

DOI: 10.13652/j.issn.1003-5788.2021.11.017

基于堆栈自动编码器的永磁电动机 定子绕组故障诊断

Fault diagnosis of permanent magnet motor stator winding
based on stacked auto encoder

田广强¹ 冯文成² 王福忠³

TIAN Guang-qiang¹ FENG Wen-cheng² WANG Fu-zhong³

(1. 黄河交通学院智能工程学院, 河南 焦作 454950; 2. 国网焦作供电公司,

河南 焦作 454000; 3. 河南理工大学电气工程与自动化学院, 河南 焦作 454000)

(1. School of Intelligent Engineering, Huanghe Jiaotong University, Jiaozuo, Henan 454950, China;

2. State Grid Jiaozuo Power Supply Company, Jiaozuo, Henan 454000, China; 3. School of Electrical

Engineering and Automation, Henan Polytechnic University, Jiaozuo, Henan 454000, China)

摘要:目的:提高永磁电动机定子绕组故障诊断的准确率和全面性。方法:研究提出基于堆栈自动编码器(SAE)永磁电机定子绕组故障诊断模型,由SAE和Softmax分类器组成的神经网络,利用故障样本数据对该网络进行训练;利用模拟退火粒子群算法(SAPSO)对网络的连接权重和偏置进行寻优,确定其较优的网络结构。结果:利用该网络实现了永磁电动机定子绕组的匝间短路、相间短路以及相间绝缘降低和接线端子接触不良等故障诊断,其诊断准确率为99.40%,优于小波分析+Softmax、频谱分析+Softmax和SAE+Softmax 3种方法。结论:经过优化后的SAE+Softmax故障诊断模型鲁棒性好,受电机的转速和负载变化的影响小,可以提高永磁电动机定子绕组故障诊断的准确率。

关键词:永磁电动机;定子绕组故障诊断;模拟退火粒子群;堆栈自动编码器;Softmax分类器

Abstract: Objective: To improve the accuracy and comprehensiveness of permanent magnet motor stator winding fault diagnosis. **Methods:** A fault diagnosis model of permanent magnet motor stator winding based on stack autoencoder (SAE) was proposed, and a neural network composed of SAE and Softmax classifier was used to train the network with fault sample data. The simulated annealing particle swarm optimization (SAPSO) algo-

rithm was used to optimize the connection weight and bias of the network, and determined the optimal network structure. **Results:** The network had been used to realize the fault diagnosis of inter-turn short-circuit, inter-phase short-circuit, inter-phase insulation reduction, and poor contact of the terminals of the permanent magnet motor stator windings. Compared with wavelet analysis + Softmax, spectrum analysis + Softmax and SAE + Softmax, the diagnostic accuracy of this method was the highest, and the diagnostic rate was 99.40%. **Conclusion:** The optimized SAE + Softmax fault diagnosis model has good robustness and is less affected by motor speed and load changes, which can improve the accuracy of permanent magnet motor stator winding fault diagnosis.

Keywords: permanent magnet motor; stator winding fault diagnosis; simulated annealing particle swarm; stack autoencoder; softmax classifier

永磁电动机具有结构简单,运行效率高,可靠性高、维护工作小等优点,被广泛应用于食品加工机械、数控机床、机器人等场合^[1-2]。定子绕组故障是最常见的故障之一^[3],主要包含绕组匝间短路、相间短路和接线端子接触不良等故障。这类故障如果不能及时发现并处理,将会带来更大的损害,甚至会导致生产安全事故。针对永磁电动机定子绕组故障诊断的研究,目前多采用基于数学模型分析法、基于信号分析法、基于数据分析法等方法^[4]。其中,基于数学模型分析的方法需要建立对应电机的数学模型,方法简单,但实际应用中,由于电机的结构和参数具有不确定性,准确的电机数学模型很难建立^[5-6];基于信号分析法常用的数学工具有小波分析、频谱分析、经验模态分解等方法^[7-9],目前基于信号处理方

基金项目:国家重点研发计划专项(编号:2016YFC0600906);河南省科技攻关(编号:212102210146)

