

基于改进 PSO 的 LSSVM 参数优化在变压器故障诊断中的应用

贾嵘¹, 张云², 洪刚³

(1. 西安理工大学水利水电学院, 陕西 西安 710048; 2. 中国水电顾问集团西北勘测设计研究院, 陕西 西安 710056;
3. 广西电网公司北海供电局, 广西 北海 536000)

摘要: 提出了一种基于最小二乘支持向量机的变压器故障诊断的智能方法。为了提高故障诊断的精确度, 利用改进粒子群算法来对最小二乘支持向量机进行参数优化, 改进后的粒子群算法能够较好地调整算法的全局与局部搜索能力之间的平衡。试验结果证明: 该方法不仅能够取得良好的分类效果, 而且诊断速度与精度高于传统支持向量机和 BP 神经网络, 更适合在变压器故障诊断中应用。

关键词: 变压器; 故障诊断; 最小二乘支持向量机; 改进粒子群算法; BP 神经网络

Parameter optimization of least squares support vector machine based on improved particle swarm optimization in fault diagnosis of transformer

JIA Rong¹, ZHANG Yun², HONG Gang³

(1. Institute of Water Resources and Hydropower Engineering, Xi'an University of Technology, Xi'an 710048, China;
2. Hydro China Xibei Engineering Corporation, Xi'an 710056, China;
3. Guangxi Power Grid Beihai Power Supply Bureau, Beihai 536000, China)

Abstract: An intelligent method for fault diagnosis of transformer based on least squares support vector machine (LSSVM) is proposed. In order to improve the accuracy of fault diagnosis, the improved particle swarm optimization (IPSO) algorithm is adopted to optimize the parameters of LSSVM algorithm. The improved IPSO algorithm can adjust the balance between global and local search capabilities suitably. Experiment results prove that the method not only gets good classification results, but also achieves higher diagnostic accuracy than normal LSSVM and BP neural network. Consequently, the IPSO-LSSVM model is proper in fault diagnosis of transformer.

Key words: transformer; fault diagnosis; least squares support vector machine; improved particle swarm optimization; BP neural network

中图分类号: TM83 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)17-0121-04

0 引言

变压器是电力系统中重要的电气设备之一, 其正常运行对于保证电网安全意义重大。据相关资料统计, 铁心及绕组变形、松动等故障是变压器的重要故障之一, 占总体故障比例很大。近年来, 国内外提出了基于器身振动信号的变压器监测方法^[1-2]。该方法通过分析振动信号的特征, 对变压器铁心和绕组的状况进行评估。

目前, 基于振动信号的变压器故障诊断方法主要有小波^[3]、小波包^[4]、希尔伯特黄变换^[5]等, 并且已经取得了一定的成效。文献[6]提出了将小波与神经网络相结合来诊断断路器机械故障的方法, 但神经网络在训练时存在着故障样本不足、易陷入局部

极小和训练时间长等缺点, 这些不足制约了人工神经网络在故障诊断中进一步应用和发展; 文献[7]将小波包与支持向量机结合来诊断水轮机组振动故障, 该方法采用结构风险最小化原则, 具有很强的泛化能力, 并克服了神经网络中存在的过拟合、收敛速度慢、容易陷入局部极值等缺点, 但是其参数选择影响着最终诊断的精确度。

针对上述问题, 本文提出了改进粒子群算法优化最小二乘支持向量机的变压器故障诊断方法。粒子群算法收敛速度快、鲁棒性高, 已经成功解决了函数优化、人工神经网络中参数优化等优化问题, 但该算法的收敛速度和精度受惯性权值影响较大, 因此本文首先对惯性权值进行了改进, 以实现该算法能够较好地调整全局与局部搜索能力之间的平

衡；然后将改进后的粒子群算法用于最小二乘支持向量机的参数优化；其次将所得特征向量输入该模型进行故障诊断。试验结果表明：该方法不仅能够取得良好的分类效果，而且诊断速度与精度高于传统 LSSVM 和 BP 神经网络，更加适合在变压器故障诊断中应用。

