

DOI:10.19651/j.cnki.emt.2105725

# 基于多超球 SVM 的电机转子断条故障诊断

唐国锋

(烟台汽车工程职业学院 临沂 264000)

**摘要:** 针对电机转子断条故障诊断问题,设计了一个故障诊断模型。将电机转子断条故障诊断视为多分类问题,提出了一种多超球支持向量机(MHSVM)故障诊断模型。MHSVM 是通过利用支持向量数据描述(SVDD),结合二叉树结构的方法,构造的一种多分类模型。为验证所提出算法的有效性,将 MHSVM 与支持向量机(SVM)和神经网络算法(BP)进行了对比实验。结果为提出的诊断模型能够实现 94.92% 的诊断率,而 SVM 模型和 BP 模型分别实现 92.06% 和 89.06% 的诊断率。提出的诊断模型的诊断率是 3 个模型中最高的。实验结果表明,基于 SVM 的故障诊断模型的诊断效果优于基于 BP 算法的诊断效果。同时,提出的 MHSVM 对转子断条故障具有最好的诊断效果,这证明了所提出模型的适用性和有效性。

**关键词:** 电动机;转子断条;故障诊断;模式分类;支持向量机

**中图分类号:** TP2 **文献标识码:** A **国家标准学科分类代码:** 510.1050

## Multiple hyper-spheres support vector machine for motor broken rotor bar fault diagnosis

Tang Guofeng

(Yantai Automobile Engineering Professional College, Linyi 264000, China)

**Abstract:** Aiming at the problem of motor broken rotor bar fault diagnosis, a fault diagnosis model is designed. This paper transforms the rotor broken bar fault diagnosis problem into a classification problem, thus a fault diagnosis model based on multiple hyper-spheres support vector machine (MHSVM) is proposed. MHSVM is a multi-class classification model, which is constructed by using support vector data description (SVDD) and binary tree structure. To verify the effectiveness of the proposed algorithm, MHSVM is compared with support vector machine (SVM) and neural network algorithm (BP). The results show that the diagnosis rate of MHSVM is 94.92%, while the diagnosis rate of SVM model and BP model is 92.06% and 89.06% respectively. As can be seen, the diagnosis rate of the proposed model is the highest among the three models. The experimental results show that the effect of the fault diagnosis models based on SVM is better than that of BP. Meanwhile, MHSVM has the best effect for broken rotor bar fault diagnosis, which proves the applicability and effectiveness of the MHSVM.

**Keywords:** motor; broken rotor bar; fault diagnosis; pattern classification; support vector machine

## 0 引言

电机在机电能量转换领域占据主导地位。如今,工业传动中 80% 以上的机电转换属于电机<sup>[1]</sup>。这些机器在各种工业和家庭应用中发挥着广泛的作用。例如,电力系统中央发电厂的辅助驱动装置、采矿业、石化工业以及航空航天和军事设备。电机故障会损害环境和生物。因此,这些传动系统的早期故障检测和可靠性对于避免意外和灾难性故障至关重要。

电机转子故障是导致电机失效的重要原因之一。电机

故障的 10% 是由转子断条或端环断裂引起的<sup>[2]</sup>。近年来,很多国内外学者对电机的故障诊断做了研究<sup>[3-5]</sup>。目前最常见的故障诊断技术主要包括基于模型的方法<sup>[6]</sup>、基于电机电流特征分析(MCSA)方法<sup>[7]</sup>和基于数据的方法<sup>[8]</sup>。目前,基于 MCSA 方法的无创诊断技术受到了广泛的关注,它具有信号采集简单方便、容易支撑非侵入式诊断系统等特点,因此, MCSA 方法在学术界和工业界的地位日益重要。

在传统的方法中,主要使用定子电流信号和振动信号作为故障特征。然而,这种经验性的诊断是非常复杂的。

收稿日期:2021-01-22

• 1 •

随着人工智能技术的快速发展,智能方法越来越多的被用于故障诊断领域。近年来广泛采用的智能方法包括神经网络、模糊神经网络、支持向量机<sup>[9]</sup>和粒子群方法<sup>[10]</sup>等。这些方法可以单独使用,也可以结合在一起以改进效率和效果。