作者简介:田广强,男,黄河交通学院副教授,硕士。

通信作者:王福忠(1961—),男,河南理工大学教授,博士研究生导师,博士。E-mail: wangfz@hpu.edu.cn

收稿日期:2021-06-01

法在永磁电机故障诊断中取得了很多成果,但缺乏学习功能,如故障特征的选取主要依赖于专家自身分析能力,影响了故障诊断的准确性;在基于数据分析方面,目前主要是利用人工智能理论解决永磁电机定子绕组故障诊断中的难以用数学模型分析和求解问题、信号分析法的自学习问题,并通过大数据分析处理,获取故障特征,提高永磁电机故障诊断的准确性^[10-13]。李垣江等^[10]和张周磊等^[11]将深度学习应用到永磁同步电机匝间短路故障诊断中,实现了高效准确的电机匝间短路诊断。汪鑫等^[12]提出一种基于自适应二阶粒子群算法的改进 ELM 的永磁同步电机故障诊断算法,通过永磁同步电机缺相故障、匝间短路仿真验证了该方法的有效性。陈柄任等^[13]通过小波包分析法对相电流进行分解,得到了不同频带下的高维能量特征,然后再采用不同的流形学习方法对特征进行降维与分类,实现了 PMSM 早期匝间短路故障特征提取。以上基于数据分析的永磁电机故障诊断研究主要实现了永磁同步电机定子匝间短路和缺相故障的诊断,未涉及相间短路以及相间绝缘降低和接线端子接触不良等故障。

堆栈自动编码器(Stacked auto encoder,SAE)是由多个自编码器堆叠形成的网络,可以逐层降低输入数据的维度,使得提取的特征更加具有代表性^[14],不足的是 SAE 网络不具备分类能力。Softmax 分类器是一个多分类回归模型,适用于类标签取值大于 2 的分类问题^[15]。研究拟将 SAE 和 Softmax 分类器相结合,实现永磁电动机定子绕组的匝间短路、相间短路以及相间绝缘降低和接线端子接触不良等故障的诊断。并利用模拟退火粒子

群算法(Simulated annealing particle swarm optimization, SAPSO)对 SAE+Softmax 网络的连接权重和偏置寻优,使其具有良好的故障诊断效果。

1 永磁电动机定子绕组故障诊断模型构建

永磁电动机定子绕组故障诊断模型如图 1 所示^[14-15]。其原理为:首先对采集的永磁电动机的三相电流实时时域数据进行预处理。然后通过 SAE 网络的编码过程提取故障特征,并送至 Softmax 分类器,得到每种故障发生的概率,实现对故障类型的识别。为了保证 SAE-Softmax 故障诊断模型的诊断准确性和有效性,建模时需要对该网络进行训练和优化。

1.1 输入数据预处理

为了提高模型的求解速度和计算精度,首先需要将采集得到的永磁电机的三相电流实时数据进行归一化,归一化公式为:

$$x_i = \frac{x'_i - \overline{x'}}{x'_{\max} - x'_{\min}}, \quad (1)$$

式中:

- x'_i ——原始特征信号的数据点;
- x'_{\max} ——所有数据点中的最大值;
- x'_{\min} ——所有数据点中的最小值;
- $\overline{x'}$ ——所有数据点的平均值;
- x_i ——归一化后的数据。

1.2 堆栈自动编码器(SAE)及其训练

1.2.1 堆栈自动编码器(SAE)的工作原理 如图 1 所示,SAE 的工作过程为:

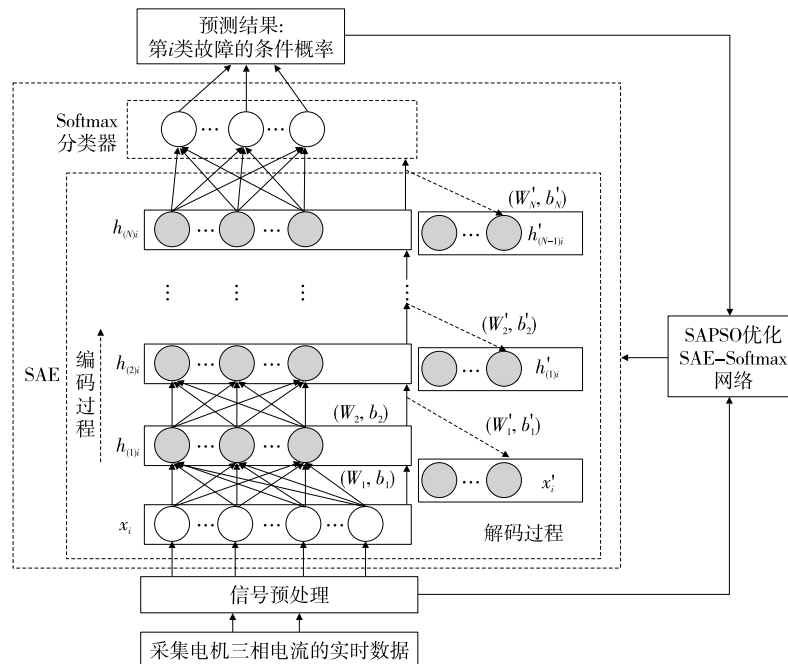


图 1 永磁电动机定子绕组故障诊断模型

Figure 1 Fault diagnosis model of permanent magnet motor stator winding

编码过程可以表示为:

$$H = s_f(WX + b), \quad (2)$$

$$H = \{H_i \mid 1 \leq i \leq N\}, \quad (3)$$

$$X = \{X_i \mid 1 \leq i \leq N\}, \quad (4)$$

式中:

X ——永磁电机定子绕组故障样本集;

N ——样本总个数,取 1,2,3,⋯,2³²;

X_i —— X 中第 i 个样本;

H ——隐含层向量;

H_i ——第 i 个样本的特征向量;

W ——编码过程的权值矩阵;

b ——偏置矩阵;

s_f ——编码过程的激活函数。

解码过程可以表示为:

$$X' = s_g(W'H + b'), \quad (5)$$

$$X' = \{X'_i \mid 0 \leq X'_i \leq N\}, \quad (6)$$

式中:

X' ——重构输出的向量集合;

X'_i ——第 i 个样本对应的重构向量;

W' ——解码过程的权值矩阵;

b' ——解码过程的偏置矩阵;

s_g ——解码过程的激活函数。

采用如式(7)所示的 Sigmoid 函数作为编码过程和解码过程的激活函数,该函数效果较好。

$$s_f(z) = s_g(z) = 1/(1 + e^{-z}), \quad (7)$$

式中:

z ——每个神经元对应的输入向量。

通过解码过程使隐含层的神经元个数小于输入层,这样可以强迫 SAE 学习到原始数据的特征表示。

1.2.2 SAE 的训练^[16] 首先使用永磁电机定子绕组故障样本集训练第一级 AE。随机设置第一级 AE 的初始权值和偏置 $Q = [q_1, q_2, q_3, \dots, q_D]$,通过 AE 的编码过程得到 AE 的隐含层输出向量。然后再通过解码过程重构输入向量。计算第一级 AE 的重构输入向量与输入向量的误差,即重构误差 $L(x, x')$ 为:

$$L(x, x') = \frac{1}{m} \sum_{i=1}^m \sqrt{(x - x')^2}, \quad (8)$$

式中:

m ——样本维度数,取 1 000;

x ——模型的输入;

x' ——重构输出。

利用误差反向传播算法不断调整第一级 AE 的权值和偏置 $\theta(W_1, b_1, W'_1, b'_1)$,使其重构误差 $L(x, x')$ 最小,完成第一级 AE 的训练。然后保留第一级 AE 的编码器部分,并将其隐含层的输出向量作为第二级 AE 的输入向量,按照上述类似的方法训练第二级 AE。重复这个训

练过程,直到完成最后一级 AE 的训练。当完成所有 AE 训练时,最后一个 AE 的隐含层输出即为最终的特征向量。

1.3 Softmax 分类器及其训练

Softmax 分类器的作用是通过 SAE 网络送来的故障特征进行处理,得到每种故障发生的概率,实现对故障类型的识别^[17]。设 SAE 网络提取的特征向量为 $Q = [q_1, q_2, q_3, \dots, q_D]$,Softmax 分类器输出向量为 $P = [p_1, p_2, p_3, \dots, p_O]$,其中, D 为 SAE 网络输出的特征向量维度数, O 为故障模式的总个数, p_i 为输入特征向量 Q 属于第 i 类故障的条件概率,即当输入特征向量 Q 时,第 i 种故障模式发生的概率可表示为:

$$p_i = p(Y = i \mid Q; w, b) = s(wQ + b) = \frac{e^{w_i Q + b_i}}{\sum_{k=1}^O e^{w_k Q + b_k}}, \quad (9)$$

式中:

w ——权值;

b ——偏置;

O ——故障模式总个数;

Y ——样本的类别标签;

$s(*)$ ——激活函数, $s_f(t) = s_g(t) = 1/(1 + e^{-t})$ 。

对于给定的模型输入 $x = (x_1, x_2, \dots, n)$, n 为输入样本维度数,希望模型能够一次性计算出所有故障模式的概率值 p_i ,其中概率最大的模式即为该输入对应模式的类别,基于概率的基本原理,所有概率值和为 1,因此永磁电动机定子绕组故障诊断模型的 Softmax 分类器输出形式可以表示为:

$$h_\theta(x_i) = \begin{bmatrix} P(y_i = 1 \mid x_i, \theta) \\ P(y_i = 2 \mid x_i, \theta) \\ \vdots \\ P(y_i = O \mid x_i, \theta) \end{bmatrix} = \frac{1}{\sum_{j=1}^O e^{\theta_j^T x_i}} \begin{bmatrix} e^{\theta_1^T x_i} \\ e^{\theta_2^T x_i} \\ \vdots \\ e^{\theta_O^T x_i} \end{bmatrix}, \quad (10)$$

