

新型小波包频带能量法在电机断条故障诊断中的研究*

朱高中¹, 刘宝菊²

(1.渭南师范学院 物理与电子工程系, 陕西 渭南 714000;

2.平顶山学院国际教育交流学院, 河南 平顶山 467000)

摘要: 讨论了交-交变频调速系统故障诊断的重要性, 针对目前变频系统输出电流谐波比较大, 用常规方法不易判断的问题, 提出了用新型小波包频带能量法提取电机断条故障信号的特征量, 并运用该算法对变频调速系统电机断条时和正常时输出电流波形特征量进行分析。仿真结果表明, 新型小波包频带能量特征法与常规诊断方法相比, 具有准确度高、诊断速度快等优点。

关键词: 新型小波包; 故障诊断; 频带能量

中图分类号: G258.6

文献标识码: A

New wavelet packet-band energy in electrical fault diagnosis of broken bars in the study

ZHU Gao Zhong¹, LIU Bao Ju²

(1. Department of Physics and Electronic Engineering, Weinan Teachers University, Weinan 714000, China;

2. Pingdingshan College of International Education and Exchange, Pingdingshan 467000, China)

Abstract: The importance of fault diagnosis for AC-AC frequency conversion drivers is discussed. In view of the current system of variable frequency output current harmonic comparison, conventional methods is not easy to determine on the basis of the proposed new use of wavelet packet-band energy extraction article electrical fault cut the signal characteristic. And the use of the method analysis Frequency Control System when the motor off and be normal when the output current wave characteristic. The diagnosis results show that the improvement with the conventional diagnostic method, used new band energy algorithm of the wavelet packets with the accuracy of fault diagnosis, diagnosis and fast and good generalization ability.

Key words: improved wavelet packet; fault diagnosis; band energy

大型、复杂交-交变频调速设备是由变频调速系统、电动机、机械传动装置等部分组成的机电一体化的复杂设备。从故障的来源角度, 故障可分为电气故障和机械故障两类; 从故障的严重程度角度, 故障又可分为显性故障和隐性故障两类。在本文中, 显性故障是指显而易见的故障, 如过电流、短路等, 而隐性故障是指不明显却影响系统性能的故障, 如主要元器件工作不可靠等故障。不同的变频调速设备, 其故障类型也不完全相同, 比如鼠笼异步电动机频繁启动和过载运行, 会使转子承受极大的应力, 在这种应力的长期作用下, 转子的导条和

端环容易产生疲劳, 并逐渐发生断裂或开焊, 引起转子故障, 通过分析定子电流的 $(1-2s)f_1$ 分量的幅值(s 为转差率, f_1 为基频), 以及它与基频电流幅值的差值大小, 可以推断出转子断条的估计数^[1]。国内一些单位已研制出了通过测量定子电流检测异步电动机断条故障的仪器。根据常见的反映电气信号的基本特征参数(均值 μ 、方差 σ^2 、均方根、歪度、峭度)来判断电机断条和正常情况时, 很难从这些特征参数提取故障信息, 故此本文采用了一种新型小波包频带能量特征提取法, 实验结果证明, 该方法能够准确的实现电机断条的故障诊断。

* 基金项目: 渭南师范学院研究生专项(09YKZ017)

技术与方法 Technique and Method

1 小波包算法

定义子空间 U_j^n 是函数 $u_n(t)$ 的闭包空间, 而 U_j^{2n} 是函数 $u_{2n}(t)$ 的闭包空间, 并令 $u_n(t)$ 满足双尺度方程:

$$\begin{cases} u_{2n}(t) = \sum_{k \in z} h(k)u_n(2t-k) \\ u_{2n}(t) = \sum_{k \in z} g(k)u_n(2t-k) \end{cases} \quad (1)$$

式中 $g(k) = (-1)^k h(1-k)$, 由式(1)构造的序列 $\{u_n(t)\}$ 称为由基函数 $\varphi(x) = u_0(t)$ 确定的正交小波包^[2]。

设 $g_j^n(t) \in U_j^n$, $g_j^n(t)$ 可以表示为

$$g_j^n(t) = \sum_l d_l^{j,n} u_n(2^j t - l) \quad (2)$$

小波包分解算法: 由 $\{d_k^{j+1,n}\}$ 求 $\{d_k^{j,2n}\}$ 与 $\{d_k^{j,2n+1}\}$

$$\begin{cases} d_l^{j,2n} = \sum_k h_{k-2l} d_k^{j+1,n} \\ d_l^{j,2n+1} = \sum_k g_{k-2l} d_k^{j+1,n} \end{cases} \quad (3)$$

