

DOI: 10.7667/PSPC152097

基于流形学习的 PMSM 早期匝间短路故障特征提取

陈柄任¹, 李颖晖¹, 李哲¹, 卢小勇¹, 刘聪²

(1. 空军工程大学航空航天工程学院, 陕西 西安 710038; 2. 空军第一航空学院, 河南 信阳 464000)

摘要: 针对永磁同步电机早期故障微弱特征难以提取的问题, 借助 Ansoft 建立了永磁同步电机的二维瞬态有限元模型, 仿真出短路 1 匝到 7 匝状态下电机的各项性能指标。通过小波包分析的方法对不同频带的能量特征进行分解, 得到故障状态的高维特征。采用局部切空间排列法和其他几种流形学习方法对匝间短路早期故障进行降维, 解得低维空间中的映射, 并进行了实验验证。结果表明, 流形学习方法可以有效地分类出故障与正常状态, 且局部切空间排列法可以对短路匝数进行区分, 为永磁同步电机故障的诊断和预测提供了一个新的思路。

关键词: 永磁同步电动机; 匝间短路; 局部切空间排列法; Ansoft; 小波包分析

Feature extraction of inchoate interturn short circuit fault for PMSM based on manifold learning

CHEN Bingren¹, LI Yinghui¹, LI Zhe¹, LU Xiaoyong¹, LIU Cong²

(1. School of Aeronautics and Astronautics Engineering, Air Force Engineering University, Xi'an 710038, China;
2. The First Aviation Academy of Chinese Air Force, Xinyang 464000, China)

Abstract: In most case, the incipient fault feature of interturn short circuit fault is difficult to extract, thus this paper provides a novel fault diagnosis method for the permanent magnet synchronous motor (PMSM) based on the local tangent space arrangement (LTSA). Firstly, the two-dimension instantaneous finite element model of PMSM is established in Ansoft simulation, and the performance indexes are obtained accordingly. Afterwards, the performance indexes are decomposed to high dimensional fault features through the wavelet packet, and through LTSA and other manifold learning methods, it is reduced to gain the mapping in low dimensional space, which can classify faults and normal state. Finally, the experimental results show that the manifold learning method can effectively extract the incipient fault feature of interturn short circuit fault, additionally, LTSA can be used to distinguish the number of short circuit turns, which provide a new idea for fault diagnosis and prediction of PMSM.

This work is supported by National Basic Research Program of China (No. 2015CB755805).

Key words: permanent magnet synchronous motor; interturn short; local tangent space arrangement; Ansoft; wavelet packet

0 引言

永磁同步电机因其结构紧凑、重量轻、效率高、工作可靠、噪声低等性能特点^[1], 广泛地应用于诸多领域。民用方面, 永磁同步电机在风力发电领域有着不错的前景, 文献[2]提出一种新的变步长爬山法, 实现对永磁同步风力发电机最大功率追踪的快速性和稳定性。多电/全电飞机将是未来先进战斗机的发展趋势, 其重要特征就是机上液压作动设备将由电力作动设备取代。作为未来先进战机至关重要的机电执行部件, 机电作动系统是完成各功能系统

任务操作的最后环节, 其健康状况直接影响到飞行的安全, 对飞行任务的完成起着决定作用。永磁同步电动机由于其得天独厚的优势, 被广泛地应用为多电/全电飞机机电作动系统的驱动电机, 其健康状况必然影响到整个机电作动系统的正常运行。

匝间短路故障是一种十分常见的故障, 如果不能及时发现并排除, 电机故障将可能逐步严重进而导致被迫停机^[3]。文献[4]针对变压器匝间短路问题, 提出将短路绕组等效成两个不同绕组的思路, 并通过仿真验证了模型的正确性。文献[5]研究了一种基于互高阶累积量的多重信号分类的故障特征检测方法, 对电机匝间短路故障进行了有效的特征提取。文献[6]对永磁同步电机的匝间短路故障特征提取做

了概述, 提出了未来故障诊断向集成化、高精度化、智能化和网络化发展的趋势。文献[7]应用Ansoft计算永磁同步电机早期匝间短路故障, 分析了a相反电动势, 得出三次谐波的含量随短路程度剧烈而升高的结论。