式中:

$\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_O \in R^{n \times 1}$ ——模型参数, $\theta = (W_1, b_1, W'_1, b'_1)$ 。

Softmax 分类器的训练^[17]:采用反向传播算法不断调整 Softmax 分类器的模型参数 $\theta = (W_1, b_1, W'_1, b'_1)$,目标函数为 Softmax 分类器的损失函数 $J(\theta)$:

$$J(\theta) = -\frac{1}{b} \left\{ \sum_{i=1}^b \sum_{j=1}^N 1\{y^i = j\} \log \frac{\exp[\theta_j^T x^{(i)}]}{\sum_{i=1}^N \exp[\theta_j^T x^{(i)}]} \right\}, \quad (11)$$

式中:

$1\{\cdot\}$ ——示性函数(若括号内为其真值为 1,若括号内为假则值为 0);

b ——批处理个数。

2 基于 SAPSO 的 SAE+Softmax 网络的全局优化

粒子群算法(Particle swarm optimization, PSO)是模拟鸟群行为的群体智能优化算法,是一种通用的全局搜索算法,优点是收敛速度快,缺点是存在容易陷入局部最优问题^[18]。模拟退火算法(Simulate anneal, SA)是一种概率演算法,具有跳跃特性,可以在一个较大的搜索空间内找到最优解,但存在收敛速度慢、寻优效率低等缺点^[19]。为此,将 PSO 和 SA 相结合,利用二者的优点实现 SAE+Softmax 网络的全局优化。

文中,粒子代表的是 SAE+Softmax 网络中的权重和偏置 $\theta(W_i, b_i)$ 。目标函数为 Softmax 分类器的损失函数,见式(11)。设粒子个数为 M ,粒子飞行的空间维度为 D ,粒子 i 在 t 时刻的状态可以用如下 3 个量表示:速度表达式为: $v_i^t = (v_{i1}^t, v_{i2}^t, \dots, v_{id}^t)^T$,个体最优位置的表达式为: $p_i^t = (p_{i1}^t, p_{i2}^t, \dots, p_{id}^t)^T$,全局最优位置的表达式为: $p_g^t = (p_{g1}^t, p_{g2}^t, \dots, p_{gd}^t)^T$,其中 $1 \leq d \leq D$, $1 \leq i \leq M$ 。

$$v_{id}^{t+1} = \omega(t)v_{id}^t + c_1 r_1 (p_{id}^t - x_{id}^t) + c_2 r_2 (p_{gd}^t - x_{id}^t), \quad (12)$$

$$x_{id}^{t+1} = x_{id}^t + v_{id}^{t+1}, \quad (13)$$

式中:

c_1, c_2 ——学习因子;

$\omega(t)$ ——惯性因子;

t ——当前迭代次数;

x ——粒子当前的空间位置。

惯性因子 $\omega(t)$ 体现的是粒子继承先前速度的能力,如式(14)所示。

$$\omega(t) = \omega_{\text{start}} - (\omega_{\text{start}} - \omega_{\text{end}}) \left(\frac{t}{t_{\text{max}}} \right)^2, \quad (14)$$

式中:

ω_{start} ——初始惯性权重;

ω_{end} ——迭代终止时的惯性权重;

t_{max} ——最大迭代次数。

基于 SA 的 PSO 算法的改进:在粒子群中以一定的概率选择一些较差的个体极值点来替换式(12)中的 p_{gd}^t ,以增加粒子的多样性,进而提高 PSO 的全局搜索能力。优化过程中首先按式(15)计算每个粒子的适配值。粒子适配值和全局适配值计算完成后,利用轮盘赌策略选出相对应的概率 p_{id}^t 来替换概率 p_{gd}^t ,适配值大的粒子被选中的概率就越大。每次迭代完成都需要进行退温,退温公式可以表示为: $T_i = \theta T_{i-1}$, θ 取值为 0.80~0.99,使温度随迭代次数的增加而减小,以保证后期的

收敛。

$$\begin{cases} TF(p_{id}^t) = \frac{TP(p_{id}^t)}{\sum_{i=1}^N TP(p_{id}^t)} \\ TP(p_{id}^t) = \exp[-|f(p_{id}^t) - f(p_{gd}^t)| / T_0] \end{cases}, \quad (15)$$