1 LSSVM 算法

LSSVM 算法是标准 SVM 的一种扩展，优化指标采用平方项，并用等式约束代替标准 SVM 的不等式约束，即将二次规划问题转化为线性方程组求解，降低了计算复杂性，加快了求解速度。LSSVM 算法的分类决策函数为：

$$y(x) = \text{sgn}\left(\sum_{S_v} \alpha_i \varphi^T(x_i) \varphi(x_j) + b\right) \quad (1)$$

式中： S_v 为支持向量集合； x_i 、 x_j 为输入， y 为目标输出； α_i 为拉格朗日乘子； $\varphi(\cdot)$ 为非线性变换； b 为偏置常数。

定义 $K(x_i, x_j) = \varphi^T(x_i) \varphi(x_j)$ 为核函数，选择不同的核函数，可构造不同的支持向量机。常用的核函数有径向基函数 (RBF)： $K(x_i, x_j) = \exp(-\|x_i - x_j\| / 2\sigma^2)$ ，其中 σ 为 RBF 的参数；多项式核函数： $K(x_i, x_j) = (x_i \cdot x_j + \theta)^d$ ；Sigmoid 核函数： $K(x_i, x_j) = \tanh(\beta(x_i \cdot x_j) + \theta)$ 。本文选取 RBF 核函数来构造 LSSVM，这样需要优化的参数最少，只有正规化参数 λ 和核参数 σ 。

2 PSO 算法的改进

2.1 PSO 算法

PSO 算法通过对随机粒子群进行迭代运算，寻找最优解。粒子通过跟踪两个极值来更新自己，一个是粒子本身找到的最优解——个体极值 p_{best} ，另一个是整个种群目前找到的最优解——全局极值 g_{best} 。在标准的粒子群算法中，粒子的速度和位置更新方程为：

$$V^{t+1} = wV^t + c_1 \times r_1 \times (p_{best}^t - x^t) + c_2 \times r_2 \times (g_{best}^t - x^t) \quad (2)$$

$$X^{t+1} = X^t + V^{t+1} \quad (3)$$

式中： t 为迭代次数； V^t 为粒子第 t 代的飞行速度； X^t 为粒子第 t 代的当前位置； w 为惯性权重，它使粒子保持运动惯性； p_{best} 和 g_{best} 如前面定义； r_1 、 r_2 是均匀分布在 (0,1) 区间的随机数； c_1 、 c_2 为学习因子，分别调节向全局最优粒子和个体最优粒子方向飞行的最大步长，通常取 $c_1=c_2=2$ 。

2.2 PSO 算法的改进

在 PSO 算法中，惯性权重是最重要的参数，较

大的权值有利于提高算法的全局搜索能力，但运算量很大；而较小的权值会增强算法的局部搜索能力，但容易陷入局部最优。基本的 PSO 算法中认为 $w=1$ ，因此在迭代后期缺乏局部收敛能力。为此本文提出了一种改进的非线性递减算法，以实现该算法能够较好地调整全局与局部搜索能力之间的平衡。惯性权值 w 的计算公式为：

$$w = w_{max} - \frac{(w_{max} - w_{min}) \times t^2}{t_{max}^2} \quad (4)$$

式中： w_{max} 、 w_{min} 分别为最大惯性权重和最小惯性权重； t 为当前的迭代次数； t_{max} 为最大允许迭代次数。

3 基于 IPSO 的 LSSVM 参数优化

LSSVM 参数 λ 和 σ 对其分类精度有较大的影响，通常采用参数空间穷尽搜索法对 LSSVM 的参数进行优化，其缺点是很难确定一个合理的参数范围，在一定程度上影响了故障诊断速度和精度，因此，本文采用 IPSO 优化 LSSVM 的参数，其整个优化步骤如下：

- 1) 初始化 PSO 的各种参数：群体规模、学习因子、迭代的最大次数、粒子的初始位置和速度等。
- 2) 分别用每个粒子向量所对应的 LSSVM 对学习样本进行预测，得到各粒子当前位置值的预测误差，并将其作为各粒子的适应度值，再将各粒子的当前适应度值与该粒子自身的最优适应度值进行比较，如果更优，则将粒子当前的位置作为该粒子的最优位置。
- 3) 将各粒子的自身最优位置适应度值与群体最优位置的适应度值比较，如果更优，则将粒子的最优位置作为群体的最优位置。
- 4) 根据式 (4) 计算惯性权值，并利用式 (2)、(3) 更新粒子的速度和位置。
- 5) 检查是否满足寻优结束条件 (达到预先设定的最大迭代次数或预设精度)，若满足则结束寻优，求出最优解；否则转至步骤 2)，继续新一轮搜索。

