

基于小波神经网络的六相永磁同步电机高阻连接状态感知策略

陈少霞^{1*}, 高卓², 姚钢², 鲁涛¹, 钱轶群¹

(1. 国网上海市电力公司 长兴供电公司, 上海 201913;

2. 上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

Sensing Strategy for High Resistance Connection State of Six-Phase PMSM Based on Wavelet Neural Network

CHEN Shaoxia^{1*}, GAO Zhuo², YAO Gang², LU Tao¹, QIAN Yiqun¹

(1. Changxing Power Supply Company, State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 201913, China;

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Abstract: Six-phase permanent magnet synchronous motors have the ability of phase-deficient operation, thus precise prediction of their high resistance connection state must be made to ensure effective disconnection for faulty lines, prevent protection misoperation caused by system disturbances, and provide reliable criteria for fault-tolerant control. A mathematical model for complete decoupling of six-phase permanent magnet synchronous motor is established based on vector space decomposition, and its control system model is established. Motor signals in normal state and high resistance connection state are collected, and their energy distance features are extracted by wavelet packet decomposition, input to the back propagation neural network for offline training, and finally applied to sense development situation of high resistance connection state online under drastic conditions. Simulations are carried out based on Matlab, and the results show that the proposed strategy can effectively identify high resistance connection state, sensitively sense its development situation, send warning signals before the high resistance faults occur, and have certain robustness to drastic conditions.

Key words: six-phase permanent magnet synchronous motor;

high resistance connection; wavelet packet decomposition; energy distance; back propagation neural network

摘要: 六相永磁同步电机具有缺相运行能力,因此必须对其高阻连接状态作出精准预判,以确保对故障线路实施有效切断,防止系统扰动引起保护误动作,并为容错控制提供可靠判据。基于矢量空间解耦方法建立了六相永磁同步电机完全解耦的数学模型,并建立其控制系统模型。采集正常状态与高阻连接状态下的电机信号,通过小波包分解提取其能量距特征,输入前向反馈神经网络进行离线训练,最后将其应用于剧烈变化工况下,在线感知高阻连接状态的发展态势。基于 Matlab 进行仿真,结果表明所提策略能够有效识别高阻连接状态,灵敏感知其发展态势,并在高阻故障发生前发出预警信号,同时对剧烈变化工况具有一定鲁棒性。

关键词: 六相永磁同步电机; 高阻连接; 小波包分解; 能量距; 前向反馈神经网络

0 引言

近年来,伺服系统趋向于大功率、小型化的发展需求,随着稀土永磁材料成本降低和性能提升,多相永磁电机被赋予广阔的实用价值。典型的六相永磁同步电机(Six-Phase Permanent Magnet Synchronous Motor, SP-PMSM)因容量大、转矩脉动小、功率密度高、容错能力强及控制自由度多等优势,在新能源发电、电动汽车、航空航天及船舶

基金项目: 国家电网有限公司总部管理科技项目资助(5209KZ220002);国家自然科学基金(52077135)

State Grid Corporation Limited Headquarters Management Technology Project Funding(5209KZ220002); National Natural Science Foundation of China(52077135)

推进等领域受到广泛关注^[1]。SP-PMSM 发生缺相故障时,加入容错控制算法不仅能使 SP-PMSM 保持正常运行状态^[2-3],还能有效降低维护成本,提高系统可靠性。但前提是必需对故障状态作出精准预判,以确保对故障线路实施有效切断,避免进一步恶化,防止系统扰动引起保护误动作,并为 SP-PMSM 容错控制提供可靠判据。

电机定子的高阻连接 (High Resistance Connection, HRC),即电机在运行过程中定子电阻因客观因素导致阻值逐渐偏大的现象。在 SP-PMSM 驱动系统长期运行过程中,由于热循环、振动、工艺不良以及外部腐蚀、点蚀或污染引起的接触面损坏等因素将导致机体呈现 HRC 状态。HRC 属于渐发性故障,具有发展缓慢、初期危害小、参数变化不明显及可感知征兆等特点,会影响相电流平衡,带来功率损耗及转矩脉动,从而引起机体振动与温升。若发现和处理不及时,可能演变为突发性开路故障^[4],造成机体永久性损坏。因此,研究一种适用于 SP-PMSM 驱动系统的 HRC 状态感知策略,在 HRC 状态初现之时,灵敏捕捉 SP-PMSM 的参数变化,及时感知当前运行状态,量化评估其严重程度,避免进一步恶化,具有重要意义和价值。

传统 HRC 感知策略有离线电阻不平衡测试、压降测量、目视检查和红外热成像仪等^[5]。为了减少投入,降低人工成本,文献[6]针对矢量控制的 PMSM 驱动系统,在参考电流中注入信号,使相电流中出现直流分量,通过零序电压和定子电流计算相电阻偏差,进而检测和评估 HRC 发展态势。文献[7]基于多参考系电流调节器提出一种多相电机在线故障检测与容错控制策略,在线检测 HRC 故障,并在 HRC 状态下保持正常运行。文献[8]提出了故障诊断算法的两种变体,即基于参考电流误差和基于预测电流误差,实现了 SP-PMSM 驱动系统中 HRC 故障在线诊断,但对定子不对称引起的故障特征,该方法可能因其他不对称故障而触发误报。此外,考虑 HRC 故障的控制策略也是研究热点之一^[9-10]。

当前针对 SP-PMSM 驱动系统的 HRC 状态感知策略以信号分析法和侵入式信号注入法^[11]为主。目前在 HRC 状态检测、附加电阻估计和故障相定位^[12-13]等方面的准确率都较高,然而普遍依

