

证据理论在电机故障诊断中的应用

杨伟, 顾明星, 彭静萍

(南京理工大学动力工程学院, 江苏 南京 210094)

摘要: D-S 证据理论作为一种非精确推理算法具有独特的优势, 非常适用于存在大量不确定性因素的电机故障诊断工作。提取故障电机的状态特征量, 并将其按时域、频域、奇异值分解为多个子参数空间。在此基础上, 采用并行 BP 神经网络及模糊聚类系统对电机故障进行局部诊断。将每个局部诊断结果作为独立的证据体, 构造相应的信度分配函数。结合电机故障的信息融合诊断模型, 将基于 D-S 证据理论的决策融合的方法应用于电机故障诊断。通过对案例进行分析, 实现了利用多证据体的融合信息对电机故障状态进行诊断, 其诊断结果验证了 D-S 证据理论在提高电机故障诊断的准确性和灵敏性方面的作用。

关键词: 电机故障诊断; D-S 证据理论; BP 神经网络; 模糊聚类分析

Application of evidence theory in fault diagnosis for electric machine

YANG Wei, GU Ming-xing, PENG Jing-ping

(College of Power Engineering, Nanjing University of Science & Technology, Nanjing 210094, China)

Abstract: D-S evidence theory has its own unique advantages as an inaccurate reasoning means, and it's in point of fault diagnosis for electric machine having large inexact factors. Firstly, the state features of fault electric machine are extracted and decomposed into a number of sub-spaces according to time domain, frequency domain and singular value. On the basis, partial diagnosis is realized based on BP neural networks and fuzzy cluster systems. The independent evidences can be obtained using the results of partial diagnosis, and the belief assignment function of corresponding evidence is constructed. To diagnose the states of electric machine by fusing some evidences' information, this paper combines information fusion model of fault electric machine and makes decision based on D-S evidence theory. The testing results show that the application of D-S evidences can improve the accuracy and delicacy of fault diagnosis.

Key words: fault diagnosis for electric machine; D-S evidence theory; BP neural network; fuzzy cluster analysis

中图分类号: TM711 文献标识码: A 文章编号: 1674-3415(2010)02-0064-04

0 引言

电机故障诊断与电机结构、运行状态等因素密切相关, 电机故障状态和故障机理具有多元性。而 D-S 证据理论作为一种非精确推理算法具有融合开放性和处理兼容性的优点, 非常适用于存在大量不确定性因素的电机故障诊断工作^[1-3]。研究并应用基于证据理论的电机故障诊断方法, 及时、准确地诊断出电机故障并采取相应措施, 具有理论意义和实际应用价值。

传统的电机故障诊断是基于单个参数、单个特征的, 因为环境和其他原因而存在很大的不确定性, 难以满足灵敏度和精度的要求^[4]。电机故障检测中应该综合电机所表现出来的各种信息。将 D-S 证据理论引入到电机故障诊断中, 扩大了故障信息的时空覆盖范围, 增加了置信度, 有利于提高电机故障

诊断的精度与准确度, 并能满足诊断的实时性要求^[5-7]。

1 证据理论简介^[8]

证据理论是一种解决不确定性问题的方法, 是构造性解释下的概率理论。证据理论的论域称为识别框架, 记为 Θ , 其选取主要取决于人们对问题的认识水平。在一般的故障诊断中, Θ 的焦点是互斥的, 对应基本的故障模式。

定义: 设 Θ 为识别框架, 如果集函数 $m: 2^\Theta \rightarrow [0,1]$ (其中 2^Θ 为 Θ 的幂集) 满足以下条件: $m(\phi) = 0$; $\sum_{A \subset \Theta} m(A) = 1$ 则称 m 为框架 Θ

