习能力和泛化能力,故选择 RBF 为 SVM 核函数,RBF 表达式:

$$K(x_1, x_2) = \exp \left(- \frac{\|x_1 - x_2\|^2}{2\sigma^2} \right).$$

(6)

确定核函数后,SVM 模型待定参数有 C 和 σ ,寻找 (C, σ) 最优组合就成了 SVM 学习性能的关键.

1.2 人工鱼群算法

人工鱼群算法^[10]是一种新型群体智能优化算法,其模拟鱼群的觅食、尾随、群聚和随机行为,通过个体的竞争和配合,最终聚集到营养丰富水域,实现全局寻优.

标记人工鱼当前位置 $X, X = (x_1, x_2, \dots, x_n)$,人工鱼最大视野为 V ,单次最大距离为 S ,人工鱼将在视野内随机搜索,若某时刻视点位置 V_{next} 比所处位置食物浓度大,则向 V_{next} 方向处移动至 X_{next} 点,其他人工鱼位置标记 $X_i (i = 1, 2, \dots, n)$,算法模型如图 2 所示.

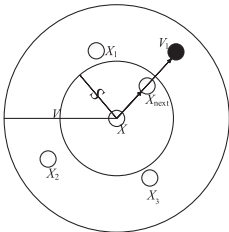


图 2 人工鱼群算法模型
Fig.2 The artificial fish model

$$V_{\text{next}} = x_i + V \cdot \theta, i = 1, 2, \dots, n.$$

(7)

$$X_{\text{next}} = \frac{X_i - X}{\|X_i - X\|} \cdot S \cdot \theta + X.$$

(8)

式中: θ 表示 $[-1, 1]$ 的随机数.

算法初始化参数包括:鱼群规模 N 、视野 V 、步长 S 、拥挤因子 δ 、迭代次数 M 等.

1.3 改进的人工鱼群算法

1) 设置两个不同视野参数.如果视野范围过大会导致算法收敛速度变慢,视野太小会导致算法陷入局部最优.将群聚和尾随视野设置为较大值 V_1 ,提高寻优范围;觅食视野设置较小值 V_2 ,加快收敛速度.

2) 引入参数动态调节系数 $R (0 < R < 1)$.设置 $S = R \cdot S, V = R \cdot V$,在算法迭代过程中,适当地减小视野范围和步长,可以提高算法的收敛速度.

3) 引入淘汰机制.当算法迭代次数过半,若某条人工鱼的目标函数值低于预设阈值时则被淘汰,释放内存,淘汰机制可以有效地降低算法复杂度.

2 声磁标签信号特征

商品上都附着电子标签,标签的谐振频率和载波频率一致,标签经过检测区域时就会产生共振现象,若系统检测器检测到了共振信号,就说明有商品未经购买被带出商场,触发报警.市场上采用的声磁标签的谐振频率主要在 58 ~ 68 kHz,笔者所研究的是 58 kHz 声磁 EAS 检测系统.

由于信号的耦合和反射等原因,检测器将持续性地接收到噪声信号,实际检测信号如图 3 所示.

通过分析信号频域特征可以发现,噪声信号功率谱能量集中在 60 kHz,最大模值为 36.68.

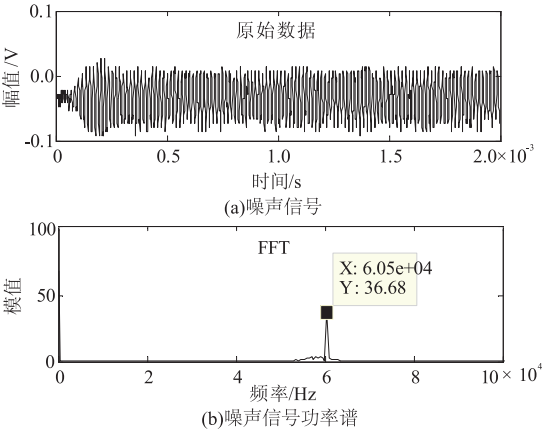


图 3 噪声信号分析结果
Fig.3 The analysis results of noise

声磁 EAS 系统的检测宽度在 1.0 ~ 1.5 m 之间,标签越接近天线,共振信号幅度越大,将标签放置在距离接收天线 0.8 m 处,实际检测信号如图 4 所示。