赖于理想的建模条件、精确的电机参数及复杂的信号计算,并且注入信号也会带来系统损耗与噪声等负面影响。此外,直接利用未经处理或简单计算的电机原始采样信号对故障状态进行直观地判断,需要高精度的传感器,对噪声及干扰的鲁棒性较差,故障检测的可靠性不高。

综合上述分析与思考,本文提出一种基于信号处理、特征提取与神经网络模型相结合的数据驱动方法。该方法将电机原始采样信号中所包含的在时域中不能体现的故障信息转换到频域中进行深层地判断,并考虑兼顾计算量与识别精度的处理方案;然后建立神经网络模型实现故障状态检测,在线感知 SP-PMSM 驱动系统的 HRC 发展态势。这种方法具有灵活的适用性,对电机参数误差与复杂的工况变化具有一定的鲁棒性。

1 SP-PMSM 控制系统建模

为了获取 HRC 状态感知系统的输入样本数据,需建立 SP-PMSM 数学模型及其控制系统模型,采集 SP-PMSM 驱动系统在剧烈变化工况下正常状态和 HRC 状态时的电磁转矩、转速及电流信号。

1.1 基于矢量空间解耦的 SP-PMSM 矢量控制

通常采用矢量空间解耦 (Vector Space Decomposition, VSD) 方法将 SP-PMSM 的电压与电流等变量分别映射到基波子空间、谐波子空间和零序子空间,三者相互正交且控制独立。如图 1 所示,以 Y 型相移 30° 中性点隔离的 SP-PMSM 为控制对象,无需考虑不通电流的零序子空间,而对于谐波子空间亦不作专门讨论。系统机械能与电能的转换仅在基波子空间上发生,因此,对基波

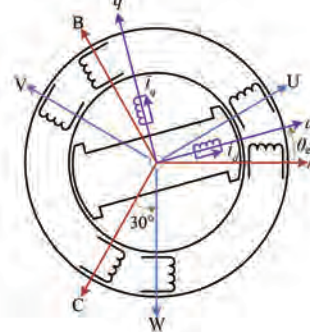


图 1 相移 30° 中性点隔离的 SP-PMSM 结构

Fig. 1 SP-PMSM structure with 30° phase shift neutral point isolation

电流的高精度控制是系统稳定运行的基本保证。

基于等幅值的 VSD 变换和同步旋转坐标变换, 相移 30° 中性点隔离的 SP-PMSM 数学模型可描述为^[14]

$$\begin{cases} u_d = R_s i_d + L_d \frac{di_d}{dt} - \omega_e L_q i_q \\ u_q = R_s i_q + L_q \frac{di_q}{dt} + \omega_e L_d i_d + \omega_e \psi_f \\ u_x = R_s i_x + L_{ls} \frac{di_x}{dt} \\ u_y = R_s i_y + L_{ls} \frac{di_y}{dt} \\ T_e = 3n_p i_q [\psi_f + i_d(L_d - L_q)] \\ T_e - T_L - n_p B \omega_e = n_p J \frac{d\omega_e}{dt} \end{cases} \quad (1)$$

式中: u_d, u_q, u_x, u_y 分别为定子电压在 $d-q, x-y$ 子空间上的分量; i_d, i_q, i_x, i_y 分别为定子电流在 $d-q, x-y$ 子空间上的分量; L_d, L_q 分别为 d, q 轴电感; L_{ls} 为各相绕组自漏感; R_s 为定子电阻; ω_e 为转子电角速度; ψ_f 为永磁体磁链; n_p 为转子极对数; J 为转动惯量; B 为阻尼系数; T_L, T_e 分别为负载转矩、电磁转矩。

SP-PMSM 控制系统结构如图 2 所示。采用按转子磁场定向的四维电流环矢量控制方法, 六相电流经 VSD 及旋转变换实现解耦, $d-q$ 子空间为直流量, $x-y$ 子空间为交流量, 分别采用比例积分 (Proportional Integral, PI) 和比例谐振 (Proportional Resonance, PR) 调节器实现无静差控制, 构成基波电流环和谐波电流环, 转速环 PI 输出参考电流 i_q^* , 其余电流参考值给定为 0。

1.2 控制系统仿真验证

根据图 2 在 Simulink 中搭建 SP-PMSM 控制系统仿真模型, 直流电压为 540 V, 开关频率为 8 kHz, 电机参数见表 1。

表 1 SP-PMSM 参数

Tab. 1 SP-PMSM parameters

参数名称	参数值	参数名称	参数值
定子电阻/ Ω	1.4	极对数	3
d, q 轴电感/mH	7.88	转动惯量/ $(\text{kg} \cdot \text{m}^2)$	0.03
永磁体磁链/Wb	0.7	阻尼系数/ $(\text{N} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^{-1})$	0.095 4

系统以 100 N·m 负载启动, 初始参考转速为 100 rad/s, 在 0.2 s 时阶跃至 200 rad/s, 0.4 s 时加

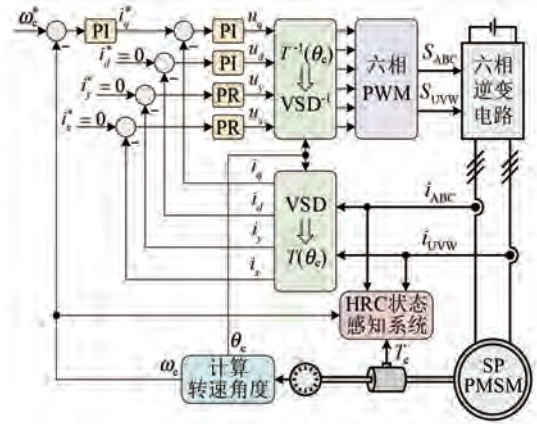


图 2 基于 VSD 的 SP-PMSM 控制系统结构
 Fig. 2 Structure of SP-PMSM control system based on VSD