小波包系数重构公式: 由 $\{d_l^{j,2n}\}$ 求 $\{d_l^{j+1,n}\}$ 与 $\{d_l^{j+1,n+1}\}$

$$\{d_l^{j+1,n}\} = \sum_k (h_{l-2k} d_k^{j,2n} + g_{l-2k} d_k^{j,2n+1}) \quad (4)$$

假定进行 M 层小波包分解, C^M 有 N_0 个数据 (取 $N_0 = 2^q$, q 为整数) 个数据, 每个数据占据存储单元为 C , 计算机每执行一次乘法时间为 T_0 , $\{h_n(n)\}$ 和 $\{g_n(n)\}$ 分别有 A_0 个数据, 由于通常情况下, 一次乘法的时间远远大于一次加法运算的时间, 因此只考虑乘法运算的时间。依次计算各层小波包系数 d_j^k (其中 $j=1, 2, 3 \dots M, n=0, 1, 2, 3 \dots 2^j - 1$), 则运算时间分别为 t_M , 数据结果需要 Q_M 存储单元^[3-4]。其中:

$$t_M = 2AN_0T_0 \left(\frac{1}{2} \times 2^0 + \frac{1}{2^2} \times 2^1 + \dots + \frac{1}{2^{M-j}} \times 2^{j-1} + \dots + \frac{1}{2^M} \times 2^{M-1} \right) = MAN_0T_0 \quad (5)$$

$$Q_M = 2CN_0 \left(\frac{1}{2} \times 2^0 + \frac{1}{2^2} \times 2^1 + \dots + \frac{1}{2^{M-j}} \times 2^{j-1} + \dots + \frac{1}{2^M} \times 2^{M-1} \right) = MCN_0 \quad (6)$$

2 新型的小波包算法

传统小波包分解算法能方便地实现分解和重建, 但是, 在信号分析时并非都需要信号重建。比如, 在进行信号特征提取时, 往往只需要信号的分解, 小波包分解虽克服了小波分析在高频段频率分辨率低的缺陷, 但小波包分解结果是所有频带的信号特征, 缺乏频带的选择性, 且运算量与分解层次成正比例。而并非所有的频带都需要关注, 通常只需要关注某些频带下的信号特征, 但有些频带的信息并不重要, 这样其运算时间比较长, 分析结果占用存储单元比较多, 对实时信号处理不利。

系数二分法^[5]仅仅在每个小波包子空间上进行算法的改进, 计算时间和分解结果数据存储空间较完全小波包分解均减少一半, 但同样不具有频带的选择性, 计算量仍比较大。为此, 本文首先提出了一种选择性算法, 并与二分法进行结合, 称之为改进的小波包算法。

2.1 新型的算法

信号从 $j+1$ 尺度到 j 尺度的分解公式为

$$\begin{cases} d_l^{j,2n} = a_{j,2n} \sum_k (h_{2k+1-2l} d_{2k}^{j+1,n} + h_{2k-2l} d_{2k+1}^{j+1,n}) \\ d_l^{j,2n+1} = b_{j,2n+1} \sum_k (g_{2k+1-2l} d_{2k}^{j+1,n} + g_{2k-2l} d_{2k+1}^{j+1,n}) \end{cases} \quad (7)$$

式中: $a_{j,2n} = \begin{cases} 1, U_j^{2n} \text{ 子空间需要关注;} \\ 0, \text{其他} \end{cases}$

$b_{j,2n+1} = \begin{cases} 1, U_j^{2n+1} \text{ 子空间需要关注;} \\ 0, \text{其他} \end{cases}$

其中: $a_{j,2n}, b_{j,2n+1}$ 表示选择因子。若 $0 < j < M-1$ 时, $a_{j,2n} = 1$ 且 $b_{j,2n+1} = 1$, 即此时的算法为系数二分小波包算法。因此, 认为前者是后者的特殊形式, 在信号的小波包分解中, 新型的算法更加灵活, 具有选择性, 不过它只能用于信号的分解, 不能用于信号的重构。