为了开发可靠的智能故障检测系统,本文针对单纯转子断条故障,构造了一种基于超球体支持向量机的多分类模型<sup>[11]</sup>(multiple hyper-spheres support vector machine, MHSVM)。MHSVM 通过利用支持向量数据描述(support vector data description, SVDD)<sup>[12]</sup>,结合二叉树结构<sup>[13]</sup>的方法,构造一种多分类模型。目的是应用于电机故障诊断系统中,实现电机转子断条故障的智能检测,并获得令人满意的诊断效果。

### 1 电机故障诊断系统

电机故障检测与诊断系统<sup>[14]</sup>如图 1 所示,它需要将自动检测技术、信号处理技术和计算机技术相结合,共同协作实现。

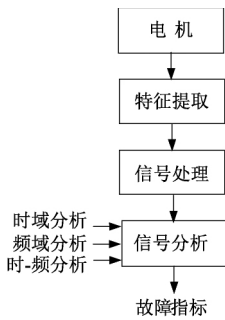


图 1 故障诊断系统

在信号获取阶段中,由于测量信号的质量受多方面因素影响,提取起来具有一定的难度。为了解决这一问题,对实时信号处理分析有关的算法进行研究是至关重要的。故障信号处理算法研究是异步电机故障检测与诊断系统的技术关键,也是研究中极富挑战性的问题。为此,本文将信号处理算法分成采集信号、去噪与特征提取、故障评估 3 部分,3 个部分相互协作,共同完成信息获取和故障的分类识别,以提高诊断系统的实时性和准确性。

电机转子常见故障包括转子导条(端环)断裂、偏心(静态偏心、动态偏心、混合偏心)和轴承故障 3 种。本文只针对单纯转子断条故障进行研究。单纯转子断条故障是指当转子中出现一根断条、多根断条或端环裂缝的故障情况。此外,单纯转子断条故障还包括无断条情况,即电机健康。由此可见,转子断条故障诊断属于多分类问题。

### 2 多超球体支持向量机简介

支持向量机(support vector machine, SVM)源于 VC 维理论、统计理论和核方法,是一种计算能力很强的机器学习工具,利用其优良的分类能力可以准确地识别和分类与

故障相关的模式。

众所周知,SVM 是一种典型的二分类模型。为解决多故障诊断问题,需要构造合适的多类分类器。目前,构造 SVM 多类分类器的方法主要有两种,一种是直接法,即直接在目标函数上进行修改,将多个分类面的参数求解合并到一个最优化问题中,通过求解该最优化问题“一次性”实现多类分类。另一种是间接法,即通过组合多个二分类器来实现多分类器的构造。

为了开发可靠的智能故障检测系统,克服现有的断条检测存在的问题,实现转子断条故障诊断,本节利用 SVDD,结合二叉树结构,构造了一种 MHSVM。相比于标准 SVM,MHSVM 具有更高的分类精度,更好的鲁棒性、泛化性和适应性。

#### 2.1 MHSVM

对于  $K$  类转子断条故障,MHSVM 需要构造  $(K-1)$  个 MHSVM- $k$  分类器。其中,MHSVM- $k$  分类器被建立在第  $k$  类故障特征样本集  $\{x_i^k\}_{i=1}^{m^k}$  上,其中,  $k=1,2,\dots,K-1$ ,  $m^k$  是第  $k$  类故障的样本数量。MHSVM- $k$  的原始优化问题(quadratic programming problem, QPP)可描述为:

$$\begin{aligned} \min_{(R^k)^2} & (R^k)^2 + c^k \sum_{i=1}^{m^k} \xi_i^k \\ \text{s. t.} & \|\varphi(x_i^k) - O^k\|^2 \leq (R^k)^2 + \xi_i^k \\ & \xi_i^k \geq 0, i = 1, \dots, m^k, k = 1, 2, 3 \end{aligned} \quad (1)$$

式中:  $\varphi(\cdot)$  是映射函数;  $c^k$  是惩罚参数;  $R^k$  和  $O^k$  是超球体的半径和球心;  $\xi_i^k$  是松弛变量。式(1)的目的是最小化超球体的半径,同时使第  $k$  类故障样本尽可能的都包含在超球体中。