流形学习方法(Manifold Learning)是从高维采样数据中恢复出低维流形结构, 以实现维数约简或数据可视化。它是从观测到的现象中寻找事物的本质, 找到数据的内在规律。流形学习分为线性与非线性算法, 线性方法包括主成分分析, 多维尺度变换等, 非线性方法包括等距映射(ISOMAP), 拉普拉斯特征映射(LE)等。流形学习方法已经广泛应用于诸多领域, 对多维特征的降维和可视化有着极好的效果。文献[8]用主成分分析法实现了人体步态识别。文献[9]采用局部切空间排列法对轴承故障特征进行了提取, 有效地提高了故障诊断精确度。本文针对永磁同步电机故障数据复杂、维数较高, 很难在保留其故障本质的基础上进行简化, 采用流形学习方法可以有效解决这一问题。

一般情况下的电机分析方法都采用在dq坐标系下的电机模型^[10], 能表示电机在稳态状况下的运行情况, 但故障时dq坐标系并不能有效地对电机方程解耦, 这样得到的结论必然也不能准确反映电机的工作状况, 于是产生了基于abc坐标下的故障特征分析^[11-12]。但使用基于电流的传递函数对电机的仿真并不能反映电机的电磁瞬态情况, 想要获得准确的瞬态特征, 就需要从电磁场的角度进行分析。本文借助Ansoft中的Maxwell 2D有限元分析软件建立了永磁同步电机的精确物理模型, 通过其电磁场分析计算及后处理功能, 可以准确地获得电机在正常情况及各种故障条件下的自感、互感参数, 为进一步分析故障提供基础。

1 流形学习理论基础

1.1 局部切空间排列法

局部切空间排列算法^[13](LTSA)是通过逼近每个样本的切空间来构建低维流形的局部几何, 并利用局部切空间排列求出整体低维嵌入坐标, 恢复出流形等距的低维空间子集的方法。具体主要思路可以概括为^[14]: 对于任意一个数据集 $\{X_i | x_1, \dots, x_i \in R^m\}$ (m 是样本维数, i 是样本个数), 都可以认为能通过一个低维的数据集的映射和重构误差之和来表达, 即

$$x_i = f(\tau_i) + \varepsilon, i=1, 2, \dots, N \quad (1)$$

其中, $\tau_i \in R^d$ 是未知的。式(1)用 f 这个未知的映射,

从 x_i 中非线性地重构出 τ_i 。这里通过泰勒展开可以得到:

$$f(\bar{\tau}) = f(\tau) + J_f \cdot (\bar{\tau} - \tau) + O(\|\bar{\tau} - \tau\|^2) \quad (2)$$

其中, $J_f \in R^{m \times d}$ 是 f 作用在 τ 上的雅各比矩阵。忽略2次以上的项, 则 $(\bar{\tau} - \tau)$ 就是 $f(\bar{\tau}) - f(\tau)$ 通过 J_f 得到的 d 维局部坐标。由于 f 是未知的, 所以 J_f 也无法算出。但如果知道 J_f 的一个标准正交基, 记为 Q_i , θ_i 为 $f(\bar{\tau}) - f(\tau)$ 在 Q_i 下的坐标, 则:

$$\bar{\tau} - \tau \approx L_i \theta_i \quad (3)$$

其中, 变换 $L_i = (Q_i^T J_f(\tau))^{-1}$, J_f 为满秩。

每一个样本点都有一个局部坐标系, 记为 Θ_i , 将其排列起来即可得到全局坐标系 T 。

局部坐标经过仿射变换后可以得到全局坐标(式(4))。

$$\tau_{ij} = \tau_{i,\text{mid}} + L_i \theta_j^{(i)} + \varepsilon_j^{(i)} \quad (4)$$

式中: $\tau_{i,\text{mid}}$ 表示样本点在低维嵌入的对应邻域点坐标的中心; L_i 即为上述提到的仿射变换; $\varepsilon_j^{(i)}$ 表示重构误差。将其写为矩阵模式, 即 $T_i = [\tau_{i1}, \dots, \tau_{ik}]$, $E_i = [\varepsilon_1^{(i)}, \dots, \varepsilon_k^{(i)}]$, 那么上式可写为^[15]

$$T_i = \frac{1}{k} T_i e e^T + L_i \Theta_i + E_i \quad (5)$$

e 为 k 维的全1向量, 通过极小化重构误差, 可以保证局部坐标的低维特征, 即

$$E(T) = \sum_i \|E_i\|^2 = \sum_i \min \left\| T_i \left(I - \frac{1}{k} e e^T \right) - L_i \Theta_i \right\|^2 \quad (6)$$

