

# 改进粒子群算法优化支持向量机在故障诊断中的应用研究

孙瑶琴

(浙江农业商贸职业学院 基础教学部, 浙江 绍兴 312088)

**摘要:** 支持向量机(SVM)作为当前新型的机器学习方式,凭借解决小样本问题、高维问题和局部极值问题等方面的优越性,在当前故障诊断方面有突出的表现;文章根据对支持向量机的研究,发现其在分类模型参数选择上存在困难,为此,提出利用改进粒子群算法优化的办法,解决粒子群前期收敛速度过快导致后期容易优化不均的现象;通过粒子群算法优化与支持向量机分类模型结合,以轴承故障检测和诊断为例,分析次方法的优越性和提高支持向量机在故障诊断过程中的精准度;通过实际检测得出,这种算法优化的方法改进的支持向量机对于聚类性较差的故障分类具有很好的诊断功能。

**关键词:** 支持向量机; 故障诊断; 粒子群算法优化

## Application of Improved Particle Swarm Optimization Support Vector Machine in Fault Diagnosis

Sun Yaoqin

(Department of Fundamental Teaching, Zhejiang Agriculture and Business College, Shaoxing 312088, China)

**Abstract:** Support vector machine (SVM) as the new machine learning method, with the advantages of solving the problem of small sample, high dimension and local extremum problems, with outstanding performance in the current fault diagnosis. According to the research on support vector machine and found that it has difficulty in parameter selection of classification model, this paper proposes an improved particle swarm optimization algorithm to solve the particle swarm pre convergence speed causes the latter easily optimization inequality. The particle swarm optimization algorithm combined with support vector machine classification model used for the detection and diagnosis of bearing fault case analysis method, the superiority and improvement of support vector machine in fault diagnosis process accuracy. Through the actual detection, the improved SVM method has a good diagnosis function for clustering fault classification.

**Keywords:** support vector machine; fault diagnosis; particle swarm optimization

## 0 引言

在我国,在现代工业技术发展过程中,工业所使用的设备规模逐渐增大,各种器械设备的数量也随之增多,并且为满足不同条件下的工业生产活动,机械设备的结构和原理也趋于复杂。这些发展与革新对故障诊断提出了更高的要求。在目前的故障诊断发展过程中,其经过了两个重要的阶段。在第一个阶段中,利用信号处理技术、传感技术、动态测试技术等形成了较为基本的故障诊断技术<sup>[1]</sup>。而在当前的社会科学技术发展中,故障诊断的过程变得越来越自动化,并且向着智能化方向发展。而支持向量机是一种依靠统计学理论而产生的一种较为新颖的机器学习方法,这种学习方法在故障诊断过程中充分体现了其人工智能的特殊性和优越性。

然而,因当前科学技术水平的局限性,目前的支持向量机用于机械故障诊断中,还存在着一些困难。本文通过对支持向量机的分析,以及其解决故障诊断问题的方法,研究支持向量机在选择模型参数上利用粒子群算法优化进行改进,提高了当

前支持向量机用于机械故障诊断的准确性<sup>[2-4]</sup>。

## 1 支持向量机

支持向量机(support vector machine, SVM)最早被提出是在1995年,其主要是用于解决小规模样本或是非线性以及高维模式识别等工作,并且被定义为较为新型的机器学习方法。支持向量机的使用方法是根据统计学以及VC维理论的结构风险最小的理论研究,根据有限的样本信息在模型当中所存在的复杂性以及学习能力,寻找最优的解决办法。

## 2 支持向量机解决机械故障的概述以及问题

支持向量机在解决故障诊断问题所面对的主要对象是各工业设备和机械设备。其中,本文主要以工业用途的轴承设备进行故障诊断分析。在当前的工业活动当中,轴承作为大多数机械设备中较为主要的一个组成部分,因为轴承出现损坏造成的机械故障原因非常多。通过支持向量机分析,轴承引发的机械故障在分类上属于小型样本识别范畴。在以往的解决办法中,神经网络等一些列方法远不及使用支持向量机来进行故障诊断。因支持向量机具有结构风险最小化优势,对于解决这类小型样本分类问题有着较为明显的优势<sup>[5]</sup>。但是在支持向量机分类精度的研究上,受到影响的因素却十分多,其会受到分类推广的性能、惩罚系数、不敏感损失函数参数、核函数参数、参数选择等多重因素影响。在各个影响因素的分析中,可以得出

