

# Motor Online Fault Diagnosis Based on Artificial Intelligence Techniques

Chidong Qiu, Yue Tan, Guang Ren

Automation and electrical engineering college, Dalian Maritime University, Dalian 116026

(E-mail: qiuchidong@163.com)

**Abstract**--This paper introduces a hybrid method of motor online fault diagnosis. Firstly, motor stator current was processed by means of Fast Fourier Transform, the frequency response was gained. Then the continuous frequency response was discretized for the aim of classification, the discretization process was implemented based on Kohonen Neural Networks. Finally, the advanced classification was implemented by means of Rough Set Theory. Based on reduced decision table, fault diagnosis rules were found. In this paper, those classified data was measured in laboratory when motor operated under man-made fault condition. By simulating and computing, it was confirmed that the method was feasible.

**Keywords**--Fault Diagnosis, Artificial Intelligence, Kohonen Neural Networks, Rough Sets Theory, Motor

## 基于人工智能的电机在线故障诊断

邱赤东 谭跃 任光

大连海事大学自动化与电气工程学院 大连 116026

**摘要:** 提出一种异步电机在线故障诊断方法,该方法以定子电流特征分析的数据为基础,利用数据分类技术来形成故障诊断规则。首先对定子电流进行快速傅立叶变换;然后对于连续的频谱分析数据利用 kohonen 神经网络技术进行离散化;最后利用粗糙集理论对这种非连续性、无先验知识、不完整的大量数据进行在线的数据分类;经过约简后的决策表可以形成故障诊断以及故障趋势预报的规则。在实验室环境下,通过在电机中人为设置 3 种故障,对监测数据进行仿真和计算比较,验证了该方法的可行性。

**关键词:** 故障诊断,粗糙集, Kohonen 神经网络, 电机

### 1. 引言

在工业企业里,需要采用大量的异步电动机来给生产机械提供动力,如果异步电动机因为故障而出现停止运行的情况,则可能导致生产线瘫痪,给工厂造成严重损失。从 70 年代起开始,就有许多研究工作者开始从事异步电机的工况检测及故障诊断的工作,目前一种无传感器的基于电流特征分析(Motor Current Signature Analysis, MCSA)的方法得到了比较广泛的关注,在理论上,它可以解决除了异步电动机绝缘故障之外的其他大多数类型故障的诊断目的<sup>[1],[2]</sup>。

在 MCSA 中,判断每一种故障所表现出的频谱均需要

事先知道电机的一些机械参数以及确定一些随机整数,有些时候还需要知道滑差  $S$ ,虽然有资料介绍可以利用参考模型的方法来估算滑差  $S$ <sup>[3],[4]</sup>,但这将导致诊断的精确性完全依赖估算值的准确性,同时不能兼顾干扰信号的随机性和电机的瞬态变化时所表现出的一些特殊特征。另一方面,由于不同的电机具有不同的机械参数,因而诊断的设备不能通用,从而不利于在工厂内部普及。

在一些其他的研究文献中<sup>[5],[6]</sup>,基于人工神经网络对电机运行数据进行分类的方法也被频繁用到,它可以实现电机故障诊断的目的,但该方法需要足够的电机故障数据,而实际上,电机在各种故障状态下的原始数据几乎很难得到,因而该方法仅适用于对企业中一些重要场合的电机故障诊断,且诊断设备不具有通用性。

本文提出一种基于粗糙集理论和神经网络的复合方法

---

高等学校博士学科点专项科研基金(资助号: 20030151005)  
交通部交通应用基础研究项目(资助号: 200332922505)

来对电机进行故障诊断，即不依赖电机的机械参数和滑差  $S$ ，又不需要足够的电机故障数据。从而使得诊断设备具有通用性，也为企业内部实现基于网络的电机远程工况监测及故障诊断提供了有效的手段。