上的基本可信度分配; 对 $\forall A \subset \Theta$, $m(A)$ 称为 A 的基本可信数。

设存在 N 个独立的证据, 其基本可信度分配分

别为 m_1, m_2, \dots, m_n , 则合成公式为:

$$m(A) = \begin{cases} 0, A = \phi \\ \frac{\sum_{\substack{A_i, B_j, \dots, Z_n \subset \Theta \\ A_i \cap B_j \cap \dots \cap Z_n = A}} m_1(A_i) m_2(B_j) \dots m_n(Z_n)}{1 - \sum_{\substack{A_i, B_j, \dots, Z_n \subset \Theta \\ A_i \cap B_j \cap \dots \cap Z_n = \phi}} m_1(A_i) m_2(B_j) \dots m_n(Z_n)}, A \neq \phi \end{cases}$$

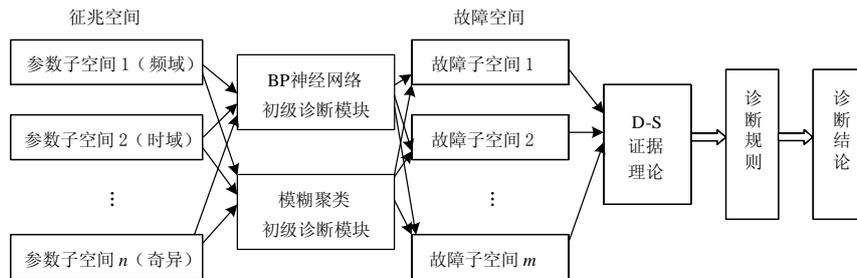


图 1 证据理论故障诊断模型

Fig.1 Fault diagnosis model established based on evidence theory

将待检电机故障状态作为 BP 神经网络、模糊聚类初级诊断模块的输入量, 分别得到其局部诊断的结果。当故障样本的特征量较多时, 可将电机故障特征量分类输入, 即将整个故障特征参数空间分解为多个子参数空间 (如频域、时域、奇异值等), 利用 BP 神经网络、模糊聚类系统从不同侧面并行地诊断设备的故障状态, 减少迭代次数, 最大限度地提高确诊率。

在此基础上, 定义电机故障的识别框架, 将每个神经网络和模糊聚类的输出作为证据理论的独立证据体, 转换得到此证据体中各种电机状态的可信度分配。然后选用合适的证据合成公式对各证据体进行融合, 达到对这些证据信息进一步融合处理与分析的目的, 最后通过特定的诊断规则, 确定诊断对象的运行状态, 得出诊断结论。

3 基于 D-S 证据理论的电机故障诊断

基于 D-S 证据理论的电机故障决策流程图如图 2 所示。

3.1 基于神经网络的电机故障局部诊断

将不同的状态参数作为输入样本, 训练 BP 神经网络, 对于每个状态参数都形成征兆空间到故障空间的非线性映射, 这就是 BP 神经网络的局部信息融合过程^[10-11]。

下面给出 BP 神经网络进行局部故障诊断的程序实现步骤:

- 1) 对网络输入量进行归一化处理
- 2) 设定训练输入向量和目标向量

D-S 证据合成不能处理高度冲突的证据, 可采用修正公式改善合成结果^[9]。实际应用时, 应根据具体证据体的特点选择合适的公式对其进行合成, 从而提高合成的准确度。

2 电机故障诊断模型

基于 BP 神经网络、模糊聚类与证据理论信息融合故障诊断模型如图 1 所示。

$$P = [p_{ki}]_{z \times s}; \quad 1 \leq i \leq s; 1 \leq k \leq z; 1 \leq j \leq c$$

$$T = [t_{ji}]_{m \times s};$$

其中: 若 $t_{ji} = 1$, 则第 i 组输入样本对应电机存在故障状态 j ; 若 $t_{ji} = 0$, 则第 i 组输入样本对应电机不存在故障状态 j 。

