

6-5-2020

Fault Diagnosis Method of PMSM Based on Adaptive Dynamic Cat Swarm Optimization of SVM

Wang Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Wang Xin

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Zhicheng Ji

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Dahu Yan

Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China;

Follow this and additional works at: <https://dc-china-simulation.researchcommons.org/journal>



Part of the Artificial Intelligence and Robotics Commons, Computer Engineering Commons, Numerical Analysis and Scientific Computing Commons, Operations Research, Systems Engineering and Industrial Engineering Commons, and the Systems Science Commons

This Paper is brought to you for free and open access by Journal of System Simulation. It has been accepted for inclusion in Journal of System Simulation by an authorized editor of Journal of System Simulation.

Fault Diagnosis Method of PMSM Based on Adaptive Dynamic Cat Swarm Optimization of SVM

Abstract

Abstract: In order to solve the problems of common inter-turn short circuit faults of permanent magnet synchronous motor (PMSM), a corresponding motor fault model based on the existing basis of PMSM is established. The eigenvector is extracted by energy spectrum analysis. *The penalty factor and RBF-kernel parameter of SVM are optimized by adaptive dynamic cat swarm optimization (ADACSO) algorithm. The optimized SVM is adopted to motor fault diagnosis.* The eigenvector obtained by energy spectrum analysis is taken as sample data to conduct simulation experiment. The experiment results indicate that, compared with other optimization algorithms, using ADACSO to optimize SVM parameters can improve the accuracy of SVM in fault diagnosis of PMSM.

Keywords

permanent magnet synchronous motor, inter-turn short circuit fault, support vector machine, energy frequency spectrum, adaptive dynamic cat swarm optimization

Recommended Citation

Wang Yan, Wang Xin, Ji Zhicheng, Yan Dahu. Fault Diagnosis Method of PMSM Based on Adaptive Dynamic Cat Swarm Optimization of SVM[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(11): 2881-2889.

基于自适应动态猫群优化 SVM 的 PMSM 故障诊断方法

王艳, 汪鑫, 纪志成, 严大虎

(江南大学物联网技术应用教育部工程研究中心, 无锡 214122)

摘要: 针对永磁同步电机(Permanent Magnet Synchronous Motor, PMSM)常见的匝间短路故障并基于已有的永磁同步电机的基本模型,建立了相应的电机故障模型。利用能量频谱分析提取特征向量。其次,采用自适应动态猫群算法(*adaptive dynamic cat swarm optimization, ADACSO*)优化 SVM 的惩罚因子和 RBF 核函数参数,将优化后的 SVM 用于电机故障诊断。以能量频谱得到的特征向量作为样本数据来进行仿真实验,结果表明,相对于其他优化算法,采用 ADACSO 优化 SVM 参数能够使 SVM 在永磁同步电机故障诊断中具有更高的诊断精度和准确率。

关键词: 永磁同步电机; 匝间短路故障; 支持向量机; 能量频谱; 自适应动态猫群算法

中图分类号: TP18; TM341 文献标识码: A 文章编号: 1004-731X (2017) 11-2881-09

DOI: 10.16182/j.issn1004731x.joss.201711038

Fault Diagnosis Method of PMSM Based on Adaptive Dynamic Cat Swarm Optimization of SVM

Wang Yan, Wang Xin, Ji Zhicheng, Yan Dahu

(Engineering Research Center of Internet of Things Technology Applications Ministry of Education, Wuxi 214122, China)

Abstract: In order to solve the problems of common inter-turn short circuit faults of permanent magnet synchronous motor (PMSM), a corresponding motor fault model based on the existing basis of PMSM is established. The eigenvector is extracted by energy spectrum analysis. The penalty factor and RBF-kernel parameter of SVM are optimized by adaptive dynamic cat swarm optimization (ADACSO) algorithm. The optimized SVM is adopted to motor fault diagnosis. The eigenvector obtained by energy spectrum analysis is taken as sample data to conduct simulation experiment. The experiment results indicate that, compared with other optimization algorithms, using ADACSO to optimize SVM parameters can improve the accuracy of SVM in fault diagnosis of PMSM.

Keywords: permanent magnet synchronous motor; inter-turn short circuit fault; support vector machine; energy frequency spectrum; adaptive dynamic cat swarm optimization

引言

由于永磁同步电机具有高功率密度、高可靠性的一些性能特点,在各行各业都有广泛运用。电机

在长时间运行过程中难免存在故障,如果故障不能及时地得到诊断及纠正,后续可能会带来更大的损害,造成功能失效,影响电机的正常运行。永磁同步电机定子匝间短路是一种常见的、破坏性强的故障,若不能及时地发现并排除,则造成相间短路,从而导致停机。

vapnik 等提出了支持向量机(Support Vector Machine, SVM)^[1]。SVM 在小样本方面具有优秀



收稿日期: 2016-12-08 修回日期: 2017-03-21;
基金项目: 国家自然科学基金(61572238), 江苏省杰出青年基金(BK20160001), 江苏省产学研联合创新资金-前瞻性联合研究项目(BY2016022-24);
作者简介: 王艳(1978-), 女, 江苏, 博士, 副教授, 硕导, 研究方向为无线传感器网络、制造物联网技术、产业协同创新。