该方法以MCSA理论为基础，选择用于诊断电机故障的数据为电机定子电流，不需要电机的其他运行数据，从而也就不需增加额外的传感器。首先利用Kohonen神经网络对于连续的频谱分析数据进行离散化，最后利用粗糙集理论对这种非连续性、无先验知识、不完整的大量数据进行在线的数据分类。在分类的同时,我们可以找到诊断数据与故障原因之间的隐含关系，从而实现电机在线故障诊断的目的。另一方面，随着分类的进行，诊断规则被不断刷新。电机在线故障诊断的原理如下图所示：

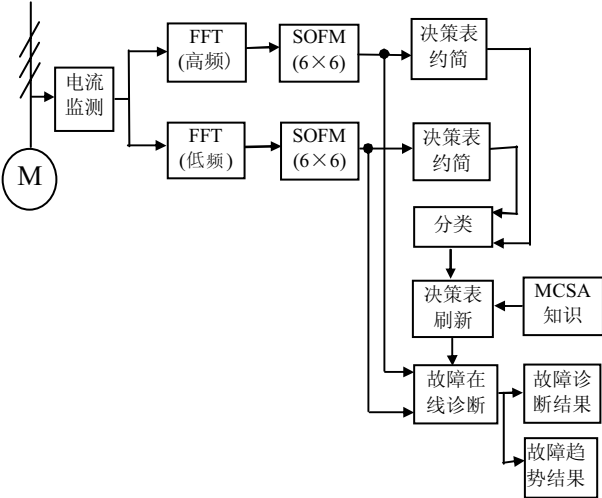


图1 电机在线故障诊断的原理

## 2. 数据的预处理

在数据的预处理阶段，首先将针对异步电机的定子电流进行快速的傅立叶变换，从而得到定子电流的频谱。

我们对一台鼠笼式异步电机人为设置了 3 种故障：定子绕组匝间短路、单相运行、转子偏心。由于电机的常见故障的频谱集中低频领域，我们在分析的过程中只以 300hz 以下为例来进行研究。实验过程中电机数据采样率是 100K，一次被诊断的数据量为 131072 个数据。以下是电机在正常、定子绕组匝间短路、单相运行、转子偏心 4 种情况下的频谱。