若要式(6)取得最小值, 有

$$L_i = T_i \left(\frac{I - e e^T}{k} \right) \Theta_i^+ \quad (7)$$

$$E_i = T_i \left(I - \frac{1}{k} e e^T \right) (I - \Theta_i^+ \Theta_i) \quad (8)$$

式中, Θ_i^+ 为 Θ_i 的Moore-Penrose广义逆。设

$$S = [S_1, \dots, S_N]; TS_i = T_i \quad (9)$$

$$B = S W W^T S^T \quad (10)$$

式中: S_i 为0-1选择矩阵; T 为全局坐标矩阵, 其权值矩阵如式(11)所示。

$$W = \text{diag}(W_1, \dots, W_N) \quad (11)$$

且

$$W_i = \left(\frac{I - e e^T}{k} \right) (I - \Theta_i^+ \Theta_i) \quad (12)$$

为了唯一地确定 T , 引入约束 $T T^T = I_d$ 。

注意到 e 是矩阵 B 的零特征值对应的特征向量,

所以取 B 的第2到第 $(d+1)$ 个最小的特征值对应的特征向量, 由其组成的矩阵就是所求的 T , 即为 X 中非线性主流形的正交低维全局坐标映射矩阵。

1.2 主成分分析法

主成分分析(Principal Component Analysis, PCA)算法是利用降维的思想, 将多个变量转化成少数主成分的过程。其主要方法可概括如下^[16]。

设有一组随机变量 X_1, X_2, \dots, X_p

(1) 将原始数据进行标准化处理

$$x_i = \frac{X_i - \bar{X}}{S} \quad (13)$$

其中: \bar{X} , S 分别为样本的平均值和标准差。

(2) 计算相关系数矩阵

$$R = \begin{bmatrix} r_{11} & r_{12} & \dots & r_{1p} \\ r_{21} & r_{22} & \dots & r_{2p} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ r_{p1} & r_{p2} & \dots & r_{pp} \end{bmatrix} \quad (14)$$

$r_{ij}(i, j=1, 2, 3, \dots, p)$ 为原随机变量 X_i, X_j 之间的相关系数, 计算公式为

$$r_{ij} = \frac{\sum_{a=1}^n (x_{ai} - \bar{x}_i)(x_{aj} - \bar{x}_j)}{\sqrt{\sum_{a=1}^n (x_{ai} - \bar{x}_i)^2 \sum_{a=1}^n (x_{aj} - \bar{x}_j)^2}} \quad (15)$$

(3) 计算相关系数矩阵的特征值和特征向量;

(4) 计算主成份贡献率和累计贡献率;

(5) 计算主成份, $y_1 - y_m$, 其中, $m \leq p$

$$\begin{cases} y_1 = e_{11}x_1 + e_{12}x_2 + \dots + e_{1m}x_m \\ y_2 = e_{21}x_1 + e_{22}x_2 + \dots + e_{2m}x_m \\ \vdots \\ y_m = e_{m1}x_1 + e_{m2}x_2 + \dots + e_{mm}x_m \end{cases} \quad (16)$$

2 永磁同步电动机故障模型的建立及仿真

借助Ansoft强大的电磁场仿真能力, 可以利用其中的RMxprt仿真出永磁同步电机的各种故障模型。定子绕组采用三相Y型联结方式, 定子、转子材料都是采用M19-24G, 转子轴材料为steel-1010, 绕组为铜, 定子槽采用梨形槽, 永磁体材料采用XG196/96。得到电机模型如图1。