<http://www.china-simulation.com>

• 2881 •

的学习能力,同时具有较好解决非线性、高维度和多个局部极小值等问题的能力^[2]。小波能量谱作为获得各频带信号能量分布作为特征参数用于故障诊断方面^[3-5]。文献[6-7]是关于小波分析结合神经网络算法用于电机故障诊断的应用。SVM 中惩罚因子和核函数对分类有很大的影响,影响分类精度,而目前用得较多的交叉验证方法耗时长,计算量大。

近年来,提出许多对 SVM 的改进方法。文献[8]提出对改进模糊 K 函数的 SVM 并用于电机故障诊断中。文献[9]采用遗传算法对 SVM 的参数优化并将 SVM 用于焊接的缺陷检测与缺陷诊断中。文献[10]通过粒子群优化 SVM 参数用于分类预测控制。对 SVM 中核函数的改进方法较为繁琐,而遗传算法和粒子群算法优化 SVM 过程中易陷入局部最优无法达到全局最优效果。猫群算法(Cat Swarm Optimization, CSO)^[11]是一种新型群智能优化算法,一种全局最优的现代方法。猫群优化算法在图像聚类方面有很好的应用^[12],具有更好的聚类效果,同时猫群算法具有解决线性和非线性优化问题的能力^[13]。故本文采用猫群算法对 SVM 的参数进行优化。

本文采用自适应动态猫群算法(adaptive dynamic cat swarm optimization, ADACSO)优化 SVM,该方法结构简单易于实现,即对 SVM 中惩罚因子 C 与 RBF 核函数参数 σ 优化,得到两者的最优组合,提高 SVM 进行故障诊断的精度和泛化能力。先对定子电流信号进行 3 层正交小波包分解得到各频带能量并对能量归一化处理,提取特征向量作为样本数据,利用 ADACSO 的 SVM 算法用于永磁同步电机定子匝间故障诊断中。文章最后通过实验论证利用 ADACSO 优化后的 SVM 算法在永磁同步电机故障诊断中有较高的准确性。

1 永磁同步电机数学模型

1.1 静态状态永磁同步电机数学模型

永磁同步电机的定子电压方程式如(1)所示:

$$\begin{cases} u_A = R_S i_A + \frac{d\psi_A}{dt} \\ u_B = R_S i_B + \frac{d\psi_B}{dt} \\ u_C = R_S i_C + \frac{d\psi_C}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

其中 u_A 、 u_B 、 u_C 是各相定子电压; R_S 是定子电阻; i_A 、 i_B 、 i_C 是各相定子电流; ψ_A 、 ψ_B 、 ψ_C 是各相定子磁链。

电机的磁链方程如(2)所示:

$$\begin{bmatrix} \psi_A \\ \psi_B \\ \psi_C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{AA} & M_{AB} & M_{AC} \\ M_{BA} & L_{BB} & M_{BC} \\ M_{CA} & M_{CB} & L_{CC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \psi_f \cos \theta \\ \psi_f \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \psi_f \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (2)$$

其中, ψ_f 为永磁体产生的磁链, θ 为转子旋转的电角度, L_{AA} 、 L_{BB} 、 L_{CC} 为各定子绕组间的自感系数, M_{AB} 、 M_{AC} 、 M_{BA} 、 M_{BC} 、 M_{CA} 、 M_{CB} 为各定子绕组间的互感系数。

将式(1)和式(2)结合,则定子电压方程如(3)所示:

$$\begin{bmatrix} u_A \\ u_B \\ u_C \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_S + pL_{AA} & pM_{AB} & pM_{AC} \\ pM_{BA} & R_S + pL_{BB} & pM_{BC} \\ pM_{CA} & pM_{CB} & R_S + pL_{CC} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \psi_f \cos \theta \\ p \psi_f \cos(\theta - \frac{2\pi}{3}) \\ \psi_f \cos(\theta + \frac{2\pi}{3}) \end{bmatrix} \quad (3)$$

永磁同步电机转子机械运动方程如(4)所示:

$$T_e = T_L + \frac{J}{n_p} \frac{dw_e}{dt} + \frac{1}{n_p} B w_e \quad (4)$$

其中, T_e 为电磁转矩; T_L 为负载转矩; B 为粘滞摩擦系数; J 为转动惯量; w_e 为电机转速。

1.2 dq 旋转坐标系下数学模型

通过 Clark 和 Park 变换,电机模型从静止坐标

系转化到旋转坐标系下。从而得到 dq 坐标系下的定子电压方程式(5)所示:

$$\begin{cases} u_d = R_S i_q + p\psi_d - \omega_s \psi_q \\ u_q = R_S i_d + p\psi_q - \omega_s \psi_d \end{cases} \quad (5)$$

其中, u_d 、 u_q 分别是 dq 轴上的电压分量, i_d 、 i_q 分别是 dq 轴上的电流分量; ψ_d 、 ψ_q 为 d q 轴的定子磁链分量。

电机的磁链方程可表示为式(6)所示:

$$\begin{cases} \psi_d = \psi_f + L_d i_d \\ \psi_q = L_q i_q \end{cases} \quad (6)$$

其中, L_d 、 L_q 为 dq 轴电感分量, ψ_f 为永磁体产生的磁链。

电机的转矩方程为式(7)所示:

$$T_e = \frac{3}{2} n_p (\psi_d i_q - \psi_q i_d) \quad (7)$$

1.3 匝间短路故障状态下电机模型

假设 A 相发生绕组匝间短路故障, 故障匝数为 n , 总匝数为 $N(n < N)$, 则 A 相绕组故障率 $\eta = n/N$ 。图 1 为三相永磁同步电机 A 相发生绕组匝间短路示意图, 则 A 相绕组故障电阻 R_1 、电感 L_1 、互感 M_{12} 可如式(8)和(9)所示:

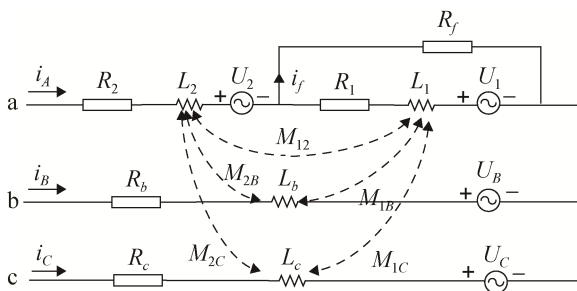


图 1 A 相匝间短路故障示意图

Fig.1 The schematic diagram of A-phase inter-turn short circuit fault

$$\begin{cases} R_1 = \eta R_S \\ L_1 = \eta^2 L_{AA} \\ M_{12} = \eta(1 - \eta)L_{AA} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} L_1 + L_2 + 2M_{12} = L_{AA} \\ R_1 + R_2 = R_S \\ u_1 + u_2 = u_A \end{cases} \quad (9)$$

电机电压方程短路表达式如(10)所示:

$$\begin{bmatrix} u_A \\ u_B \\ u_C \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} R_a & 0 & 0 & -R_1 \\ 0 & R_b & 0 & 0 \\ 0 & 0 & R_c & 0 \\ -R_1 & 0 & 0 & R_1 + R_f \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \\ i_f \end{bmatrix} + p \begin{bmatrix} \psi_2 \\ \psi_B \\ \psi_C \\ \psi_1 \end{bmatrix} \quad (10)$$

其中, ψ_1 为 A 相故障绕组上产生的磁链, R_f 为 A 相电机短路电阻。

磁链方程表达式为(11)所示:

$$\begin{bmatrix} \psi_2 \\ \psi_B \\ \psi_C \\ \psi_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} L_{AA} & M_{AB} & M_{AC} & -\eta L_{AA} \\ M_{AB} & L_{BB} & M_{BC} & -M_{1B} \\ M_{AC} & M_{BC} & L_{CC} & -M_{1C} \\ -\eta L_{AA} & -M_{1B} & -M_{1C} & L_1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} i_A \\ i_B \\ i_C \\ i_f \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \psi_{fA} \\ \psi_{fB} \\ \psi_{fC} \\ \psi_{f1} \end{bmatrix} \quad (11)$$

其中, L_{AA} 、 L_{BB} 、 L_{CC} 、 L_1 为各定子绕组间的自感系数, M_{AB} 、 M_{AC} 、 M_{BA} 、 M_{BC} 、 M_{CA} 、 M_{CB} 、 M_{1B} 、 M_{1C} 为各定子绕组间的互感系数。

电机电磁转矩方程式为(12)所示:

$$T_e = \frac{u_A i_a + u_B i_b + u_C i_c - u_f i_f}{\Omega} \quad (12)$$

其中, Ω 是机械角速度。

2 基本算法介绍

2.1 小波包分析

小波包分析(Wavelet Packed Analysis)是在多分辨率基础上对信号进行更精细的分析和重构, 它可以根据被分析信号自身的一些特征, 自适应选择频带, 弥补了多分辨率分析的不足, 从而确定信号在不同频段的分辨率。

在多分辨率分析中, 尺度函数 $\varphi(t)$ 和小波基函数 $\psi(t)$ 满足公式(13):

$$\begin{cases} \varphi(t) = \sqrt{2} \sum_k h(k) \varphi(2t - k) \\ \psi(t) = \sqrt{2} \sum_k g(k) \varphi(2t - k) \end{cases} \quad (13)$$

小波包空间由 $\varphi(t)$ 伸缩平移组成, 由两个子空间的直角构成。多分辨率分析分解的子形式如公式(14):

$$\begin{cases} H[S_k](j) = \sum_k S_k h_{k-2j} \\ G[S_k](j) = \sum_k S_k g_{k-2j} \end{cases} \quad (14)$$

设有信号 $f(t) \in U_j^n$, 即

$$f(t) = \sum_k S_k^j \mu_n(2^{-j}t - k), \text{ 则有公式(15)小波包}$$

分解公式:

$$f(t) = \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_t H[S_k^j](i) \mu_{2n}(2^{-j-1}t - i) + \frac{1}{\sqrt{2}} \sum_t G[S_k^j](i) \mu_{2n+1}(2^{-j-1}t - i) \quad (15)$$

该公式说明任一信号都可以通过小波包分解成两部分, 一部分是信号经过 H 的作用, 在 $\{\mu_{2n}(2^{-j-1}t - i)\}_{j \in z}$ 上的分量; 另一部分是经过 G 的作用, 在 $\{\mu_{2n+1}(2^{-j-1}t - i)\}_{j \in z}$ 的分量。其分解过程如图 2 所示。