通过优化一个 QPP,可以得到一个超球面,这个决策超球面可表示为:

$$H^k: \|\varphi(x) - O^k\|^2 \leq (R^k)^2 \quad (2)$$

对于  $(K-1)$  个 MHSVM- $k$  分类器,共有  $(K-1)$  个超球面  $\{H^k\}_{k=1}^{K-1}$  可以被获得。这样,一个新样本  $x_i$  可以根据下列决策函数被确定为指定的故障类型。在二维空间中,MHSVM- $k$  分类器的分类结果如图 2 所示。

$$f(x_i) = \arg \min_k \left\{ \frac{\|\varphi(x_i) - O^k\|^2}{(R^k)^2} \mid k = 1, 2, \dots, K \right\} \quad (3)$$

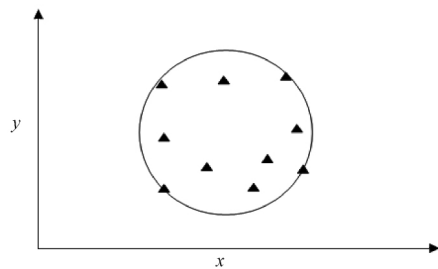


图 2 二维空间下 MHSVM- $k$  分类结果

## 2.2 MHSVM- $k$ 的求解

为了求解 MHSVM- $k$  的 QPP, 拉格朗日函数被构建:

$$L = (R^k)^2 + c^k \sum_{i=1}^{m^k} \xi_i^k + \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k (\|\varphi(\mathbf{x}_i^k) - O^k\|^2 - (R^k)^2 - \xi_i^k) - \sum_{i=1}^{m^k} \beta_i^k \xi_i^k \quad (4)$$

式中:  $\alpha_i^k \geq 0$  和  $\beta_i^k \geq 0$  是拉格朗日乘子。

然后给出了 KKT 最优性的充要条件:

$$\frac{\partial L}{\partial (R^k)^2} = 0 \Rightarrow 1 - \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k = 0 \quad (5)$$

$$\frac{\partial L}{\partial \xi_i^k} = 0 \Rightarrow c^k - \alpha_i^k - \beta_i^k = 0 \quad (6)$$

$$\frac{\partial L}{\partial O^k} = 0 \Rightarrow -2 \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k (\varphi(\mathbf{x}_i^k) - O^k) = 0 \quad (7)$$

根据式(5)和(7),可以得到:

$$O^k = \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) \quad (8)$$

结合式(6)和(8),化简式(4)拉格朗日函数,可得:

$$L = \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \|\varphi(\mathbf{x}_i^k)\|^2 - 2 \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) \cdot O^k + (O^k)^2 = \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) \cdot \varphi(\mathbf{x}_i^k) - 2 \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) + \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) = \text{diag}^T(\psi(\mathbf{X}^k, \mathbf{X}^k)) \boldsymbol{\alpha}^k - (\boldsymbol{\alpha}^k)^T \psi(\mathbf{X}^k, \mathbf{X}^k) \boldsymbol{\alpha}^k \quad (9)$$

因此, QPP(1)的对偶问题可描述为:

$$\begin{aligned} \min_{\boldsymbol{\alpha}^k} & \frac{1}{2} (\boldsymbol{\alpha}^k)^T \mathbf{Q}^k \boldsymbol{\alpha}^k - \mathbf{F}^k \boldsymbol{\alpha}^k \\ \text{s. t.} & (\mathbf{e}^k)^T \boldsymbol{\alpha}^k = 1 \\ & 0 \leq \boldsymbol{\alpha}^k \leq c^k \mathbf{e}^k \end{aligned} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{Q}^k = 2\psi(\mathbf{X}^k, \mathbf{X}^k)$ ,  $\mathbf{F}^k = \text{diag}^T(\psi(\mathbf{X}^k, \mathbf{X}^k))$ ,  $\mathbf{e}^k$  是全 1 列向量。  $\psi(\mathbf{x}_1, \mathbf{x}_2) = \exp(-\|\mathbf{x}_1 - \mathbf{x}_2\|^2 / \delta^2)$  是径向基核函数。