用一键元导入Maxwell 2D, 在0.4 s时注入短路故障, 进行计算仿真, 列出1-3匝短路时的电流及转矩图, 如图2~图7所示。

可以看出, 电机启动初期从静止到正常运转, 电流、转矩波动都很大, 到0.2 s处逐步稳定下来, 在0.4 s注入故障后, 随着短路匝数的增加, a相电流

以及短路电流幅值迅速增大, 同时电机转矩波动逐渐剧烈, 对电机的安全以及负载的安全都有极大的不利后果。

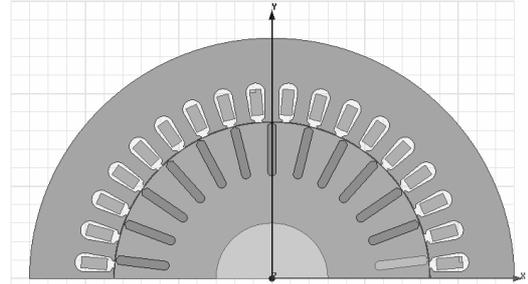


图1 电机物理模型

Fig. 1 Motor physical model

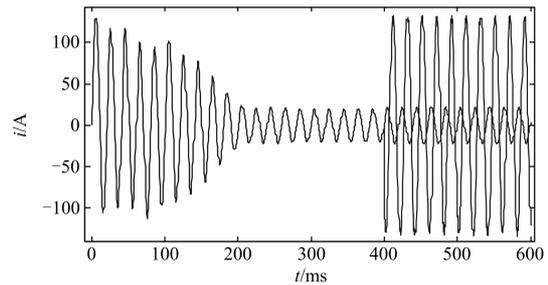


图2 a相1匝短路时a相电流与短路电流

Fig. 2 A phase current and short circuit current in 1 turn short circuit

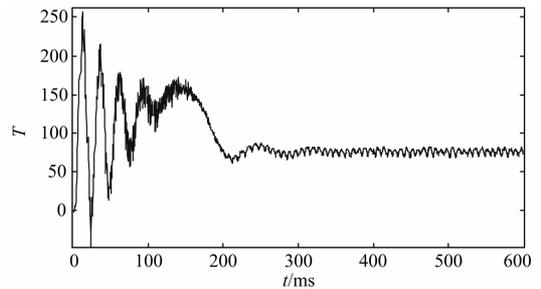


图3 a相1匝短路时转矩

Fig. 3 Torque on a phase 1 turn short circuit

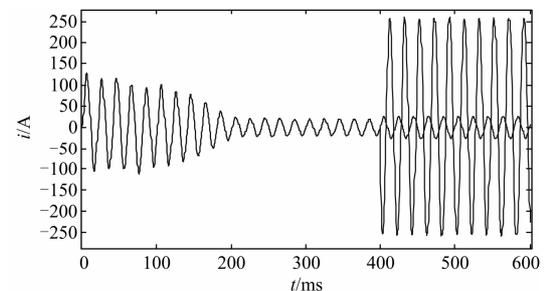


图4 a相2匝短路时a相电流与短路电流

Fig. 4 A phase current and short circuit current in 2 turns short circuit

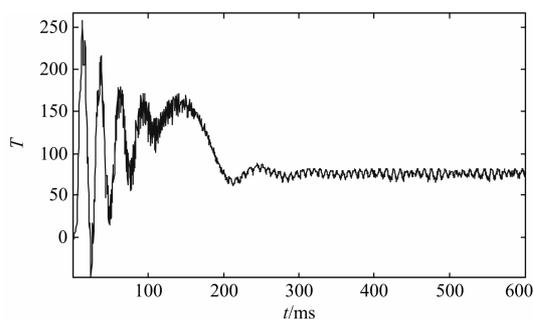


图 5 a相2匝短路时转矩

Fig. 5 Torque on a phase 2 turns short circuit

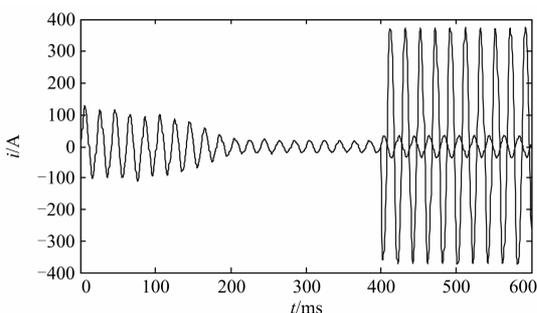


图 6 a相3匝短路时a相电流与短路电流

Fig. 6 A phase current and short circuit current in 3 turns short circuit

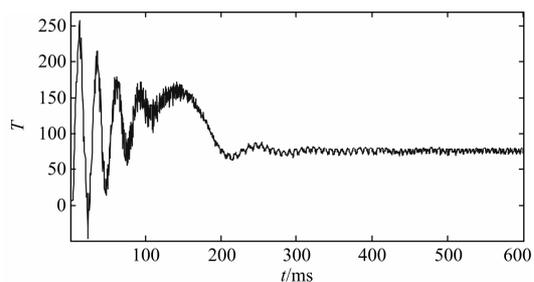


图 7 a相3匝短路时转矩

Fig. 7 Torque on a phase 3 turns short circuit

3 不同流形学习方法的特征提取对比

采用前文提到的 LTSA 与 PCA, 以及多维尺度分析(MDS)和等距映射(ISOMAP)分别对小波包分解得到的原始特征空间进行降维处理, 得到 4 种不同的低维映射。

3.1 原始特征空间构建