载至 200 N·m, 系统正常运行状态下的输出结果如图 3 所示。

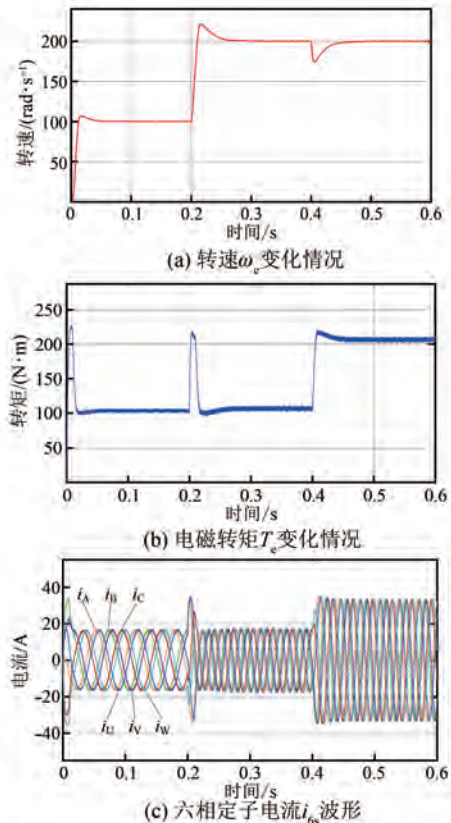


图 3 系统正常运行状态下的输出结果

Fig. 3 Output results of the system in normal operation state

由图 3 可知, SP-PMSM 控制系统正常运行且能达到预期控制效果, 在转速与负载突变的工况下, 能保持良好的控制性能, 满足 HRC 状态感知

系统所需原始信号的条件。

同时为了直观对比,以串联电阻的方式令 W 相发生高阻故障,系统 HRC 运行状态下的输出结果如图 4 所示。SP-PMSM 转速和转矩产生近似周期性脉动,且随着转速与转矩的增大更加剧烈,六相定子电流波形呈现出不对称性,这正是 W 相定子电阻偏大所引起的,可类比于电机设计结构误差。

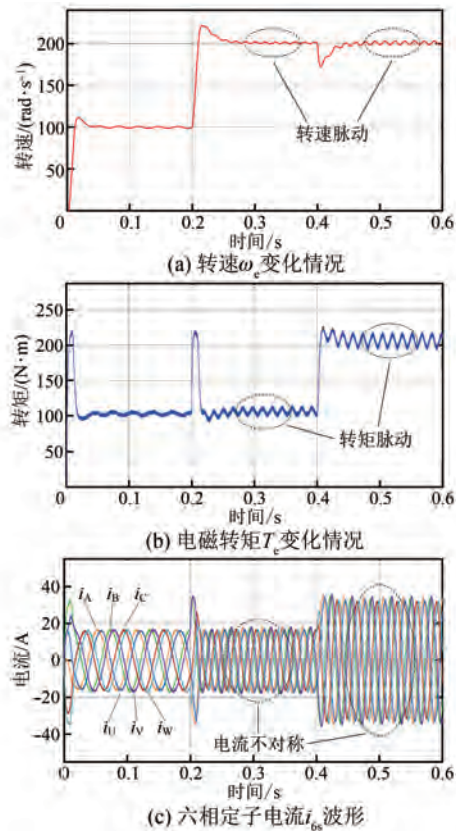


图 4 系统 HRC 运行状态下的输出结果

Fig. 4 Output results of the system in HRC operation state

对比图 3 和图 4,看似差异明显,但在实际工况下,电机高阻连接故障具有发展过程极其缓慢的特点,且参数变化并不明显,难以捕捉电机时域信号的变化趋势,无法有效进行故障检测,需进一步处理故障信息。

2 小波神经网络机理分析

SP-PMSM 驱动系统运行时,转速、转矩及电流采样信号中隐含的特征信息可识别并反映机体故障发展态势,而原始信号中含有大量冗余信息,通常难以直接利用。此外,原始信号是高维矩阵,

直接输入神经网络将大幅增加计算量,降低模型效率及准确率。因此,需对原始信号进行时频分析与处理,提取其关键故障特征,过滤噪声与干扰信息并降低信号维数;通过故障特征建立神经网络模型,使其高效而精确地挖掘信号特征与故障信息之间潜在的映射关系。

2.1 小波包分解

原始信号只能获取均值、标准差及峭度等时域特征,为了获取其频域特征,需进行时频分析,典型的方法有快速傅里叶变换^[15]、小波变换^[16]和经验模态分解^[17]等。小波变换凭借其多分辨率和时频局部化的特性在非平稳信号处理与分析中凸显优势^[18]。经过小波分解的信号既含有频域信息又携带时域信息,且没有频谱能量泄露及栅栏效应^[19]的问题。三层小波分解示意图如图 5 所示,其中 S 代表原始信号, A 和 D 分别代表分解后的低频分量和高频分量,下标代表层数。

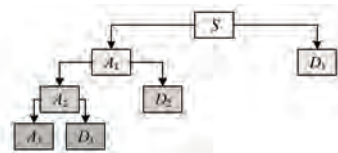


图 5 三层小波分解示意图

Fig. 5 Schematic diagram of three-layer wavelet decomposition

由图 5 知,小波变换通过对原始信号的低频分量不断分解以提高低频分辨率,而不分解高频分量。实际上电机故障信号的差异性往往不仅存在于低频段,不同故障信号的高频谐波成分也不同,小波变换可能会丢失部分特征信息。因此,本文采用分解精度更高的小波包变换^[20-21],对高频和低频信号都进行分解,使故障特征显著表现。