通过求解式(11),可获得最优解  $(\boldsymbol{\alpha}^k)^*$ 。一旦求得  $(\boldsymbol{\alpha}^k)^*$ , 即可根据 KKT 条件求得最优球心  $(O^k)^*$  和最优半径  $(R^k)^*$ , 其计算公式如下:

$$\begin{aligned} (O^k)^* &= \sum_{i=1}^{m^k} \alpha_i^k \varphi(\mathbf{x}_i^k) \\ (R^k)^{*2} &= \frac{\sum_{j=1}^{sv} \|\varphi(\mathbf{x}_j^k) - (O^k)^*\|^2}{sv} \end{aligned} \quad (11)$$

式中:  $sv$  指的是支持向量的个数。

## 3 转子断条故障诊断的 MHSVM 方法

本文专门针对单纯转子断条故障进行研究,这里,转子断条故障共分为 3 个情况,分别是无断条、1 根断条和 2 根断条,由此可确定  $K = 3$ 。结合上文第 1 节的系统介绍和

第 2 节的理论推导,可以设计出如图 3 所示的故障诊断分类模型。

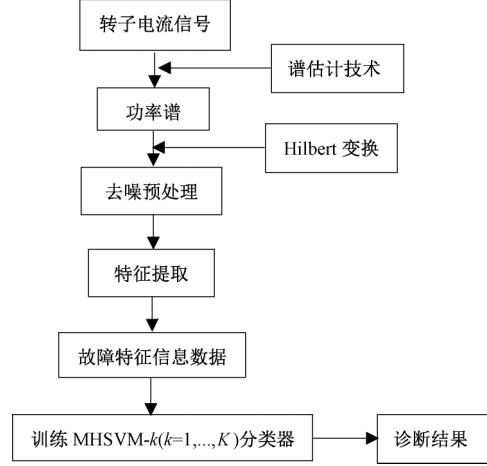


图 3 MHSVM 故障诊断分类流程

接下来以 MHSVM- $k$  分类器为例,对其训练过程进行详细说明。为了获得更好的模型参数,使 MHSVM- $k$  更加精准的预测未知数据,本文采用了网格搜索的方法来搜索最优参数。具体的训练流程如图 4 所示。

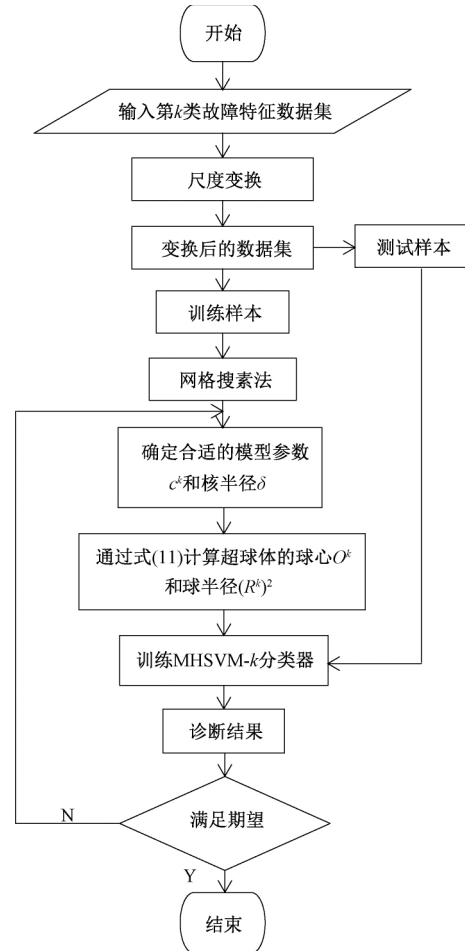


图 4 MHSVM- $k$  算法流程

在做出最终的诊断结论之前,需要对  $(K - 1)$  个 MHSVM- $k$  子分类器的分类结果进行合成,常用的合成策略有投票决策法、神经网络法和混合矩阵法等。本文采用二叉树法来实现分类结果的合成,其实现流程如图 5 所示。