2.2 新型的小波包算法的复杂度

假定相关的参数和完全小波包分解算法一样, 运算时间为 t_M' , 数据结果需要 Q_M' 存储单元^[6], 则

$$t_M' = \frac{1}{2} \times \frac{1}{2} \times AN_0T_0((a_{M,0} + b_{M,1}) + \frac{1}{2} \times (a_{M-1,0} + b_{M-1,1} + a_{M-1,2} + b_{M-1,3}) + \dots + \frac{1}{2^{M-j}} (a_{M-j,0} + b_{M-j,1} + \dots + a_{M-j,2^{j-1}-1} + b_{M-j,2^{j-1}}) + \dots + \frac{1}{2^{M-1}} (a_{1,0} + b_{1,2} + \dots + a_{1,2^{M-1}-1} + b_{1,2^M})) \quad (8)$$

$$Q_M' = \frac{1}{2} N_0 C_0 ((a_{M,0} + b_{M,1}) + \frac{1}{2} \times (a_{M-1,0} + b_{M-1,1} + a_{M-1,2} + b_{M-1,3}) + \dots + \frac{1}{2^{M-j}} (a_{M-j,0} + b_{M-j,1} + \dots + a_{M-j,2^{j-1}-1} + b_{M-j,2^{j-1}}) + \dots + \frac{1}{2^{M-1}} (a_{1,0} + b_{1,2} + \dots + a_{1,2^{M-1}-1} + b_{1,2^M})) \quad (9)$$

3 基于新型的小波包频带能量的特征提取方法

对小波包分析的特征提取原理可总结为:

(1) 首先对采样信号进行 j 层小波包分解, 分别提取第 j 层从低频到高频的所有频率成份的信号特征, 下面仅就 3 层小波包分解为例, 其分解结构图如图 1 所示。 $S_{i,j}$ 表示第 i 层的第 j 个节点, 其中 $i=0, 1, 2, 3, j=0, 1, 2, 3, 4, 5, 6, 7$ 。每个节点代表一点点的信号特征。

(2) 求各频带信号的总能量。由于输入信号是 1 个随机信号, 其输出信号也是 1 个随机信号, 以 3 层小波分解为例, 设 $S_{3,j} (j=0, 1, \dots, 7)$ 对应的能量为 $E_{3,j} (j=0, 1, \dots, 7)$, 则有 $E_{3,j} = \int |S_{3,j}(t)|^2 dt = \sum_{k=1}^n |d_{j,k}|^2$

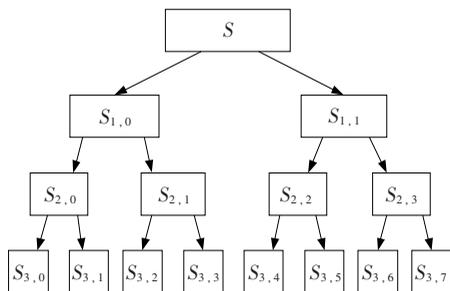


图1 小波包分解树结构

其中: $d_{j,k}(j=0,1,\dots,7,k=1,2,\dots,n)$ 表示 $S_{3,j}$ 的小波系数。

(3) 构造特征向量。由于变频器故障时,会对各频带内的信号的能量有影响,因此,以能量为元数可以构造一个特征向量。特征向量 T 构造如下 $T=[E_{30} E_{21} E_{32} \dots E_{37}]$ 。当能量较大时,可对特征向量进行归一化处理,令

