

四种电力机车主变流器的故障诊断方法及仿真对比

鲁其东, 杨 瑞

(山东科技大学 电气与自动化工程学院, 山东 青岛 266590)

摘 要:我国铁路运输事业正在高速发展,机车的可靠安全运行对于铁路安全生产运输至关重要。对电力机车主变流器进行及时故障诊断可有效预防和减少铁路运输事故的发生。选取韶山 8 型(SS8)电力机车的主变流器作为研究对象,在 MATLAB 软件的 Simulink 环境下构建 SS8 型电力机车主变流器的仿真系统,模拟不同故障类型的运行模式,仿真得到相应的输出电压波形;分别利用小波变换、压缩感知方法处理输出电压数据,提取故障特征,构建故障特征向量;最后分别利用 BP 神经网络的方法对故障特征向量进行类别划分和利用支持向量机(SVM)工具箱构建多故障分类器,进行主变流器故障分类,从而实现故障诊断。

关键词:小波变换;压缩感知;BP 神经网络;支持向量机;故障诊断

中图分类号:TP206

文献标志码:A

文章编号:1672-3767(2017)04-0073-07

DOI:10.16452/j.cnki.sdkjzk.2017.04.011

Comparison of Fault Diagnosis Method and Simulation of Four Main Converter of Electric Locomotive

LU Qidong, YANG Rui

(College of Electrical Engineering and Automation, Shandong University of
Science and Technology, Qingdao, Shandong 266590, China)

Abstract: With the rapid development of China's railway transportation, the safe and reliable operation of locomotives is becoming particularly important for railway safety. The timely fault diagnosis of the main converter of electric locomotives can effectively prevent or reduce the occurrence of railway accidents. In this paper, the main converter of SS8 electric locomotive was investigated and the operation with different fault types were simulated by establishing the simulation system of SS8 electric locomotive in Simulink of MATLAB. The output voltage data obtained from the simulation were processed by wavelet transform and compression sensing respectively to extract the fault features and construct the fault eigenvector. The fault diagnosis was finally achieved by categorizing the fault eigenvector with back propagation (BP) neural network and by building a multi-fault categorizer to classify the faults of main electric converter with support vector machine (SVM).

Key words: wavelet transform; compression sensing; BP neural network; support vector machine; fault diagnosis

故障诊断包含两方面内容^[1]:一是对设备的运行状态进行监测;二是发现异常后对设备的故障进行分析、诊断。在故障诊断四五十年发展史中,形成了多种理论和方法,概括来说可分为三类:基于解析模型的方法、基于信号处理的方法和基于知识的方法。如:

1) 模糊诊断方法^[2]:根据模糊集合论征兆空间与故障状态空间的某种关系,由征兆来诊断故障。由于模糊集合论理论尚未成熟,该方法还存在未解决的问题以及使用局限性。

收稿日期:2017-04-05

作者简介:鲁其东(1992—),男,山东烟台人,硕士研究生,主要从事故障诊断与容错控制的研究. E-mail: lqd19922012@163.com
杨 瑞(1985—),男,山东济南人,讲师,从事故障诊断及机电自动化研究,本文通信作者. E-mail: eleyang@sdust.edu.cn

2) 故障诊断专家系统理论和方法^[3]: 内容包括诊断知识的表达、诊断推理方法、不确定性推理以及诊断知识的获取等。目前该理论还存在诸多问题: 缺乏有效的诊断知识表达方式和不确定性推理的方法, 知识获取和在线故障诊断困难等。

3) 故障模式识别方法^[4]: 是一种静态故障诊断方法, 关键技术是故障特征向量的提取以及运用模式分类器对故障进行分类。现有的分类器有 Bayes 分类器、线性分类器等。

4) 基于信号处理及特征提取的方法^[5]: 主要有频谱分析及频谱特征再分析法、信息特征法、域特征参数及波形特征诊断法、幅值域特征法、时间序列特征提取法等。

在我国铁路运输事业高速发展的今天, 机车的可靠安全性是铁路运输事业安全性的基本保障。而电力机车主变流器是机车能量转换过程中的重要部分, 若主变流器出现短路或断路等故障, 将直接导致火车停工, 甚至会导致严重的铁路运输事故, 造成人员伤亡和经济损失。因此, 加强对电力机车主变流器的故障诊断研究具有重要意义。