从 4 种频谱对照来看，可以看出定子绕组匝间短路时的频谱出现了负序分量，但是还无法直接量化成诊断规则，必须经过进一步的分类以及规则的产生。

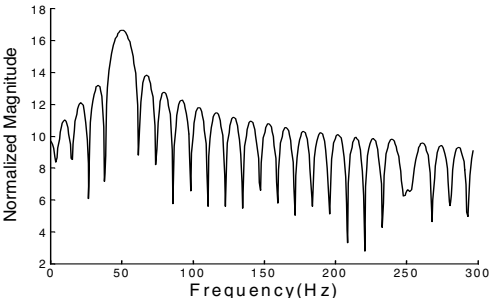


图2 电机正常情况下的定子电流频谱

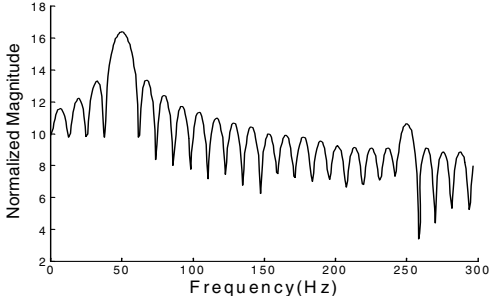


图3 电机在定子绕组匝间短路故障情况下的定子电流频谱

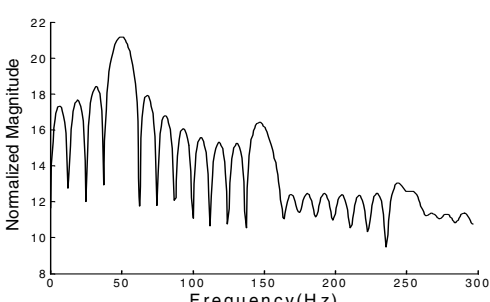


图4 电机在单相运行故障情况下的定子电流频谱

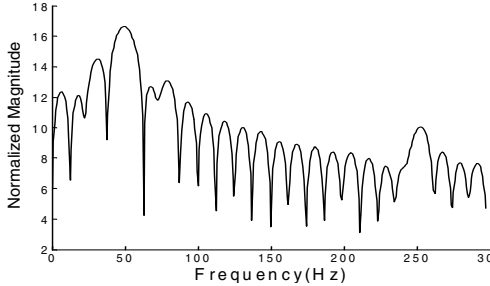


图5 电机在转子偏心故障情况下的定子电流频谱

3. 基于Kohonen神经网络的连续属性值离散化

初步的分类是基于 Kohonen 神经网络进行的，在分类的同时可得到定子电流频谱的离散化数据。

3.1 Kohonen 神经网络

Kohonen 神经网络是一种无教师的竞争学习型前馈网络，它能够模拟人类应用过去的经验来自动适应无法预测的环境变化的能力。

在 Kohonen 神经网络中，对于某个输入模式，神经网络的不同区域有着不同的响应特征，通常只有一个神经元或局部的神经元对输入模式有积极响应。在该网络中，输入模式  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  是船舶设备测量参数的一组样本数据，并行连接于网络的每一个神经元，而每个神经元对应一个权向量  $M$ ，权向量  $M$  为网络的可调参数，对于一组样本数据  $X$ ，每个神经元的权向量均与其比较，距离最近的权向量自动调整，直到与输入模式  $X$  的某一最大主分量的方向相重合为止<sup>[7]</sup>。

在样本训练过程中，首先确定中心神经元权向量  $M_c$ ，使公式(1)成立：

$$\|X - M_c\| = \min_i \|X - M_i\| \tag{1}$$

然后，对  $M_c$  以为中心的周围神经元的权向量按下式进行调整<sup>[8]</sup>：

$$M_i(k+1) = \begin{cases} M_i(k) + a(k)[X - M_i(k)], & i \in N_c(k) \\ M_i(k), & i \notin N_c(k) \end{cases} \tag{2}$$

式(2)中  $N_{c(k)}$  表示在  $K$  时刻由以  $M_c$  为中心的周围神经元组成的领域， $a(k)$  为学习系数。在学习过程的初始， $N_{c(k)}$  可取得大一些，然后逐步收缩； $a(k)$  初始时可取接近于 1 的常数，然后逐步收缩。

网络通过自组织方式用大量的训练样本数据来调整网络权值，最后使网络输出层特征图能反应样本数据的分布情况，得到设备运行参数数据分布的大体本质特征，从而完成对条件属性值的分类。

3.2 基于 Kohonen 神经网络的分类

在利用 SOFM 进行量化的过程中，我们将一个具有 390 元素的向量映射到 6\*6 的 2 维空间（考虑到后续分类工作的计算复杂程度，没有选择更大的映射空间）。首先利用全刻度的信号频谱进行训练，得到各个节点的权值。以全刻度的信号频谱来训练网络是为了使得连续属性值的离散、量化具有代表性，同时有利于分辨正常的瞬变过程和故障状态。然后对实际测量到的一组组电机定子电流的频谱进行映射，从而得到初步分类后的定子电流频谱信息的量化结果，见表 1 所示。