4 实例分析

4.1 特征向量的提取

在实验室对一台额定容量 500 kVA，绕组额定电压 10.5/0.4 kV，接线组别为 Dyn11 的变压器器身振动进行了试验，加速度传感器通过永磁体牢固地吸附于变压器绕组对应侧面 1/2 处，且永磁体表面

涂有一层绝缘漆, 保证了传感器外壳的“浮地”, 具有较好的抗电磁干扰的能力。试验时通过改变绕组间垫块的厚度, 以测量变压器绕组在轻微变形、中度变形及严重变形三种状况下的振动加速度信号, 绕组变形程度的划分根据文献[8]所提方法进行了界定, 同时在变压器运行之初得到正常状况下的振动信号。图 1 给出了一组各种状态下的变压器的振动信号, 从上到下依次为: (a) 正常状况; (b) 绕组轻微变形; (c) 绕组中度变形; (d) 绕组严重变形。

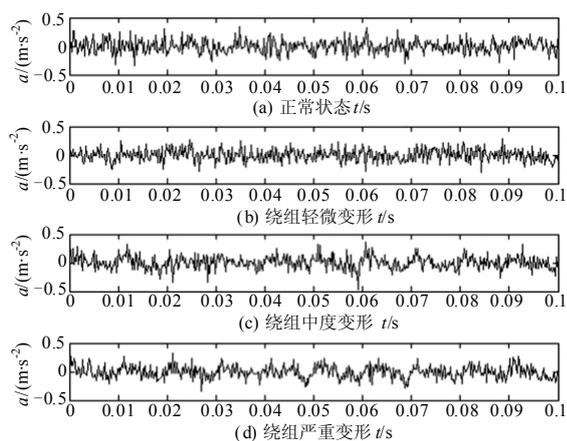


图 1 各种状况下的振动信号

Fig.1 Vibration signals under different conditions

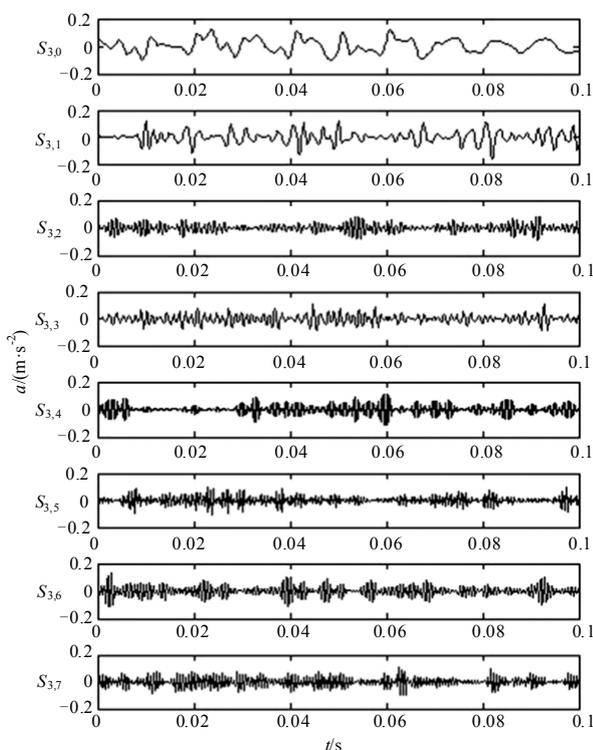


图 2 变压器振动信号小波包重构图

Fig.2 Reconstruction of vibration signal by wavelet packet

从原始信号的时域波形图中可以看出, 故障前后的振动加速度信号没有明显的差异, 仅从时域图上并不能确定绕组是否故障以及故障严重程度, 需要对信号进一步分解处理。以提取更详细的反映故障的特征向量。本文首先对采集到的振动数据进行去噪处理, 然后对各种状态下振动数据分别进行 3 层小波包分解, 如图 2 所示, 最后再分别提取 $S_{3,0} \sim S_{3,3}$ 4 个频段的小波包能量特征值。为了简化模型结构, 对故障特征向量进行了归一化处理, 如表 1 所示。