SS8 电力机车是中国干线铁路牵引提速旅客列车的主型机车, 其主电路由高压(25 kV)网侧部分、低压侧整流调压电路、牵引电动机和制动电路、保护电路等构成。牵引变电所^[6]将外部网电转化为 25 kV/50 Hz 的单相工频交流电送到接触网上, 接着电流从接触网开始经过受电弓、主断路器、互感器、进入主变压器, 最后高压绕组的电流通过若干根导线和炭刷流入轮轨, 通过车轮接触到钢轨从而流回变电所。

目前针对各类变流器的故障诊断, 已经有许多尝试。例如: 支持向量机在牵引变流器故障模式分类中的应用研究^[7], 基于小波和支持向量机的双馈风电变流器开路故障诊断^[8], 动车组主变流器的状态数据仿真研究^[9]利用隐马尔科夫模型(hidden markov model, HMM)实现状态分类。

本文运用 MATLAB 的 Simulink 工具, 模拟 SS8 电力机车主变流器在正常和元件断路情况下的工作状态, 并对其进行故障诊断。首先, 在 Simulink 工作环境中搭建好主变流器的模型并调节各元件参数使其处于启动完毕正常工作状态, 通过改变电路导通角度(分别为 40°、41°……78°、79°), 获得 40 个正常工作电压波形继而进行数据采样。分别设置 10 类故障, 即各元器件单独故障或两个元器件同时故障的情况, 对这 10 类故障同样地分别改变导通角最终获得 10×40 个有故障的电压波形, 对输出电压进行数据采样并采用分类方法将这些数据进行分离。解决该故障诊断问题的关键在于: 如何全面精确地对变流器工作信号进行数据采样; 如何将采样得到的故障和正常的工作数据进行有效分离。

为体现采样信息精简和数据分类有效的特点, 文中以小波变换方法为对照, 尝试采用压缩感知方法, 对电压信号进行数据采样; 在实现数据分类时, 分别利用 BP(反向传播, back propagation)神经网络方法, 对故障特征向量进行数据划分, 利用 SVM(支持向量机, support vector machine)工具箱构建多故障分类器, 并进行主变流器的故障分类。

1 问题描述

1.1 电路分析及故障类型确定

SS8 主电路是不等分三段半控桥相控整流调压电路^[10], 如图 1 所示。

在工作过程中, 晶闸管 VT5、VT6 二极管 VD1、VD2 的使用时间较长, 相对易损坏, 而 VT1—VT4 和 VD3、VD4 使用程度则较轻。

主变流器自身故障有元件短路和断路两种情况, 从电力机车所面临的自然环境以及从主变流

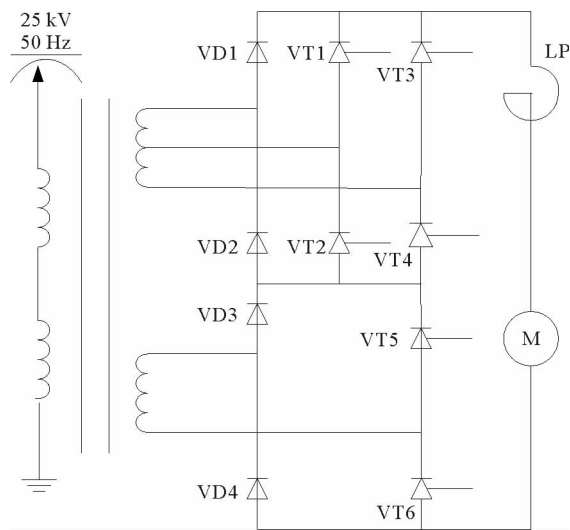


图 1 变流器半控桥主电路原理图

Fig. 1 Schematic diagram of main circuit of half-controlled bridge of converter

器不同工况之间频繁的状态转换角度来看, 断路故障是一种比较常见的故障种类, 而一旦主变流器发生断路故障其输出电压波形将可能产生突变, 而与正常波形相去甚远。目前许多机车变流器故障诊断的研究都以断路故障作为研究对象: 文献[1]将机车主变流器的断路故障诊断与小波变换理论方法以及神经网络的理论方法进行了结合; 文献[10]则是将机车主变流器的断路故障诊断与小波变换理论方法以及 SVM 数据分类方法进行了结合。因此, 本文设置了 VD1—VD4、VT1—VT4 的单一元件断路故障、工况最恶劣的 VD1、VD2 以及工况比较恶劣的 VD3、VD4 分别同时断路等 10 类故障。