式中:

$f(\cdot)$ ——适应度函数,取 Softmax 分类器的损失函数 $J(\theta)$ 作为适应度函数,其表达式见式(11);

T_0 ——初始温度。

初始温度 T_0 影响粒子被选中的概率,为了增强算法的全局搜索能力,在早期,应尽可能的使每个粒子都有较大概率被选中,因此初始温度 T_0 的计算如式(16)所示。

$$T_0 = 1 / \{\max[f(p_{id}^t) - f(p_{gd}^t)]\}. \quad (16)$$

基于 SAPSO 的 SAE+Softmax 网络的全局优化步骤如图 2 所示。

步骤 1:SAPSO 算法初始化,设置初始温度、最大迭代次数、种群规模、粒子的最小和最大速度、误差精度、学习因子、初始惯性权重等参数。

步骤 2:将 SAE+Softmax 网络中的权重和偏置 $\theta(W_i, b_i)$ 映射为 SAPSO 中的粒子,对粒子的位置和速度进行初始化,然后将样本输入到 SAE+Softmax 网络中进行自适应训练学习。通过这种方法,不断地更新粒子的位置和速度以及适应度值。

步骤 3:更新粒子的单个极值和全局极值,以确定是否满足结束循环的条件。如果当前适应度值为最小适应度值,或者当前迭代次数达到了所设置的最大迭代次数时,输出最佳网络的连接权重。如果未满足上述条件,则返回步骤 2,继续更新粒子的位置和速度。

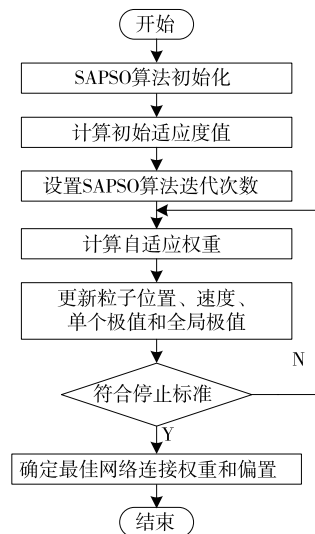


图 2 SAPSO 优化 SAE+Softmax 网络流程图

Figure 2 SAPSO optimization SAE+Softmax network flow chart

3 试验分析

图 3 为模拟定子绕组故障而特制的永磁电动机试验样机的定子绕组,功率为 3 kW,有 5 对极,每相有 4 个线圈,定子绕组的每个线圈都引出一个端子,可以通过改变引出端子连接方式模拟永磁电动机定子绕组的匝间短路、相间短路和接线端子接触不良、相间绝缘降低等故障。

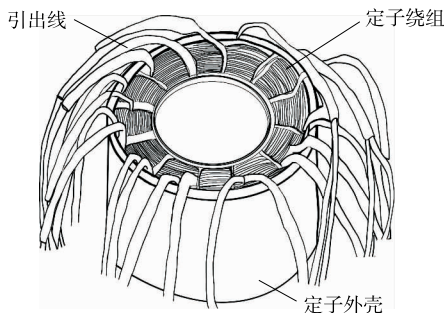


图 3 永磁试验电机的定子

Figure 3 The stator of a permanent magnet experimental motor

3.1 样本数据集的构造

为了保证数据的多样性,选取如表 1 所示的 4 种工况下 13 种故障现象,4 种工况为 2 种转速和 2 种负载模式,其组合分别为:① 转速 600 r/min、空载;② 转速 720 r/min、空载;③ 转速 600 r/min、负载 10 N;④ 转速 720 r/min、负载 10 N;每种工况各取 250 个样本,4 种工况共同组成 1 000 个样本。采样频率为 2 kHz,每种状态

表 1 永磁电机定子故障试验样本分布

Table 1 Distribution of samples of permanent magnet motor stator failure experiments ($n=1\ 000$)

故障类型	故障编号	电机转速/ ($r \cdot \text{min}^{-1}$)	负载大小/ N
正常状态	1	600/720	0/10
A 相匝间短路	2	600/720	0/10
B 相匝间短路	3	600/720	0/10
C 相匝间短路	4	600/720	0/10
A-B 相间短路	5	600/720	0/10
B-C 相间短路	6	600/720	0/10
C-A 相间短路	7	600/720	0/10
A 相端子接触不良	8	600/720	0/10
B 相端子接触不良	9	600/720	0/10
C 相端子接触不良	10	600/720	0/10
A-B 两相绝缘降低	11	600/720	0/10
B-C 两相绝缘降低	12	600/720	0/10
C-A 两相绝缘降低	13	600/720	0/10