收稿日期:2017-01-06; 修回日期:2017-02-06。

基金项目:中华全国供销合作总社2015年度职业教育专项研究课题(GX1525)。

作者简介:孙瑶琴(1980-),女,浙江绍兴人,硕士研究生,讲师,主要从事图像图形处理、算法分析与设计方向的研究。

惩罚因子以及核函数参数对于小型样本分类精准确度的影响最大, 并且这两个参数的变化会使得分类正确率得到一个最优的数值<sup>[6]</sup>。然而, 将最优的惩罚系数以及最优的核函数参数进行相互结合并且进行试验, 得到的分类结果却不尽人意。因此, 在支持向量机分类模型参数进行最优的模型选择和分类选择过程中存在着一定的困难。

通过不断的实际研究发现, 目前支持向量机分类参数的选择问题上, 国际或是国内尚不具备一个较为系统的理论或是规范标准。在一般的选择过程中, 大多数是采取以往的经验进行样本选择。这就对于样本分类选择增加了一定的人为因素。而另一种选择方法的交叉验证法又因为其需要对数量较多的模型进行选择 and 对比, 工作量较大, 所需要的工作时间也加长, 在某些特定环境下也无法做到最优组合的选择<sup>[7-9]</sup>。为此, 当前的支持向量机在解决故障诊断的问题当中, 最先受到阻碍的就是对于样本分类很难做到最优组合选择。

### 3 支持向量机在模型分类选择上的解决方法理论

在以上的困扰中, 随着近些年的支持向量机智能化和自动化发展逐渐得到改善, 这些问题也逐渐得到解决。利用智能优化算法与支持向量机结合, 应用粒子群优化算法来进行合理以及最优的模型参数选择和分类选择是较为新颖的解决办法。利用这种方式可以较为有效的, 其中遗传算法作为优化算法是最有效的。

在进行支持向量的分类参数模型优化上, 随着模型参数的不断变化, 支持向量机对于样本当中的参数检测精度也会逐渐升高, 并且在进行多组参数同时预测的过程中依然可以保持精准确度的提升。通过这种机理可以总结为预测精准确度数值变化呈现出一个不连续的, 波段性质发展的多峰值函数。根据以上的简述分析, 本文着重研究在粒子群 (particle swarm optimization, PSO) 优化算法在支持向量机当中进行故障诊断的应用。在粒子群算法当中其相较于遗传算, 应用了速度一位移的框架结构, 更能保留住群体的全局搜索机制, 这种模式也决定这粒子群算法在操作过程中将更加简便。并且粒子群算法还具备以下特点<sup>[10-12]</sup>:

(1) 其具备较为特殊的记忆功能, 可以根据检测个体的不同, 根据其不同的程度对群体模式进行搜索, 并且形成动态调整机制。

(2) 可以对于空间中所存在的最优粒子进行搜索和发现, 并且跟踪解析搜索, 算法的整体结构较为简单, 并且收敛的速度要更快。

(3) 多峰值并发的搜索, 可以进行多层次多方面的搜索工作以实现更加有效率和高速的搜索能力。

通过以上分析, 选择粒子群算法用于支持向量机的机械故障诊断工作将更加具备全局最优的现象, 并且在操作过程中较为简便, 易于整体施工活动的进行。而通过研究发现, 粒子群算法在解决问题的过程中容易出现陷入局部极小值的问题。为此, 通过对其算法的研究, 提出算法优化的改进方案, 并且结合支持向量机的分类模型, 提出参数优化结构和支持向量机分类故障诊断结构模型, 并且以机械设备中的轴承故障诊断作为实际算法, 进行改进效果分析<sup>[13]</sup>。