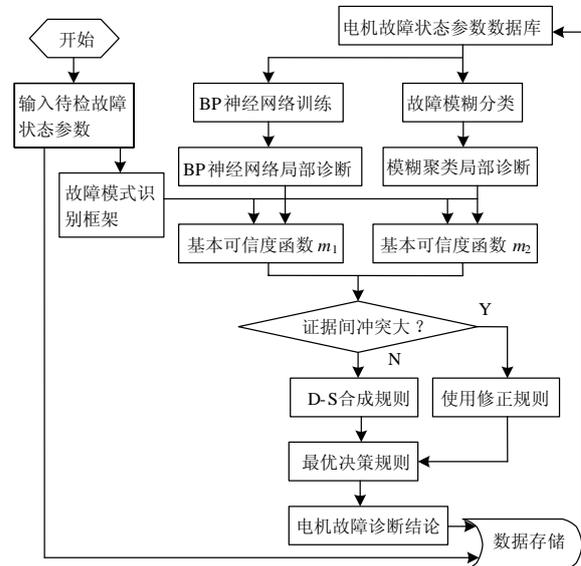


图 2 基于证据理论的电机故障诊断流程图

Fig.2 Fault diagnosis process of electric machine based on evidence theory

3) 建立网络并进行训练

采用有动量、自适应梯度下降法训练网络, 隐含层及输出层分别采用 tansig、logsig 传递函数

net=newff (minmax (p),[Q,C],{'tansig', 'logsig'},
'traingdx');

其他参数采用缺省值

[net,tr]=train (net,p,t);

4) 利用 sim () 函数得到待检故障的局部诊断结果

zhendun=sim (net,test)

3.2 基于模糊聚类的电机故障局部诊断

故障的模糊诊断过程,就是通过故障特征求出故障状态的隶属度,即 $\tilde{B} = -\tilde{R} * \tilde{A}$ 。其中, \tilde{A} 为特征模糊矢量,是故障在某一具体征兆论域上的表现; \tilde{B} 为故障模糊矢量,是故障在状态论域上的表现; \tilde{R} 是模糊关系矩阵,描述故障内在原因 \tilde{A} 和故障现象 \tilde{B} 之间的关系;模糊运算算子 * 表示故障机理的作用形式^[12]。

利用模糊聚类算法进行故障分类并判断待检样本故障模式的步骤如下:

1) 样本矩阵初始化。采用极值标准化公式把数据压缩到[0, 1]。

2) 采用最大-最小法求解相似系数,构造模糊关系矩阵 $R = [r_{ij}]$;采用传递闭包法求出模糊等价关系矩阵 \tilde{R} ;采用 λ -截矩阵法进行分类。

3) 利用模糊 C-均值算法计算分类矩阵 U 和聚类中心 V 。

4) 采用欧氏距离公式计算待检样本与已知故障模式间的贴近度,进行模式识别。

$$\sigma(B,A_i) = 1 - \frac{1}{\sqrt{z}} \left(\sum_{k=1}^z (x_k - v_{ik})^2 \right)^{1/2}, 1 \leq i \leq c$$

3.3 基于证据理论的电机故障决策诊断

BP 神经网络的输出结果、模糊聚类的检测结果转化得到各种故障模式及未知情况的基本可信度分配函数的过程如下:

1) 求得待检样本的局部诊断结果和对应的故障模式向量间的方差。

2) 按权重得到待检样本的基本可信度分配函数^[13]

$$m(i) = \frac{zhendun(i)}{\sum_{i=1}^c zhendun(i) + s}, m(\theta) = \frac{s}{\sum_{i=1}^c zhendun(i) + s}$$

利用多证据体的融合信息对故障状态进行诊断,能够实现较弱诊断决策对较强诊断决策的有效支持作用,可解决工程实际中电机故障信息的多样性问题^[14]。

4 仿真案例

下面选取电机的转子故障为研究对象进行故障诊断。分别取振动信号频谱中的 $(0.4 \sim 0.5)w_0, 1w_0, 2w_0, 3w_0$, 以及 $> 3w_0$ 分量作为特征量,针对转子不对中故障、转子不平衡故障和油膜振荡故障 3 种故障模式,每种故障选 3 组频谱值,构成学习样本。