三层小波包分解示意图如图 6 所示,将原始采样信号分解为低频和高频 2 个信号节点,再将每个节点进行逐层迭代分解, l 层小波包分解得到 2^l 个末层节点,最后在这些末层节点中提取故障特征。

采用小波包变换分析故障特征时,需进行小波包分解与重构。利用第 i 层第 j 个节点的分解系数 $d_p^{i,j}$ 对信号进行分解,得到第 $i+1$ 层两个节点的小波包分解系数为

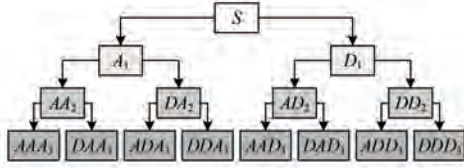


图 6 三层小波包分解示意图

Fig. 6 Schematic diagram of three-layer wavelet packet decomposition

$$\begin{cases} d_k^{i+1,2j} = \sum_{k \in Z} h_{(2p-k)} d_p^{i,j} \\ d_k^{i+1,2j+1} = \sum_{k \in Z} g_{(2p-k)} d_p^{i,j} \end{cases} \quad (2)$$

式中: k 为节点信号位置; $h_{(2p-k)}$ 、 $g_{(2p-k)}$ 分别为小波包分解的低通、高通滤波器系数。

然后利用第 $i+1$ 层两个节点的分解系数 $d_k^{i+1,2j}$ 和 $d_k^{i+1,2j+1}$ 单支重构第 i 层第 j 个节点的小波包分解系数, 即:

$$d_p^{i,j} = \sum_{k \in Z} [d_k^{i+1,2j} h_{(p-2k)} + d_k^{i+1,2j+1} g_{(p-2k)}] \quad (3)$$

式中: $h_{(p-2k)}$ 、 $g_{(p-2k)}$ 分别为小波包重构的低通、高通滤波器系数^[22]。

2.2 故障特征提取

特征提取是指对高维空间数据进行筛选或变换, 从而获得精确描述原始信号内在特点的低维特征子集。转速、转矩及电流信号经过小波包分解得到的末层节点包含丰富的特征信息, 且具有抗干扰能力, 但矩阵维度比原始信号更高, 无法直接输入神经网络模型, 需进一步提取故障特征^[23]。

末层节点之所以包含可用于故障感知的特征信息, 是由于机体故障前后所输出的信号能量会发生较为显著的变化。通常以节点能量 E 作为特征信息, 对末层第 i 个小波包节点 $S_i(t)$ 作平方和, 其能量为

$$E_i = \int |S_i(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |x_i^k|^2 \quad (4)$$

式中: $x_i^k (k=1, 2, \dots, n)$ 为第 i 个小波包节点的第 k 个离散点幅值; n 为离散采样点个数。

然而纯粹的能量累加方式不能反映出每个节点信号的离散点能量在时间轴上的分布特点, 会出现在时域上呈“镜像”的两个信号而能量却相等的情况, 因而引入能量距作为特征信息。将一个节点的所有采样点按序排列, 确定排序 k , 令每

个离散点能量与其排序 k 相乘, 再将所有乘积求和, 则末层第 i 个小波包节点的能量距可表示为

$$E_{di} = \int |S_i(t)|^2 \times t dt = \sum_{k=1}^n |x_i^k|^2 \times k \quad (5)$$

能量距在能量特征的基础上引入了能量随时间变化的信息, 能更准确地描述 HRC 发展过程中的信号差异。对所有末层节点的能量距作归一化处理, 即可得到输入神经网络模型的特征向量 E_d 。故障信号来源于 SP-PMSM 的转速、转矩及六相电流, 由于信号频率较高, 且 HRC 是一种发展缓慢、信号细微变化的渐发性故障。为了兼顾时频分辨率与计算量, 本文采用四层小波包变换对 8 个原始信号进行分解, 提取 128 维特征向量。

2.3 前向反馈神经网络

前向反馈 (Back Propagation, BP) 神经网络基于大样本数据, 探索输入与输出之间的映射关系, 其结构简单、易实现, 被广泛应用于分类、聚类 and 回归等场合^[24]。BP 神经网络的核心思想为输入信号的正向传播和误差的逆向传播, 即样本从输入层经隐含层到输出层, 当输出层误差超过阈值时, 将其经隐含层返回至输入层。获得各神经元误差后, BP 神经网络不断修改每个神经元的权重和阈值, 直到误差小于阈值或达到设定的最大迭代次数, 形成学习与训练的过程。具有 n 个输入层节点、 m 个输出层节点和 p 个隐含层节点, 隐含层为 1 层的 BP 网络结构如图 7 所示。其中, 圆圈表示神经元。

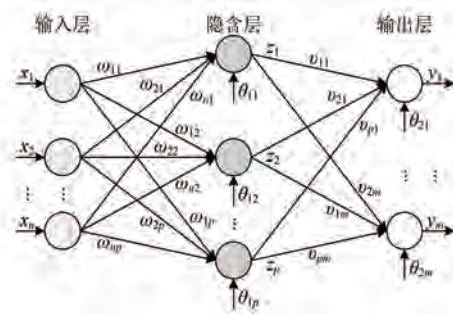


图 7 BP 神经网络结构

Fig. 7 Structure of BP neural network

图 7 中, $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为输入层第 i 个神经元的输入; $z_j (j=1, 2, \dots, p)$ 为隐含层第 j 个神经元的输出; $y_k (k=1, 2, \dots, m)$ 为输出层第 k 个神经元的输出; 三者的关系式为

$$\begin{cases} z_j = \sum_{i=1}^n \omega_{ij} x_i - \theta_{1j} \\ y_k = f\left(\sum_{j=1}^m v_{jk} z_j - \theta_{2k}\right) \end{cases} \quad (6)$$