### 4 粒子群算法及优化改进

粒子群算法的提出与支持向量机的提出是基本同步的, 作

为计算优化算法, 这种算法过程较为简单而且智能性较高, 对于当前故障诊断过程的自动化以及智能化发展有着很大作用。粒子群算法的基本原理为假设一个  $D$  维搜索空间内部, 存在着  $m$  个粒子, 并且这些粒子组成一个完整的粒子群。并且对其中第  $i$  个粒子进行位置标记, 标记的运动向量为  $x_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{id}), i = 1, 2, \dots, m$ , 粒子  $i$  所经历的所有位置当中, 最优的位置为向量  $P_i$ , 粒子的相应适应度为  $F_i$ , 粒子所在飞行过程中的速度向量为  $V_i$ , 所有的粒子的位移位置位于全局最优的位置向量为  $P_g$ , 粒子群的相应适应度为  $F_g$ , 粒子群的惯性权重数值为  $W_k$ 。为此, 计算在  $n+1$  的粒子群当中第  $i$  个粒子的  $d$  维度计算算法公式如下:

$$\begin{aligned} v_{id}^{n+1} &= \omega_k \cdot v_{id}^n + c_1 \cdot \text{rand}(1) \cdot (P_{id}^n - x_{id}^n) + \\ &c_2 \cdot \text{rand}(2) \cdot P_{gd}^n - x_{id}^n \\ x_{id}^{n+1} &= x_{id}^n + v_{id}^{n+1} \end{aligned} \quad (1)$$

式中,  $c_1, c_2$  为单个粒子的加速系数;  $\text{rand}(1), \text{rand}(2)$  为两个随机函数, 并且函数的取值范围在 0 到 1 之间。

其中, 上面的公式就是粒子群算法, 这种算法在进行主要问题的搜索过程中具备很强的优越性, 尤其是在初期的搜索过程中, 其收敛速度较快, 表现出极强的运算能力。但是这种算法却在后期的运算中陷入局部最优点, 为此, 目前这个算法并不是最为完善的粒子群算法。本文根据这种算法在实际应用中出现的不足进行分析, 并且通过研究遗传算法和免疫选择算法所具备的优势和特点, 进行结合分析, 研究出一种基于遗传免疫的优化粒子群算法方式。这种进行优化的算法模式中, 依靠遗传组合算子的办法扩大了整体粒子的搜索空间和范畴, 在扩大搜索范围的同时, 保证整体的搜索全局格式仍然是最优的状态。并且根据概率计算得出免疫选择算子, 通过对其的加入可以加强粒子群算法的退化性现象, 使得整体的选择和搜索过程体现更优的搜索速度。以下为提出了优化办法的遗传免疫粒子群算法改进算法:

首先根据一定的概率进行随机的组合模式, 在每一次的搜索更迭过程中进行杂交, 粒子之间的位置移动变化信息的算法如下<sup>[14]</sup>:

$$x_m(k+1) = s \cdot x_m(k) + (1-s) \cdot x_n(k) \quad (2)$$

$$x_n(k+1) = s \cdot x_m(k) + (1-s) \cdot x_m(k) \quad (3)$$

在经过了以上两个步骤, 计算得到杂交操作, 并且父代个体形成的超立方体中会随机生成两个新的位置, 这种形式会增加粒子群当中单个粒子的飞行随机现象, 从而使得整个粒子群的多样性得到保证, 改善了算法在整个空间当中的遍历性增强。

接着为整个算法引入了免疫选择概念, 利用一定概率产生的随即位置进行免疫选择, 可以避免在整个算法进行的过程中出现退化性, 从而加快整体算法的运算速度。

最后则设立关键的适应度函数, 以及奖励与惩罚机制。奖励机制就是在解决待定的问题时, 使得粒子的适应度函数满足相应的需求, 并且将这个适应度函数进行适当的放大。而惩罚机制就是在不满足相应的条件和选择时, 缩小这个适应度函数值。最后进行这个奖惩机制可以使得整体的搜索空间有所缩小, 并且将更加容易满足特定的最优解条件。其中, 适应度函数为  $F = \omega A_0$ , 平均的变动数值为  $A_0 = \frac{N}{i=1} [y(i) - \hat{y}(i)]^2 / \sum_{i=1}^N [y(i) - \bar{y}(i)]^2$ , 利用这个变动数值的大小, 来衡量

预测值与实际应该具备的数据值之间的误差大小。而奖惩因子的表示方式为：

$$w = \begin{cases} 10A_0 > A_1 \\ 0.1A_0 < A_2 \\ 1 \text{ 其他} \end{cases} \quad (4)$$

