

基于PSO-SVM方法的电源线传导泄漏信号识别与还原

周长林 钱志升* 王勤民 余道杰 程俊平

(解放军信息工程大学 郑州 450001)

摘要: 针对显示器电源线传导泄漏信号中红信号识别的难题, 该文提出基于粒子群(PSO)算法优化支持向量机(SVM)的识别方法。首先对传导泄漏信号进行滤波预处理并分段, 然后利用粒子群-支持向量机(PSO-SVM)对传导泄漏信号进行训练、分类并与SVM分类性能进行对比, 最后应用PSO-SVM实现了显示图像的还原。结果表明此算法可以准确实现电源线传导泄漏信号中红信号的识别, 且识别率明显高于SVM分类器。

关键词: 传导泄漏; 电源线; 识别; 粒子群-支持向量机; 还原

中图分类号: TN971

文献标识码: A

文章编号: 1009-5896(2018)09-2206-06

DOI: 10.11999/JEIT171136

Recognition and Reconstruction of Conduction Leakage Signal via Power Line Based on PSO-SVM Method

ZHOU Changlin QIAN Zhisheng WANG Qinmin YU Daojie CHENG Junping

(PLA Information Engineering University, Zhengzhou 450001, China)

Abstract: In order to identify the red signal in the conduction leakage signal of the display power line effectively, a Particle Swarm Optimization-Support Vector Machine (PSO-SVM) algorithm based on Particle Swarm Optimization (PSO) algorithm for parameter optimization is proposed. Firstly, the conducted leakage signal is filtered, then the PSO-SVM is used to train and classify the conducted leakage signals and compared with the SVM classification. Finally, the display image is reconstructed using PSO-SVM. The result shows that the red signal can be effectively identified, and the identification rate is significantly higher than the SVM classifier.

Key words: Conducted leakage; Power line; Recognition; Particle Swarm Optimization-Support Vector Machine (PSO-SVM); Reconstruction

1 引言

TEMPEST(电磁发射传播与安全性测试)是信息安全领域的重要研究内容之一, 其中可以被还原为可识别信息的信号称为红信号, 否则为黑信号, 任何处于工作状态的电子设备都存在电磁信息泄漏^[1]。电磁信息泄漏包括辐射泄漏和传导泄漏^[2]。计算机内部信号由多位并行线路同时传输, 并行线路间距小, 且同时发射, 辐射泄漏信号很难采用时分或频分法进行接收, 因此串行信号的电磁泄漏问题是TEMPEST的重要研究内容。计算机电源线传输信号为串行信号, 传导泄漏信号相对于距离衰减慢, 易于截获, 窃取计算机电源线的传导泄漏信号可以

还原显示信息, 对信息安全造成重大威胁^[3]。

视频信号通常由一系列像素点组成, 每个像素点在时域上可视为梯形脉冲信号, 其上升沿与下降沿会在传导泄漏信号中产生较强脉冲(简称为边沿脉冲)。从泄漏信号中提取边沿脉冲, 结合同步信号, 便可实现显示图像的还原^[4]。文献^[5]研究了基于电源线的电磁信息泄漏原理, 建立了基于电源线的传导和辐射泄漏模型, 根据实测数据验证了电源线电磁信息泄漏对信息安全的威胁; 文献^[6]建立了电源线模型, 推导电源线的传输特性, 实验验证了不同接收带宽下信号的还原效果; 文献^[7]提出结合Gabor滤波器和相关向量机定位计算机泄漏信号中的敏感信息, 实验证明方法准确有效。以上研究均围绕传输线建模及泄漏分析进行, 针对泄漏信号中红信号的识别技术研究较少。

机器学习作为数字分析的热点在图像识别, 信号处理等方面得到广泛的应用, 采用SVM处理分类问题是其研究的重点之一。文献^[8]应用SVM对

收稿日期: 2017-12-04; 改回日期: 2018-05-09; 网络出版: 2018-07-12

*通信作者: 钱志升 qzs0619@163.com

基金项目: 国家自然科学基金(61271104, 61201056)

Foundation Items: The National Natural Science Foundation of China (61271104, 61201056)