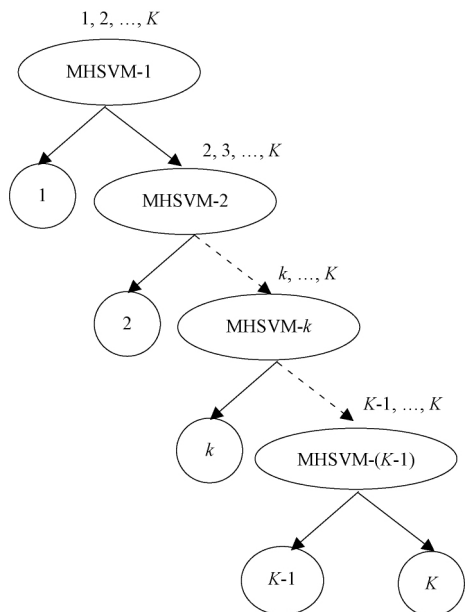


图 5 MHSVM 的多类分类模型

#### 4 实验及结果分析

本文的实验平台主要由 3 kW 鼠笼三相异步电机、用作负载的直流电机、变阻箱、数据采集卡等部分组成。在实验过程中,采用 1 台健康电机作为参照标准,2 台电机作为故障电机,对应于不同的故障情况,分别是一根导条断裂和连续两根导条断裂。

针对 1 根断条、2 根断条以及无故障分别得到相应采样数据,经过十折交叉验证法构成训练数据集和测试数据集。电流信号经过傅里叶变换<sup>[15]</sup>后 Hilbert 数学变换<sup>[16]</sup>。相应的数据集属性如表 1 所示。

表 1 数据属性

故障情况	总样本数	训练集	测试集	标签
无断裂	120	108	12	1
1 根断裂	150	135	15	2
2 根断裂	110	99	11	3

首先,在原始空间和映射特征空间对 MHSVM 分类器的分类性能进行了实验验证。原始空间中,线性核(LF)函数被雇佣。映射特征空间中,径向基核函数(RBF)被雇佣。为了获得更好的模型参数,网格搜索法被用于参数寻优,所有参数均在区间 $[2^{-7}, 2^8]$ 中搜索

对于两种核函数,3 种故障的分类精度如表 2 所示。可以看出,对于每种类型的故障,基于 RBF 的 MHSVM 分

类器的分类精度都远高于基于 LF 的分类器。例如,LF 分类器对 1 根断条故障的检测准确率为 90.44%,RBF 分类器的检测准确率为 95.22%。另一方面,LF 分类器的平均精度为 92.06%,RBF 分类器的平均精度为 94.92%。这是因为故障样本在原始空间中是不可分的,相反,在映射的特征空间中是可分的。显然,RBF 作为核函数是 MHSVM 分类器的较好选择。

表 2 不同核函数对应的分类精度 %

故障类别	LF		RBF	
	精度	平均精度	精度	平均精度
无故障	88.53		92.65	
1 根断条	90.44	92.06	95.22	94.92
2 根断条	93.16		97.14	

为了验证 MHSVM 模型的有效性,有必要对 MHSVM 和其他分类器进行对比实验,包括标准 SVM 和神经网络(BP)<sup>[17]</sup>。由于 SVM 是二分类器模型,同样,首先将 SVM 与二叉树相结合,形成多类分类器。这些多类分类器的最终测试结果如表 3 所示。

表 3 三个分类器的实验结果 %

故障类别	MHSVM	SVM	BP
无故障	92.65	90.32	87.52
1 根断裂	95.22	91.94	88.33
2 根断裂	97.14	93.65	90.00
总精度	94.92	92.06	89.06

从表 3 可以看出,神经网络的分类精度最差。其原因是基于神经网络的故障诊断方法是一种基于经验风险最小原理的方法,具有容易陷入局部最小、泛化能力弱等缺点。另外,神经网络的结构难以选择也限制了它的应用。此外,可以看出 MHSVM 的分类效果优于 SVM,这说明分类超球是训练数据集的最佳选择。从表 3 可以看出,对于每种类型的故障,MHSVM 的分类精度也是最高的。这进一步证明了 MHSVM 分类器可以提高分类结果。

#### 5 结 论

转子导条断裂是指转子笼的一根或多根导条断裂的故障形式,多发生在导条与端环的连接处。转子导条(端环)断裂是电机特有的故障形式,也是电机常见故障之一。电机早期故障诊断对于维护电机正常的工作状态,降低维护成本,减少不必要的停工具有重要意义。本文的主要研究内容是专门针对单纯转子断条故障进行研究。核心技术是将故障诊断转化为模式分类问题,构造一种多超球支持向量机(MHSVM)算法,实现了转子断条故障的诊断和分类。该算法遵循边际最大化原则,并实现了类内离散度最小化。