根据三层式 BP 神经网络的拓扑结构,网络输入层节点数 $n_1 = 5$, 隐含层节点数 $n_2 = 8$, 输出层节点数 $n_3 = 3$ 。对 BP 神经网络进行训练并对待检样本进行局部诊断,其输出结果为 $F = [0.866 \ 4 \ 0.134 \ 9 \ 0.084 \ 6]$ 。由此可知,待检样本属于故障模式 1,即电机处于转子不对中故障状态。

取 $\lambda = 0.7$, 运行模糊分类程序,得到故障模式分类矩阵。运行模糊聚类故障判断程序,取 $m = 2, \varepsilon = 0.01$ 计算分类矩阵和聚类中心,得待检故障模式与 3 种故障模式间的欧氏距离贴近度为 $\sigma(S_{10}, V) = [0.929 \ 5 \ 0.684 \ 3 \ 0.533 \ 6]$ 。因此,待检样本属于故障模式 1,即电机处于转子不对中故障状态。

将电机转子的不对中故障记为 h_1 , 转子不平衡故障记为 h_2 , 油膜振荡故障记为 h_3 , 则该案例的识别框架为 $\Theta = \{h_1, h_2, h_3\}$ 。将 BP 神经网络的输出、模糊聚类的检测结果作为两项独立的证据体,其基本可信度分配函数分别为 m_1 和 m_2 , 利用 D-S 证据合成公式对两个证据进行融合,得到电机故障状态的最终诊断结果如表 1 所示。

采用基于基本可信度分配的决策规则进行电机故障诊断,选择参数 $\varepsilon_1 = 0.5, \varepsilon_2 = 0.01$ 。由表 1 可知,对基于 BP 神经网络或模糊聚类分析的电机局部诊断结果进行单独决策,都无法准确诊断电机的故障状态。而对两个证据体进行融合后,可以准确诊断出电机所处的故障状态为转子不对中。由此可知,利用多证据体的融合信息对故障状态进行识别,可以有效提高故障的正确识别率。

此外,两项证据融合后,诊断的不确定度降至 0.001,比单一证据信息的不确定度小了一个数量级,说明多证据体信息融合减小了故障诊断识别的不确定度;同时,融合后的基本可信度分配较融合前各项证据信息的基本可信度分配具有更好的可分性,从而提高了诊断系统对故障状态类型的分类识别能力。

表 1 证据体可信度分配及信息融合诊断结果

Tab.1 Belief assignment of evidences and results of diagnosis information fusion

故障模式 证据体	各种故障状态下的基本可信度分配 $m_i(h_j)$			不确度分配
	转子不对中 $m_i(h_1)$	转子不平衡 $m_i(h_2)$	油膜振荡 $m_i(h_3)$	$m_i(\theta)$
BP 网络输出	0.788 0	0.122 7	0.077 0	0.012 3
模糊聚类输出	0.412 5	0.303 6	0.236 7	0.047 2
合成结果	0.852 9	0.097 7	0.047 8	0.001 5

5 结论

论文将电机的故障特征量转化为证据融合推理问题, 在局部诊断的基础上, 从具体决策问题的需求出发, 利用多个证据对识别框架独立进行判断, 然后用 D-S 证据合成规则, 将多个证据的判断结果组合起来, 实现了电机故障诊断的最优决策和判断。通过案例分析其正确性和可靠性, 得到了较好的诊断结果, 表明将证据理论应用于电机的故障诊断具有其独特的优越性。