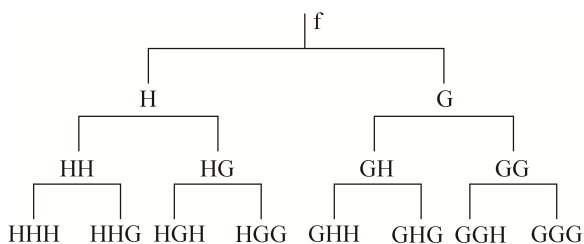


图 2 小波包分解图

Fig.2 The decomposition graph of wavelet packets

2.2 猫群算法

猫群算法是一种新型群体智能全局优化算法, 在猫群算法中, 猫作为待求优化问题的可行解。将猫的行为模式分为两种: 一种是猫在寻找目标时的模式称为搜寻模式, 另一种是猫在跟踪动态目标时的模式称为跟踪模式。为更真实地模拟现实世界猫的行为, 采用随机分组形式让一部分的猫处于跟踪模式, 其他猫处于搜寻模式。猫群算法正是通过猫的搜索模式和跟踪模式两种行为结合起来, 来解决优化问题的群智能算法。

2.2.1 搜寻模式

在搜寻模式中, 主要有 4 个基本要素: 记忆池 (SMP)、变化域 (SDR)、变化数 (CDC)、自身位置

判断 (SPC)。记忆池是指每只猫搜索记忆空间大小, 用来存放猫搜索到的位置点, 猫根据适应度的大小从而确定在记忆池中的最佳位置点; 变化域是指每一维允许的变化率, 考虑到变化域值不宜过大, 故取值 0.2; 变化数是指每只猫将变异维数的个数, 其值一般是从 0 到总维度 D 之间的随机数; 自身位置判断是一个布尔值, 用于标识猫是否将当前位置点作为下一步将要到达的候选目标点。

2.2.2 跟踪模式

跟踪模式指的是将猫在跟踪目标时一系列行为上的建模, 猫群算法的核心策略是利用全局最优位置来更新猫的当前速度, 再通过更新后的速度值来确定猫的当前位置。公式(16)所示:

$$\begin{cases} v_{i+1,d} = v_{i,d} + r * c(x_{best,d} - x_{i,d}), & d \in D \\ x_d^{j+1} = x_d^j + v_{i,d}, & d \in D \end{cases} \quad (16)$$

其中, $x_{best,d}$ 表示猫群中适应度最大的位置点; x_i 表示猫 i 的当前位置; c 为一常数; $r \in (0,1)$ 的变量。

2.3 支持向量机

给定一训练样本集 (x_i, y_i) , 其中 $i = 1, 2, 3, \dots, n$, $x_i \in R^d, y_i \in \{-1, 1\}$ 。通过非线性映射函数 ϕ 将输入的样本空间映射到高维特征空间, 而后在高维空间构造线性分类函数, 如公式(17)所示,

$$f(x) = \text{sgn}(w\phi(x) + b) \quad (17)$$

其中, w 是权值向量; b 是偏移向量。

根据结构风险最小化原则, 要解决的最优问题如(18)所示:

$$\begin{aligned} \min & \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i, \\ \text{s.t.} & \begin{cases} y_i (< w \times x_i > + b) \geq 1 - \xi_i \\ \xi_i \geq 0 \end{cases} \end{aligned} \quad (18)$$

其中, C 为误差惩罚因子, 具有控制样本分类对错惩罚程度的作用, 实现在错分样本比例和算法复杂度之间的折衷, 最小化中的加权和也体现了结构风险最小化的思想。约束条件中 ξ_i 为松弛因子。

通过引入拉格朗日函数, 即

$$\varphi(w, b, \xi, a, p) = \frac{1}{2} \|w\|^2 + C \sum_{i=1}^n \xi_i - \sum_{i=1}^n p_i \xi_i - \sum_{i=1}^n a_i (y_i (< w * x_i > + b) - 1 + \xi_i) \quad (19)$$

其中, a_i 表示拉格朗日乘子, 其值大于 0。

经过推导可得如下公式:

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^n a_i y_i x_i \\ \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \\ C - a_i - p_i = 0 \end{cases} \quad (20)$$

将公式(20)代入公式(19), 得到优化问题的对偶形式如(21)所示:

$$\begin{aligned} \max \sum_{i=1}^n a_i - \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n a_i a_j y_i y_j K(x_i, x_j) \\ \text{s.t.} \begin{cases} \sum_{i=1}^n a_i y_i = 0 \\ 0 \leq a_i \leq C \end{cases} \end{aligned} \quad (21)$$

其中, $K(x_i, x_j)$ 为径向基核函数, 公式如 $k(x_i, x_j) = \exp(-\frac{\|x_i - x_j\|^2}{2\sigma^2})$, 通过求解式(21), 得到 a 的最优解 a^* , 则

$$\begin{cases} w = \sum_{i=1}^n a_i^* y_i x_i \\ b = y_i - \sum_{i=1}^n y_i a_i^* K(x_i, x_j) \end{cases} \quad (22)$$

最优分类面决策函数为

$$f(x) = \text{sgn}(\sum_{i=1}^n a_i^* y_i K(x_i, x) + b) \quad (23)$$

3 基于 ADACSO 优化 SVM 算法

3.1 自适应动态猫群

由于原始猫群算法相对较复杂, 有时需要耗费较长的时间才能收敛, 精度也不太高。因此本文采用 Meysam 等提出 ADACSO 算法^[14]故障诊断, 该算法相对原始猫群算法可以在更少的时间内收敛和更少的迭代次数得到较高的精度。ADACSO 算法相对于原始 CSO 算法的区别在于:

①在原始的 CSO 算法的速度更新公式中引入“惯性因子” w , 然后采用自适应加速系数。

②利用前后维度信息, 引入控制因子 γ , 将记录记忆池(SMP)中平均位置与速度结合, 从而得到新的位置更新方程(24)。

$$\begin{cases} w_i = w_0 + \frac{D-i}{2D} \\ c_i = c_0 - \frac{D-i}{2D} \end{cases} \quad (24)$$