水面目标信号进行分类,采用差分进化和粒子群结合的算法实现了核函数参数选取的优化,提高了水面目标分类识别率;文献[9]应用SVM作为分类器对呼吸音信号进行训练分类,实现了对不同病变程度的信号的识别,得到了比K近邻方法更高精度的分类效果;文献[10]提出了一种基于BPSO-SVM的特征选择的自动检测算法。通过以上文献可以看出,SVM处理小样本、高维、非线性的数据分类问题具有较好的效果[11],适合传导泄漏信号中红信号的识别。

针对电源线的传导泄漏问题,本文提出了一种基于SVM的红信号识别方法,并采用PSO算法对模型进行参数寻优,建立了红信号识别模型,实现了对传导泄漏信号的识别。由于电源线电磁泄漏问题易被忽略,且相关研究较少,研究电源线的电磁泄漏问题具有重要意义与价值。

2 原理和方法

2.1 视频信号分析

显示器每个像素点可视为一个梯形脉冲信号,视频线作为主机与显示器之间的信息桥梁,其传输大量包含显示信息的梯形脉冲信号,如图1所示。在实际工作中,视频线会与电源线发生耦合效应,导致电源线传输信号中含有视频显示信息。从电源线传导泄漏信号中识别出与视频显示信息相关的边沿脉冲是本文研究的重点。

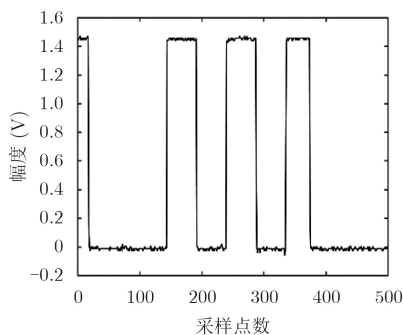


图1 梯形脉冲信号

根据电磁场原理,目标线缆中的信号与传导泄漏信号存在微分关系,如式(1):

$$V_2 = Kd V_1/dt \quad (1)$$

式中, K 为与电路间距、耦合长度等有关的常量, V_1 为目标线缆中信号波形, V_2 为传导泄漏信号波形。由式(1)可知传导泄漏信号取决于目标线缆中信号的变化部分[2]。

本文通过电流钳采集电源线传导泄漏信号,实验系统包括一台电流钳,一台VGA分配器,一台示波器,一台目标计算机和数据处理计算机,如图2所示。在测试过程中,目标计算机显示特定图像,

显示分辨率为 1024×768 ,刷新频率为75 Hz,将显示器电源线置于电流钳钳口中央,电流钳输出信号连接至示波器,采集泄漏信号的时域波形。为了研究电源线传导泄漏信号与视频信号的关系,用VGA分配器引出RGB视频信号中的一路接入示波器。将示波器采集的数据导入数据处理计算机,进行算法分类及图片还原处理。实验测试电源线传导泄漏信号如图3所示,可以看出图3中除了边沿脉冲,还有许多干扰脉冲,这是由于电源线中实际传输信号不仅包含视频线耦合信号,还包含周围其他传输线的耦合及空间电磁波感应信号。本文提出采用PSO-SVM对电源线传导泄漏信号分段识别,从而实现边沿脉冲的提取。

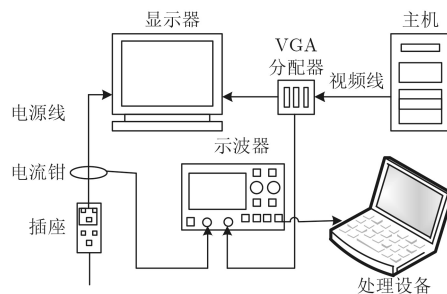


图2 实验系统示意图

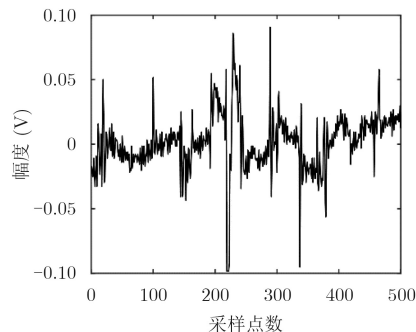


图3 电源线传导泄漏信号

2.2 支持向量机

SVM作为一种机器学习方法,采用结构风险最小化准则,在最小化样本点误差的同时,最小化结构风险。在进行线性分类时,将分类面取在离两类样本距离较大的地方;进行非线性分类时通过高维空间变换,将非线性分类变成高维空间的线性分类问题[12]。

