

# 基于健康度分析与和声蚁群算法-支持向量机的故障预测模型

邱文昊<sup>1\*</sup>, 黄考利<sup>2</sup>, 金赛赛<sup>3</sup>, 连光耀<sup>2</sup>

(1. 军械工程学院 四系, 石家庄 050003; 2. 军械技术研究所 一室, 石家庄 050003; 3. 航天飞行控制中心, 北京 100094)

(\* 通信作者电子邮箱 997750944@qq.com)

**摘要:**针对现有的故障预测技术无法从整体上反映系统性能下降趋势等问题,提出一种基于健康度分析的故障预测方法。首先,在支持向量机回归算法基础上构造多输出支持向量机,以实现健康度的多步预测,并提出一种和声蚁群算法优化支持向量机参数,解决了蚁群算法易陷入局部最优的问题;然后,根据最优参数建立拟合监测数据和未来健康度下降过程非线性映射关系的和声蚁群算法-支持向量机(HSACA-SVM)故障预测模型;最后,通过某装备电源系统监测数据验证了该模型的有效性。实例验证表明该模型能够较好地实现对健康度下降趋势的预测,预测准确率达到97%,进而实现故障预测。

**关键词:**健康度分析;和声算法;蚁群算法;多输出支持向量机;故障预测

**中图分类号:** TP206 **文献标志码:** A

## Fault prediction model based on health analysis and harmony search-ant colony algorithm-support vector machine

QIU Wenhao<sup>1\*</sup>, HUANG Kaoli<sup>1</sup>, JIN Saisai<sup>3</sup>, LIAN Guangyao<sup>2</sup>

(1. Department No. 4, Ordnance Engineering College, Shijiazhuang Hebei 050003, China;

2. Research Room No. 1, Ordnance Technological Research Institute, Shijiazhuang Hebei 050003, China;

3. Space Flight Control Center, Beijing 100094, China)

**Abstract:** A new method of fault prediction based on health analysis was proposed for the problem of the existing fault prediction technology could not response the declining trend of system property as whole. Firstly, in order to achieve multi-step prediction, multiple output Support Vector Machine (SVM) was formatted on the basis of support vector machine regression algorithm, while using the Harmony Search-Ant Colony Algorithm (HSACA) to optimize parameters of SVM to solve the local optimal problem. Then nonlinear mapping Harmony Search-Ant Colony Algorithm-Support Vector Machine (HSACA-SVM) model matching monitoring data and health degree was built with the optimal parameters. Finally, the proposed model was used to evaluate a power supply system. The results indicate that the HSACA-SVM model can predict the downward trend of health degree with 97% accuracy, and then realize fault prediction.

**Key words:** health analysis; Harmony Search Algorithm (HSA); Ant Colony Algorithm (ACA); multiple output Support Vector Machine (SVM); fault prediction

## 0 引言

故障预测作为故障预测与健康管理技术的关键组成,对现代装备的维修保障提供了有力的支撑,相比故障诊断,在维修保障中作用更明显。现有的故障预测方法可分为基于模型的预测、基于数据驱动的预测和基于知识的预测<sup>[1]</sup>。其中:基于模型的预测通常很难建立精确的预测模型;基于知识的预测一般用于定性分析;基于数据驱动的预测只需描述数据输出关系和相应过程的参数,无需建立复杂模型。文献[2]利用支持向量机(Support Vector Machine, SVM)理论建立了变压器故障预测模型,实现了故障的分类;文献[3]结合反向传播(Back Propagation, BP)神经网络和小波神经网络建立了能够较长距离预测退化轨迹的模型;文献[4]将模糊理论和灰色预测理论结合对旋转机械进行短期故障预测,并通过对

轴承的预测验证了模型的有效性。

目前故障预测主要是针对系统的部组件,即通过预测模型分析预测单个设备故障发生的时间段及故障原因<sup>[5]</sup>,而对系统整体的性能下降趋势研究较少。对系统进行故障预测可以从整体上把握复杂系统的运行状态,及时了解预报系统故障的发展趋势,为维修决策提供依据。健康度是衡量装备健康程度的一个量化指标,以健康度为指标,通过预测其劣化过程对系统进行故障预测能够有效地反映系统的性能下降趋势。

本文提出基于健康度分析的故障预测方法,其核心是建立能够准确预测健康度下降趋势的预测模型,支持向量机(SVM)是一种建立在统计学习理论的VC维理论(Vapnik-Chervonenkis Dimension)和结构风险最小化原则基础上的机器学习方法,具有很强的泛化能力,还有效地解决了局部极小