根据电机模型及仿真的结果和特点, 对其输入电压和短路匝数进行改变, 得到足够多组的初始数据, 从频域中提取特征。采用db4小波包函数对电机a相电流数据进行6层分解, 得到由全频带均匀划分的12个子频带的滤波信号, 将各频带信号的能量比作为

频域统计特征, 即 $x_i = \left[\frac{E_1}{E}, \frac{E_2}{E}, \dots, \frac{E_{12}}{E} \right]$, 其中,

$$E = \sum_{i=1}^{12} E_i, \quad E_i \text{ 为频带 } i \text{ 下的重构信号能量特征。}$$

以a相4匝短路为例, 小波分解后得到的各频带信号如图8。

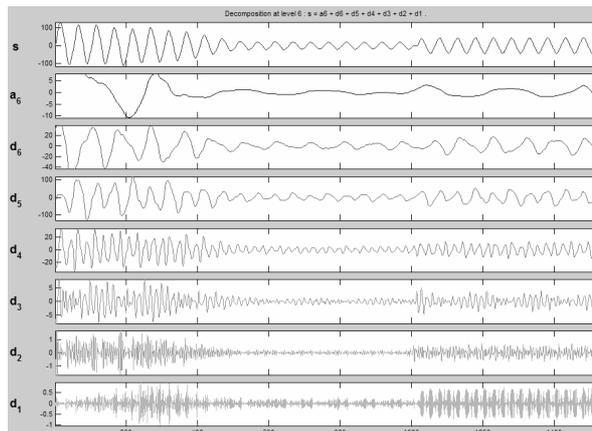


图 8 a相4匝短路时的小波包分解图

Fig. 8 Wavelet packet decomposition of a phase 4 turn short circuit

3.2 对故障特征的分析

将得到的 x_i (图8), 分别通过主成分分析, 多维尺度分析, 等距映射, 由12维特征降维成2维特征, 得到表1中的数据。

表 1 PCA, MDS, ISOMAP提取的主分量

Table 1 Principal component of PCA, MDS, ISOMAP

短路程度/ 匝	主分量					
	PCA		MDS		ISOMAP	
	P ₁	P ₂	M ₁	M ₂	S ₁	S ₂
1	-0.376	6.60e-4	-0.098	0.100	-0.138	-3.60e-3
2	-0.376	6.63e-4	-0.098	0.101	-0.139	-3.74e-3
3	-0.377	6.67e-4	-0.099	0.102	-0.139	-3.30e-3
4	-0.377	6.55e-4	-0.097	0.104	-0.140	-0.51e-3
5	-0.379	6.70e-4	-0.100	0.108	-0.145	-1.64e-3
6	-0.377	6.50e-4	-0.090	0.109	-0.140	7.74e-3
7	-0.380	6.93e-4	-0.095	0.113	-0.148	5.03e-3
正常状态	-0.001	-0.999	0.670	-0.728	0.992	4.16e-5

将得到的数据在同一图中表示如下, 横纵坐标分别代表降维后得到的主分量(图9)。

结果表明, 以上用的3种的流形学习方法分析得到的低维特征, 均可以有效地区分电机匝间短路故障和正常工作状态, 表2为3种流形学习方法提取的低维特征在二维空间中的类内距。