2.2.1 最优分类面 支持向量机是基于线性可分情况下的最优分类面提出的。2维两类线性可分样本如图4所示,图中两类训练样本分别由实心点和空心点表示, H 为把两类没有错误地分开的分类线, H_1, H_2 为平行于分类线的直线,且分别过样本中距分类线最近的点, H_1 与 H_2 之间的距离为两类样本

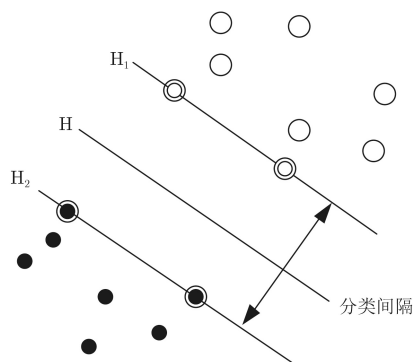


图4 最优分类面

的分类间隔或分类间隔。最优分类线要求分类线能将两类样本准确地分开，且分类空隙最大。

设有训练样本集如式(2):

$$\begin{aligned} & (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_N, y_N), \\ & x_i \in R^d, y_i \in \{+1, -1\} \end{aligned} \quad (2)$$

其中，每个样本都是 d 维向量， y 是类别标号。这些样本是线性可分的，即存在超平面如式(3):

$$w \cdot x + b = 0 \quad (3)$$

超平面把所有 N 个样本没有错误地分开，其中 $w \in R^d$ 是线性判别函数的权值， b 是常数项。需要求解二次规划问题如式(4):

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\omega, b} \frac{1}{2} \|w\|^2 \\ & \text{s.t. } y_i [(w \cdot x) + b] - 1 \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \right\} (4)$$

在线性不可分的情况下，对每个样本引入一个非负的松弛变量 $\xi_i, i = 1, 2, \dots, N$ ，最优分类面的问题如式(5):

$$\left. \begin{aligned} & \min_{\omega, b, \xi_i} \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \left(\sum_{i=1}^N \xi_i \right) \\ & \text{s.t. } y_i ((w \cdot x) + b) - 1 + \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \\ & \quad \xi_i \geq 0, \quad i = 1, 2, \dots, N \end{aligned} \right\} (5)$$

其中， C 为惩罚因子，是一个需要人为选择的参数，选择较小的 C ，则表示对错误比较容忍而更强调对于正确分类的样本的分类间隔；相反，选择较大的 C ，则更强调对分类错误的惩罚。把求解最优分类面的问题用拉格朗日法转化如式(6):

$$\begin{aligned} & \min_{\omega, b, \xi_i} \max_{\alpha} L(w, b, \alpha) \\ & = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^N \xi_i \\ & \quad - \sum_{i=1}^N \alpha_i \{y_i [(w \cdot x) + b] - 1 + \xi_i\} - \sum_{i=1}^N \gamma_i \xi_i \end{aligned} \quad (6)$$

式中， α_i 和 γ_i 为拉格朗日乘子。通过拉格朗日法求解，解向量满足如式(7):

$$w^* = \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i x_i \quad (7)$$

得到最优分类面的判别函数如式(8):

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn} \{g(x)\} = \text{sgn} \{(w^* \cdot x) + b\} \\ &= \text{sgn} \left\{ \sum_{i=1}^N \alpha_i^* y_i (x_i \cdot x) + b^* \right\} \end{aligned} \quad (8)$$

若样本为非线性时，采用引入特征变换来将原空间中非线性问题转化为新空间中的线性问题。若将特征 x 进行非线性变换，新的特征为 $z = \varphi(x)$ ，则新特征空间里的支持向量的决策函数如式(9):

$$\begin{aligned} f(x) &= \text{sgn} (w^\varphi \cdot z + b) \\ &= \text{sgn} \left(\sum_{i=1}^n \alpha_i y_i (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x)) + b \right) \end{aligned} \quad (9)$$