收稿日期:2015-06-04;修回日期:2015-08-04。 基金项目:国防预先研究科研项目(51327030104)。

作者简介:邱文昊(1990-),男,山东滕州人,硕士研究生,主要研究方向:故障预测、健康管理; 黄考利(1958-),男,山东潍坊人,研究员,博士,主要研究方向:故障预测、测试性验证; 金赛赛(1990-),男,山东济宁人,助理工程师,硕士,主要研究方向:故障预测与处理; 连光耀(1980-),男,河南宝丰人,高级工程师,博士,主要研究方向:装备测试与诊断。

点、维数灾难以及过拟合等传统算法所不可避免的问题<sup>[6]</sup>, 因此本文采用支持向量机建立预测模型, 最后通过实例验证了模型的有效性。

## 1 多输出 SVM 故障预测方法

### 1.1 SVM 回归算法

支持向量机是由 Vapnik 等<sup>[7]</sup>提出的最初用于解决模式分类问题的机器学习理论, 并逐渐应用于回归问题, 基于结构风险最小化原则求解分类和回归问题, 利用学习样本也就是监测数据得到具有较强泛化能力的目标函数。

训练集为  $T = \{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_l, y_l)\} \in (\mathbf{R}^n \times \mathbf{R})^l$ , 其中  $x_i \in \mathbf{R}^n$  为输入指标向量,  $y_i \in \mathbf{R}$  为输出指标,  $i = 1, 2, \dots, l$ 。那么 SVM 回归问题就是依据训练集  $T$  寻找  $\mathbf{R}^n$  上的实值函数  $y = g(x) = (\omega \cdot x) + b$ <sup>[8]</sup>, 用以计算任意输入值对应的输出值, 几何意义就是拟合出输入指标向量与输出指标的比较光滑的曲线<sup>[9]</sup>。

引入  $\varepsilon$ -不敏感损失函数, 事先给定  $\varepsilon$  值, 当一点的实际值  $y$  与预测值  $g(x)$  之差不超过  $\varepsilon$  时, 则认为该点预测值是无损失的,  $\varepsilon$  称为不敏感损失系数, 定义为:

$$c(x, y, g(x)) = \begin{cases} 0, & |y - g(x)| < \varepsilon \\ |y - g(x)| - \varepsilon, & \text{其他} \end{cases}$$

依据结构风险最优化原则, 引入松弛变量  $\xi^{(*)} = (\xi_1, \xi_1^*, \xi_2, \xi_2^*, \dots, \xi_l, \xi_l^*)$  和惩罚因子  $C$ , SVM 回归转化为下列优化问题<sup>[10]</sup>:

$$\begin{aligned} \min_{\omega, b} & \frac{1}{2} \|\omega\|^2 + C \sum_{i=1}^l (\xi_i + \xi_i^*) \\ \text{s. t.} & (\omega \cdot x_i) - y_i + b \leq \varepsilon + \xi_i \\ & y_i - (\omega \cdot x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_i^* \\ & \xi^{(*)} \geq 0 \end{aligned} \quad (1)$$

然后, 引入对偶理论, 将最优值锁定为原始问题最优值的下界。

引入拉格朗日函数, 经过变换, 问题(1)转化为对偶问题:

$$\begin{aligned} \min_{a_i^* \in \mathbf{R}} & \frac{1}{2} \sum_{i,j=1}^l (a_i^* - a_i) (a_j^* - a_j) (x_i \cdot x_j) + \\ & \varepsilon \sum_{i=1}^l (a_i^* + a_i) - \sum_{i=1}^l y_i (a_i^* - a_i) \end{aligned} \quad (2)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{i=1}^l (a_i^* - a_i) = 0$$

$$0 \leq a_i^{(*)} \leq C$$

求解式(2)凸二次规划问题, 得到解  $\bar{a}^{(*)} = (\bar{a}_1, \bar{a}_1^*, \dots, \bar{a}_l, \bar{a}_l^*)^T$ , 然后利用式(3)计算线性回归函数参数值:

$$\begin{cases} \bar{\omega} = \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i^* - \bar{a}_i) x_i \\ \bar{b} = \begin{cases} y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i^* - \bar{a}_i) (x_i \cdot x_j) + \varepsilon, & \bar{a}_j > 0 \\ y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i^* - \bar{a}_i) (x_i \cdot x_j) - \varepsilon, & \bar{a}_j^* > 0 \end{cases} \end{cases} \quad (3)$$