表 1 4 种状态下的定子电流频谱离散化结果

正常	单相运行	定子绕组匝间短路	转子偏心
(13,1) 1	(13,1) 1	(13,1) 1	(13,1) 1
(13,2) 1	(26,2) 1	(13,2) 1	(13,2) 1
(13,3) 1	(24,3) 1	(13,3) 1	(13,3) 1
(13,4) 1	(36,4) 1	(13,4) 1	(13,4) 1
(13,5) 1	(36,5) 1	(13,5) 1	(13,5) 1
(13,6) 1	(36,6) 1	(13,6) 1	(13,6) 1
(13,7) 1	(36,7) 1	(13,7) 1	(13,7) 1
(13,8) 1	(36,8) 1	(13,8) 1	(13,8) 1
(13,9) 1	(36,9) 1	(13,9) 1	(13,9) 1
(13,10) 1	(36,10) 1	(13,10) 1	(13,10) 1
(13,11) 1	(36,11) 1	(13,11) 1	(13,11) 1
(13,12) 1	(36,12) 1	(13,12) 1	(13,12) 1
(13,13) 1	(36,13) 1	(13,13) 1	(13,13) 1
(13,14) 1	(36,14) 1	(13,14) 1	(13,14) 1
(13,15) 1	(36,15) 1	(13,15) 1	(13,15) 1
(13,16) 1	(12,16) 1	(13,16) 1	(13,16) 1
(13,17) 1	(13,17) 1	(13,17) 1	(13,17) 1
(13,18) 1	(7,18) 1	(13,18) 1	(13,18) 1
(13,19) 1	(12,19) 1	(13,19) 1	(13,19) 1
(13,20) 1	(36,20) 1	(13,20) 1	(13,20) 1
(13,21) 1	(36,21) 1	(13,21) 1	(13,21) 1
(13,22) 1	(36,22) 1	(13,22) 1	(13,22) 1
(13,23) 1	(36,23) 1	(13,23) 1	(13,23) 1
(13,24) 1	(36,24) 1	(13,24) 1	(13,24) 1
(13,25) 1	(36,25) 1	(13,25) 1	(13,25) 1
(13,26) 1	(36,26) 1	(13,26) 1	(13,26) 1
(13,27) 1	(36,27) 1	(13,27) 1	(13,27) 1
(13,28) 1	(36,28) 1	(13,28) 1	(13,28) 1
(13,29) 1	(36,29) 1	(13,29) 1	(13,29) 1
(13,30) 1	(36,30) 1	(13,30) 1	(13,30) 1
(13,31) 1	(36,31) 1	(13,31) 1	(13,31) 1
(13,32) 1	(36,32) 1	(13,32) 1	(13,32) 1
(13,33) 1	(4,33) 1	(13,33) 1	(13,33) 1
(13,34) 1	(13,34) 1	(13,34) 1	(13,34) 1
(13,35) 1	(12,35) 1	(13,35) 1	(25,35) 1
(13,36) 1	(36,36) 1	(13,36) 1	(31,36) 1
(13,37) 1	(36,37) 1	(13,37) 1	(8,37) 1
(13,38) 1	(36,38) 1	(13,38) 1	(32,38) 1
(13,39) 1	(36,39) 1	(13,39) 1	(5,39) 1
(13,40) 1	(36,40) 1	(13,40) 1	(5,40) 1
(13,41) 1	(36,41) 1	(13,41) 1	(11,41) 1
(13,42) 1	(36,42) 1	(13,42) 1	(11,42) 1
(7,43) 1	(36,43) 1	(13,43) 1	(11,43) 1
(7,44) 1	(36,44) 1	(13,44) 1	(5,44) 1
(13,45) 1	(36,45) 1	(13,45) 1	(4,45) 1
(13,46) 1	(36,46) 1	(13,46) 1	(8,46) 1
(13,47) 1	(36,47) 1	(13,47) 1	(31,47) 1
(13,48) 1	(36,48) 1	(13,48) 1	(13,48) 1
(13,49) 1	(36,49) 1	(13,49) 1	(13,49) 1
(13,50) 1	(13,50) 1	(13,50) 1	(13,50) 1

4. 基于粗糙集理论的在线故障诊断

基于粗糙集的分类,我们可以找到诊断数据与故障原因之间的隐含关系，从而形成诊断规则。

4.1 粗糙集理论

粗糙集理论（Rough Set Theory）是波兰华沙理工大学教授 Z. Pawlak 于 1982 年正式提出的，主要用于不完整数据、不精确知识的表达、学习和归纳。它能有效地分析和处理不精确、不完整、不一致等不完备性，发现数据间隐藏的关系，从而提取有用信息，简化信息的处理<sup>[9]</sup>。