通过对比式(8)和式(9)，可以发现，非线性变换对支持向量机的影响是把样本在原特征空间的内积 $(x_i \cdot x_j)$ 变成在新空间中的内积 $(\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j))$ ，内积函数 $K(x_i, x_j)$ 被称为核函数如式(10):

$$K(x_i, x_j) = (\varphi(x_i) \cdot \varphi(x_j)) \quad (10)$$

根据Mercer条件，选用适当的核函数就可以实现非线性支持向量机的构建。本文采用RBF核函数

$$K(x_i, x_j) = \exp(-r|x_i - x_j|^2), \quad r > 0.$$

2.2.2 网格搜索法 使用支持向量机需要设置惩罚因子 C 和核函数参数 g 。为了得到最优分类结果，需要进行参数搜索。网格搜索法进行参数选取的实质就是通过设置 C 和 g 的搜索区间及步长，尝试各种可能的 C 和 g 组合，得到使训练序列预测精度最高的 (C, g) 对作为最优模型参数，由于搜索区间及步长依靠经验设定，过大的搜索区间会导致在非最优解区间耗费较长时间，降低搜索效率；过小的搜索区间会导致无法得到最优 (C, g) 对^[8]。

2.3 粒子群算法优化支持向量机

目前尚无公认的最有效的参数搜索方法^[13]，网格搜索法有着效率低，准确率受人为影响等固有缺陷。本文采用PSO算法对SVM的惩罚因子 C 和核函数参数 g 进行优化，PSO算法是一种针对种群的并行搜索策略^[14]，算法首先在可行解空间中初始化一群粒子，每个粒子代表一个潜在最优解，粒子的特性用位置，速度和适应度值来表示。粒子在解空间中运动，通过跟踪个体极值和群体极值更新个体位置，每次更新完毕，重新计算适应度值，通过比较

新粒子和个体极值、群体极值的适应度值更新个体极值和群体极值位置。粒子速度和位置更新公式如式(11)，式(12)：

$$V^{k+1} = wV^k + c_1r_1(P_{id}^k - X^k) + c_2r_2(P_{gd}^k - X^k) \quad (11)$$

$$X^{k+1} = X^k + V^{k+1} \quad (12)$$

式中， w 为惯性权重， r_1 和 r_2 为分布于 $[0,1]$ 区间内的随机数， k 为迭代次数， P_{id}^k 为个体最优粒子位置， P_{gd}^k 为全局最优粒子位置， c_1 和 c_2 为学习因子， V 为粒子速度， X 为粒子位置。

采用PSO优化SVM的算法，以SVM交叉验证下的分类准确率作为PSO算法的粒子适应度值，流程如图5所示，步骤为：

步骤1 在参数空间中对粒子进行初始化，设置初始位置和速度；

步骤2 计算粒子的适应度值；

步骤3 根据粒子适应度值更新个体、群体极值；

步骤4 判断是否满足终止条件，即是否超出设置的最大迭代次数。若不满足终止条件，则根据粒子速度和位置更新公式，即式(11)和式(12)，搜索更新粒子速度和位置，转到步骤2；

步骤5 若满足终止条件，得到最优分类参数，进行最终SVM分类识别。

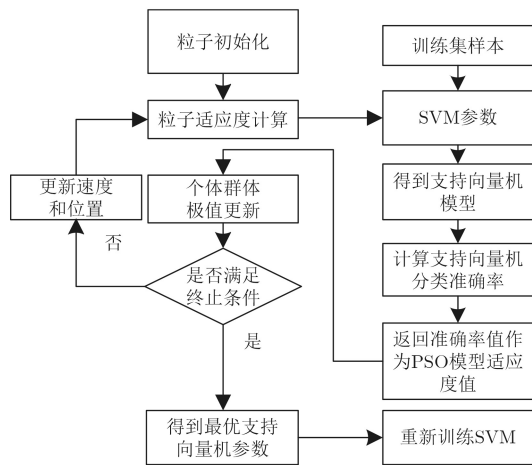


图5 PSO-SVM分类流程图

3 实验与分析

3.1 数据采集及处理

设置显示器显示黑白条形图片，采用图2所示实验图测试电源线传导泄漏信号，此处仅显示部分泄漏信号样本，如图6所示，图中虚线波形表示视频信号，实线波形表示放大20 dB后的电源线传导泄漏信号。通过图6可以发现，泄漏信号中存在大量噪声，因此，将泄漏信号进行小波去噪，处理结果如图7所示，可以看到大部分噪声得到了抑制。