$$E = \sqrt{\sum_{j=0}^7 |E_{3j}|^2} \quad (10)$$

$T'=[E_{30}/E E_{31}/E \dots E_{37}/E]$, 其中 T' 为归一化的向量。

(4) 根据系统正常和故障发生时所提取的特征向量,计算绝对误差和相对误差。

绝对误差 ε_j^m , 即

$$\varepsilon_j^m = E'_{jm} - E_{jm} \quad (11)$$

相对误差 e_j^m , 即

$$e_j^m = \frac{|E'_{jm} - E_{jm}|}{E_{jm}} \times 100\% \quad (12)$$

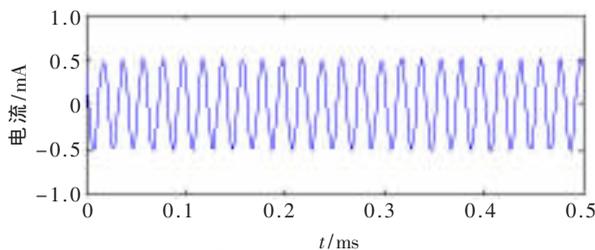
其中 $j=1,2,\dots,M$ (M 表示分解层数), $m=0,1,\dots,2^{j-1}$ 。式中, E_{jm} 、 E'_{jm} 分别为正常和故障状态下的相对应结点的特征向量。特别是当系统故障发生时,可以根据计算各个结点的故障特征向量的结果与正常特征向量比较分析,从而进行故障定位。

4 实验及仿真

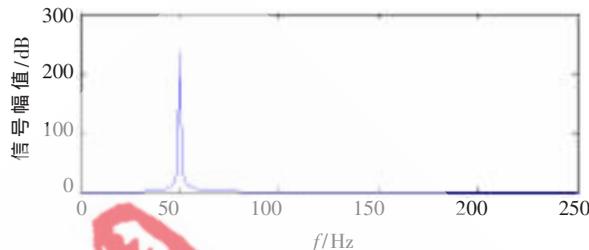
在变频系统中,三相异步鼠笼电动机额定功率 3 kW, 额定转速 1 430 n/min, 在转差率 $s=5.6\%$ 的情况下采用虚拟仪器对电流信号进行采集。图 2 为异步电动机正常运行时定子电流信号及频谱图。图 3 为异步电动机鼠笼 1 根断条的情况下定子电流信号及频谱图,从图 3 中可知,在相同负载情况下,很难从频谱图上判断电机断条故障,仅仅能看见一点点故障频谱,右边的频谱不明显。本文采用小波包变换对电机电流进行分析,提取波形中含有故障特征信息。

根据小波包分解频率划分特性,设置信号的采样频率为 $f=625$ Hz, 采样点数 $N=1\ 024$, 根据转子故障特征频率(44.4 Hz, 55.6 Hz), 可将电流信号分解到第 5 层,分析频带能量显著变化的频段。

根据电机在正常状态和故障状态下的电流,得出其基本电气特征参数如表 1 所示,表中可以看出,在故障

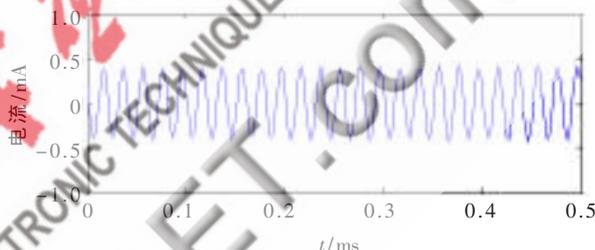


(a) 电动机正常时定子电流波形

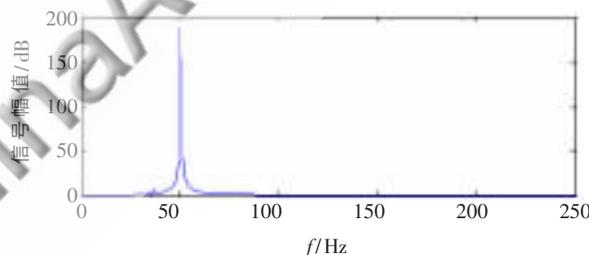


(b) 电动机正常时定子电流频谱图

图2 正常电流信号及频谱图



(a) 电动机故障时定子电流波形



(b) 电动机故障时定子电流频谱图

图3 故障电流信号及频谱图

表 1 在正常状态和故障状态下电流的基本特征参数

	平均值	方差	均方差	均方根	歪度	峭度
正常	0.000 39	0.295 12	0.543 25	0.543 298	-0.001 08	0.424 38
故障	0.000 35	0.375 52	0.612 79	0.612 490	-0.001 79	0.309 12