则线性回归函数为:

$$y = g(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i^* - \bar{a}_i) (x_i \cdot x) + \bar{b} \quad (4)$$

支持向量机用于解决实际问题时多为非线性回归, 引进

适当变换  $x = \Phi(x)$ , 就可以得到非线性回归函数:

$$y = g(x) = \sum_{i=1}^l (\bar{a}_i^* - \bar{a}_i) (\Phi(x_i) \cdot \Phi(x)) + \bar{b} \quad (5)$$

令  $K(x_i \cdot x_j) = \Phi(x_i) \cdot \Phi(x_j)$ , 称为支持向量机的核函数<sup>[11]</sup>, 通过选择适当的核函数及其参数就可以得到准确的识别结果。

### 1.2 多输出 SVM 回归算法

支持向量机用于故障预测多是基于时间序列, 也就是通过  $n$  个输入序列预测未来某一时刻的值<sup>[12]</sup>, 即多输入单输出的情况, 然而健康度是连续变化的过程量, 多输出支持向量机可以多步预测系统健康度, 更有利于系统的健康管理。通过改进 SVM 回归算法, 构造多输出支持向量机, 实现对系统健康度未来下降程度的预测。

多输出 SVM 的输出  $y$  为一个向量, 将单输出 SVM 回归函数  $y = g(x) = (\omega \cdot x) + b$  中的参数用矩阵代替可得多输出 SVM 回归函数  $y = g(x) = W \cdot x + b$ , 其中  $W =$

$$(W_1 \ W_2 \ \dots \ W_m)^T = \begin{pmatrix} \omega_{11} & \omega_{12} & \dots & \omega_{1n} \\ \omega_{21} & \omega_{22} & \dots & \omega_{2n} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ \omega_{m1} & \omega_{m2} & \dots & \omega_{mn} \end{pmatrix}, y =$$

$$(y_1 \ y_2 \ \dots \ y_m)^T, x = (x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n)^T, b = (b_1 \ b_2 \ \dots \ b_m)^T. \text{ 求解多输出 SVM 方法与单输出类似, 仍然采用 } \varepsilon\text{-不敏感损失函数, 归结为凸规划问题的求解。}$$

$$\min_{\omega, \eta, b} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \|W_i\|_2^2 \quad (6)$$

$$\text{s. t.} \quad (W \cdot x_i) - y_i + b \leq \varepsilon$$

$$y_i - (W \cdot x_i) - b \leq \varepsilon$$

通过引进松弛变量  $\xi^{(*)} = (\xi_1, \xi_1^*, \xi_2, \xi_2^*, \dots, \xi_l, \xi_l^*)^T = (\xi_{11}, \xi_{11}^*, \xi_{12}, \xi_{12}^*, \dots, \xi_{lm}, \xi_{lm}^*, \xi_{21}, \xi_{21}^*, \xi_{22}, \xi_{22}^*, \dots, \xi_{lm}, \xi_{lm}^*)^T$ , 惩罚因子  $C$  构建正则化式子, 则优化目标为:

$$\min_{W, b} \frac{1}{2} \sum_{i=1}^m \|W_i\|_2^2 + C \sum_{j=1}^m \sum_{i=1}^l (\xi_{ij} + \xi_{ij}^*) \quad (7)$$

$$\text{s. t.} \quad (W \cdot x_i) - y_i + b \leq \varepsilon + \xi_{ij}$$

$$y_i - (W \cdot x_i) - b \leq \varepsilon + \xi_{ij}^*$$

$$\xi^{(*)} \geq 0$$

通过拉格朗日函数将多输出 SVM 问题转化为以下对偶问题:

$$\begin{aligned} \min_{a_i^* \in \mathbf{R}} & \frac{1}{2} \sum_{k=1}^m \sum_{i,j=1}^l (a_{ik}^* - a_{ik}) (a_{jk}^* - a_{jk}) (x_i \cdot x_j) + \\ & \varepsilon \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^l (a_{ik}^* + a_{ik}) - \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^l y_i (a_{ik}^* - a_{ik}) \end{aligned} \quad (8)$$

$$\text{s. t.} \quad \sum_{k=1}^m \sum_{i=1}^l (a_{ik}^* - a_{ik}) = 0$$

$$0 \leq a_{ik}^{(*)} \leq C$$

求解式(6)凸二次规划问题, 得到解  $\bar{a}^{(*)} = (\bar{a}_1, \bar{a}_1^*, \bar{a}_2, \bar{a}_2^*, \dots, \bar{a}_l, \bar{a}_l^*)^T = \{\bar{a}_{ij}\}_{i=1,2,\dots,l, j=1,2,\dots,m}$ , 然后利用式(9)计算线性回归函数参数值:

$$\begin{cases} \bar{W}_j = \sum_{i=1}^l (\bar{a}_{ij}^* - \bar{a}_{ij}) x_i \\ \bar{b}_j = \begin{cases} y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{a}_{ij}^* - \bar{a}_{ij}) (x_i \cdot x_j) + \varepsilon, & \bar{a}_{jk} \in (0, C) \\ y_i - \sum_{i=1}^l (\bar{a}_{ij}^* - \bar{a}_{ij}) (x_i \cdot x_j) - \varepsilon, & \bar{a}_{jk}^* \in (0, C) \end{cases} \end{cases} \quad (9)$$

则线性回归函数为:

$$y = \{y_j\}_{j=1,2,\dots,m} = \left\{ \sum_{i=1}^l (\bar{a}_{ij}^* - \bar{a}_{ij})(K(\mathbf{x}_i, \mathbf{x})) + \bar{b}_j \right\}_{j=1,2,\dots,m} \quad (10)$$

## 2 多输出 SVM 参数优化

由多输出支持向量机回归算法推导过程可知,影响 SVM 预测精度的参数为惩罚因子  $C$ 、不敏感损失系数  $\varepsilon$  和核函数参数  $\sigma^{[13]}$ , 将蚁群算法 (Ant Colony Algorithm, ACA)<sup>[14]</sup> 与和声算法 (Harmony Search Algorithm, HSA)<sup>[15]</sup> 结合对 SVM 参数优化,提出基于和声蚁群算法 (Harmony Search-Ant Colony Algorithm, HSACA) 的支持向量机参数优化方法,解决了蚁群算法用于参数寻优容易陷入局部最优的问题。

### 2.1 HSACA 算法

蚁群算法是 1991 年由 Dorigo 等<sup>[14]</sup> 根据蚂蚁之间信息素搜寻食物的过程启发出来的一种启发式仿生智能优化算法,具有自组织性、正反馈和独立性等特点,但蚁群算法在最优解附近容易陷入局部最优,产生过早收敛的问题。因此,引入和声算法,利用 HSA 较强的局部搜索能力的特点改进蚁群算法,实现较强的全局和局部搜索能力。

HSACA 算法的具体思想:

1) 随机将  $M$  只蚂蚁放在  $n$  个点上,每个蚂蚁按照路线选择算子选择路线,将每只蚂蚁走过的路线当作一个和声粒子,那么  $M$  只蚂蚁的路线构成一个包含  $M$  个和声粒子的和声记忆库;

2) 根据和声算子生成新的和声粒子,并通过和声扰动算子对新的和声粒子进行扰动,更新和声记忆库,视为经优化后的蚂蚁路线,那么蚂蚁的路线可能会发生改变,进而使其不陷入局部最优;

3) 将新的路线按信息素计算模型计算每只蚂蚁的信息素,按照蚁群信息素更新模型更新蚁群信息素,进行迭代,直到满足停止条件。

### 2.2 基于 HSACA 的多输出 SVM 参数优化

基于 HSACA 算法的 SVM 参数优化利用和声算法提高了蚁群算法的全局搜索能力,具体步骤如下:

步骤 1 选择目标函数。采用平均绝对误差  $M_{APE}$  衡量样本实测值与模型预测值间的偏差,由此得到模型目标函数:

$$F(\mathbf{x}_i) = \min(M_{APE}) = \min \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{A(i) - P(i)}{A(i)} \right| \times 100\% \quad (11)$$

其中:  $n$  为样本个数;  $A(i)$  为样本实测值;  $P(i)$  为模型预测值;  $\mathbf{x}_i$  对应影响 SVM 的参数  $C, \sigma, \varepsilon$ 。

步骤 2 参数初始化。包括迭代次数  $N$ 、蚂蚁个数  $m$ 、信息启发式因子  $\alpha$ 、信息素  $\tau$ 、微调扰动频率 (Pitch Adjusting Rate, PAR) 和声记忆库保留概率 (Harmony Memory Considering Rate, HMCR) 等。

步骤 3 构建初始记忆和声库。 $R_1, R_2, \dots, R_m$  表示  $m$  个蚂蚁的路径,  $R_i = (r_{i1}, r_{i2}, \dots, r_{im})$  表示第  $i$  个和声粒子的第  $k$  个乐器的声调,  $m$  个和声粒子构成和声记忆库,目标函数值为  $F$ 。