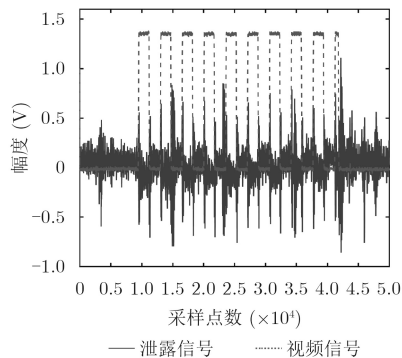


图6 电源线传导泄漏信号与视频信号

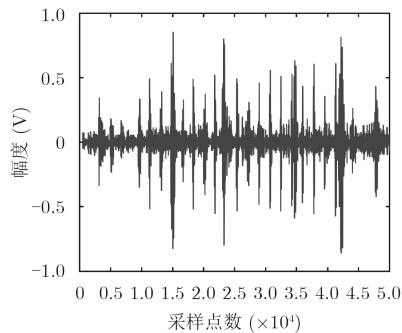


图7 小波去噪后泄漏信号

将处理后的传导泄漏信号进行分段截取，输入SVM分类器中。采集样本共120组，其中60组样本含边沿脉冲，其余为非边沿脉冲。输入的120组样本被分为两部分，随机抽取80组为训练集，剩余40组为测试集。通过训练得到最优SVM分类模型。

3.2 分类结果

用SVM分类器对样本进行分类实验，核函数选为RBF，采用网格搜索法搜索最优参数对 (C, g) ，使用LIBSVM工具箱得到最优参数下的分类效果^[15]。将120组样本输入SVM分类器，每组样本的时域波形长度为 $1 \mu s$ ，采样频率为2.5 GHz，核函数参数 g 的搜索范围为 $[-10, 10]$ ，惩罚因子 C 的搜索范围为 $[-30, 30]$ ，搜索步长为0.2。SVM预测结果如图8所示。

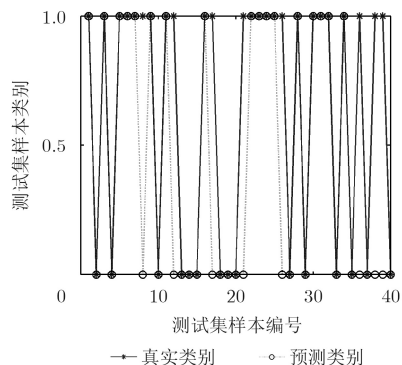


图8 SVM预测结果

图8中横轴代表测试的样本号,纵轴代表测试样本的类别,其中类别0代表边沿脉冲,类别1代表非边沿脉冲,可以看到采用网格搜索法,信号的预测类别分类精度为80%。

采用PSO对SVM分类器进行优化,设置初始参数惯性权重为0.6,学习因子 $c_1 = 1.7$, $c_2 = 1.6$,最大迭代次数设置为400。PSO-SVM预测结果如图9所示。由图9可以看出利用PSO优化SVM分类器后分类预测准确率得到了明显的提升,达到95%。

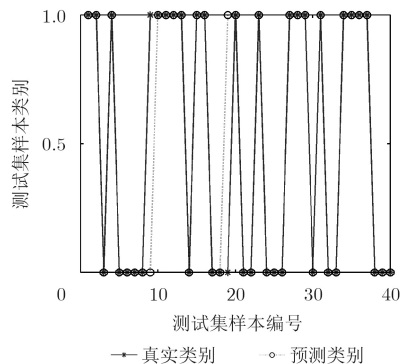


图9 PSO-SVM预测结果

为了能够客观真实地反映训练模型的分类性能,分别对优化前后的模型做25次分类实验,得到训练集准确率和测试集准确率如表1所示。表1结果表明,在电源线传导泄漏信号识别中,PSO-SVM较SVM分类准确率更高。

表1 PSO-SVM与SVM分类结果对比(%)