其中, w_0 为初始惯性因子, D 表示猫 x 所处空间的总维度, i 维度索引。

从而得到 ADACSO 算法的速度和位置更新方程(25)。

$$\begin{cases} v_{i,d+1} = w_d v_{i,d} + r * c_d (x_{best,d} - x_{i,d}), \quad d \in D \\ x_d^{i+1} = \frac{1}{2} (x_d^i + \gamma x_{d-1}^i + v_{i,d} + \gamma v_{i,d}), \quad d \in D \end{cases} \quad (25)$$

其中, γ 为遗忘因子, 为了使位置更新有更快的反应能力, 此处遗忘因子取 0.6。

3.2 SVM 参数选择

在实际情况中, 故障诊断问题一般都是多分类问题。由于 SVM 主要是一种二分类问题, 而对于多分类问题, 一般常采用的是“一对多”和“一对一”两种多分类器结构。本文研究的故障诊断研究的故障模式类型较少, 故采用的是“一对多”的分类结构, 即将 SVM 分类器中每一类模式与剩下的其他所有类别进行区分。通过对分类器参数的优化来提高整个多分类器的样本识别精度。

径向基函数具有模型简单、计算难度小、计算效率高以及算法易于实现的优点, 故本文采用径向基函数作为 SVM 核函数。

给定一样本集, 对应的 SVM 的分类正确率可以看成是关于 C 与 σ 之间的函数, 记做 $P(C, \sigma)$ 。本文采用文献[15]对 SVM 参数优化的方法, 将惩罚因子和核函数两者组合的最大值作为优化条件, 即:

$$\begin{cases} \max(P(C, \sigma)) \\ \text{s.t.} \quad C \in (1, a) \\ \sigma \in (0.1, b) \quad a > 1, b > 0.1 \end{cases} \quad (26)$$

在设定的搜索区间内, 求取 C 与 σ 值, 使通过

训练样本得到的 SVM 分类模型对测试样本的分类正确率最大, 式(26)中的 a 、 b 值, 根据具体样本实际情况取足够大的值。

应用猫群算法优化惩罚因子 C 和 RBF 核函数参数 σ 可以采用 SVM 中 $P(C, \sigma)$ 的值作为自适应动态猫群算法的适应度, 通过搜寻模式和跟踪模式来优化 SVM, 得到最优适应度。

3.3 算法步骤

利用小波包分解将定子电流信号分解到不同频段后各频带信号为 $S_j(j=0,1,\dots,7)$, 则对应的能量为 $E_j(j=0,1,\dots,7)$ 。

根据信息熵基本理论, 小波包能量谱为

$$H_{jk} = -\sum_{i=0}^7 p_{jk}(i) \lg p_{jk}(i) \quad (27)$$

其中, p_{jk} 为信号第 j 层到 k 个的小波能量谱。

将计算出来的能量谱进行归一化处理, 并提取特征向量。

$$H = \left(\sum_{j=0}^7 |H_{3j}|^2 \right)^{\frac{1}{2}} \quad (28)$$

其中, $j=3, k=0,1,\dots,7$ 。

归一化小波特征向量为

$$T = \left[\frac{H_{30}}{H}, \frac{H_{31}}{H}, \frac{H_{32}}{H}, \frac{H_{33}}{H}, \frac{H_{34}}{H}, \frac{H_{35}}{H}, \frac{H_{36}}{H}, \frac{H_{37}}{H} \right] \quad (29)$$