式中,  $y(i), \hat{y}(i)$  则分别代表着在粒子群当中的第  $i$  个粒子的实际值以及预测值。

### 5 参数的优化模型建立以及参数最优选择

#### 5.1 模型建立

在实际的故障检测过程当中, 故障的种类一般会有很多种, 为此故障诊断被定义为一种多类别的问题。然而, 在目前的解决故障诊断问题的支持向量机, 自身采用的是二类分类方式, 可以面对多种情况的同时采用一对多或是一一对应的分类检测结构。本文根据目前大多数情况下可能产生的分类器参数选择, 设定了一对多的分类器结构模式。通过对所选择的分类器进行优化, 来从根本上提高整体的参数样本识别精准度。在优化的过程中首先要对多分类器中的每一个分类器进行单独优化, 对分类器当中的二分类器的参数进行优化, 每一个分类器当中的参数根据其所进行分类的样本对象进行设定, 保证分类器个体间具备很强的独立分析性能, 并且做到分别进行有效的优化活动。

在分类器类型的优化中采用高斯径向基核的模型构造方式, 采用高斯径向基核函数可以做到对算法的最简化和计算效率最优目的。在给定的二类样本集合当中, 所使用的支持向量机模型分类的准确性可以比作一个关于  $C$  和  $\sigma$  的二元函数, 表示方式为  $P(C, \sigma)$ 。在张培林的选择中所应用的数学模型如下：

$$\begin{aligned} &\max(P(C, \sigma)) \\ &\text{s. t } C((1, a) \\ &\sigma \in ((0, 1, b) \ a > 1, b > 0.1 \end{aligned} \quad (5)$$

在上述的数学模型当中, 在选定的搜索区间之内, 计算并取得  $C$  以及  $\sigma$  的数值, 通过对于样本的训练来确定支持向量机的分类模型结构。

#### 5.2 参数最优选择

在适应度参数的选择上, 已经获得了数值  $C$  和  $\sigma$ , 为此, 根据支持向量机的分类模型进行计算, 得到相应的适应度函数, 并且综合考虑之前提到的奖惩机制, 通过对于所有的条件思考得出一个最优的适应度函数取值。其中, 具体的数值选取步骤一共分为五步。首先是要对整个的粒子群进行初始化工作, 其次根据当前状况时每一个粒子所处的位置, 来进行  $C$  和  $\sigma$  的数值计算, 并且建立支持向量机的分类模型, 考虑上述提到的多种因素, 计算得出适应度函数值。其次进行粒子适应度更新 pbest 以及 gpest, 更新整个粒子群的当前位置和运动速度数值。接着利用遗传算子、杂交算则、免疫选择算子, 对整体的样本粒子进行杂交和免疫选择工作。最后得出相应数据以收敛准则进行比较, 在满足收敛准则熟知的情况是计算完成, 如果得到的数值结果不满足, 则重新从第二步开始, 计算  $C$  和  $\sigma$  的数值, 直到取得最优的数值并向下一步开始计算。

### 6 实际应用检测

本文所进行的实际检测对象是在机械设备当中的轴承故障检测。检测轴承在故障过程中的样本数据收集, 选择了某一型号的轴承在五中故障模式向运行振动加速信号数值。其中四种

故障现象为外圈彻底损坏、指甲破坏并且滚动体松动、支架严重破坏且四个滚动体松动、严重磨损。加上轴承在正常情况下爱的加速信号数值形成整个分类数据。在这五种状态当中每一种状态进行数据测量 12 组。而对这 12 组数据进行特征分析, 选择收取的信息为振动信号的最大值、最小值、平均值、有效值、均方值、方差数值、斜度以及峭度数值。而因子选择数据来源为峰值因子、波形因子、脉冲因子以及裕度因子。并且根据以上 12 组数据当中的各项数值向量特征, 采用遗传免疫粒子群优化算法的支持向量机, 利用传统的交叉验证方法的支持向量机进行分别对比实验, 利用实验结果显示对于支持向量机在分类选择参数上优化后的效果。

利用支持向量机当中的一对多分类器的结构, 根据样本当中的五种状态分别构造出五个二类分类器。其中, 每种状态当中都有 12 个样本, 在这一共 60 个样本当中选择前 42 个样本进行训练, 剩下的 18 个样本直接作为比对测试样本。利用遗传免疫粒子群算法对于支持向量机进行优化, 并将这些数据输入到支持向量机当中得到惩罚系数  $C$  以及核参数值  $\sigma$ 。利用这两个数值进行准确度分析。通过对于两种算法的对比实验得到相应的数据制成表 1。