类别	PSO-SVM	SVM(RBF核)
训练集分类准确率	100	100
测试集分类准确率	93.75	82.50

3.3 图像还原

为了验证算法的有效性,根据电源线泄漏信号进行显示图像还原。显示器显示测试图片如图10所示,从上到下依次为初号,小初,1号,2号,3号,4号及5号字体。通过示波器采集10 ms视频泄漏信号,共500000点。将数据分段,用PSO-SVM进行分类,分类预测结果若为非边沿,将其置为0;若为边沿,则保持不变。还原结果如图11所示,可以看出采用此算法可以实现泄漏图像还原,通过本实验证明了从电源线窃取显示信息的可行性及PSO-SVM的有效性。

4 结论

本文针对计算机电源线传导泄漏信号识别问题进行了研究,设计了PSO-SVM分类器,克服了

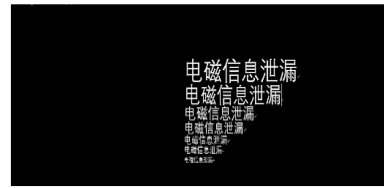


图10 测试图片



图11 还原结果

SVM分类器中网格搜索法难以找到最优参数的缺陷,实现了对泄漏信号的分类识别。实验结果表明在传导泄漏信号分类识别中,PSO-SVM较SVM有着更高的识别率,且证明了从电源线中截获显示信息的可行性及本文方法的有效性,对进一步研究信息泄漏具有重要意义。

参考文献

- [1] SONG T L, JEONG Y R, and YOON J G. Modeling of leaked digital video signal and information recovery rate as a function of SNR[J]. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 2015, 57(2): 164–172. doi: 10.1109/TEMC.2014.2372039.
 - [2] HAYASHI Y I, HOMMA N, TORIUMI Y, et al. Remote visualization of screen images using a pseudo-antenna that blends into the mobile environment[J]. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 2017, 59(1): 24–33. doi: 10.1109/TEMC.2016.2594237.
 - [3] YANG Shanqing, LIAO Xiaoyong, HU Jianlin, et al. Recognition of information leakage of computer via conducted emanations on the power line[C]. *IEEE International Conference on Big Data Security on Cloud*, Beijing, 2017: 139–144. doi: 10.1109/BigDataSecurity.2017.51.
 - [4] ZHANG Nan, LÜ Yinghua, CUI Qiang, et al. Investigation of unintentional video emanations from a VGA connector in the desktop computers[J]. *IEEE Transactions on Electromagnetic Compatibility*, 2017, 59(6): 1826–1834. doi: 10.1109/TEMC.2017.2699479.
 - [5] 徐艳云, 黄伟庆, 范伟, 等. 基于电源线的电磁信息泄漏建模与实验分析[J]. *中国科学: 信息科学*, 2015, 45(10): 1341–1354. doi: 10.1360/N112014-00324.
- XU Yanyun, HUANG Weiqing, FAN Wei, et al. Modeling and experimental research on electromagnetic information