在粗糙集理论中,知识库  $S$  可以表示为  $S = (U, A \cup \{d\})$ , 其中  $U$  是对象的论域, 也就是故障事件的完整集,  $A$  是独立属性值的集合,  $d$  是非独立属性值的集合。

对于集合  $A$  中的任一个子集  $B$ , 当且仅当, 两个对象关于属性  $B$ , 彼此不能区别时, 则两个对象之间存在不可分辨关系  $IND(B)$ 。

$$IND(B) = \{ \langle x, y \rangle \in U^2 \mid \forall a \in B, a(x) = a(y) \} \quad (3)$$

对那些的确属于我们所感兴趣的集合  $U$  中对象的子集, 称为下近似, 用式(4)表示为:

$$\underline{B}X = \{x \mid [x]_B \subseteq X\} \quad (4)$$

对那些可能属于我们所感兴趣的集合  $U$  中对象的子集, 称为上近似, 用式(5)表示为:

$$\overline{B}X = \{x \mid [x]_B \cap X \neq \emptyset\} \quad (5)$$

不可分辨矩阵是一个  $n \times n$  维的排列<sup>[10]</sup>, 矩阵的元素被定义如下:

$$C_{ij} = a \in A \mid a(x_i) \neq a(x_j) \text{ for } i, j = 1, \dots, n. \quad (6)$$

基于不可分辨矩阵我们可以建立不可分辨函数  $f_A$ , 不可分辨函数是属性值  $m$  的逻辑函数, 其定义如下:

$$f_A(a_1^*, \dots, a_m^*) = \bigwedge \{ c_{ij}^* \mid 1 \leq j \leq i \leq n, c_{ij} \neq \emptyset \} \quad (7)$$

我们可以基于不可分辨矩阵和不可分辨函数来得到决策表的最小约简。

## 4.2 决策表的约简

为了便于针对大量的条件属性值以及对象进行计算, 数据的约简是利用遗传算法来进行的<sup>[11]</sup>。算法即结合了信息的价值同时还考虑到了信息近似程度, 算法的匹配函数  $f$  定义如下:

$$f(B) = (1 - \alpha) \times \frac{\text{cost}(A) - \text{cost}(B)}{\text{cost}(A)} + \alpha \times \min \left\{ \varepsilon, \frac{|[S \text{ in } S \mid S \cap B \neq \emptyset]|}{|S|} \right\} \quad (8)$$

式中  $S$  是相应于不可分辨函数的集合, 参数  $\alpha$  定义了子集价值和命中率之间的权重,  $\varepsilon$  是近似程度的相关值,  $\varepsilon = 1$  即意味最小的命中集, 函数  $\text{cost}$  表明属性值子集的价值。

## 5. 诊断规则的产生

在进行粗糙集分类的过程中, 以 300hz 以下频谱分析为例, 需要将 390 个条件属性值进行约简, 然后根据 MCSA 的知识进行决策属性值的补充, 最后得到隐藏在数据关系之间的决策规则表, 由于用于产生决策规则表的数据并非

全部论域的故障数据, 而是在动态过程中逐步获得, 因而开始的时候决策规则表并不完善, 可能使得故障的判断有些滞后, 但随着数据的大量积累, 决策规则表将不断优化更新, 使得故障诊断能力不断加强。在故障诊断结果和故障趋势之间的决策规则的差异则是粗糙集的上下边界的差异, 外边界对应于故障趋势, 而内边界则对应于故障诊断结果。