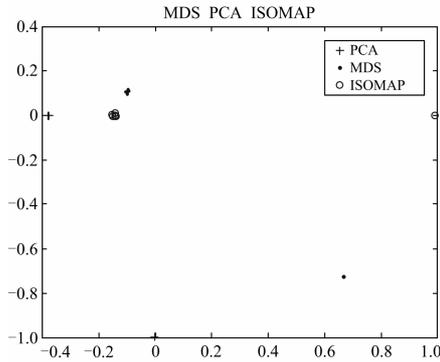


图 9 PCA, MDS, ISOMAP提取的数据分布图

Fig. 9 Data distribution map of PCA, MDS, ISOMAP

表 2 不同方法提取的样本类内距统计结果

Table 2 Within-class distance of different methods

状态模式	类内距		
	PCA	MDS	ISOMAP
匝间短路	0.004 0	0.008 2	0.012 7

由表2可知,上述3种流行学习方法相比较,PCA得到的结果聚类性更强,提取出的故障特征更加明显。

通过LTSA方法对不同短路匝数下降维后得到低维映射,按匝数归类后如表3。LTSA提取的数据分布仿真图如图10。

表 3 LTSA特征提取的主分量

Table 3 Principal component of LTSA feature extraction

短路程度/匝	主分量	
	L ₁	L ₂
1	-0.131 683 586	-0.398 165 128
2	-0.132 198 356	-0.370 091 470
3	-0.132 615 196	-0.307 940 893
4	-0.133 190 615	-0.087 609 700
5	-0.135 574 012	0.081 236 566 9
6	-0.133 453 066	0.458 730 290 2
7	-0.136 691 398	0.620 442 889 1
正常状态	0.935 404 685 2	0.003 397 469 7

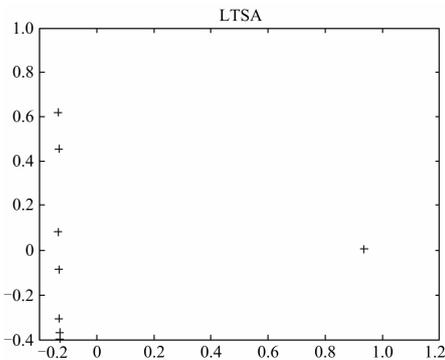


图 10 LTSA提取的仿真实验数据分布图

Fig. 10 Distribution map of simulation experiment data is extracted by LTSA

局部切空间排列法不仅能对电机故障和正常状态分类,还可以对故障程度进行区分,从表和图得到的结果可以看出,随着短路匝数的增大,主分量L₂的数值逐渐增大。这对于电机故障的诊断和预测有着极好的作用。

4 实验验证

借助已有的电机实验平台如图 11,使用本文所设计的电机参数,对永磁同步电机匝间短路故障进行实验,得到正常状态运行时电流及匝间短路状态下运行时电流,如图 12,采用本文提出流行学习方法对其进行分析可以得到结果如图 13。

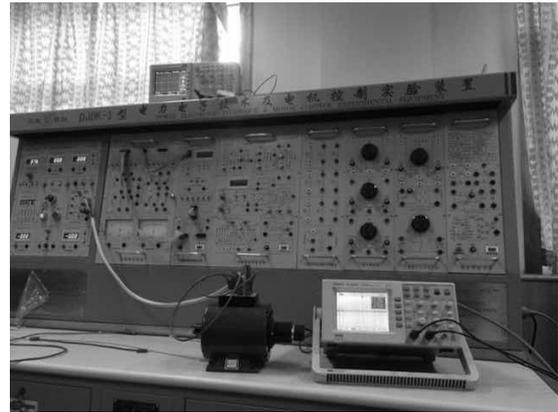
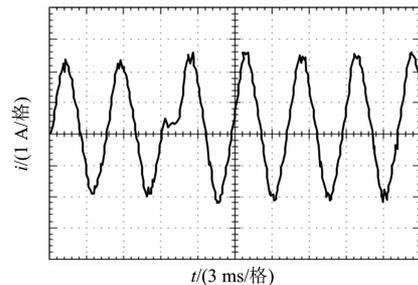
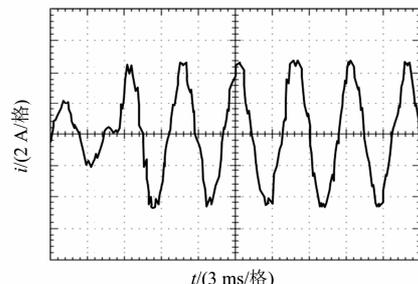