利用猫群的位置寻优过程分别对 SVM 中的惩罚系数 C 及核函数参数 σ 优化。适应度函数采用的是测试样本中 $P(C, \sigma)$ 最大值。

3.4 算法流程

优化 SVM 算法流程图如图 3 所示。

4 实验结果及分析

本文在 MATLAB 上建立了永磁同步电机数学模型和故障诊断的仿真实验, 永磁同步电机模型参数如表 1 所示。

借助 MATLAB 仿真平台, 通过电机正常状态及 A 相定子匝间短路电阻为 5%, 10%, 15%, 20% 情况下的故障运行情况, 得到定子电流信号数据,

利用小波包分析将定子电流数据分解, 后得到各状态的第三层分解图, 如图 4 所示。

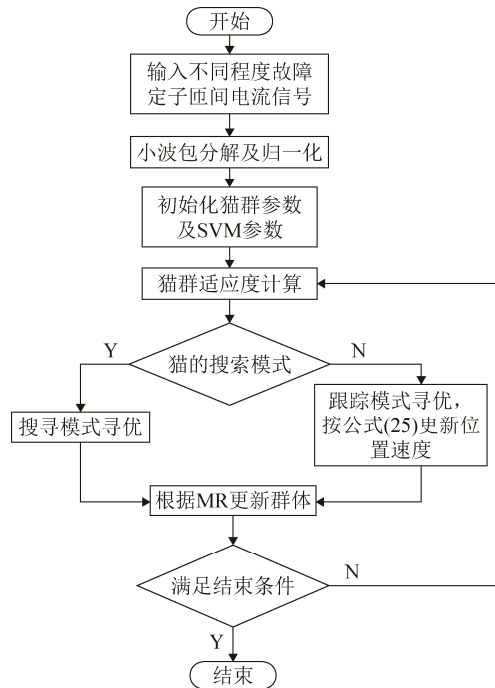


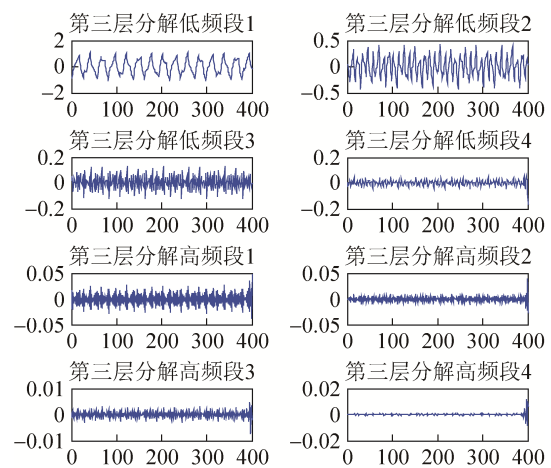
图 3 流程图

Fig.3 The flow chart of SVM algorithm

表 1 电机模型参数

Tab. 1 Motor Parameters

序号	仿真参数	参数值	单位
1	定子电阻 R_s	2.87	Ω
2	定子电感 L_d	0.0085	H
3	定子电感 L_q	0.0085	H
4	极对数 n_p	2	对
5	转速	1500	$r \times \text{min}^{-1}$
6	转动惯量 J	0.008	$\text{Kg} \times \text{m}^2$