步骤 4 更新和声记忆库。根据生成新的解向量的算法生成新的个体  $R_i^{\text{new}} (i = 1, 2, \dots, m)$ , 然后计算更新个体的目

标函数值  $F^{\text{new}}$ , 与初始目标函数值  $F$  比较,保留记忆库中最优个体生成新的种群。

步骤 5 蚁群信息素更新。 $t+1$  时刻信息素更新方程:

$$\tau_{ij}(t+1) = (1 - \rho)\tau_{ij}(t) + \Delta\tau_{ij}(t) \quad (12)$$

其中:  $\tau_{ij}(t), \tau_{ij}(t+1)$  分别为  $t$  和  $t+1$  时刻蚂蚁选择路线的信息素;  $\rho$  为挥发系数。重复步骤 3 ~ 步骤 5, 直到达到终止迭代次数,得到最优参数。

## 3 故障预测模型

系统健康度能够整体反映系统的运行状况<sup>[16]</sup>, 随着装备使用寿命增加,健康度的值呈下降趋势,研究通过分析监测数据对系统健康度下降趋势进行离线分析,因此本文不考虑算法优化模型的时间问题。通过多输出和声蚁群算法-支持向量机 (Harmony Search-Ant Colony Algorithm-Support Vector Machine, HSACA-SVM) 拟合监测数据和健康度下降过程的非线性映射关系,实现对系统健康度的多步预测,根据预测结果可以从整体上掌握装备健康状态的下降趋势,据此制定合理的维修保障决策。

故障预测模型如图 1 所示。

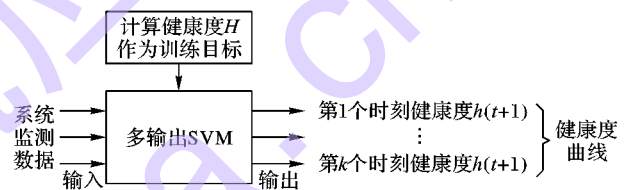


图1 故障预测模型

首先通过标准化后的监测数据计算得到健康度值,将处理后的监测数据和计算得出的健康度值分别作为输入输出,采用 HSACA 对多输出支持向量机进行参数寻优,得到最优参数组合,用测试样本验证模型训练精度,最后实现对健康度的多步预测。对不同的系统设置不同的健康度阈值,对处于核心地位的系统设置较高的阈值,以使关键系统发生故障时能及时进行维修。

## 4 实例验证

利用本文提出的基于健康度分析和多输出 HSACA-SVM 的故障预测模型对某装备电源系统进行故障预测。

将采集的 40 个样本计算得到健康度,前 30 个样本用于训练 HSACA-SVM 模型,后 10 个样本用于验证模型的准确性,核函数选择径向基核函数:

$$K(\mathbf{x}, \mathbf{x}_i) = \exp\left(-\frac{\|\mathbf{x} - \mathbf{x}_i\|^2}{\sigma^2}\right) \quad (13)$$

算法初始化设置:蚁群最大迭代次数  $N_1 = 50$ , 蚂蚁数量  $M = 20$ , 挥发系统  $\rho = 0.5$ ,  $Q = 100$ ,  $\alpha = 1$ ; 和声算法最大迭代次数  $N_2 = 200$ , 和声库大小  $M = 20$ , 扰动频率  $PAR = 0.7$ 。参考先验知识及相关文献设定 SVM 参数取值范围:  $C \in [0, 100]$ ,  $\varepsilon \in [0.0001, 1]$ ,  $\sigma \in [0.001, 10]$ 。

首先在 Matlab 环境下对蚁群算法优化 SVM 参数模型进行仿真,通过训练样本训练后得到优化结果为:  $C = 47.273$ ,  $\varepsilon = 0.00451$ ,  $\sigma = 5.428$ ,  $M_{APE} = 2.29\%$ 。上述结果是未陷入局部最优的情况下得到的优化结果,然而在仿真实验中出现



多次陷入局部最优的情况,导致模型预测误差较大。如图 2 所示,当迭代 59 次时,预测误差为 4.02%,不再降低,明显高于最终得到的  $M_{APE} = 2.29\%$ ,陷入局部最优。

在 Matlab 环境下对 HSACA-SVM 进行参数优化,结果见表 1。

表 1 参数优化结果对比

算法	SVM 参数			$M_{APE}/\%$
	$C$	$\sigma$	$\varepsilon$	
ACA	47.273	5.428	0.004 51	2.29
HSACA	45.373	4.117	0.005 34	1.82