- leakage from power lines[J]. *SCIENTIA SINICA (Informationis)*, 2015, 45(10): 1341–1354. doi: [10.1360/N112014-00324](https://doi.org/10.1360/N112014-00324).
- [6] HUANG Weiqing, YANG Shanqing, and HU Jianlin. Analysis on information leakage of computer displays via conducted emission on power line[C]. *IEEE International Symposium on Computer, Consumer and Control*, Shanghai, 2016: 493–497. doi: [10.1109/IS3C.2016.129](https://doi.org/10.1109/IS3C.2016.129).
- [7] HUANG Weiqing, ZHAO Jianlin, LÜ Zhiqiang, et al. A method to detect and locate the character information submerged in electromagnetic leakage signal[C]. *IEEE Information Technology, Networking, Electronic and Automation Control Conference*, Chengdu, 2016: 879–882. doi: [10.1109/ITNEC.2016.7560487](https://doi.org/10.1109/ITNEC.2016.7560487).
- [8] 孟庆昕, 杨士裁, 于盛齐. 基于波形结构特征和支持向量机的水面目标识别[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(9): 2117–2123. doi: [10.11999/JEIT150139](https://doi.org/10.11999/JEIT150139).
- MENG Qingxin, YANG Shie, and YU Shengqi. Recognition of marine acoustic target signals based on wave structure and support vector machine[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(9): 2117–2123. doi: [10.11999/JEIT150139](https://doi.org/10.11999/JEIT150139).
- [9] 刘国栋, 许静. 基于SVM方法的神经网络呼吸音识别算法[J]. *通信学报*, 2014, 35(10): 218–222. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.10.025](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.10.025).
- LIU Guodong and XU Jing. Neural network recognition algorithm of breath sounds based on SVM[J]. *Journal on Communications*, 2014, 35(10): 218–222. doi: [10.3969/j.issn.1000-436x.2014.10.025](https://doi.org/10.3969/j.issn.1000-436x.2014.10.025).
- [10] 高发荣, 王佳佳, 席旭刚, 等. 基于粒子群优化-支持向量机方法的下肢肌电信号步态识别[J]. *电子与信息学报*, 2015, 37(5): 1154–1159. doi: [10.11999/JEIT141083](https://doi.org/10.11999/JEIT141083).
- GAO Farong, WANG Jiajia, XI Xugang, et al. Gait recognition for lower extremity electromyographic signals based on PSO-SVM method[J]. *Journal of Electronics & Information Technology*, 2015, 37(5): 1154–1159. doi: [10.11999/JEIT141083](https://doi.org/10.11999/JEIT141083).
- [11] 尚文利, 张盛山, 万明, 等. 基于PSO-SVM的Modbus TCP通讯的异常检测方法[J]. *电子学报*, 2014, 42(11): 2314–2320. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.11.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.11.029).
- SHANG Wenli, ZHANG Shengshan, WAN Ming, et al. Modbus/TCP communication anomaly detection algorithm based on PSO-SVM[J]. *Acta Electronica Sinica*, 2014, 42(11): 2314–2320. doi: [10.3969/j.issn.0372-2112.2014.11.029](https://doi.org/10.3969/j.issn.0372-2112.2014.11.029).
- [12] LEI Li, CHANG Wenbin, ZHOU Shenghan, et al. An identification and prediction model of wear-out fault based on oil monitoring data using PSO-SVM method[C]. *Reliability and Maintainability Symposium*, Exeter, UK, 2017: 1–6. doi: [10.1109/RAM.2017.7889670](https://doi.org/10.1109/RAM.2017.7889670).
- [13] 陈世杰, 连可, 王厚军. 遗传算法优化的SVM模拟电路故障诊断方法[J]. *电子科技大学学报*, 2009, 38(4): 553–558. doi: [10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.019).
- CHEN Shijie, LIAN Ke, and WANG Houjun. Method for analog circuit fault diagnosis based on GA Optimized SVM[J]. *Journal of University of Electronic Science and Technology of China*, 2009, 38(4): 553–558. doi: [10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.019](https://doi.org/10.3969/j.issn.1001-0548.2009.04.019).
- [14] WANG Yingmin, CUI Tao, ZHANG Fujun, et al. Fault diagnosis of diesel engine lubrication system based on PSO-SVM and centroid location algorithm[C]. *International Conference on Control, Automation and Information Sciences*, Ansan-si, Korea, 2016: 221–226. doi: [10.1109/ICCAIS.2016.7822464](https://doi.org/10.1109/ICCAIS.2016.7822464).
- [15] ZHU Dali, HE Peng, and ZHANG Jingqin. Research of key problem of receiving and recovery of signal based on wide band receiver[C]. *International Conference on Internet Technology and Applications*, Wuhan, 2010: 1–8. doi: [10.1109/ITAPP.2010.5566616](https://doi.org/10.1109/ITAPP.2010.5566616).
- [16] TANG Yizhou and ZHOU Jiawen. The performance of PSO-SVM in inflation forecasting[C]. *International Conference on Service Systems and Service Management*, Guangzhou, 2015: 1–4. doi: [10.1109/ICSSSM.2015.7170251](https://doi.org/10.1109/ICSSSM.2015.7170251).
- 周长林: 男, 1961 年生, 教授, 研究方向为电磁兼容与多物理场耦合。
- 钱志升: 男, 1992 年生, 硕士, 研究方向为电磁泄漏信息侦测与还原。
- 王勤民: 男, 1975 年生, 讲师, 研究方向为通信抗干扰技术。
- 余道杰: 男, 1978 年生, 副教授, 研究方向为高功率微波技术。
- 程俊平: 男, 1994 年生, 硕士, 研究方向为电磁兼容与多物理场耦合。