1.2 模型的建立

对于电子电路的模型建立若采用数学方法, 一般需要利用现代控制理论建立状态空间进行抽象解释。这种方法不但要反复进行常微分方程组的求解, 而且建立的高级语言代码不易维护, 增加了解决问题的难度。例如文献[11]的数学模型建立: 首先构建一个与所研究系统等价的电路, 然后根据基尔霍夫定律, 列出各个回路的微分方程, 从而建立该电路的等价状态空间, 最后利用输入、输出及状态之间的关系求解所需的模拟值。而 MATLAB 的 Simulink 模块库为电子电路模型的建立提供了快捷路径, 它包含了用户所需要的丰富的电子元件模型, 可对各类复杂电路的工作状态进行准确、高效地模拟^[12]。

依照 SS8 电力机车主变流器的结构和工作原理建立电路仿真模型如图 2 所示。

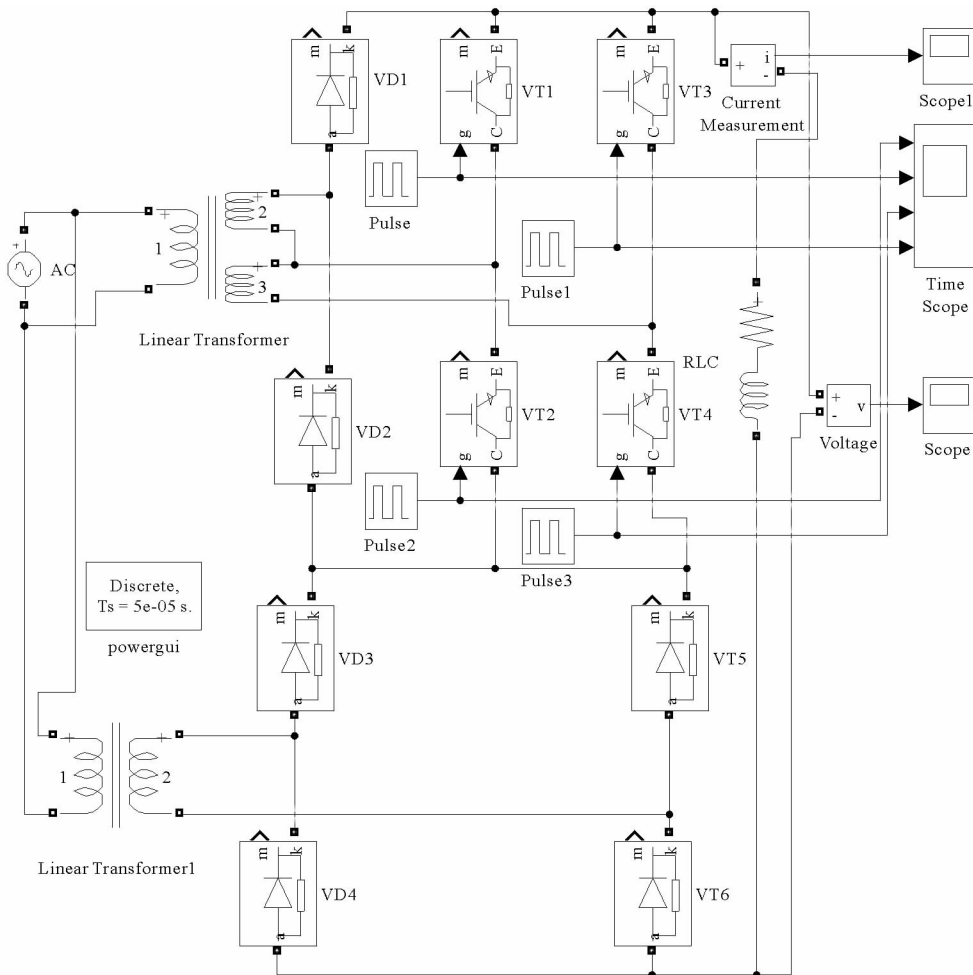


图 2 SS8 电力机车主变流器电路仿真图

Fig. 2 Simulation diagram of main converter of SS8 electric locomotive

Simulink 解题器 (Solver) 的参数需要在主电路动态仿真之前完成: 对该仿真电路建立的常微分方程组形式为: $\dot{\mathbf{x}} = \mathbf{Ax} + f(t)$, 对于这种刚性方程组, 仿真算法应采用可变阶次的数值微分公式 (NDFs), 即 ode15s 算法。将仿真时间范围设定为 $0 \sim 0.06$ s, 仿真步长为变步长方式。当主变流器工作稳定之后, VT1—VT4 在一个周期内的具体工作状态是: 范围 $0 \sim \alpha$, VT2 导通; 范围 $\alpha \sim \pi$, VT4 导通; 范围 $\pi \sim \pi + \alpha$, VT1 导通; 范围 $\pi + \alpha \sim 2\pi$, VT3 导通 (α 是整流导通角, 下文同), 各个晶闸管的通断脉冲即图 2 中“Pulse”元件的参数, 要根据上述范围进行设置。对于 VT5、VT6, 只要它们承受的是正电压就会导通, 相当于两个二极管。根据机车运作的实际情况, 变压器输入电压设置为: 25 kV, 50 Hz; 变压器输出电压设置为: 343.4 V, 343.4 V, 686.8 V; 对于 RL 型负载“Resistance(0 hms):”设为 10, “Inductance(H):”设为 $1e-5$ 。

1.3 数据采样对象的确立