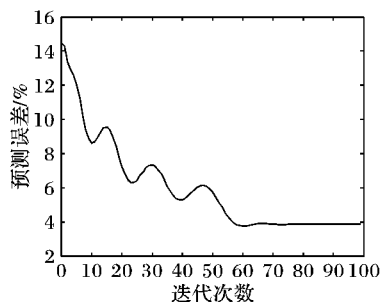


图 2 蚁群算法迭代图

HSACA 对 SVM 模型进行参数优化的精度高于 ACA 优化结果,而且由于和声算法扰动算子对信息素进行更新,实验中没有出现陷入局部最优的情况。两种算法对未来 10 个时刻的预测结果如图 3 所示,其中每个时刻时间间隔为 10 天,可以看出 ACA 和 HSACA 优化多输出 SVM 参数预测结果接近,但是 HSACA 解决了 ACA 容易陷入局部最优的问题,效果更好。

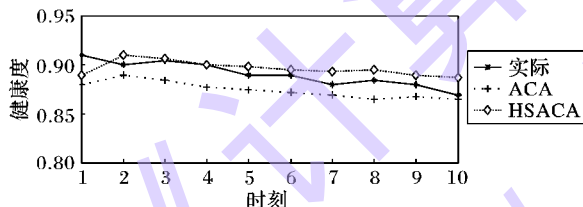


图 3 预测结果对比图

为对比多输出 SVM 与单输出 SVM 的预测精度,同样采用 HSACA 算法优化单输出 SVM 参数,对测试数据的预测结果对比如表 2 所示。

表 2 单输出与多输出 SVM 结果对比

测试样本	实际值	单输出 SVM		多输出 SVM	
		预测值	误差/%	预测值	误差/%
1	0.910	0.916	0.66	0.89	2.12
2	0.900	0.910	1.11	0.91	1.11
3	0.905	0.908	0.33	0.912	0.77
4	0.900	0.911	1.22	0.905	0.56
5	0.890	0.902	1.35	0.908	2.02
6	0.890	0.898	0.90	0.901	1.24
7	0.880	0.890	1.14	0.905	2.84
8	0.885	0.892	0.79	0.898	1.47
9	0.880	0.893	1.48	0.893	1.48
10	0.870	0.880	1.15	0.890	2.29

从表 2 中可以看出,单输出 SVM 最大误差为 1.48%,平均为 1.01%;多输出 SVM 最大误差为 2.84%,平均为

1.59%,单输出 SVM 预测精度要略优于多输出 SVM,但是从健康度分析的特点考虑,基于多输出 SVM 的故障预测模型可以实现多步预测,能够满足对健康度下降趋势的预测要求,而多个单输出 SVM 组合也可实现多输出,但模型较复杂。

## 5 结语

本文以系统未来健康度下降趋势为预测目标,研究多输出支持向量机回归算法,建立拟合状态监测数据和系统健康度的非线性映射关系,提出采用 HSACA 算法对多输出 SVM 进行参数寻优,不仅获得良好的预测精度,而且解决了蚁群算法容易陷入局部最优的问题;实例验证表明,基于健康度和多输出 HSACA-SVM 的故障预测模型能够准确对健康度下降趋势进行多步预测,为系统的健康管理提供有力的依据。此外,本算法是一种离线分析方法,不能处理实时性要求很高而且需要在线分析的研究对象,这也是下一步的研究方向。