的每一工况连续采集 60 s,每 200 个连续采样点分割成一个样本,采用滑动窗口方法对采集数据进行分割。采集的数据分别为 A 相、B 相、C 相的相电流,因此每个样本的数据长度为 600 个数据点,其中 80% 作为训练集,剩余的 20% 的作为测试集。

采用的深度学习框架为 TensorFlow,使用的语言是 Python 3.5,硬件配置为: Intel 酷睿 i5-4200CPU,4G 内存,Win7 旗舰版 64 位操作系统。

3.2 学习率的确定

保持其他参数不变(网络结构为 600-300-50,批处理数为 40),分别设置不同的学习率进行训练,得到的 loss 值如图 4 所示。随着学习率的减小,loss 值逐渐减小,当学习率小于 0.001 时,loss 值达到最小,并趋于稳定,为了兼顾学习效率和准确性,学习率选 0.001。

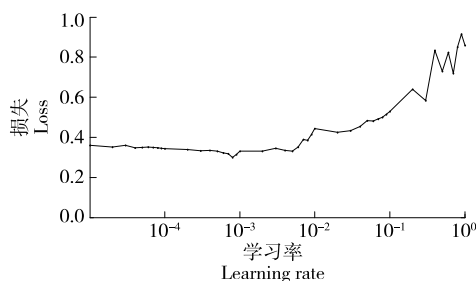


图 4 不同学习率 loss 值变化曲线

Figure 4 Change curve of loss value with different learning rates

3.3 批处理数的选取

批处理数影响模型的数据处理速度和收敛精度,随着批处理数的减小,精度逐渐上升,但处理相同数据所需时间也在增加,因此选择合适的批处理数,既要保证模型准确率,也要确保处理时间不能太长。为了确定合适的批处理数,设置不同的批处理数,得到不同批处理数与测试集准确率和训练时间的关系,如表 2 所示。当批处理数为 40 时,学习效果最佳,再减少批处理数,不但时间成本增加,而且准确率也未出现明显的上升,因此模型的批处理数选 40。

为了测试不同网络层数的诊断效果,保持学习率和批处理数不变(分别是 0.001 和 40),改变网络的层数,得到网络层数和诊断准确率如图 5 所示。

由图 5 可知,并不是层数越多,诊断效果就越好,当网络层数为 3 时,诊断的准确率达到最高值,因此采用 3 层网络结构。

综上,模型的学习率为 0.001,批处理数为 40,网络层数为 3 层,表 3 给出了 3 层网络结构下不同隐含层节点个数对诊断准确率的影响。由表 3 可知,不同隐含层节点个数,诊断的准确率也存在差异,因此通过测试,选用

600-200-50 结构,其诊断效果最佳,模型中 Softmax 分类器输入为 50 维的特征向量,输出为表 1 所示的 13 种故障状态出现的概率,其诊断准确率高达 99.40%。

选取小波分析+Softmax、频谱分析+Softmax、SAE+Softmax 3 种方法与文中提出的方法进行比较。小波分析+Softmax,采用 sym6 对采集的电流信号进行 5 层小波包分解,将提取得到的故障特征送入 Softmax 分类器进行故障分类;频谱分析+Softmax,以基频、2倍

频、3 倍频、5 倍频作为故障特征,送入 Softmax 分类器进行故障识别。为了使试验具有一般性,采用 10 折交叉验证法,即将永磁电动机 13 种状态的 13 000 个样本随机均分成 10 份,每次取其中的 9 份作为训练集,剩下的一份作为测试集,交叉验证重复 10 次,取 10 次准确率的平均值作为最终的诊断准确率。得到的比较结果见表 4。

表 2 不同批处理数准确率与耗时比较

Table 2 Comparison of accuracy and time-consuming of different batches

批处理数	准确率/%	时间/s
1 000	35.26	1.736
500	50.81	1.962
200	67.52	2.091
100	71.05	2.923
60	85.36	3.548
50	90.48	3.612
45	95.61	3.935
40	99.40	4.587
35	99.33	5.274
30	99.38	5.866
20	99.35	6.726

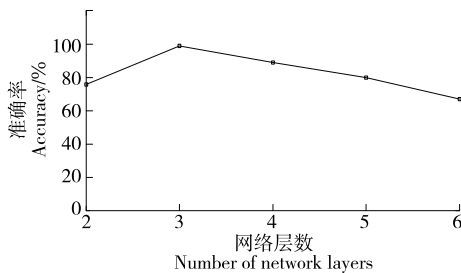


图 5 不同层数对诊断准确率的影响

Figure 5 The influence of different layers on the diagnostic accuracy

表 3 不同网络结构对准确率的影响

Table 3 The impact of different network structures on accuracy

网络结构	准确率/%
600-200-10	75.26
600-200-10	60.55
600-200-20	80.64
600-200-30	86.91
600-200-40	90.86
600-200-50	99.40
600-200-60	98.14