图 11 电机实验平台

Fig. 11 Motor experiment system



(a) a相短路1匝



(b) a相短路4匝

图 12 电机实验台得到的a相电流

Fig. 12 A phase current by motor laboratory

表 4 LTSA特征提取的主分量

Table 4 Principal component of LTSA feature extraction

短路程度/匝	主分量	
	L'_1	L'_2
1	-0.131 684 865	-0.398 143 526
2	-0.132 193 323	-0.370 090 123
3	-0.132 214 359	-0.307 939 589
4	-0.133 191 013	-0.087 610 059
5	-0.135 575 531	0.081 234 625 3
6	-0.133 499 892	0.458 730 089 5
7	-0.136 797 973	0.620 443 205 6
正常状态	0.935 403 205 6	0.003 397 556 8

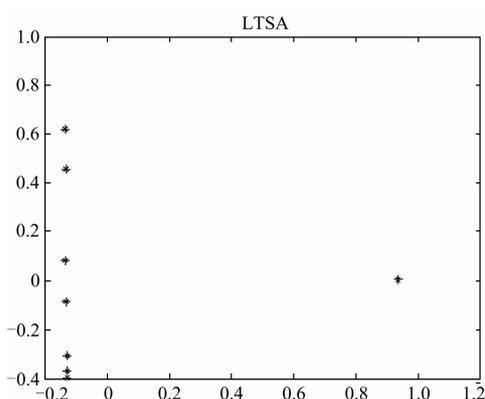


图 13 LTSA提取的电机实验数据分布实验图

Fig. 13 Distribution of experimental data of LTSA extraction motor

实验表明, 基于 Ansoft 的电机建模能够真实地还原实际电机的运行状态; 利用流行学习方法能对实验得到的电机电流进行有效的故障特征提取。仿真和实验结果验证了本文所提理论的正确性。

5 结论

本文在 Ansoft 软件中建立了永磁同步电机的物理模型, 并仿真得到了短路匝数为 1 匝至 7 匝时, 电机的各项参数, 然后通过小波包分析法对 a 相电流进行分解, 得到了不同频带下的高维能量特征, 采用了不同的几种流形学习方法对特征进行降维、分类, 经过实验验证证实, LTSA 方法不仅可以有效地区分出故障与正常状态, 还可以对故障程度进行分辨, 为后续故障诊断与预测提供了一个新的思路。

参考文献

[1] 朱喜华, 李颖晖, 张敬. 基于一种新型滑模观测器的永磁同步电机无传感器控制[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(13): 6-10.
ZHU Xihua, LI Yinghui, ZHANG Jing. Sensorless control

of PMSM based on a novel sliding mode observer[J]. Power System Protection and Control, 2010, 23(13): 6-10.

- [2] 刘丹, 李强, 冯承超. 小型直驱式永磁同步风力发电机快速最大功率追踪仿真研究[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(5): 141-145.
LIU Dan, LI Qiang, FENG Chengchao. A simulation study of small direct drive type permanent magnet synchronous generator fast maximum power tracking[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(5): 141-145.
- [3] LI Liu, CARTES D A. On-line identification and robust fault diag-nosis for nonlinear PMSM drives diagnosis for nonlinear PMSM drives[C] // American Control Conference, 2005(3): 2023-2027.
- [4] 杨理才, 孙结中, 刘蔚, 等. 变压器匝间短路建模及其实际应用[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(8): 140-145.
YANG Licai, SUN Jiezhong, LIU Wei, et al. Transformer inter-turn short circuit modeling and its application[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(8): 140-145.
- [5] 王洪希, 刘铮, 田伟. 基于互高阶谱 MUSIC 法的电机定子匝间短路故障特征分量提取[J]. 电力系统保护与控制, 2010, 38(23): 117-120, 132.
WANG Hongxi, LIU Zheng, TIAN Wei. Fault feature component extraction of generator stator inter-turn short-circuit based on MUSIC method for cross-high-order spectrum[J]. Power System Protection and Control, 2010, 38(23): 117-120, 132.
- [6] 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 Weiming, CHEN Cheng, REN Jiliang, et al. Review and development trends of stator winding inter-turn short circuit fault diagnosis in PMSM[J]. Micromotor, 2013, 46(2): 1-4.
- [7] 朱喜华, 李颖晖, 张敬, 等. 基于 Ansoft 的永磁同步电机早期匝间短路故障分析[J]. 大电机技术, 2010(5): 35-39.
ZHU Xihua, LI Yinghui, ZHANG Jing, et al. Analysis of inchoate interturn short circuit fault for permanent magnet synchronous motor based on Ansoft[J]. Large Electric Machine and Hydraulic Turbine, 2010(5): 35-39.
- [8] 王科俊, 贾现焯, 孟玮, 等. 基于广义主成分分析的步态识别算法研究[J]. 哈尔滨工程大学学报, 2009, 30(9): 1022-1028.