## 参考文献:

- [1] WU Y, WANG Y, JIANG Y, *et al.* Fault prediction method of DC/DC converter based on characteristic parameter degradation [J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2013, 34(6): 1380 - 1387. (吴伟,王友仁,姜媛媛,等. 基于特征参数退化的 DC/DC 变换器故障预测[J]. 仪器仪表学报, 2013, 34(6): 1380 - 1387.)
- [2] TU W, ZHANG G. Application of SVM multi-class classification in transformer fault diagnosis [J]. Journal of Computer Applications, 2010, 30(1): 96 - 98. (徒伟,张广明. 基于支持向量机的多类分类在变压器故障诊断中的应用[J]. 计算机应用, 2010, 30(1): 96 - 98.)
- [3] DANG X, JIANG T. Degradation prediction based on correlation analysis and assembled neural network [J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(1): 42 - 46. (党香俊,姜同敏. 基于相关分析和组合神经网络的退化预测[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(1): 42 - 46.)
- [4] ZHANG L, WANG Z, ZHAN S. Short-time fault prediction of mechanical rotating parts on the basis of fuzzy-grey optimizing method [J]. Mechanical Systems and Signal Processing, 2007, 21: 856 - 865.
- [5] NIE J, ZHANG W. Study of fault forecast of low-voltage switchgear assembly based on fuzzy theory [J]. Application Research of Computers, 2009, 26(1): 215 - 217. (聂俊岚,张伟. 基于模糊理论的低压开关设备故障预测研究[J]. 计算机应用研究, 2009, 26(1): 215 - 217.)
- [6] DING S, QI B, TAN H. An overview on theory and algorithm of support vector machines [J]. Journal of University of Electronic Science and Technology of China, 2011, 40(1): 2 - 10. (丁世飞,齐丙娟,谭红艳. 支持向量机理论与算法研究综述[J]. 电子科技大学学报, 2011, 40(1): 2 - 10.)
- [7] DENG N, TIAN Y. Theory of support vector machine [M]. Beijing: Science Press, 2009: 43 - 56. (邓乃扬,田英杰. 支持向量机理论、算法与拓展[M]. 北京: 科学出版社, 2009: 43 - 56.)
- [8] YANG H, ZHOU Y, LIU H. Chaos optimization SVR algorithm with application in prediction of regional logistics demand [C]// Proceedings of the 1st International Conference Advances in Swarm Intelligence, LNCS 6146. Berlin: Springer-Verlag, 2010: 58 - 64.

响。仿真实验结果表明,本文所提改进的 LMMSE 算法整体性能明显优于 LS 算法和奇异值分解 SVD-LMMSE 算法,精确度逼近于理论上最优的 LMMSE 信道估计。由于需要兼顾信道估计算法的复杂度与精确度等问题,在不增加系统复杂度的前提下,能否更加有效地利用导频方案来提升信道估计系统的性能,将是下一步研究的重点。