运行电力机车主变流器仿真模型, 从输出信号的波形可发现: 电路正常时的电压输出波形和某功率元件断路时的电压输出波形稍有不同; 而在电流输出波形方面, 由于变流器输出端带有大电感, 电流趋近于一条直线, 所以故障时的电流波形与正常时相比也只会出现不易察觉的细微变化。当断路故障出现时, 相对于电流波形, 电压所出现的快速畸变更易于被人为提取, 因此本文选定输出电压作为故障诊断的依据。

2 方法

2.1 小波变换

小波变换^[13]的主要特点是通过变换, 能对时间、频率两方面进行局部化分析。

定义 $\Psi(t)$ 是一个基本小波或母小波, 对小波函数 $\Psi(t) \in L^2(t)$ ($L^2(t)$ 表示平方可积的实散空间) 进行傅立叶变换得:

$$\Psi(\omega) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}} \int_{-\infty}^{+\infty} e^{-j\omega t} \Psi(t) dt, \quad (1)$$

其中, $\Psi(\omega)$ 满足条件:

$$C\Psi(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{\Psi^2(\omega)}{|\omega|} d\omega < \infty, \quad (2)$$

$\Psi(t)$ 通过伸缩、平移将会生成的一族函数:

$$\Psi_{a,b}(t) = |a|^{-1/2} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right), a, b \in \mathbf{R}, a \neq 0. \quad (3)$$

其中, t 代表时间, s; ω 代表频率, Hz。

a 的作用是将基小波 $\Psi(t)$ 作伸缩, a 越大时域分辨率越低, 反之则相反。 b 的作用是将基小波 $\Psi(t)$ 作平移, 用以选择不同时间段。为了使变换前后能量守恒, 小波函数族的系数定为 $|a|^{-1/2}$ 。

周期信号的宽度与频率成反比, 为使信号采集具有较好的精度, 并能得到较完全的信息, 对于频谱中不同频段的信号, 应使小波函数在高频率时变窄在低频率时变宽。这样, 对原信号进行小波变换后再利用傅里叶变换, 可以较为完全和准确地对信号进行还原。本文对输出电压信号采用 db3 小波基进行 6 层小波分解, 从中提取一个 7 维的特征向量。