式中: ω_{ij} 为输入层第*i*个神经元到隐含层第*j*个神经元的权重; v_{jk} 为隐含层第*j*个神经元到输出层第*k*个神经元的权重; θ_{1j} 和 θ_{2k} 分别为隐含层第*j*个神经元和输出层第*k*个神经元的阈值; $f(\cdot)$ 为转移函数。

隐含层节点数*p*设置过多会导致模型学习速率降低,过少则导致模型泛化能力不足,因此在设计BP模型时需权衡这一矛盾。通常*p*由以下经验公式^[25]计算得出:

$$p = \sqrt{m+n} + a \quad (7)$$

式中:*a*取1至10之间的自然数。

输出层节点数*m*为参考状态个数,参考样本为正常或HRC状态,即*m*为2;输入层节点数*n*取决于特征向量的维数,8个原始信号经过四层小波包分解得到128维特征向量,即*n*为128;*a*取5。根据式(7)计算得到BP模型的隐含层节点数*p*为16。

当输出层有2个节点时,将2个节点信号分别标识为0和1,其输出为0到1之间的小数近似值。BP神经网络所具有的这种概率性判断的特点为SP-PMSM的HRC状态感知提供了依据。将机体正常状态时的参考样本标识为0,HRC状态时的参考样本标识为1。当实际样本越接近正常样本时,输出标识越接近0;当实际样本越接近HRC样本时,输出标识越接近1;当输出标识接近0.5时,认为SP-PMSM机体处于从正常状态到HRC状态过渡的前期征兆,说明实际样本中出现非正常特征而又不足以达到HRC状态的危险程度。因此,可根据BP模型的输出标识变化来感知SP-PMSM运行时的HRC发展态势,并建立分级预警机制。

3 SP-PMSM 运行状态感知策略

如图8所示,应用于SP-PMSM驱动系统的HRC状态感知策略可分为模型离线训练和实时在线感知两个部分。

采集SP-PMSM的转速、转矩及六相电流,建

立原始信号矩阵*S*;经过小波包分解并提取能量距特征向量*E_d*;根据标识输入BP神经网络进行感知训练,具体步骤如下:

(1) 在SP-PMSM的W相附加串联电阻*R_w*。

(2) 获取正常状态数据:设置*R_w*为0,使SP-PMSM驱动系统以正常状态运行。采集不同工况下的原始信号*S_n*,对*S_n*进行四层小波包分解,并从末层节点中提取能量距特征,将8个信号通道的能量距特征组合为特征向量*E_{d,n}*,并将当前状态标识记为0。

(3) 获取HRC状态数据:设置*R_w*为2Ω,使SP-PMSM驱动系统以HRC状态运行。采集不同工况下的原始信号*S_d*,对*S_d*进行四层小波包分解,并从末层节点中提取能量距特征,将8个信号通道的能量距特征组合为特征向量*E_{d,d}*,并将当前状态标识记为1。

(4) 模型离线训练:将特征向量*E_{d,n}*和*E_{d,d}*及其对应标识0和1作为BP神经网络的输入样本,经过离线训练后保存最优模型。

(5) 实时在线感知:设置*R_w*在0~2Ω之间变化,采集实际工况下的原始信号*S_t*,对*S_t*进行四层小波包分解,并从末层节点中提取能量距特征,将8个信号通道的能量距特征组合为特征向量*E_{d,t}*,其标识未知。调用预先训练保存的最优模型并将*E_{d,t}*输入其中,根据输出结果*y₀*感知当前HRC的发展态势,评估严重程度后发出分级预警信号。

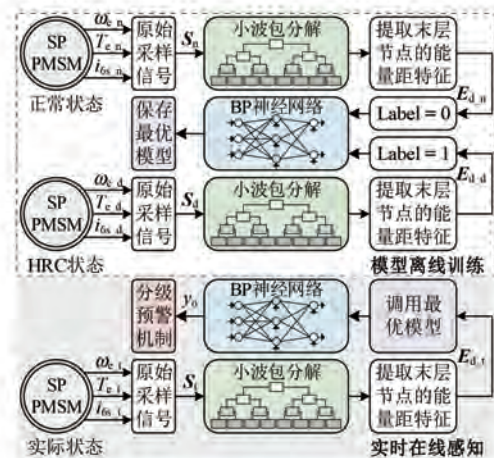


图8 系统运行状态感知策略

Fig. 8 Sensing strategy for system operation state

4 HRC 状态感知系统算法验证

在 Matlab/Simulink 中建立系统仿真模型, SP-PMSM 参数如表 1 所示。小波函数采用 haar 小波, 使用 shannon 熵, 采用四层小波包分解; 并采用 1 层 16 个节点隐含层的 BP 神经网络。对转速、转矩及六相电流信号进行四层小波包分解, 并从末层节点中提取能够表征正常状态与 HRC 状态信号差异的 128 维能量距特征向量, 通过改变 W 相附加串联电阻 R_w 来模拟机体 HRC 的发展态势。

SP-PMSM 带载 $100 \text{ N}\cdot\text{m}$ 运行于 100 rad/s 的工况下, R_w 分别设置为 $0, 1 \Omega$ 和 2Ω , 对比不同 R_w 下 W 相电流 i_w 信号末层节点的能量距特征分布, 其结果如图 9 所示。相较其余 15 个节点, 节点 1 幅值过大, 故不予列出。