表 1 特征向量表

Tab.1 Vectors of characteristic

绕组状况	$H_{3,0}$	$H_{3,1}$	$H_{3,2}$	$H_{3,3}$
正常	0.159 8	0.156 1	0.131 2	0.098 6
轻微变形	0.157 4	0.158 1	0.125 8	0.100 8
轻微变形	0.155 0	0.158 5	0.116 1	0.101 6
轻微变形	0.154 3	0.158 9	0.114 4	0.104 0
中度变形	0.130 5	0.159 8	0.121 1	0.104 2
中度变形	0.114 4	0.159 8	0.107 8	0.105 6
中度变形	0.105 4	0.159 7	0.105 2	0.109 7
严重变形	0.040 8	0.153 9	0.102 7	0.106 6
严重变形	0.036 4	0.154 8	0.093 3	0.110 0
严重变形	0.011 9	0.154 0	0.089 9	0.110 8

4.2 诊断模型构建

由于 LSSVM 是二元分类器, 因此必须构造多元分类器才能进行故障诊断。本文采用“一对多”多分类法构建多元分类器, 将一种状态下的样本与其余状态样本组合, 共构建 4 个 IPSO-LSSVM 分类器识别变压器绕组故障状况, 最终结果由分类距离最大的向量机决定, 定义有该故障为+1, 无该故障为-1。诊断模型如图 3 所示。

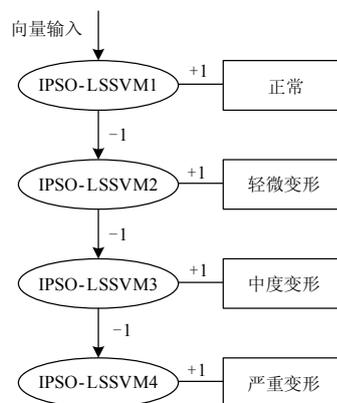


图 3 IPSO-LSSVM 诊断模型

Fig.3 Diagnostic model based on IPSO-LSSVM

4.3 故障诊断

将表 1 所示的各种状况下绕组的特征向量输入上述诊断模型中进行训练, 经多次调整训练后, 最终选定该模型的参数为: $\lambda=37.24$, $\sigma=0.62$ 。诊断结果如表 2 所示。可以看出, IPSO-LSSVM 能够成功地实现变压器绕组各种状况的分类。

表 2 IPSO-LSSVM 诊断结果

Tab.2 Diagnosis results of IPSO-LSSVM

输出	正常	轻微变形	中度变形	严重变形
IPSO-LSSVM1	0.945 2	-0.920 5	-0.945 1	-1.024 0
IPSO-LSSVM2	-0.902 1	0.961 5	-1.104 8	-0.896 2
IPSO-LSSVM3	-0.962 7	-0.861 4	0.928 6	-0.852 3
IPSO-LSSVM4	-0.871 2	-0.924 1	-0.966 4	1.023 7

为了检验本文方法在变压器故障诊断中的优势, 利用 Matlab 构造 BP 神经网络, 网络输入层 4 个节点, 输出层 3 个节点。根据经验公式初步确定隐含层为 9 个节点, 学习到一定次数后, 如果达不到规定误差则在初值基础上增减隐含层节点的数目, 经试验最终确定隐含层节点数为 10 个。利用上述特征向量训练 BP 神经网络, 当迭代 580 次后, 达到期望误差, 输出诊断结果如表 3 所示。

表 3 BP 神经网络诊断结果

Tab.3 Diagnosis results of BP neural network

输出	正常	轻微变形	中度变形	严重变形
y1	0.017 6	0.901 0	0.047 8	0.031 7
y2	-0.072 4	0.027 1	0.871 3	-0.011 6
y3	0.031 6	-0.041 5	0.036 2	0.821 7

同时, 将这些特征向量分别输入 LSSVM 和 PSO-LSSVM 中进行诊断比较, 对比结果如表 4 所示。由表 4 明显可以看出, IPSO-LSSVM 明显优于其他几种方法, 不仅更快地收敛于最优解, 而且很大程度地提高了诊断的精度。