表 2 正常和定子绕组匝间短路约简后的决策规则表

	正常	匝间短路
条件属性值	(13,35) 1	(25,35) 1
	(13,36) 1	(31,36) 1
	(13,37) 1	(8,37) 1
	(13,38) 1	(32,38) 1
	(13,39) 1	(5,39) 1
	(13,40) 1	(5,40) 1
	(13,41) 1	(11,41) 1
	(13,42) 1	(11,42) 1
	(7,43) 1	(11,43) 1
	(7,44) 1	(5,44) 1
	(13,45) 1	(4,45) 1
	(13,46) 1	(8,46) 1
	(13,47) 1	(31,47) 1
	(13,53) 1	(31,53) 1
	(31,54) 1	(5,54) 1
	(32,55) 1	(12,55) 1
	(35,56) 1	(24,56) 1
	(12,57) 1	(24,57) 1
	(24,58) 1	(36,58) 1
	(24,59) 1	(36,59) 1
	(30,77) 1	(12,77) 1
	(4,78) 1	(5,78) 1
	(2,88) 1	(13,88) 1
	(25,89) 1	(13,89) 1
	(25,90) 1	(13,90) 1
	(7,91) 1	(13,91) 1
决策属性值	0	1

以定子绕组匝间短路为例, 经过规则的自我刷新, 最后的规则如下:

故障诊断规则为: 第 47 个元素分类区域为 31-36。

第 53 个元素分类区域为 31-36。

第 59 个元素分类区域为 36。

故障趋势规则为: 第 47 个元素分类区域为 26-30。

第 53 个元素分类区域为 26-30。

第 59 个元素分类区域为 30-35。

## 6. 结束语

这种诊断方法的思路是利用现有的部分理论知识, 充分发挥人工智能技术的特点, 不依赖电机的机械参数及其他运行状况下的数据, 在工作中进行自学习、决策规则的动态刷新, 最后进行故障的在线诊断和故障趋势预报, 非常类似于设备管理人员的日常维修思路, 因此有利于工业生产现场的普及及应用。

## 参考文献

- [1] Ye Zhongming, and Wu Bin, "A review on induction motor online fault diagnosis", Power Electronics and Motion Control Conference, Proceedings, PIEMC 2000, Vol.3, pp.1353-1358, Aug. 2000.
- [2] Fenger M., Lloyd B.A., and Thomson W.T., "Development of a tool to detect faults in induction motors via current signature analysis", Cement Industry Technical Conference, Conference Record. IEEE-IAS/PCA 2003, pp.37-46, May 2003.
- [3] Filippetti, F., Franceschini, G., Tassoni, C., and Vas, P., "Recent developments of induction motor drives fault diagnosis using AI techniques", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol.47, No.5, pp.994-1004, Oct. 2000.
- [4] Kyusung Kim; Parlos A.G., and Mohan Bharadwaj R., "Sensorless fault diagnosis of induction motors", IEEE Transactions on Industrial Electronics, Vol.50, No.5, pp.1038-1051, Oct. 2003.
- [5] Filippetti F., Franceschini G., and Tassoni C., "Neural networks aided on-line diagnostics of induction motor rotor faults", IEEE Transactions on Industry Applications, Vol.31, No.4, pp.892-899, July-Aug. 1995.
- [6] Sri Kolla, and Logan Varatharasa, "Identifying three-phase induction motor faults using artificial neural networks", ISA Transactions, Vol.39, pp.433-439, 2000.
- [7] Tanaka M., Sakawa M., Shiromaru I., and Matsumoto T., "Application of Kohonen's self-organizing network to the diagnosis system for rotating machinery", IEEE International Conference on Intelligent Systems for the 21st Century, Vol.5, pp.4039-4044, Oct. 1995.
- [8] De A., and Chatterjee N., "Recognition of impulse fault patterns in transformers using Kohonen's self-organizing feature map", IEEE Transactions on Power Delivery, Vol.17, No.2, pp.489-494, April, 2002.
- [9] Z. Pawlak, "Rough Sets: Theoretical Aspects of Reasoning about Data", Kluwer Academic Publishers, New York, 1991.
- [10] A. Skowron, and A. Rauszer, "The discernibility matrices and functions in information systems, in: R. Slowinski Ed., Intelligent Decision Support, Handbook of Applications and Advances of Rough Sets Theory", Kluwer Academic publishing, pp. 331-362. 1992.
- [11] S. Vinterbo, and A. Øhrn, "Minimal approximate hitting sets and rule templates". International Journal of Approximate Reasoning, Vol. 25, No.2, pp.123-143, 2000.