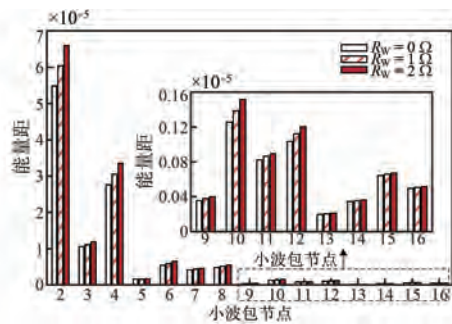


图 9 节点的能量距特征对比

Fig. 9 Comparison of energy distance features of nodes

由图 9 知, 随着 R_w 的增大, i_w 信号末层节点的能量距增大, 说明所提取的特征能够反映 SP-PMSM 运行时的 HRC 发展态势。

设置参考转速由 100 rad/s 增加至 200 rad/s , 转矩由 $100 \text{ N}\cdot\text{m}$ 增加至 $200 \text{ N}\cdot\text{m}$, 使系统运行于剧烈变化工况。获取正常状态和 HRC 状态的样本各 10 000 组, 将每组样本对应的特征向量输入 BP 模型进行训练, 训练集与测试集之比为 8:2, 耗时 2.243 2 s, 其混淆矩阵及标识误差如图 10 所示。

由图 10 知, BP 模型对 SP-PMSM 运行时的 HRC 状态检测的准确率达 100%, 输出标识误差在 10^{-5} 以内。重复仿真 5 次, 计算准确率和标识误差的均值分别为 100% 和 5.67×10^{-10} , 表明模型在剧烈变化工况下能精准识别正常状态和 HRC 状态。

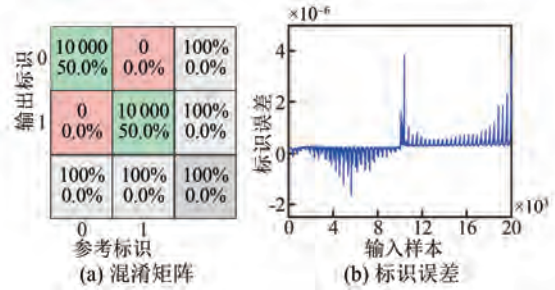


图 10 BP 模型的混淆矩阵及标识误差

Fig. 10 Confusion matrix and output error of BP model

为了感知 SP-PMSM 运行时的 HRC 发展态势, 在转速和转矩变化的同时改变 R_w 。每 50 个样本对应 1 种工况, 在 9 种不同的工况下构建测试集, 如表 2 所示。

表 2 样本对应工况

Tab. 2 Conditions corresponding to samples

样本编号	转矩 $T_e / (\text{N}\cdot\text{m})$	转速 $\omega_e / (\text{rad}\cdot\text{s}^{-1})$
1 ~ 50	100	100
51 ~ 100	100	150
101 ~ 150	100	200
151 ~ 200	150	100
201 ~ 250	150	150
251 ~ 300	150	200
301 ~ 350	200	100
351 ~ 400	200	150
401 ~ 450	200	200

根据图 8 所示的在线感知策略, 将 9 种工况下采集的样本输入到预先训练的最优小波神经网络模型中, 仿真结果如图 11 所示。

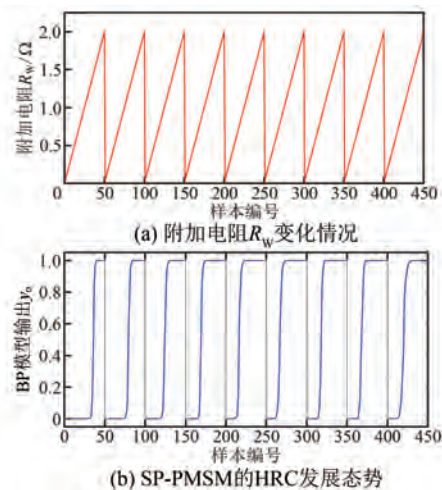


图 11 HRC 状态感知系统输出结果

Fig. 11 Output results of HRC state sensing system

图 11(a) 中, 在每种工况下 R_w 由 0.04Ω 向

$2\ \Omega$ 变化,以步长 $0.01\ \Omega$ 递增,从而模拟 SP-PMSM 运行时的 HRC 发展过程。图 11(b) 直观地展现出 HRC 的发展态势,随着 R_w 变化,每种工况下的输出标识曲线可分为三段。第一段输出值 y_o 稳定接近于 0,此时 R_w 较小;第二段当 R_w 大于某一值时, y_o 几乎呈垂直上升趋势,迅速到达 1 附近;第三段 y_o 稳定接近于 1,此时 R_w 为高阻值。由表 2 和图 11(b) 可知,当转速 ω_e 不变时,随着转矩 T_e 增大,SP-PMSM 达到 HRC 状态时的 R_w 值越小;当 T_e 不变时,随着 ω_e 增大,其 R_w 值同样越小。进而根据不同工况下的输出标识曲线建立合理的分级预警机制,以样本编号 1~50 的工况为例,其 BP 模型输出值 y_o 随 R_w 变化的曲线如图 12 所示。

通过设置 y_o 阈值将 SP-PMSM 运行时的 HRC 发展态势划分为初现、发展和高危三个阶段,分别对应三个预警级别,以样本编号 1~50 的工况为例,其分级预警机制如表 3 所示。

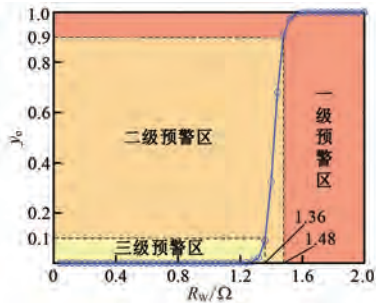


图 12 样本编号 1~50 的 BP 模型输出结果

Fig. 12 Output results of BP model with sample numbered 1~50

表 3 样本编号 1~50 工况下的分级预警机制

Tab. 3 Graded warning mechanism with sample number 1~50

HRC 态势	输出阈值	高阻范围	预警级别
初现阶段	$0 < y_o \leq 0.1$	$0 < R_w \leq 1.36$	三级
发展阶段	$0.1 < y_o \leq 0.9$	$1.36 < R_w \leq 1.48$	二级
高危阶段	$0.9 < y_o \leq 1$	$1.48 < R_w \leq 2$	一级