对电压信号进行采样的代码编写步骤为: ①利用 sim 函数进行变流器的 Simulink 仿真, 将仿真电压输出到 workspace 空间; ②利用 MATLAB 小波变换工具箱中的信号分解函数, 对电压信号进行 6 层小波分解; ③对小波分解得到的信号进行加工得到 7 维故障特征向量。

2.2 压缩感知

压缩感知理论的核心思想^[14]为: “当信号本身是稀疏的或者在某种基或者某个字典上可以进行稀疏表示, 那么就可以通过设计一种测量矩阵将原始信号的高维信号投影到一个低维的空间上, 然后对投影到低维空间上得到的少量测量值求解一个非线性优化问题, 就可以高概率或者精确地重构原始信号”。

将压缩感知理论表述为以下过程: 定义矩阵的大小, \mathbf{y} 为 $M \times 1$ 的向量, Φ 为 $M \times N$ 的矩阵 Ψ 为 $N \times N$ 的方阵 ($M < N$)。若存在长度为 N 的待求信号 \mathbf{x} , 用一个测量矩阵左乘该信号对其进行投影, 得到测量值 \mathbf{y} ,

公式为：

$$y = \Phi x \quad (4)$$

如果存在 Ψ 使得 x 在 Ψ 上可压缩, 即有 $x = \Psi\alpha$, 则把 y 表示为如下形式：

$$y = \Phi\Psi\alpha \quad (5)$$

由于 α 是稀疏信号, 这使得对 x 的重构存在可能, 即先求出 α 然后通过测量 Φ 矩阵求解 x 。常用的测量矩阵有: 随机高斯测量矩阵、随机伯努利测量矩阵和稀疏随机测量矩阵等。

Candes 等^[15]指出, 为了保证观测值包含所需的信息量, 从 M 个测量值精确地获得待求向量 x , 需要满足有限等距性质 (restricted isometry property, RIP) 成立, 即若存在某个常数 $0 < \delta_K < 1$ 满足下式:

$$(1 - \delta_K) \|\alpha\|_2^2 \leq \|A_K \alpha\|_2^2 \leq (1 + \delta_K) \|\alpha\|_2^2 \quad (6)$$

则称矩阵 $\Phi\Psi$ 具有 K -有限等距性质 (K -RIP), 其中 A_K 是 $\Phi\Psi$ 的子矩阵, 大小为 $M \times K$ 。

该方法在 MATLAB 中的代码为: ①利用 sim 函数进行变流器的 Simulink 仿真, 将仿真电压输出到 workspace 空间; ②构建随机高斯测量矩阵; ③对输出数据进行压缩从而构建特征向量。

2.3 支持向量机

支持向量机^[16]的优点是能够解决非线性及高维模式识别问题, 并能够推广到函数拟合等其他机器学习问题中。

对于线性可分样本集, 假设形式为: (x_i, y_i) , 其中 $i = 1, 2 \dots n, x \in \mathbf{R}^d, y = \pm 1$ 用于类别区分。构造 n 维空间中的分类超平面, 函数表达式为:

$$f(x) = \langle \omega \cdot x \rangle + b = 0 \quad (7)$$

其中 $\omega \in \mathbf{R}^d, b \in \mathbf{R}, \omega$ 为分类超平面的法向量, b 表示偏置。

把上述样本集作为训练样本, 若它满足对于任意 i , 有:

$$y_i (\langle \omega \cdot x_i \rangle + b) > 0 \quad (8)$$

这时训练样本就可以被超平面区分。分类的最终目的是找到一个最优分类超平面用于数据划分。在图 3 所示的最优分类超平面中, 实心点和空心点代表不同样本, 中间实线代表分类超平面, 虚线表示平行于分类超平面的面。最优分类面要求分类面将两类样本分开的同时使得分类间隔最大。

本文通过构造一个分类间隔最大的超平面使问题得到解决。利用 MATLAB 程序将采样数据进行分类的过程: ①选取 20 组故障特征向量作为训练组, 训练出最优分类超平面; ②用已得到的最优超平面作为标准把另 20 组测试数据进行类别划分; ③运行程序得到分类结果图。