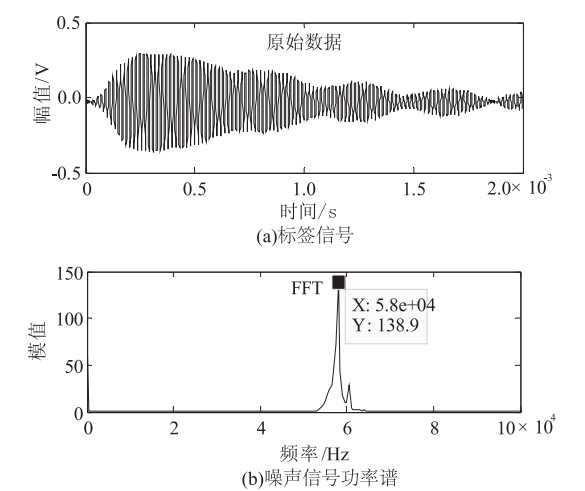


图 4 标签信号处理结果

Fig. 4 The analysis results of activate tag

通过分析信号频域特征可以发现,标签信号功率谱能量集中在 58 kHz,与标签谐振频率一致,信号最大模值为 138.9。

综合考虑标签信号的可靠性和算法复杂度,在标签经过检测区域时,采集标签距离接收天线 0.5、1.0 和 1.5 m 处的接收信号,提取信号中心频率、最大模值和信噪比作为特征向量,所以 SVM 输入向量包含 9 个参数,输出包括 +1 (有标签)和 -1 (无标签)。

3 实验结果分析

为了测试改进的人工鱼群算法在支持向量机参数中的寻优性能,分别与粒子群算法 (PSO)、遗传算法 (GA) 和人工鱼算法 (AFSA) 进行了对比实验。采集 2 072 组声磁标签信号数据,随机均匀抽取 1 072 组作为训练样本,剩余 1 000 组作为测试样本。

3.1 实验参数设置

基于 IAFSA-SVM 算法的声磁 EAS 标签信号检测流程如图 5 所示,虚框中步骤可以由其他检测算法所代替。

- 1) 遗传算法:交叉概率为 0.8,变异概率为 0.01。
- 2) 粒子群算法:最大速度为 0.5,最小速度为 -0.5,局部搜索参数为 1.4,全局搜索参数为 1.6。
- 3) 人工鱼群算法:最大试探参数为 30,拥挤因子为 0.652,视野为 0.6,步长为 0.1。
- 4) 改进人工鱼群算法:最大试探参数为 30,

拥挤因子为 0.652,尾随和群聚行为视野为 0.8,觅食行为视野 0.4,步长为 0.1,波动因子为 0.5,淘汰阈值 0.6。

5) 初始化群体进化最大评价次数为 50,群体规模为 10, C 和 σ 取值范围均为 [0.01, 10]。

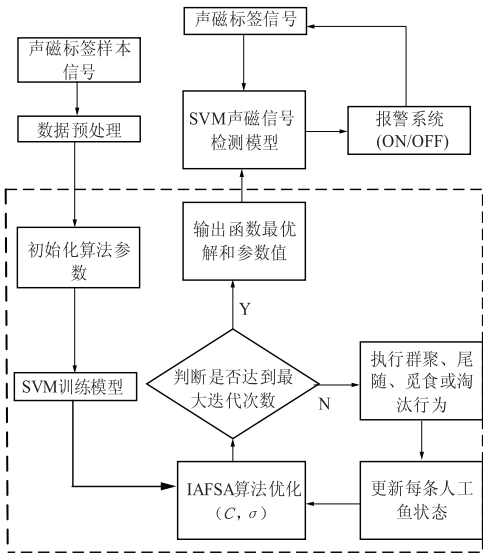


图 5 系统检测流程图

Fig. 5 The test's flowchart based on IAFSA-SVM

3.2 实验结果分析

为了测试算法的抗干扰性,分别采用标准声磁信号样本和混入噪声的信号样本进行测试,结果如图 6 和图 7 所示,图中虚线是以常用的网格搜索法确定参数的基础 SVM 模型的测试结果。

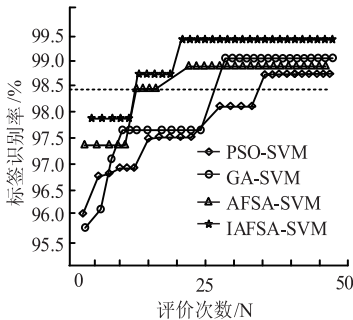


图 6 标准信号测试结果

Fig. 6 The test's results of normal signal

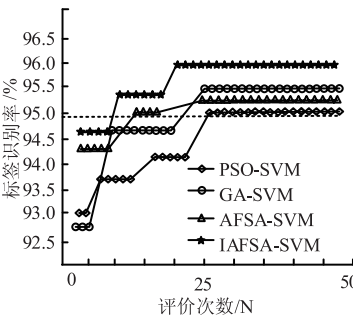


图 7 混入噪声的信号测试结果

Fig. 7 The test's results of normal signaland noise

实验结果表明:在检测声磁标签信号中,IAFSA 相比 GA、PSO、AFSA 和网格搜索法具有收敛速度快、寻优精度高、抗干扰能力强的优点。

为了测试 IAFSA-SVM 在声磁 EAS 系统中应用的性能,分别与基础 SVM、FFT 和 SNR 进行实验对比,其中 IAFSA-SVM 和基础 SVM 的参数组合分别为(5.358 0,0.228 5)、(4.138 0,0.206 5),重复测试 10 次取均值,结果如表 1 和图 8 所示。