参考文献

- [1] 沈标正. 电机故障诊断技术[M]. 北京: 机械工业出版社, 1996.
- [2] 吕锋, 王秀青. 电机设备故障诊断技术的新进展[J]. 上海海运学院学报, 2001, 22 (3): 1-4.
Lü Feng, WANG Xiu-qing. Advance in Motor Fault Diagnosis[J]. Journal of Shanghai Marine University, 2001, 22 (3): 1-4.
- [3] Parikh C R, Pont M J, Jones N B. Application of Dempster-shafer Theory in Condition Monitoring Systems: a Case Study[J]. Pattern Recognition Letters, 2003, 22 (6): 777-785.
- [4] 侯新国, 夏立, 吴正国. 电机故障诊断中的信息融合利用问题研究[J]. 海军工程大学学报, 2004, 16 (3): 78-82.
HOU Xin-guo, XIA Li, WU Zheng-guo. Utilizing Information Fusion in Fault Diagnosis of Electrical Machines[J]. Journal of Naval University of Engineering, 2004, 16 (3): 78-82.
- [5] 嵇斗, 王向军. 基于 D-S 证据理论的直流电机故障诊断研究[J]. 电机与控制应用, 2008, 35 (2): 49-51, 64.
JI Dou, WANG Xiang-jun. Fault Diagnosis of DC Machine Based on Data Fusion[J]. Electric Machines & Control Application, 2008, 35 (2): 49-51, 64.
- [6] GUAN Ke, MEI Tao, WANG De-ji. Application of Multi-sensor Information Fusion in Fault Diagnosis of Rotating Machinery[A]. in: IEEE International Conference on Information Acquisition[C].2006. 425-429.
- [7] 侯新国, 吴正国, 夏立. 基于 D-S 证据理论的感应电动机转子故障诊断方法研究[J]. 电工技术学报, 2004, 19 (6): 36-41.
HOU Xin-guo, WU Zheng-guo, XIA Li. Rotor Fault Diagnosis Method of Induction Evidential Theory Motor Based on D-S[J]. Transactions of China Electro technical Society, 2004, 19 (6): 36-41.
- [8] 段新生. 证据理论与决策、人工智能[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 1993.
- [9] 邓勇, 施文康. 一种改进的证据推理组合规则[J]. 上海交通大学学报, 2003, 37 (8): 1275-1278.
DENG Yong, SHI Wen-kang. A Modified Combination Rule of Evidence Theory[J]. Journal of Shanghai Jiaotong University, 2003, 37 (8): 1275-1278.
- [10] 刘秀芝, 张开如. 神经网络BP算法在电机故障诊断中的应用[J]. 微计算机信息, 2008, 24 (13): 166-167, 187.
LIU Xiu-zhi, ZHANG Kai-ru. The Using of the BP Algorithm of Nerve Network in the Fault Diagnosis to the Asynchronous Machine[J]. Control & Automation, 2008, 24 (13): 166-167, 187.
- [11] 万书亭, 李和明, 李永刚. 自适应神经网络在发电机组故障诊断中的应用[J]. 华北电力大学学报, 2002, 29 (2): 99-102.
WAN Shu-ting, LI He-ming, LI Yong-gang. Study of Adaptive Neural Network for Fault Diagnosis of Steam-turbine Generator Unit[J]. Journal of North China Electric Power University, 2002, 29 (2): 99-102.
- [12] 徐玉秀, 邢钢, 原培新. 模糊数学在故障诊断系统中的应用研究[J]. 高压电器, 2000, (5): 19-21, 39.
XU Yu-xiu, XING Gang, YUAN Pei-xin. Study of Fuzzy Mathematics for Fault Diagnosis[J]. High Voltage Apparatus, 2000, (5): 19-21, 39.
- [13] 孙奇, 杨伟. D-S 证据理论融合改进 BP 网络的短期负荷预测研究[J]. 继电器, 2007, 35 (7): 61-65.