当 HRC 状态感知系统发出三级预警信号后,SP-PMSM 仍可在一定时间内维持正常状态运行,此时应当持续关注 BP 模型的输出值 y_o 的变化情况。当 y_o 达到第一档阈值时,感知系统发出二级预警信号,随后 y_o 迅速上升,会在短时间内达到第二档阈值。此时若条件允许则应切换容错控制策略,同时立即制定检修计划并及时对 SP-PMSM

定子绕组进行维护。当感知系统发出一级预警信号时,机体已接近危险高阻状态,必须采取紧急措施以避免进一步恶化。

5 结语

本文聚焦于 SP-PMSM 缺相运行容错控制算法的先决条件,针对 SP-PMSM 驱动系统长期运行过程中的 HRC 状态识别与在线感知问题,提出了一种基于小波包分解、能量距特征及 BP 神经网络的 SP-PMSM HRC 状态感知策略。利用历史经验数据对 BP 模型进行预训练以获得最优模型,再将其用于实际样本的 HRC 状态感知,实现高阻故障的在线检测。结果表明,所提策略不仅能够精准识别 SP-PMSM 的 HRC 状态,还能根据 BP 模型的输出值来灵敏感知 HRC 的发展态势,量化评估其严重程度并发出分级预警信号,同时对剧烈变化工况具有较好的鲁棒性。

参考文献

- [1] 孙玉华, 赵文祥, 吉敬华, 等. 高转矩性能多相组永磁电机及其关键技术综述[J]. 电工技术学报, 2023, 38(6): 1403-1420.
SUN Y H, ZHAO W X, JI J H, et al. Overview of multi-star multi-phase permanent magnet machines with high torque performance and its key technologies [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2023, 38(6): 1403-1420.
- [2] HANG J, REN X X, TANG C Y, et al. Fault-tolerant control strategy for five-phase PMSM drive system with high-resistance connection [J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2021, 7(3): 1390-1400.
- [3] 孟祥硕, 肖铃斐, 王国强, 等. 基于电流优化的双三相 PMSM 开路故障容错控制[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(10): 1-9.
MENG X S, XIAO L F, WANG G Q, et al. Open-circuit fault-tolerant control of dual three-phase PMSM based on current optimization [J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(10): 1-9.
- [4] GONÇALVES P F C, CRUZ S M A, MENDES A M S. Diagnosis of open-phase faults and high resistance connections in six-phase PMSM drives [C] // 2020 International Conference on Smart Energy Systems

- and Technologies, Istanbul, 2020.
- [5] BARRERA P M, BOSSIO G R, SOLSONA J A. High-resistance connection detection in induction motor drives using signal injection [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2014, 61 (7): 3563-3573.
- [6] HANG J, TANG C Y, DING S C, et al. A signal injection method for fault diagnosis of high-resistance connection in vector-controlled PMSM drive system [C] // IECON 2017-43rd Annual Conference of the IEEE Industrial Electronics Society, Beijing, 2017.
- [7] ROSSI C, GRITLI Y, PILATI A, et al. High resistance fault-detection and fault-tolerance for asymmetrical six-phase surface-mounted AC permanent magnet synchronous motor drives [J]. Energies, 2020, 13(12): 3089.
- [8] GONÇALVES P F C, CRUZ S M A, MENDES A M S. Online diagnostic method for the detection of high-resistance connections and open-phase faults in six-phase PMSM drives [J]. IEEE Transactions on Industry Applications, 2022, 58(1): 345-355.
- [9] HANG J, XIA M J, DING S C, et al. Research on vector control strategy of surface-mounted permanent magnet synchronous machine drive system with high-resistance connection [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(2): 2023-2033.
- [10] CHEN F, FAN J X, LI W, et al. Mitigation of high-resistance connection in surface-mounted PMSM drive system based on model predictive current control [J]. Results in Engineering, 2022, 15: 100590.
- [11] HANG J, WU H, DING S C, et al. A DC-flux-injection method for fault diagnosis of high-resistance connection in direct-torque-controlled PMSM drive system [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(3): 3029-3042.
- [12] 张昊宇, 姚刚, 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.
- ZHANG H Y, YAO G, YIN Z Z, et al. Fault state perception method for six-phase PMSM based on wavelet neural network and KNN machine learning algorithm [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2019, 56(2): 1-9.
- [13] HANG J, WU H, DING S C, et al. A model-based strategy with robust parameter mismatch for online HRC diagnosis and location in PMSM drive system [J]. IEEE Transactions on Power Electronics, 2020, 35(10): 10917-10929.
- [14] GAO Z, SONG W X, ZHOU L D, et al. Current loop design for high-speed dual three-phase generator grid-connected control system [C] // 2023 IEEE PELS Students and Young Professionals Symposium, Shanghai, 2023.
- [15] 王浩楠, 蓝益鹏. 基于卷积神经网络的直线同步电动机定子绕组故障诊断 [J]. 电机与控制应用, 2021, 48(11): 72-79.
- WANG H N, LAN Y P. Fault diagnosis of armature winding of linear synchronous motor based on convolutional neural network [J]. Electric Machines & Control Application, 2021, 48(11): 72-79.
- [16] 唐琛, 杨剑, 任兴, 等. 基于小波变换的开关磁阻电机系统功率变换器故障诊断 [J]. 电机与控制应用, 2018, 45(9): 125-131.
- TANG C, YANG J, REN X, et al. Fault diagnosis of power converter for switched reluctance motor system based on wavelet transform [J]. Electric Machines & Control Application, 2018, 45(9): 125-131.
- [17] GU C, QIAO X Y, LI H, et al. Misfire fault diagnosis method for diesel engine based on MEMD and dispersion entropy [J]. Shock and Vibration, 2021, 2021: 9213697.
- [18] 尉怡青, 赵伟, 陈垒, 等. 计及间谐波的重分组小波包变换功率电能测算新方法 [J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(22): 7480-7489.
- YU Y Q, ZHAO W, CHEN L, et al. New power and electric energy measurement algorithm in consideration of interharmonics based on regrouped wavelet packet transform [J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(22): 7480-7489.
- [19] 甘醇, 吴建华, 杨仕友. 基于小波包能量分析的开关磁阻电机功率变换器故障诊断 [J]. 中国电机工程学报, 2014, 34(9): 1415-1422.
- GAN C, WU J H, YANG S Y. Fault diagnosis of power converters for switched reluctance motors based on wavelet packet energy analysis [J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(9): 1415-1422.
- [20] 邢家维, 金能, 林湘宁, 等. 基于小波包变换的电流互感器饱和和识别及有效数据运用策略 [J]. 电工技术学报, 2019, 34(6): 1170-1179.
- XING J W, JIN N, LIN X N, et al. A novel strategy of current transformer saturation identification and valid data application based on wavelet packet [J].

- Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(6): 1170-1179.
- [21] HU Q, QIN A S, ZHANG Q H, et al. Fault diagnosis based on weighted extreme learning machine with wavelet packet decomposition and KPCA [J]. IEEE Sensors Journal, 2018, 18(20): 8472-8483.
- [22] 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(1): 228-234.
- CHEN Y, LIANG H, WANG C D, 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(1): 228-234.
- [23] 郭昱君, 王爱元, 姚晓东. 基于BP神经网络和小波包能量熵的异步电动机故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2022, 49(10): 53-59.
- GUO Y J, WANG A Y, YAO X D. Fault diagnosis of asynchronous motor based on BP neural network and wavelet packet energy analysis [J]. Electric Machines & Control Application, 2022, 49(10): 53-59.
- [24] WU G H, MALLIPEDDI R, SUGANTHAN P N. Ensemble strategies for population-based optimization algorithms-a survey [J]. Swarm and Evolutionary Computation, 2019, 44: 695-711.
- [25] 吉哲, 王修敏, 张松涛. 基于BP神经网络的舰船电机故障诊断[J]. 电机与控制应用, 2013, 40(7): 58-60.
- JI Z, WANG X M, ZHANG S T. Fault diagnosis for ship motor based on BP neural network [J]. Electric Machines & Control Application, 2013, 40(7): 58-60.

收稿日期:2023-11-29

收到修改稿日期:2024-01-22

作者简介:

陈少霞(1990-),女,硕士,工程师,研究方向为直流微电网,1403246110@qq.com;

*通信作者:陈少霞(1990-),女,硕士,工程师,研究方向为直流微电网,1403246110@qq.com。

Sensing Strategy for High Resistance Connection State of Six-Phase PMSM Based on Wavelet Neural Network

CHEN Shaoxia^{1*}, GAO Zhuo², YAO Gang², LU Tao¹, QIAN Yiqun¹

(1. Changxing Power Supply Company, State Grid Shanghai Municipal Electric Power Company, Shanghai 201913, China;

2. School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

Key words: six-phase permanent magnet synchronous motor; high resistance connection; wavelet packet decomposition; energy distance; back propagation neural network

Six-phase permanent magnet synchronous motor (SP-PMSM) has the ability of phase-deficient operation, thus precise prediction of their high resistance connection (HRC) state must be made to ensure effective disconnection for faulty lines, prevent protection misoperation caused by system disturbances, and provide reliable criteria for fault-tolerant control.

A control system model of SP-PMSM is established to obtain sample data of the HRC state sensing system. The speed, torque and current signals of SP-PMSM in normal state and HRC state are collected under drastic conditions.

The HRC state sensing strategy applied to the SP-PMSM drive system can be divided into two parts: model offline training and real-time online sensing. The specific implementation steps are as follows:

(1) Connect an additional series resistance R_w in the W-phase of SP-PMSM.

(2) Obtain normal state data: Set R_w to 0 and collect signals S_n under different working conditions. Perform 4-layer wavelet packet decomposition (WPD) on S_n , and extract energy distance features from the last layer nodes. Combine 8 channels into a feature

vector $E_{d,n}$, with the current state marked as 0.

(3) Obtain HRC state data: Set R_w to $2\ \Omega$ and collect signals S_d under different working conditions. Perform 4-layers WPD on S_d , and extract energy distance features from the last layer nodes. Combine 8 channels into a feature vector $E_{d,d}$, with the current state marked as 1.

(4) Offline training: The vectors $E_{d,n}$ and $E_{d,d}$, along with their corresponding labels 0 and 1, are used as input samples for the back propagation neural network. After offline training, the optimal model is saved.

(5) Online sensing: Let R_w change between 0 and $2\ \Omega$, and collect signals S_t in real-time. Obtain a feature vector $E_{d,t}$ with an unknown label using the same method as above. Input $E_{d,t}$ into the optimal model. Based on output y_o , sense the current HRC situation, evaluate severity, and issue warning signals.

Simulation is carried out based on Matlab, and the results show that the proposed strategy can effectively identify HRC state, sensitively sense its development situation, send warning signals before high resistance faults occur, and have certain robustness to drastic conditions.