2.4 BP 神经网络

BP 神经网络^[17]是一种按照误差逆向传播算法训练的多层前馈网络, 是目前应用最广泛的神经网络 (neural network^[18]) 模型之一。BP 神经网络结构一般是多输入、多神经元、多输出的结构, 下图 4 仅给出一个 2 层、 n 输入、 n 输出的神经元模型, 更复杂网络模型原理类似。该网络具有 n 个输入, 每个输入都通过一个权值 W 和下一层

相连, 网络输出表达式可表示为 $a = f(Wp + b)$ 。其中: f 是表示输入、输出关系的传递函数, 其形式通常是 sigmoid 函数或某些线性函数。 b 为随机生成的调节参数。

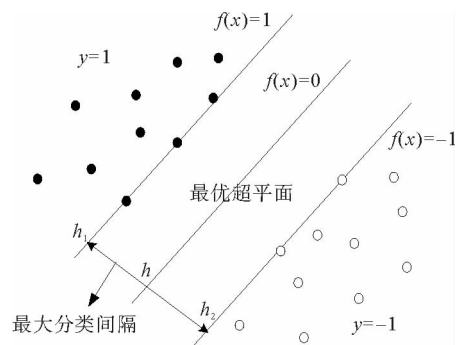


图 3 最优分类超平面示意图
Fig. 3 Schematic diagram of the optimal classification hyperplane

在确定了 BP 神经网络结构后,通过样本对网络的阈值和权值进行修正和学习,即对 W 、 b 进行修正得到最适合的模型参数。然后以此模型为标准,对测试样本进行类别判断得到最终结果。

本文关于 BP 神经网络的 MATLAB 代码为:①根据已提取到的电压采样数据的特征,构建合适的网络结构;②选取 20 组采样数据作为训练组,得到最合适的网络模型;③利用得到的网络模型对另 20 组采样数据进行类型判别并计算判别的正确率。

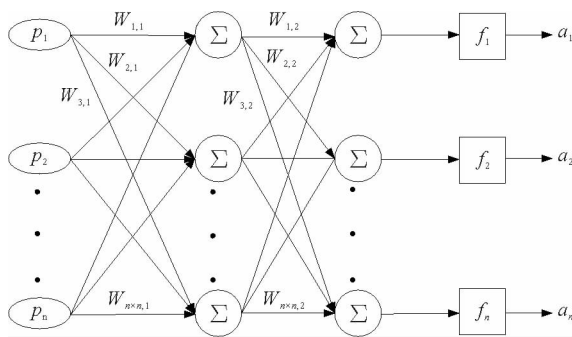


图 4 BP 神经网络模型图

Fig. 4 BP neuron model diagram

3 四种理论方法效果及比较

将本文的几种理论方法用于电力机车主变流器的故障诊断后,进行效果对比,建立表格 1。可以看出:

1) 将 SVM 用于机车主变流器的故障诊断,据有较高的诊断准确率,并且各类故障分类明显,能准确查找出故障所在位置;而将 BP 神经网络的方法用于故障诊断,其准确率较低甚至无法达到 50%,但是该方法适用于信息量较大的数据分类;

2) 从时间角度讲,BP 神经网络的方法具有诊断速度快的优点,其诊断速度约为 SVM 方法的 3 倍,当数据成倍增加时这种快速效果可能更明显;

3) 采用小波变换或者压缩感知的方法进行信号的数据采样对诊断效果影响不大,但在能达到本文诊断效果的前提下,因为故障特征向量构建过程中两种方法所构建的向量分别是 7 维和 4 维,所以从采样数据是否简练方面考虑,压缩感知的方法具有较大优势;

4) 事实上,从代码编写角度看,BP 神经网络的方法程序复杂不易维护,而另外 3 种方法代码精简容易理解。

为了与当前已有的成果相对比,列出效果较好的若干文献中的故障诊断结果,建立表格 2。

相比表 1,表 2 中的 SVM 故障分类方法与两种数据采样方法结合后,诊断准确率高、诊断时间更短。但考虑到其诊断数据相对较少的事实,可以说本文的诊断效果更为理想一些。另一方面表 1 的 BP 神经网络与小波变换结合的方法增加了诊断数据量,虽然诊断时间延长了许多但在准确率方面有可借鉴之处。用于故障诊断的很多理论方法如文献[20]的方法能得到较高的准确率,但是每种方法的诊断对象都有局限性,应区别应用。