表 4 诊断结果对比

Tab.4 Comparison of diagnostic results

	σ	λ	迭代次数	平均诊断精度 / %
BP 神经网络	-	-	580	86.47
LSSVM	0.48	79.82	360	90.24
PSO-LSSVM	1.12	44.87	180	92.32
IPSO-LSSVM	0.62	37.24	120	96.48

5 结论

惯性权值对 PSO 算法的收敛速度和精度有较大影响, 因此本文对其进行了改进, 以实现该算法能够较好地调整全局与局部搜索能力之间的平衡;

同时针对 LSSVM 在变压器机械故障诊断中存在参数选取困难的问题, 将改进后的 PSO 算法与 LSSVM 相结合, 即利用 IPSO 算法对 LSSVM 进行参数优化。优化后的 LSSVM 具有较高的分类精度与诊断速度, 并通过诊断实例证明了该方法更适用于基于振动信号的变压器故障诊断。

参考文献

- [1] Cipriano Bartoletti, Maurizio Desiderio, Danilo Di Carlo, et al. Vibro-acoustic techniques to diagnose power transformer[J]. IEEE Transactions on Power Delivery, 2004, 19 (1): 221-229.
- [2] 程锦, 李延沐, 汲胜昌, 等. 振动法在线监测变压器绕组及铁心状况[J]. 高电压技术, 2005, 31 (4): 43-45. CHENG Jin, LI Yan-mu, JI Sheng-chang, et al. Application of vibration method on monitoring the winding and core condition of transformer[J]. High Voltage Engineering, 2005, 31 (4): 43-45.
- [3] 颜秋容, 刘欣, 尹建国. 基于小波理论的电力变压器振动信号特征研究[J]. 高电压技术, 2007, 33 (1): 561-861. YAN Qiu-rong, LIU Xin, YIN Jian-guo. Features of vibration signal of power transformer using the wavelet theory[J]. High Voltage Engineering, 2007, 33 (1): 561-861.
- [4] 汲胜昌, 刘味果, 单平, 等. 小波包分析在振动法监测变压器铁芯及绕组状况中的应用[J]. 中国电机工程学报, 2001, 21 (12): 24-27. JI Sheng-chang, LIU Wei-guo, SHAN Ping, et al. The application of the wavelet packet to the monitoring of the core and winding condition of transformer[J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21 (12): 24-27.
- [5] 熊卫华, 赵光宙. 基于希尔伯特-黄变换的变压器铁心振动特性分析[J]. 电工技术学报, 2006, 21 (8): 9-13. XIONG Wei-hua, ZHAO Guang-zhou. Analysis of transformer core vibration characteristics using Hilbert-Huang transformation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2006, 21 (8): 9-13.
- [6] 陈伟根, 范海炉, 王有元, 等. 基于小波能量与神经网络的断路器振动信号识别方法[J]. 电力自动化设备, 2008, 28 (2): 29-32. CHEN Wei-gen, FAN Hai-lu, WANG You-yuan, et al. Circuit breaker vibration signal recognition based on wavelet energy and neural network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2008, 28 (2): 29-32.
- [7] 彭文季, 罗兴铸. 基于小波包分析和支持向量机的水电机组振动故障诊断研究[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26 (24): 164-168.

(下转第 152 页 continued on page 152)

了大量的二次电缆,优化了二次设备。

经过多年运行,南方电网内各直流输电工程的光测量系统也暴露出了一些问题,本文介绍了部分典型的异常及处理方法,如光 PT 测量回路中光电传感器故障及其引起的直流电压测量值异常、光 CT 同轴电缆的紧固方式不当所造成的直流电流测量值异常、±800 kV 云广直流输电系统光测量及相关总线系统切换时对冗余系统的影响等,这不仅有助于今后直流输电系统的运行维护,同时也为未来直流输电工程的设计、实施提供了有益的参考。

参考文献

[1] 曾庆禹. 电力系统数字光电量测系统的原理及技术[J]. 电网技术, 2001, 25 (4): 1-5.
ZENG Qing-yu. Principle and technology of digital electrooptic measurement for power system[J]. Power System Technology, 2001, 25 (4): 1-5.