状态和正常状态下,数值没有明显的变化。因此,很难从这些特征参数提取故障信息。

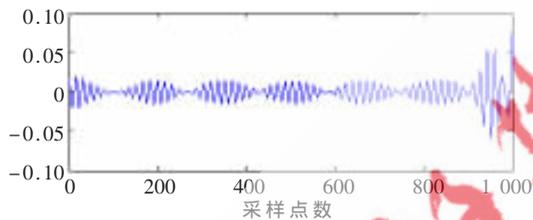
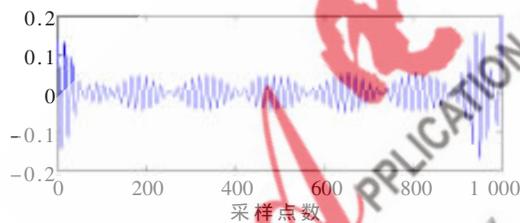
采用频带能量法^[7],将故障特征频段能量在电机无故障和有故障的情况下进行对比,从而判断电机的故障状态。从对电动机发生故障时定子电流频率变化的分析可知,当电动机鼠笼断条时,定子电流中将出现围绕基频的 $\pm 2 s f_0$ 的边频。在变频条件下,无论电机是在空载情况下还是负载情况下运行,其谐波含量都比较大,淹没了故障信息。通过小波包分解之后的重构信号中选取频段,可以作为判断电机断条故障的特征频段。

技术与方法 Technique and Method

表2 正常和故障情况下电流信号频带能量法特征值比较

	E_{s0}	E_{s1}	E_{s2}	E_{s3}	E_{s4}	E_{s5}	E_{s6}
正常	0.097 8	0.357 6	0.201 2	0.266 3	1.346	62.066	0.378 7
故障	0.317 9	0.522 7	0.302 3	0.349 1	2.468	51.319	0.313 4

从表2可以看出,电动机在正常运行和故障运行时,电流信号的频带值发生很大的变化。根据小波包分析原理,在转差率为5.6%的情况下,故障特征频率为(44.4 Hz, 55.6 Hz),因此 E_{s4} (频带范围为39.06 Hz~48.12 Hz)包含有故障信号的特征频率,在电机故障时,该频带的能量值会增加, E_{s5} (频带范围为48.12 Hz~57.18 Hz)主要包含有基波成分,由于故障下产生边频成分,所以该频带的能量值会减少。从表中可知正常状态下 E_{s5} 的能量值比故障状态下的能量值高,而 E_{s4} 的频带能量值正常比故障状态下少。因此,说明在 E_{s4} 频段存在边频现象。图4和图5分别为正常状态和故障状态 E_{s4} 特征频带重构信号,从图中也可以看出故障状态下信号发生了变化。

图4 正常状态 E_{s4} 特征频带重构信号图5 故障状态 E_{s4} 特征频带重构信号

根据小波包分解的频率划分特性,正确选择含有故

障频率成分的特征系数建立特征矢量,以表征转子导条断裂的故障特征,可保证不丢失故障的特征信息,降低特征矢量的维数,减小计算量,有利于故障的实时诊断。

通过对异步电动机定子电流信号分别在正常和故障两种运行状态下进行基于新型小波包分析的故障特征提取,直接利用各频段频率成分能量的变化来分析信号和提取特征判断故障,将电机故障信号和正常信号的特征频段能量进行对比,并给出了定量对比的结果,充分说明故障与无故障之间存在着明显差异,从而证明了该新型小波包频带能量分析法能够准确地实现电机断条的故障诊断。

参考文献

- [1] KILMAN G B. Noninvasive detection of rotor bars in operating induction motors[J]. IEEE Trans Ec, 1988, 3(4): 873-879.
- [2] MALLAT S, HWANG W L. Singularity detection and processing with wavelet s[J]. IEEE Trans Inform Theory, 1992, 38(2): 617-643.
- [3] LEE S K, WHITE P R. Enhancement of impulsive noise and vibration signals for fault detection in rotating and reciprocating machinery [J]. Journal of Sound and Vibration, 1998, 217(3): 485-505.
- [4] LIN J. Feature extraction of machine sound using wavelet and its application in faultdiagnosis[J]. NDT&E International, 2001(34): 25-30.
- [5] REN Zhen, HE Jian Jun. Compression and reconstruction faults for faults signals of electric machines based on wavelet packets [J]. Proceedings of the CSEE, 2001, 21(1): 25-29.
- [6] 黄建. 基于小波分析的变频调速系统故障诊断技术的研究[D]. 焦作: 河南理工大学, 2008.
- [7] GAO H Y, BRUCE A G. Waveshrink with firm shrink age[J]. Statist, 1997, 7(4): 855-874.

(收稿日期: 2009-04-10)