表 1 两种算法在分类器当中的优化展示

类型	支持向量机( $C, \sigma$ )	
	优化算法	交叉算法
1	(102, 0.96)	(73, 0.3)
2	(48, 1.02)	(142, 0.75)
3	(157, 0.88)	(18, 1.16)
4	(121, 0.32)	(35, 1.32)
5	(53, 0.99)	(107, 0.55)
正确率(%)	95.2	88.3

通过表 1 可以清楚的看出, 在支持向量机进行相应的遗传免疫粒子群算法的优化之后, 相较于没有进行优化的交叉验证算法, 具备更高的分类正确率。这说明在分类器的性能是由各个分类器共同决定的, 并且在通过对于参数进行优化之后, 可以提高整个支持向量机在进行分类过程中的准确度, 提高了本文所研究的分类器精准度提高的目的, 虽然分类效果仍有不足之处, 但是已经在分类器精准度上有了很大的提高。

### 7 结论

在我国, 将当前的支持向量机应用于故障诊断中已经逐渐广泛, 并且对与故障检测的准确度以及效果有着很大的成效, 但是在其中, 对于样本故障的参数分类并没有做到较高的准确度, 这也是目前迫切需要研究的方向。为此, 本文根据支持向量机的特点, 研究出利用进行粒子群优化算法, 来改进支持向量机的分类精准度。通过分析得出优化方式, 采用遗传免疫粒子群算法优化的方法。并且通过实际的检测过程当中发现对于支持向量机当中的分类器进行分类效果和准确度都有明显的提高, 研究成果有一定的可行性, 并且算法的计算过程相对简单, 计算效率较高, 在实际应用中将有发展的可能性。

#### 参考文献:

[1] 杨柳松, 何光宇. 基于改进粒子群优化的 SVM 故障诊断方法[J]. 计算机工程, 2013, 39 (3): 187-190.

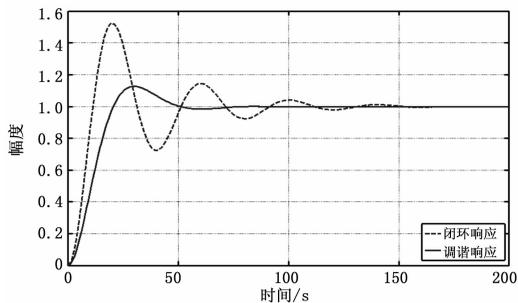


图 8 在不同 PID 3 个参数下的响应曲线图

最大超调温度为 257.25℃，该超调温度对打印材料的性质没有显著影响，其稳定时间为 70 s，与不加 PID 算法时的 300 s 相比较，有大幅减小。在此状态下， $k_p = 3.284$ ， $k_i = 0.088$ ， $k_D = -18.235$ ，所得加热恒温曲线如图 9 所示。

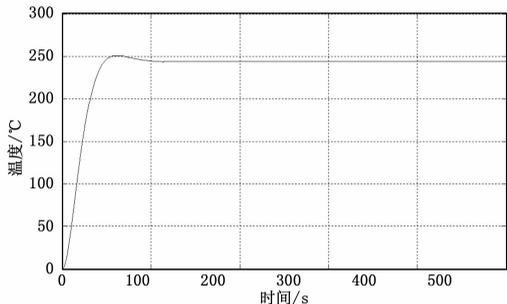


图 9 加入 PID 算法后模拟的加热过程曲线

加入 PID 算法后测得喷头达到设定恒温 245℃时平均最大超调温度为 256.8℃，稳定时间为 75.3 s，最大超调量为 4.8%，其最大超调温度对三维打印材料性质影响不大因此满足 3D 打印头恒温控制的要求。打印机具有了温度控制精度高，稳定后温差小，温度波动小，温度达到稳定所用时间短的特点。

### 4 结语

本文就 3D 打印机的设计给出了具体的实现原理及程序流程，采用 ATmega2560 为主控制器，设计了硬件电路并完成了系统软件的编写。设计的 3D 打印机与传统 3D 打印机相比，具有低功耗、价格低的特点。加热电路通过 PID 调节，温度

控制在 245℃，控制精度为 1℃，减少了打印过程中打印材料断丝、粗细不均匀的现象，满足了对打印质量的要求。经实际验证，本设计的 3D 打印机系统性能稳定。

### 参考文献:

[1] Walters P, Davies K. 3D printing for artists; research and creative practice [J]. Journal of the Norwegian Print Association, 2010, (1): 12-15.