这使得现有的 MHSVM 具有更好的分类能力和泛化性能。通过实验验证了不同的核函数对分类器性能的影响。最后的对比实验表明, MHSVM 分类器对转子断条故障具有较好的分类效果。但是, MHSVM 的不足之处是模型参数选择困难, 需要花费一定的时间。因此, 未来工作将关注于如何将 MHSVM 算法与优化算法相结合, 以提高诊断效率。

#### 参考文献

- [1] LUIS A, GARCÍA E. Robust condition monitoring for early detection of broken rotor bars in induction motors[J]. *Expert Systems with Applications*, 2011, 38(3): 2653-2660.
- [2] 张昌凡, 黄宜山, 邵瑞. 基于观测器的感应电机故障检测方法及应用[J]. *仪器仪表学报*, 2011, 32(6): 1337-1343.
- [3] 胡为, 高雷, 傅莉. 基于最优阶次 HMM 的电机故障诊断方法研究[J]. *仪器仪表学报*, 2013, 34(3): 524-530.
- [4] YING X. Performance evaluation and thermal fields analysis of induction motor with broken rotor bars located at different relative positions [J]. *IEEE Transactions on Magnetics*, 2010, 46(5): 1243-1250.
- [5] GUEDIDI S, ZOUZOU S E, LAALA W, et al. Induction motors broken rotor bars detection using MCSA and neural network; Experimental research[J]. *International Journal of System Assurance Engineering and Management*, 2013, 4(2): 173-181.
- [6] 张昊宇, 姚钢, 殷志柱, 等. 基于小波神经网络与 KNN 机器学习算法的六相永磁同步电机故障态势感知方法[J]. *电测与仪表*, 2019, 56(2): 1-9.
- [7] 贾朱植, 杨理践, 祝洪宇, 等. 时变转速运行状态下鼠笼电机转子断条故障诊断[J]. *仪器仪表学报*, 2016, 37(4): 834-842.
- [8] 腾腾, 赵治华, 马伟明. 基于数据驱动的分段供电直线电机故障诊断研究[J]. *电机与控制学报*, 2019, 23(171): 5-12.
- [9] HU H, HE K, ZHONG T, et al. Fault diagnosis of FDM process based on support vector machine(SVM)[J]. *Rapid Prototyping Journal*, 2019, DOI: 10. 1108/RPJ-05-2019-0121.
- [10] XIA X, GUI L, YU F, et al. Triple archives particle swarm optimization [J]. *IEEE Transactions on Cybernetics*, 2019(99): 1-14.
- [11] GONG R, WU C, CHU M. Steel surface defect classification using multiple hyper-spheres support vector machine with additional information[J]. *Chemometrics & Intelligent Laboratory Systems*, 2018, 172: 109-117.
- [12] 田慕琴, 王秀秀, 宋建成, 等. 笼型异步电动机转子断条故障诊断方法[J]. *电机与控制学报*, 2015, 19(6): 14-21.
- [13] GONG R, WU C, CHU M. Multi-class classification method based on support vector machine with hyper-sphere for steel surface defects[C]. 2018 37th Chinese Control Conference(CCC), 2018: 9197-9202.
- [14] WANG AN N, SHA M, LIU L M, et al. A new process industry fault diagnosis algorithm based on ensemble improved binary-tree SVM [J]. *Chinese Journal of Electronics*, 2015, 24(2): 40-44.
- [15] 王刚, 陈正旺. 连续细化傅里叶变换方法在笼式异步电动机转子断条故障诊断中的应用[J]. *工业 C*, 2015(8): 187-188.
- [16] 刘芬, 胡文彪, 徐务农. 基于 Hilbert 变换和融合算法的变频电机转子故障诊断[J]. *机床与液压*, 2013(3): 147, 169-171.
- [17] SCHMIDHUBER J. Deep learning in neural networks: An overview [J]. *Neural Networks*, 2015, 61: 85-117.

#### 作者简介

唐国锋, 副教授, 主要研究方向为嵌入式技术及应用等。

E-mail: sd\_fox@163.com