#### 参考文献:

- [1] HUANG G, FANG X, HUANG B, *et al.* Scheme for optimal energy-efficient and resource allocation in OFDM-based DF relay link [J]. *Journal of Southwest Jiaotong University*, 2014, 49(6):310 – 317. (黄高勇,方旭明,黄博,等. OFDM-based DF 中继链路能效最优资源分配策略[J]. 西南交通大学学报, 2014, 49(6): 310 – 317.)
  - [2] KONSTANTINIDIS S, FREEAR S. Performance analysis of Tikhonov regularized LS channel estimation for MIMO OFDM systems with virtual carriers[J]. *Wireless Personal Communications*, 2012, 64(4):703 – 717.
  - [3] SHIN M, LEE C Y. Enhanced channel estimation technique for MIMO-OFDM system[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2010, 53(1):261 – 265.
  - [4] ROSATI S, CORAZZA G E, CORALLI A V. OFDM channel estimation based on impulse response decimation: analysis and novel algorithms[J]. *IEEE Transactions on Communications*, 2012, 60(7):1996 – 2008.
  - [5] BARHUMI I, LEUS G, MOONEN M. Optimal training design for MIMO OFDM systems in mobile wireless channels[J]. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 2013, 51(6):1615 – 1624.
  - [6] CHENG G, XIAO L, LI S. An improved channel estimation algorithm for OFDM/OQAM systems[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2012, 34(2):427 – 432. (程国兵,肖丽霞,李少谦. 一种改进的 OFDM/OQAM 系统信道估计算法[J]. 电子与信息学报, 2012, 34(2):427 – 432.)
  - [7] TIAN W, ZHONG Z, GE M. Joint carrier frequency offset and double selective channel estimation based in EM-MAP algorithm[J]. *Application Research of Computers*, 2014, 31(1):269 – 272. (田玮,钟子发,葛梅宝. 一种基于 EM-MAP 的联合 CFO 双信道估计算法[J]. 计算机应用研究, 2014, 31(1):269 – 272.)
  - [8] LIU G, GE J H, GUO Y. Time and frequency offset estimation for distributed multiple-input multiple-output orthogonal frequency division multiplexing systems[J]. *IET Communications*, 2010, 4(6):708 – 715.
  - [9] HUANG M, LI B. Joint channel estimation and OFDM signals detection based on total least square[J]. *Journal of Electronics and Information Technology*, 2014, 36(6):1448 – 1453. (黄敏,李兵兵. 基于整体最小二乘的联合信道估计及 OFDM 信号检测算法[J]. 电子与信息学报, 2014, 36(6):1448 – 1453.)
  - [10] MOVAHEDIAN A, MCCUIRE M. Estimation of fast-fading channels for Turbo receivers with high-order modulation [J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology*, 2013, 62(2):667 – 678.
  - [11] BIAN Q, HUANG H, DING M. A simplified LMMSE channel estimation algorithm in LTE downlink system[J]. *Journal of Circuits and Systems*, 2013, 18(1):322 – 326. (卞青,黄鹤,丁美玲. 一种简化的 LTE 系统下行信道估计 LMMSE 算法[J]. 电子与系统学报, 2013, 18(1):322 – 326.)
  - [12] CHANG H, DING J, WU L. Performance of EBPSK demodulator in AWGN channel[J]. *Journal of Southeast University*, 2012, 42(1):14 – 19. (常虹,丁佳佳,吴乐南. AWGN 信道 EBPSK 系统解调性能分析[J]. 东南大学学报, 2012, 42(1):14 – 19.)
  - [13] ZHANG A, LI C, GUI G. Sparse channel estimation method based on compressed sensing for OFDM cooperation system[J]. *Journal of Computer Applications*, 2014, 34(1):13 – 17. (张爱华,李春雷,桂冠. 基于压缩感知的协同 OFDM 稀疏信道估计方法[J]. 计算机应用, 2014, 34(1):13 – 17.)
  - [14] SHI L, GUO B, LI X, *et al.* Novel low complexity LMMSE channel estimation algorithm[J]. *Journal of Xidian University*, 2012, 39(2):24 – 28. (石磊,郭宝龙,李小平,等. 一种低复杂度 LMMSE 信道估计算法[J]. 西安电子科技大学学报, 2014, 39(2):24 – 28.)
- 
- (上接第 3255 页)
- [9] SHI X, LIU H, YU S. Short-time load prediction based on support vector machine optimized by catfish particle swarm optimization algorithm [J]. *Computer Engineering and Applications*, 2013, 49(11):220 – 223. (石晓艳,刘淮霞,于水娟. 鲶鱼粒子群算法优化支持向量机的短期负荷预测[J]. 计算机工程与应用, 2013, 49(11):220 – 223.)
  - [10] GENG J, SUN L, CHEN S. Parameters optimization of combined kernel function for support vector machine [J]. *Journal of Computer Applications*, 2013, 33(5):1321 – 1323. (耿俊豹,孙林凯,陈是学. 支持向量机的混合核函数参数优选方法[J]. 计算机应用, 2013, 33(5):1321 – 1323.)
  - [11] ZHANG Y, ZHANG X, TANG L. Energy consumption prediction in ironmaking process using hybrid algorithm of SVM and PSO [J]. *Proceedings of the 9th international conference on Advances in Neural Networks, LNCS 7368*. Berlin: Springer – Verlag, 2012: 601 – 610.
  - [12] SUN X, LU H, WU J. Passenger traffic volume forecasting based on support vector machine model optimized by ant colony algorithm [J]. *Journal of Hefei University of Technology: Natural Science*, 2012, 35(1):125 – 129. (孙煦,陆化普,吴娟. 基于蚁群优化支持向量机模型的公路客运量预测[J]. 合肥工业大学学报:自然科学版, 2012, 35(1):125 – 129.)
  - [13] GUAN X, GUO Q, ZHANG Z, *et al.* Radar emitter signal recognition based on kernel function SVM [J]. *Journal of Projectiles, Rockets, Missiles and Guidance*, 2011, 31(4):188 – 194. (关欣,郭强,张政超,等. 基于核函数支持向量机的雷达辐射源识别[J]. 弹箭与制导学报, 2011, 31(4):188 – 191.)
  - [14] COLONNI A, DORIGO M, MANIEZZO V, *et al.* Distributed optimization by ant colonies [C]// *Proceedings of the 1st European Conference on Artificial Life*. Cambridge: MIT Press, 1991: 134 – 142.
  - [15] MAHDAVI M, FESANGHARY M, XDMANGIR M. An improved harmony search algorithm for solving optimization problems [J]. *Applied Mathematics and Computation*, 2007, 188(2):1567 – 1579.
  - [16] LI X, LIU Y, LI G, *et al.* Assessment of satellite health state based on fuzzy variable weight theory [J]. *Systems Engineering and Electronics*, 2014, 36(3):476 – 480. (李鑫,刘莹莹,李贇华,等. 基于模糊变权原理的卫星健康评估方法[J]. 系统工程与电子技术, 2014, 36(3):476 – 480.)