4 结论

目前我国的电力机车故障诊断很大程度上依赖于计划维修,难以在机车工作过程中判断是否存在隐患,进而采取积极防范措施,这种依赖维修人员实际经验的诊断方式效率低下、无法实时诊断。因此,对机车主

表 1 四种理论方法用于故障诊断的效果对比表

Tab. 1 Comparison of four theoretical methods for fault diagnosis

	诊断准确率/%	诊断时间/s
SVM 与小波变换结合	99.55	3.643 8
SVM 与压缩感知结合	100.00	3.743 4
BP 神经网络与小波变换结合	36.36	1.288 3
BP 神经网络与压缩感知结合	45.45	1.633 2

表 2 文献中的故障诊断效果表

Tab. 2 Fault diagnosis results in literatures

	诊断准确率/%	诊断时间/s
SVM 与小波变换结合 ^[8]	94.45	1.183 0
SVM 与压缩感知结合 ^[19]	97.60	0.206 7
BP 神经网络与小波变换结合 ^[8]	87.50	16.682 0
遗传神经网络与贝叶斯结合 ^[20]	92.57	/

变流器进行实时的状态监测,及时察觉异常工作信号,实现故障预测,可以提高机车的维护效率和诊断准确率,会大大避免各类事故的发生。

SVM方法在较大程度上实现了SS8电力机车主变流器的故障诊断,并能在一定程度上判定故障位置,同时由于诊断时间较短还可实现对机车工作情况的实时监测。另外,压缩感知理论方法的运用在为电力机车主变流器的故障诊断提供新思路的同时,也丰富了电子电路的故障诊断方法。另一方面,采取BP神经网络与数据采样方法相结合,在机车主变流器故障诊断中,除了诊断时间较短以外,效果不是很理想,有待于进一步研究。

关于电力机车主变流器的故障诊断方法,还有待进一步提升和完善。以下几点可在以后工作中深入探讨:①加大样本训练,且在训练样本中加入合适高斯噪声,提高故障诊断的抗干扰能力,提高诊断准确度;②采用其他测量矩阵进行数据感知压缩,仿真比较诊断结果;③结合各个元件的使用工况进行有优先权的故障诊断;④在SVM多故障分类器中采用其他核函数进行故障分类,比较其分类结果等;⑤选择更适合的输入输出传递函数用于BP神经网络,以求得到更高的故障诊断正确率。

参考文献:

- [1]刘松柏. SS8 电力机车主变流器故障智能诊断系统的研究[D]. 长沙:中南大学,2003.
- [2]魏秀琨,秦勇,贾利民. 鲁棒故障检测与故障估计理论及应用[M]. 北京:科学出版社,2012:1-20.
- [3]周东华,叶银忠. 现代故障诊断与容错控制[M]. 北京:清华大学出版社,2000.
- [4]BORUTZKY W. Bond graph model-based system mode identification and mode-dependent fault thresholds for hybrid systems[J]. Mathematical and Computer Modelling of Dynamical Systems,2014,20(6):584-615.
- [5]石明江,罗仁泽,付元华. 小波和能量特征提取的旋转机械故障诊断方法[J]. 电子测量与仪器学报,2015,29(8):1114-1120.
- SHI Mingjiang,LUO Renze,FU Yuanhua. Fault diagnosis of rotating machinery based on wavelet and energy feature extraction[J]. Journal of Electronic Measurement and Instrument,2015,29(8):1114-1120.
- [6]贾秀芳,马益锋,黄俊,等. 牵引变电所地返回电流及接地网电位抬升研究[J]. 电力系统保护与控制,2012,40(10):116-119.
- JIA Xiufang,MA Yifeng,Huang Jun,et al. Research on earth current and grounding grid potential rise in traction substation [J]. Power System Protection & Control,2012,40(10):116-119.
- [7]吴超蓉. 支持向量机在牵引变流器故障模式分类中的应用研究[D]. 武汉:华中科技大学,2013.
- [8]何珊. 基于小波和支持向量机的双馈风电变流器开路故障诊断[D]. 长沙:中南大学,2014.
- [9]赵强,郭育华,田永洙,等. 动车组主变流器的状态数据仿真研究[J]. 机车电传动,2016(2):5-8.
- ZHAO Qiang,GUO Yuhua,TIAN Yongzhu,et al. State data simulation of traction converter for EMUs[J]. Electric Drive for Locomotives,2016(2):5-8.
- [10]钟燕科. 基于 SVM 的机车主变流器故障诊断[D]. 长沙:中南大学,2009.
- [11]WEN J,ZHANG C. Research on modeling and control of regenerative braking for brushless DC machines driven electric vehicles[J]. Mathematical Problems in Engineering,2015(1):1-6.
- [12]SHARIF S A,HARB A,HU H B,et al. An experimental simulation of a design three-port DC-DC converter[J]. Circuits and Systems,2014,5(10):238.
- [13]马伦,康建设,孟妍,等. 基于 Morlet 小波变换的滚动轴承早期故障特征提取研究[J]. 仪器仪表学报,2013,34(4):920-926.
- MA Lun,KANG Jianshe,YU Yan,et al. Research on feature extraction of rolling bearing incipient fault based on Morlet wavelet transform[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument,2013,34(4):920-926.
- [14]李博. 压缩感知理论的重构算法研究[D]. 长春:吉林大学,2013.
- [15]CANDES E J,TAO T. Decoding by linear programming[J]. IEEE Transactions on Information Theory,2005,51(12):4203-4215.
- [16]李国正,王猛,曾华军,译. 支持向量机导论[M]. 北京:电子工业出版社,2004.