(下转第 97 页 continued on page 97)

故障组合分类采用不同的计算公式。

(3) 零序网络的形成是程序实现的关键点。这里零序网络采用了与正、负序网络相同的节点编号,在计算中添加了判断零序网络空节点的程序语句,保证了计算的正确性。

3 本软件的特点

(1) 较高的开发平台——Microsoft Visio2003。充分利用其界面友好、具有强大的绘图功能、便于利用内嵌的VBA二次开发平台进行程序开发且开发周期短等特点。

(2) 用户操作简单方便,结果显示直观且美观。用户通过简单的参数输入操作,在自动提示的引导下,便可以快速完成计算和计算结果的输出。并且在显示短路电流和节点电压相分量计算结果的同时,自动添加页面并显示三序分量计算结果。

(3) 与Microsoft Excel的整合。在计算结果显示完成后,与Excel相链接,将计算结果以十分美观的报表形式输出。

4 计算实例

以下为一个五节点的计算实例,线路故障设置为在距线路始端40%处发生单相接地短路故障。计算完成后自动生成显示三相分量的页面(如图3)和显示三序分量的页面(如图4)。

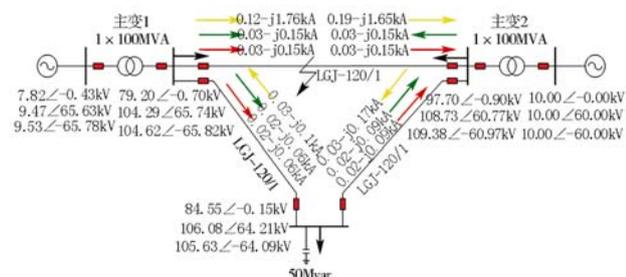


图3 计算结果相分量显示

Fig.3 Sequence components of calculating results

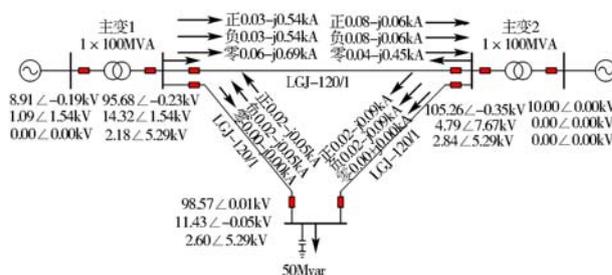


图4 计算结果序分量显示

Fig.4 Phase components of calculation results

5 结论

本文提出了一种在Microsoft Visio2003平台上开发电力系统不对称单一故障及复杂故障计算的图形化软件的新技术。避免了使用VC等开发工具从底层进行开发的庞大工作量。该软件操作简单,使用方便,计算结果显示直观,并且具有自动生成计算结果报表功能。

参考文献

- [1] 美国 Microsoft 公司. 开发 Microsoft Visio 解决方案[M]. 莱恩工作室,译.北京:北京大学出版社,2002.
- [2] 李光琦. 电力系统暂态分析[M]. 北京:中国电力出版社,1995.
- [3] 西安交通大学,清华大学,等. 电力系统计算[M]. 北京:水利电力出版社,1978.
- [4] 陈亚民. 电力系统计算程序及其实现[M]. 北京:水利水电出版社,1995.

收稿日期:2009-02-21; 修回日期:2009-03-30

作者简介:

章健(1964-),男,博士,教授,主要从事电力系统运行与分析 and 电力系统辨识方向的研究;

周鹏(1983-),男,硕士研究生,研究方向为电力系统运行与分析;E-mail:zhoupeng-88@163.com

黄伟(1980-),男,硕士,主要从事电能计量方面的研究工作。

(上接第 67 页 continued from page 67)

SUN Qi,YANG Wei. Research On Load Forecasting of Fusion Between D-S Evidential Theory Improved BP Network[J]. Relay, 2007, 35 (7): 61-65.

- [14] Basir Otman, YUAN Xiao-hong. Engine Fault Diagnosis Based on Multi-sensor Information Fusion Using Dempster - Shafer Evidence Theory[J]. Information Fusion, 2007, (8): 379-386.

收稿日期:2009-02-13; 修回日期:2009-03-16

作者简介:

杨伟(1965-),男,副教授,主要从事电力系统运行、控制以及电力市场方面的研究和教学工作;

顾明星(1986-),女,硕士研究生,研究方向为电力系统分析、运行与控制。E-mail:gumingx@126.com