[2] 高阳, 张海燕, 张旭鹏. 光电传感器在继电保护中的应用研究[J]. 沈阳工程学院学报: 自然科学版, 2006, 2 (3): 233-236.
GAO Yang, ZHANG Hai-yan, ZHANG Xu-peng. Research on application of photoelectric transformer on relay protection[J]. Journal of Shenyang Institute of Engineering: Natural Science, 2006, 2 (3): 233-236.

[3] 段卫国, 陆岩, 阳少军. 高肇直流极 II 直流电压异常波动分析[J]. 南方电网技术研究, 2006, 2 (3): 23-24.
DUAN Wei-guo, LU Yan, YANG Shao-jun. Analysis of the abnormal DC voltage fluctuation of the pole II in the Gui-Guang HVDC transmission system[J]. Southern Power System Technology Research, 2006, 2 (3): 23-24.

[4] 张海凤, 朱韬析. 天广直流输电系统极 I 电压异常波动原因及其影响分析[J]. 电力系统自动化, 2007, 31 (24): 102-104.
ZHANG Hai-feng, ZHU Tao-xi. Analysis of the abnormal DC voltage fluctuation of the pole I in the Tian-Guang HVDC transmission system and its negative

influence[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31 (24): 102-104.

[5] 吴泽辉, 张鹏, 左干清. 高肇高压直流系统电压波动的分析与处理[J]. 电力系统自动化, 2008, 32 (5): 104-107.

[6] 郝志杰, 张建设. 基于 RTDS 的 HVDC 电压波动机理研究[J]. 南方电网技术, 2008, 2 (6): 52-55.
HAO Zhi-jie, ZHANG Jian-she. RTDS-based research on the principle of HVDC voltage fluctuation [J]. Southern Power System Technology, 2008, 2 (6): 52-55.

[7] 任雁铭, 秦立军, 杨奇逊. IEC 61850 通信协议体系介绍和分析[J]. 电力系统自动化, 2000, 24 (8): 62-64.
REN Yan-ming, QIN Li-jun, YANG Qi-xun. Study on IEC 61850 communication protocol architecture[J]. Automation of Electric Power Systems, 2000, 24 (8): 62-64.

[8] 高翔, 张沛超. 数字化变电站的主要特征和关键技术[J]. 电网技术, 2006, 30 (23): 67-71, 87.
GAO Xiang, ZHANG Pei-chao. Main feature and key technologies of digital substation[J]. Power System Technology, 2006, 30 (23): 67-71, 87.

[9] 罗毅, 涂光瑜, 张锦辉, 等. 变电站信息数字化综合传输方案[J]. 电力系统自动化, 2001, 25 (8): 42-45.
LUO Yi, TU Guang-yu, ZHANG Jin-hui, et al. Digitized comprehensive transmission plan of substation information[J]. Automation of Electric Power Systems, 2001, 25 (8): 42-45.

收稿日期: 2009-11-18; 修回日期: 2010-01-12

作者简介:

朱韬析 (1980-), 男, 工程师, 目前从事直流输电维护工作; E-mail: taoxi_zhu@hotmail.com

刘东 (1969-), 男, 本科, 工程师, 从事变电运行、电力调度管理工作;

郭卫明 (1980-), 男, 工程师, 目前从事直流输电维护工作。

(上接第 124 页 continued from page 124)

PENG Wen-ji, LUO Xin-qi. Research on vibrant fault diagnosis of hydro-turbine generating unit based on wavelet packet analysis and support vector machine[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26 (4): 164-168.

[8] 桂峻峰, 高文胜, 谈克雄. 用结构参数法研究变压器绕组变形判据[J]. 清华大学学报: 自然科学版, 2004, 44 (1): 93-96.
GUI Jun-feng, GAO Wen-sheng, TAN Ke-xiong. Criterion for transformer winding deformation calculated by the structural parameter method[J]. J Tsinghua Univ:

Sci &Tech, 2004, 44 (1): 39-36.

收稿日期: 2009-09-23; 修回日期: 2010-01-21

作者简介:

贾嵘 (1971-) 男, 博士, 教授, 从事电力系统自动化装置研究; E-mail: ja.rong@163.com

张云 (1973-) 女, 高级工程师, 从事水电设计工作;

洪刚 (1982-) 男, 硕士研究生, 从事电力设备在线监测与故障诊断研究。