表 4 不同诊断方法准确率对比

Table 4 Comparison of accuracy rates of different diagnostic methods

所用方法	平均准确率/%
小波分析+Softmax	85.60
频谱分析+Softmax	95.96
SAE+Softmax	97.62
文中所提方法	99.40

由表 4 可知,小波分析+Softmax、频谱分析+Softmax 法准确率明显低于文中所提方法,表明这两种方法提取出的故障特征不够完整;比较文中所提方法和 SAE+Softmax 方法的诊断效果,可以看出经过优化后的 SAE+Softmax 故障诊断模型诊断准确率更高,更适合于永磁电动机定子绕组故障诊断。

4 结论

提出了基于堆栈自动编码器(SAE)和 Softmax 分类器相结合的永磁电动机定子绕组故障诊断策略,既利用了 SAE 网络的强大特征提取能力,又解决了 SAE 网络不具备分类能力的问题,实现了定子绕组的匝间短路、相间短路,以及相间绝缘降低和接线端子接触不良等 13 种故障的诊断。基于 SAPSO 的 SAE+Softmax 模型的优化算法,运用 SA 的突跳特性,增加了粒子的多样性,增强了粒子的全局搜索能力,提高了永磁电机定子绕组故障诊断模型的准确率。试验表明,经过优化后的 SAE+Softmax 故障诊断模型鲁棒性好,受电机转速和负载变化的影响小,且诊断准确率高。

参考文献

[1] 包西平, 吉智, 朱涛. 高性能永磁同步伺服系统研究现状及发展[J]. 微电机, 2014, 47(7): 84-88.
BAO Xi-ping, JI Zhi, ZHU Tao. Research and development on high-performance PMSM servo system[J]. Micromotors, 2014, 47(7): 84-88.

[2] 朱学建, 马永, 冯渝, 等. 直角坐标机器人瓶坯装箱生产线控制系统[J]. 食品与机械, 2012, 28(6): 187-189.
ZHU Xue-jian, MA Yong, FENG Yu, et al. Cartesian coordinate robot bottle embryo packing production line control system[J]. Food & Machinery, 2012, 28(6): 187-189.