表 1 标签检测算法对比
Tab.1 The comparison of label detection

算法	耗时/ms	距离/m	误报次数	检测率/%
FFT	2.3	1.30	2	97.49
SNR	1.2	1.19	5	93.82
IASFA-SVM	4.6	1.51	0	99.75
SVM	3.2	1.44	0	98.63

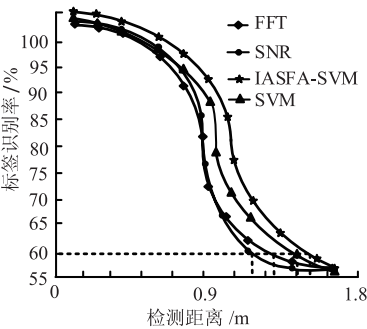


图 8 声磁信号检测结果
Fig.8 The test's result of the activate tag

IAFSA 属于随机类型算法,为了更加严谨地得出结论,使用 Wilcoxon 秩和检验方法分析实验数据,以说明 IAFSA-SVM 相比另 3 种方法在检测率方面是否有变化。

假设 $H_0:M_1=M_2$ 即两种方法的检测率总体分布相同; $H_1:M_1\neq M_2$,即两种方法的检测率总体分布不同.取 $\alpha=0.05$,查表 $T_{0.026}(10,10)=(79,131)$,实验结果如表 2 所示。

表 2 秩和检验分析各组实验结果
Tab.2 The experimental resultof Wilcoxon

比较组	T 值	P 值	结论
IAFSA/SVM	70	$P<0.026<0.05$	$M_1\neq M_2$
IAFSA/FFT	59	$P<0.026<0.05$	$M_1\neq M_2$
IAFSA/SNR	48.5	$P<0.026<0.05$	$M_1\neq M_2$

表 2 结果表明,IAFSA-SVM 与 FFT、SNR 和基础 SVM 的检测率结果总体分布均不同,结合实验均值结果可以得出结论:IAFSA-SVM 相比传统的声磁标签信号检测算法检测率更高,检测距离更远;并且平均检测时间为 4.6 ms,在现有的 DSP

或 FPGA 平台上均可以满足实时检测要求。

4 结论

针对传统声磁 EAS 标签检测算法检测率低、漏报和误报现象严重等问题,提出了一种改进的人工鱼群算法和支持向量机相结合的标签检测算法.实验结果表明:改进的人工鱼群算法相比传统人工鱼群算法、遗传优化算法和粒子群算法在确定 SVM 最优参数组合方面有更突出的寻优能力;IAFSA-SVM 模型相比传统的声磁标签检测算法表现出了检测距离远、检测率高、误报率低等优点,同时可以满足系统实时检测要求. IAFSA-SVM 在声磁 EAS 标签信号检测中的研究不仅丰富了 SVM 的应用,也为标签信号识别问题提供了一种新的解决方法。

参考文献:

[1] KHAN L,AWA M,THURASINGHAM B. A new intrusion detection system using support vector machines and hierarchical clustering[J]. The VLDB journal, 2007,16:507-521.

[2] 肖建,于龙,白裔峰. 支持向量回归中的核函数和超参数选择方法综述[J]. 西南交通大学学报,2008,43(3):297-303.

[3] SUYKENS J A K, VANDEWALLE J. Least squares support vector machine classifiers[J]. Neural processing letters, 1999,9(3):293-300.

[4] AMINIAN M, AMINIAN F. A modular fault-diagnostic system for analog electronic circuits using neural networks with wavelet transform as apreprocessor[J]. IEEE transactions on instrumentation and measurement,2007,56(5):1546-1554.

[5] VAPNIK V. The nature of statistical learning theory[M]. New York: Wiley,1998:20.

[6] 谭明交,张宏梅,吕艳秋. 群体智能算法及其性能评价指标研究[J]. 计算机与数学工程, 2008,8(3):10-12.

[7] JAYADCVA R, KHEMCHANDANI S C. Twin support vector machines for pattern classification[J]. IEEE trans on pattern analysis and machine intelligence, 2007,29(5):905-910.

[8] 张学工. 关于统计学习理论与支持向量机[J]. 自动化学报,2000,26(1):32-42.

[9] 王华忠,俞金寿. 核函数方法及其模型选择[J]. 江南大学学报:自然科学版,2006,5(4):500-504.

[10] FLAKE M W, LAWRENCE S. Efficient SVM regression training with SMO[J]. Machine learning, 2002,46(1):271-290.