- WANG Kejun, BEN Xianye, MENG Wei, et al. Research on a gait recognition algorithm based on generalized principal component analysis[J]. Journal of Harbin Engineering University, 2009, 30(9): 1022-1028.
- [9] 栗茂林, 王孙安, 梁霖. 利用非线性流形学习的轴承早期故障特征提取方法[J]. 西安交通大学学报, 2015, 44(5): 45-49.
- LI Maolin, WANG Sunan, LIANG Lin. Feature extraction for incipient fault diagnosis of rolling bearings based on nonlinear manifold learning[J]. Journal of Xi'an Jiaotong University, 2015, 44(5): 45-49.
- [10] 朱军, 田淼, 付融冰, 等. 基于载波频率成分的永磁同步电机转子定位研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(14): 48-54.
- ZHU Jun, TIAN Miao, FU Rongbing, et al. Research on rotor position of permanent magnet synchronous motor based on carrier frequency component[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(14): 48-54.
- [11] VASEGHI B, NAHID-MOBARAKEH B, TAKORABET N, et al. Experimentally validated dynamic fault model for PMSM with stator winding inter-turn fault[C] // Proc IEEE Industry Applications Conf, 2008: 1-5.
- [12] 崔胜民, 柏睿, 崔淑梅. PMSM在abc坐标下的建模及故障仿真[J]. 机械设计与制造, 2011(7): 178-180.
- CUI Shengmin, BAI Rui, CUI Shumei. PMSM modeling and fault simulation in abc coordinate system[J]. Machinery Design and Manufacture, 2011(7): 178-180.
- [13] ZHANG Zhenyue, ZHA Hongyuan. Principal manifolds and nonlinear dimensionality reduction via tangent space alignment[J]. SIAM Journal of Scientific Computing, 2004, 26(1): 313-338.
- [14] ZHANG Zhenyue, ZHA Hongyuan. Nonlinear dimension reduction via local tangent space alignment[J]. Lecture Notes in Computer Science, 2003, 2690(1): 477-481.
- [15] 杨正永, 王昕, 王振雷. 基于LTSA和联合指标的非高斯过程监控方法及应用[J]. 化工学报, 2015, 66(4): 1370-1379.
- YANG Zhengyong, WANG Xin, WANG Zhenlei. LTSA and combined index based on non-Gaussian process monitoring and application[J]. CIESC Journal, 2015, 66(4): 1370-1379.
- [16] 赵莹, 赵川, 叶华, 等. 应用主成分分析约简电压暂降扰动源识别特征的方法[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(13): 105-110.
- ZHAO Ying, ZHAO Chuan, YE Hua, et al. Method to reduce identification feature of different voltage sag disturbance source based on principal component analysis[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(13): 105-110.

收稿日期: 2015-12-01; 修回日期: 2016-03-05

作者简介:

陈柄任(1992-), 男, 硕士研究生, 主要研究领域为电力电子与电力传动; E-mail: 824813226@qq.com

李颖晖(1966-), 女, 博士后, 教授, 主要研究领域为电力电子技术及控制研究; E-mail: liyinghui66@163.com

李哲(1992-), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为电力电子与电力传动。E-mail: lizheabcde@163.com

(编辑 姜新丽)