(a) 无故障第三层分解

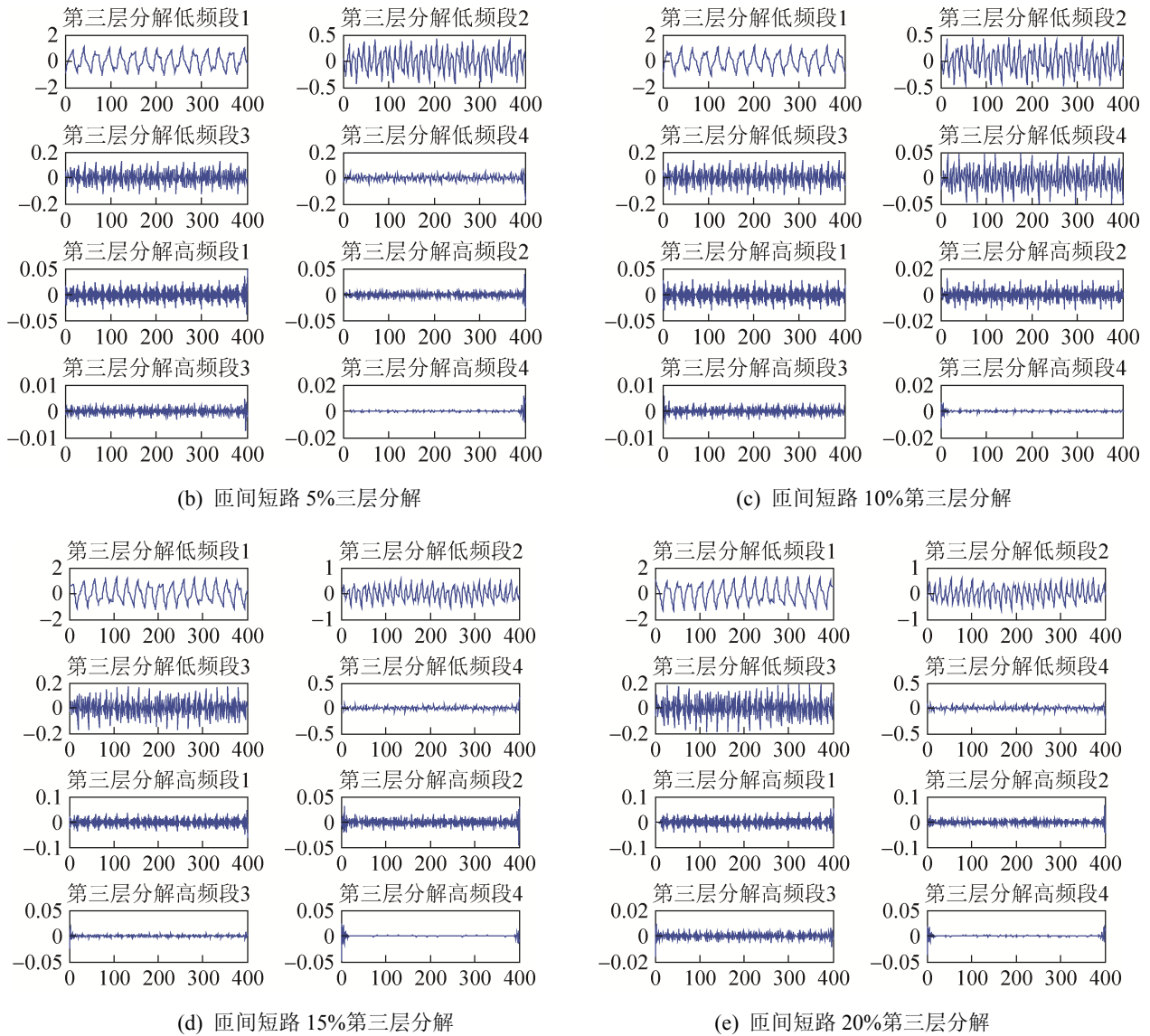


图 4 小波三层分解图

Fig. 4 Three layers of wavelet decomposition

通过小波包能量归一化处理, 提取得到的特征向量样本数据如表 2 所示。

采用 SVM “一对多” 的分类结构区分电机的 5 种状态。依据 5 种状态 80 个样本, 选择前 70% 的样

本作为训练样本, 选择后 30% 样本作为测试样本。利用改进猫群算法对 SVM 参数优化。

表 3 和表 4 是猫群算法中的参数值及 SVM 的参数值, SVM 中的核函数采用的是径向基函数。

表 2 电机特征向量
Tab. 2 Motor eigenvectors

状态	编号	电机在各种状态下的特征向量							
正常状态	0	0.301 4	0.000 2	0.322 6	0.000 3	0.000 1	0.184 0	0.460 1	0.016 4
短路 5%	1	0.321 8	0.000 2	0.344 3	0.000 3	0.000 1	0.194 6	0.490 8	0.017 6
短路 10%	2	0.344 9	0.000 2	0.367 7	0.000 3	0.000 2	0.195 8	0.517 9	0.019 0
短路 15%	3	0.398 5	0.000 4	0.428 2	0.000 5	0.000 2	0.194 0	0.607 5	0.024 5
短路 20%	4	0.471 3	0.000 4	0.508 2	0.000 6	0.000 3	0.198 3	0.715 2	0.029 2

表 3 猫群算法参数值
Tab. 3 ccat swarm algorithm

SMP	30	最大速度	0.5
SRD	0.9	猫群数量	50
MR	0.2	迭代次数	100
W	0.6	γ	0.6

表 4 支持向量机参数值
Tab. 4 Parameter values of SVM

K	0.6	C 最大值	100
wV	1	C 最小值	0.1
wP	1	σ 最大值	1000
V	3	σ 最小值	0.01

为验证改进猫群算法优化 SVM 性能优于其他算法。表 5 列举了 SVM 算法及 GA 算法、PSO 算法、ADACSO 算法对 SVM 参数优化后的故障诊断结果。GA 算法及 PSO 算法中迭代次数、种群大小及相关参数与 ADACSO 算法相同如表 3 所示。表 5 中数据是每组算法做 20 次重复实验的平均值。从表中可看出，在算法的耗时方面 ADACSO 算法优化 SVM 也具有较快运算速度，算法的复杂度不高，利用 ADACSO 算法优化 SVM 具有更高的正确率。

表 5 不同算法优化结果
Tab. 5 Results of different optimization algorithms

序号	算法	正确率/%	耗时/s
1	GASVM	95.52	19.21
2	PSOSVM	96.64	15.39
3	ADACSOSVM	97.43	17.04

图 5 是 GASVM、PSOSVM 及 ADACSOSVM 算法迭代 100 次得到的最优适应度曲线图。由于猫群算法具有搜索和跟踪两种模式，ADACSO 不一定立马处于寻优模式，故 ADACSO 一开始优化效果不如 GA 和 PSO。由于 GA 算法不能很好地进行局部搜索，PSO 算法在算法后期不能很好地跳出局部最优。ADACSO 优化 SVM 算法与 PSO 优化 SVM 算法相比，ADACSO 优化 SVM 牺牲了 1% 的收敛速度却提高近 0.9% 的精度，经过 10 次的迭代之后，ADACSO 优化的 SVM 算法具有更高的适应度。因此采用 ADACSO 优化的 SVM 算法具有更好的诊断效果。

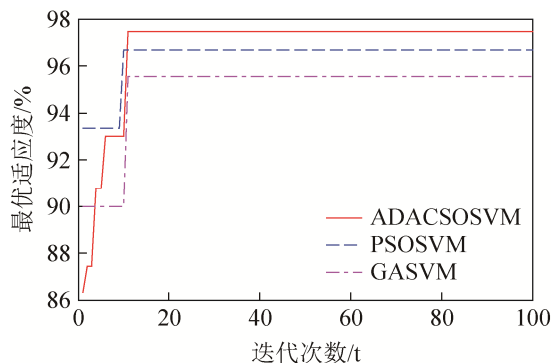


图 5 SVM 最佳适应度图

Fig. 5 The figure of SVM-optimal fitness

5 结论

本文首先建立了永磁同步电机数学模型及故障状态下的数学模型。提出了利用自适应动态猫群算法对 SVM 中惩罚因子及核函数参数优化。采用永磁同步电机在不同程度下的匝间短路故障作为小波包分析的输入信号，运用小波能量谱归一化得到特征向量并作为 SVM 的样本数据，利用 ADACSO 优化后的 SVM 算法对永磁同步电机进行故障诊断，最后分别与 GA、PSO 优化 SVM 算法对比分析，可以看出在永磁同步电机中 ADACSO 优化的 SVM 算法具有较好的诊断效果。

参考文献:

- [1] Vapnik V N. The Nature of Statistical Learning Theory [J]. Neural Networks IEEE Transactions on (S1045-9227), 1995, 10(5): 988-999.
- [2] Zhang N, Zong Z. The effect of rigid-body motions on the whipping response of a ship hull subjected to an underwater bubble[J]. Journal of Fluids & Structures (S0889-9746), 2011, 27(27): 1326-1336.
- [3] 杜进波, 王立萍, 韩清鹏. 基于小波变换的液压管路裂纹故障信号分析[J]. Applied Physics, 2013, 3(7): 129-133.
Du Jinbo, Wang Liping, Han Qingpeng. Analysis of Hydraulic Pipeline Crack Fault Signal Based on Wavelet Transform[J]. Applied Physics, 2013, 3(7): 129-133.
- [4] Chen J, Pan J, Li Z, et al. Generator bearing fault diagnosis for wind turbine via empirical wavelet transform using measured vibration signals[J]. Renewable Energy (S2323-4989), 2016, 89(1): 80-92.
- [5] Tang Guiji, Wang Xiaolong, He Yuling. A Novel