sity of Information Technology, 2014, 29(6):625-629.

- [5] 宗鹏程. 基于NAO机器人的视觉目标检测与跟踪[D]. 保定: 华北电力大学, 2015.
- [6] 孙翔侃, 白宝兴. 基于机器学习的NAO机器人检测跟踪[J]. 长春理工大学学报(自然科学版), 2016, 39(2):116-119.
SUN Xiangkan, BAI Baoxing. Detection and tracking of NAO based on machine learning[J]. Journal of Changchun University of Science and Technology(Natural Science Edition), 2016, 39(2):116-119.
- [7] NOBUYUKI O. A threshold selection method from gray-level histograms[J]. IEEE Transaction on System, Man, and Cybernetics, 1979, 9(1):62-66.
- [8] 徐文尚. 计算机控制系统[M]. 2版. 北京: 北京大学出版社, 2014:113-132.
- [9] BILL L. Python语言及其应用[M]. 北京: 人民邮电出版社, 2016.
- [10] 王艳红. 基于OpenCV的运动目标检测与跟踪算法的研究[D]. 杭州: 杭州电子科技大学, 2013.
- [11] BECCARI G, CASELLI S, ZANICHELLI F, et al. Vision-based line tracking and navigation in structured environments [C]//IEEE International Symposium on Computational Intelligence in Robotics and Automation. IEEE Computer Society, 1997:406-411.

(责任编辑: 吕海亮)

(上接第79页)

- [17] 闻新, 李新, 张兴旺, 等. 应用MATLAB实现神经网络[M]. 北京: 国防工业出版社, 2015:95-118.
- [18] YU S, ZHAO D, CHEN W, et al. Oil-immersed power transformer internal fault diagnosis research based on probabilistic neural network[J]. Procedia Computer Science, 2016, 83:1327-1331.
- [19] 张龙, 陈宸, 韩宁, 等. 压缩感知理论中的建筑电气系统故障诊断[J]. 智能系统学报, 2014, 9(2):204-209.
ZHANG Long, CHEN Cheng, HAN Ning, et al. Fault diagnosis of electrical system in buildings based on compressed sensing[J]. CAAI Transaction on Intelligent System, 2014, 9(2):204-209.
- [20] 王鑫, 于洪亮, 段树林, 等. 贝叶斯与遗传神经网络相融合的柴油机故障诊断研究[J]. 船舶工程, 2012, 34(1):32-35.
WANG Xin, YU Hongliang, DUAN Shulin, et al. Study on diesel engine fault diagnosis based on integration of Bayesian and genetic network method[J]. Ship Engineering, 2012, 34(1):32-35.

(责任编辑: 高丽华)