[2] 韩霞. 快速成型技术与应用 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2012.

[3] 王运赣. 三维打印技术 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2014: 9-63.

[4] 郭日阳. 3D 打印技术及产业前景 [J]. 自动化仪表, 2015 (3): 5-8.

[5] 王灿才. 3D 打印的发展现状分析 [J]. 丝网印刷, 2012, (9): 37-41.

[6] Brian, Vans E. 解析 3D 打印技术 [M]. 北京: 机械工业出版社, 2014.

[7] Christopher, Arnett B. 3D 打印: 正在到来的工业革命 [M]. 北京: 人民邮电出版社, 2014.

[8] 董子凡. 3D 打印: 将虚拟“打”进现实 [J]. 科技生活, 2012 (23): 5-6.

[9] 蔡恩泽. 3D 打印颠覆传统制造业 [J]. 中国中小企业, 2012, (17): 46-47.

[10] 丁万. 微型 FDM 型 3D 打印机的研制 [M]. 武汉: 武汉理工大学, 2014.

[11] 黄树槐, 肖跃加, 莫健华. 快速成型技术的展望 [J]. 中国机械工程, 2000: 195-200.

[12] 刘光福, 李爱平. 快速成型与快速制模技术 [M]. 上海: 同济大学出版社, 2004.

[13] 王运赣. 三维打印技术 [M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2013.

[14] Siti Afifah mohshim. Fast Prototyping and low Volume Manufacturing Using 3d printer [A]. Conference Proceedings of 3rd International Conference on Advances in Engineering & Technology (Kuala Lumpur) [C]. Kuala Lumpur University, Kuala Lumpur, 2014: 645-650.

[15] 许向宏. FDM3D 打印机及其适用材料分析 [J]. 广东印刷: 技术专栏, 2015, 39 (1): 46-49.

(上接第 50 页)

[2] 李应红, 尉询楷, 刘建勋. 支持向量机的工程应用 [M]. 北京: 兵器工业出版社, 2004.

[3] 张艳秋, 王蔚. 利用遗传算法优化的支持向量机垃圾邮件分类 [J]. 计算机应用, 2009, 29 (10): 2755-2757.

[4] 张培林, 钱林方, 曹建军. 基于蚁群算法的支持向量机参数优化 [J]. 南京理工大学学报, 2009, 33 (4): 464-468.

[5] 黄璇, 郭立红, 李姜, 等. 磷虾群算法优化支持向量机的威胁估计 [J]. 光学精密工程, 2016, 10 (6): 25-29.

[6] 段锁林, 任珏朋, 毛丹, 等. 基于改进的 PSO 优化 SVM 火灾火焰识别算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (4): 202-205.

[7] 刘建峰, 淦燕. 基于模糊多核学习的改进支持向量机算法研究 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (3): 231-233.

[8] 冯晓琳, 宁芊, 雷印杰, 等. 基于改进型人工鱼群算法的支持向量机参数优化 [J]. 计算机测量与控制, 2016, 24 (5): 237-241.

[9] 郑含博, 王伟, 李晓娟, 等. 基于多分类最小二乘支持向量机和

改进粒子群优化算法的电力变压器故障诊断方法 [J]. 高电压技术, 2014, 40 (11): 3424-3429.

[10] 张进, 丁胜, 李波. 改进的基于粒子群优化的支持向量机特征选择和参数联合优化算法 [J]. 计算机应用, 2016, 36 (5): 1330-1335.

[11] 周璐, 卢冰原. 基于改进粒子群算法的支持向量机参数优化及应用 [J]. 企业文化旬刊, 2014, 10 (2): 14-19.

[12] 柴远斌. 改进粒子群算法和最小二乘支持向量机的电力负荷预测 [J]. 电气应用, 2015, 6 (12): 46-49.

[13] 黄东, 李长彬. 基于粒子群算法优化最小二乘支持向量机的网络安全态势评估 [J]. 信阳师范学院学报自然科学版, 2016, 12 (1): 113-115.

[14] 崔东文, 金波. 动态自适应粒子群优化算法与最小二乘支持向量机在年径流预测中的应用 [J]. 人民珠江, 2016, 37 (10): 145-152.