- Method of Fault Diagnosis for Rolling Bearing Based on Dual Tree Complex Wavelet Packet Transform and Improved Multiscale Permutation Entropy[J]. *Mathematical Problems in Engineering (S1024-123X)*, 2016, 2016(6): 1-13.
- [6] Ahmed R, El Sayed M, Gadsden S A, et al. Automotive Internal-Combustion -Engine Fault Detection and Classification Using Artificial Neural Network Techniques[J]. *IEEE Transactions on Vehicular Technology (S0018-9545)*, 2015, 64(1): 21-33.
- [7] Najafi A, Iskender I, Farhadi P, et al. Turn to turn fault diagnosis for induction machines based on wavelet transformation and BP neural network[C]// *International Aegean Conference on Electrical Machines and Power Electronics and 2011 Electromotion Joint Conference. IEEE*, 2011: 294-297.
- [8] Wenlong F U, Zhou J, Chaoshun L I, et al. Vibrant Fault Diagnosis for Hydro-Electric Generating Unit Based on Support Vector Data Description Improved With Fuzzy KNN[J]. *proceedings of the Chinese Society of Electrical Engineering(S1861-9541)*, 2014, 34(32): 5788-5795.
- [9] Huang Y, Wu D, Zhang Z, et al. EMD-based pulsed TIG welding process porosity defect detection and defect diagnosis using GA-SVM[J]. *Journal of Materials Processing Technology (S0924-0136)*, 2016, 239(1): 92-102.
- [10] 穆朝絮, 张瑞民, 孙长银. 基于粒子群优化的非线性系统最小二乘支持向量机预测控制方法[J]. *控制理论与应用*, 2010, 27(2): 164-168.
- Mu Chaoxu, Zhang Ruimin, Sun Changyin. LS-SVM predictive control based on PSO for nonlinear systems[J]. *Control Theory & Applications*, 2010, 27(2): 164-168.
- [11] Chu S C, Tsai P, Pan J S. Cat Swarm Optimization[J]. *Lecture Notes in Computer Science(S0302-9743)*, 2006, 6(1): 54-858.
- [12] Santosa B, Ningrum M K. Cat Swarm Optimization for Clustering[C]// *2009 International Conference of Soft Computing and Pattern Recognition. IEEE Computer Society*, 2009: 54-59.
- [13] Pappula L, Ghosh D. Linear antenna array synthesis using cat swarm optimization[J]. *AEU - International Journal of Electronics and Communications (S1434-8411)*, 2014, 68(6): 540-549.
- [14] Orouskhani M, Orouskhani Y, Mansouri M, et al. A Novel Cat Swarm Optimization Algorithm for Unconstrained Optimization Problems[J]. *International Journal of Information Technology & Computer Science (S0975-9646)*, 2013, 5(11): 32-41.
- [15] 张培林, 钱林方, 曹建军, 等. 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.
- Zhang Beilin, Qian Linfang, Cao Jianjun, et al. Parameter Optimization of Support Vector Machine Based on AntColony Optimization Algorithm[J]. *Journal of Nanjing University of Science and Technology*, 2009, 33(4): 464-468.

(上接第 2880 页)

- [14] 袁艳, 周宇, 胡煌华. 光场相机中微透镜阵列与探测器配准误差分析 [J]. *光子学报*, 2010, 39(1):123-126.
- YUAN Yan, ZHOU Yu, HU Huang-hua. Registration error analysis for microlens array and photosensor in light field camera[J]. *Acta photonica sinica*, 2010, 39(1): 123-126.
- [15] 常雷, 袁艳, 张修宝, 等. 基于掩膜的光场成像仿真及采样研究[J]. *光子学报*, 2010,39(6): 1104-1110.
- GHANG Lei, YUAN Yan, ZHANG Xiu-bao, et al. Research on sampling and computer simulation of mask-based light field photography[J]. *Acta photonica sinica*, 2010, 39(6): 1104-1110.
- [16] 张旭, 李晨.微透镜阵列式光场成像模型及其标定方法 [J]. *光学学报*, 2014, 34(12): 1-13.
- ZHANG Xu, LI Chen. Calibration and imaging model of light field camera with microlens array[J]. *Acta optica sinica*, 2014, 34(12): 1-13.
- [17] 赵于平, 金熙, 赵松年.光场成像中的景深扩展方法与信息处理[J].*现代电子技术*, 2016,39(4):102-107.
- ZHAO Yuping, JIN Xi, ZHAO Songnian. Scene depth extension method and information processing in light field imaging[J]. *Modern electronics technique*, 2016, 39(4): 102-107.
- [18] 胡良梅, 姬长动, 张旭东, 等. 聚焦性检测与彩色信息引导的光场图像深度提取[J]. *中国图象图形学报*, 2016, 21(2): 155-164.
- HU Liangmei, JI Changdong, ZHANG Xudong, et al. Color-guided depth map extraction from light field based on focusness detection[J]. *Journal of image and Graphics*, 2016, 21(2): 155-164.

<http://www.china-simulation.com>