[3] 薛寒, 谢利理, 叶留义. 基于模糊推理的电机故障诊断专家系

- 统研究[J]. 计算机测量与控制, 2010, 18(1): 8-10.
- XUE Han, XIE Li-li, YE Liu-yi. Study of fuzzy fault diagnosis expert system in motor system[J]. Computer Measurement & Control, 2010, 18(1): 8-10.
- [4] 梁伟铭, 陈诚, 任纪良, 等. 永磁同步电机定子匝间短路故障诊断的研究现状及发展趋势[J]. 微电机, 2013, 46(2): 1-4.
- LIANG Wei-ming, CHEN Cheng, REN Ji-liang, et al. Review and development trends of stator winding inter-turn short circuit fault diagnosis in PMSM[J]. Micromotors, 2013, 46(2): 1-4.
- [5] 刘毅, 郑志国. 基于参数模型永磁同步电机定子绕组匝间短路故障研究[J]. 电机与控制应用, 2015, 42(10): 48-54.
- LIU Yi, ZHENG Zhi-guo. Study for short-circuit fault of permanent magnet motor based on parameters model[J]. Electric Machines & Control Application, 2015, 42(10): 48-54.
- [6] 吴娟娟, 皮薇薇. 永磁同步电机轻微匝间短路故障的检测方法[J]. 电气传动, 2020, 50(4): 98-103.
- WU Juan-juan, PI Wei-wei. Method for detecting short circuit slight fault of the PMSM[J]. Electric Drive, 2020, 50(4): 98-103.
- [7] 朱喜华, 李颖晖, 周飞帆, 等. 基于改进 EMD 算法的永磁同步电机故障特征提取[J]. 微电机, 2011, 44(2): 65-69.
- ZHU Xi-hua, LI Ying-hui, ZHOU Fei-fan, et al. Fault feature extraction for PMSM based on ameliorated EMD arithmetics[J]. Micromotors, 2011, 44(2): 65-69.
- [8] 陈勇, 梁洪, 王成栋, 等. 基于改进小波包变换和信号融合的永磁同步电机匝间短路故障检测[J]. 电工技术学报, 2020, 35(S1): 228-234.
- CHEN Yong, LIANG Hong, WANG Cheng-dong, et al. Detection of stator inter-turn short-circuit fault in PMSM based on improved wavelet packet transform and signal fusion[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(S1): 228-234.
- [9] 袁国强, 李颖晖, 杨有泽. 基于局域均值分解的永磁同步电机故障诊断仿真[J]. 电光与控制, 2014, 21(10): 106-109.
- YUAN Guo-qiang, LI Ying-hui, YANG You-ze. Fault diagnosis simulation of PMSM based on LMD[J]. Electronics Optics & Control, 2014, 21(10): 106-109.
- [10] 李垣江, 张周磊, 李梦含, 等. 采用深度学习的永磁同步电机匝间短路故障诊断方法[J]. 电机与控制学报, 2020, 24(9): 173-180.
- LI Yuan-jiang, ZHANG Zhou-lei, LI Meng-han, et al. Fault diagnosis of inter-turn short circuit of permanent magnet synchronous motor based on deep learning[J]. Electric Machines and Control, 2020, 24(9): 173-180.
- [11] 张周磊, 李垣江, 李梦含, 等. 基于深度学习的永磁同步电机故障诊断方法[J]. 计算机应用与软件, 2019, 36(10): 123-129.
- ZHANG Zhou-lei, LI Yuan-jiang, LI Meng-han, et al. Fault diagnosis method of permanent magnet synchronous motor based on deep learning[J]. Computer Applications and Software, 2019, 36(10): 123-129.
- [12] 汪鑫, 王艳, 纪志成. 基于改进 ELM 的永磁同步电机故障诊断算法[J]. 系统仿真学报, 2017, 29(3): 646-653.
- WANG Xin, WANG Yan, JI Zhi-cheng. Fault diagnosis algorithm of permanent magnet synchronous motor based on improved ELM[J]. Journal of System Simulation, 2017, 29(3): 646-653.
- [13] 陈柄任, 李颖晖, 李哲, 等. 基于流形学习的 PMSM 早期匝间短路故障特征提取[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 18-19.
- CHEN Bing-ren, LI Ying-hui, LI Zhe, et al. Feature extraction of inchoate interturn short circuit fault for PMSM based on manifold learning[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 18-19.
- [14] 王攀, 陈雪娇. 基于堆栈式自动编码器的加密流量识别方法[J]. 计算机工程, 2018, 44(11): 140-147.
- WANG Pan, CHEN Xue-jiao. SAE-based encrypted traffic identification method[J]. Computer Engineering, 2018, 44(11): 140-147.
- [15] 屈相帅, 段斌, 尹桥宣, 等. 基于稀疏自动编码器深度神经网络的电能质量扰动分类方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(5): 157-162.
- QU Xiang-shuai, DUAN Bin, YIN Qiao-xuan, et al. Classification method of power quality disturbances based on deep neural network of sparse auto-encoder[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(5): 157-162.
- [16] 崔江, 唐军祥, 龚春英, 等. 一种基于改进堆栈自动编码器的航空发电机旋转整流器故障特征提取方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(19): 5 696-5 706.
- CUI Jiang, TANG Jun-xiang, GONG Chun-ying, et al. A fault feature extraction method of aerospace generator rotating rectifier based on improved stacked auto-encoder[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19): 5 696-5 706.
- [17] 王惠中, 贺珂珂, 房理想. 深度学习在电机故障诊断中的应用研究[J]. 计算机仿真, 2019, 36(10): 423-428.
- WANG Hui-zhong, HE Ke-ke, FANG Li-xiang. Application of deep learning in motor fault diagnosis[J]. Computer Simulation, 2019, 36(10): 423-428.
- [18] 陈福集, 黄亚驹. 基于 SAPSO_RBF 神经网络的网络舆情预测研究[J]. 武汉理工大学学报(信息与管理工程版), 2017, 39(4): 422-426.
- CHEN Fu-ji, HUANG Ya-ju. Research on the prediction of network public opinion based on SAPSO_RBF neural network[J]. Journal of Wuhan University of Technology (Information & Management Engineering), 2017, 39(4): 422-426.
- [19] 巩敦卫, 曾现峰, 张勇. 基于改进模拟退火算法的机器人全局路径规划[J]. 系统仿真学报, 2013, 25(3): 480-483, 488.
- GONG Dun-wei, ZENG Xian-feng, ZHANG Yong. Global path planning method of robot based on modified simulated annealing algorithm[J]. Journal of System Simulation, 2013, 25(3): 480-483, 488.