

基于小波变换的频谱细化方法在电动机故障检测中的应用

曹豫宁, 李永丽, 梅云, 李斌

(天津大学自动化学院电力系, 天津 300072)

摘要: 异步电动机转子出现导条或端环断裂后, 定子电流中会出现 $(1 \pm 2s)f_1$ 的频率分量。考虑到此信号的特点, 必须用高分辨率的频谱分析仪才能有效区分故障信号和工频信号, 文中基于小波变换可提取信号所需频率成分的特性, 利用小波变换频谱细化方法, 通过软件编程实现故障信号的有效检测。

关键词: 小波变换; 频谱细化; 故障诊断; 异步电机

中图分类号: TM772

文献标识码: A

文章编号: 1003-4897(2002)06-0001-03

1 引言

异步电机正常运行时, 定子电流只含有基波分量, 频率为 f_1 , 转子电流频率为 sf_1 。如果转子出现不对称后, 定子电流含有频率为 $(1 \pm 2s)f_1$ 的附加分量, 在相同滑差下, 其大小主要由转子不对称的严重程度而定。因此, 我们可以在实际中通过检测定子电流中的 $(1 \pm 2s)f_1$ 频率分量来判断转子故障。但是, 此电流故障分量存在以下特点: 其频率与基波频率 f_1 接近。异步电机稳态运行时的滑差很小, 一般小于 $0.02 \sim 0.04$, 对于大型铜条转子异步电机 s 更小(只有 0.005 左右)。这样, 如果定子基波频率为 50Hz , $(1 - 2s)f_1$ 的数值约为 $48 \sim 49.5\text{Hz}$ 。对滤波方法提出了很高的要求^{[1][2][3]}。

在数字信号领域, 基于傅立叶变换的频谱分析方法是目前最常用的方法, 标准的 FFT 分析结果, 其谱线是在零频率到乃奎斯特截止频率范围内均匀分布的。如果采样频率为 f_s , 数据长度为 N , 那么分析的频率范围为 $0 \sim (f_s/2)$, 频率分辨率为 $\Delta f = (f_s/N)$, 谱线数为 $N/2$ 。提高频率分辨率的方法有两种: 方法一是降低采样频率 f_s , 即增大采样间隔, 这样使分析范围 $0 \sim (f_s/2)$ 减少, 当对固定采样频率的采样数据进行分析时, 就需要进行抽样即重采样; 方法二是增加数据长度 N , 这样会使计算量大大增加。

小波理论是近年来发展起来的用于数字信号处理的有力工具。由于小波具有良好的时频局部化特性, 利用小波的频域带通特性, 可以把要分析频带的信号分离出来进行细化分析, 其性能优于目前已有的复调制频谱细化方法。

2 小波变换及频谱细化

对于任一函数 $x(t)$, 其积分小波变换为^[4]:

$$W_{(a,b)}[x(t)] = (1/\sqrt{a}) \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

其中: b 为平移参数, a 为伸缩参数, ψ 为共轭函数。

$$\text{小波族 } \psi_{a,b}(t) = \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) \quad (2)$$

即由基本小波 $\psi(t)$ 经平移和伸缩得到的一族小波。

现定义 $\psi(t)$ 函数的时频窗参数为: 时窗中心 t^* , 时窗宽 $2\Delta t$, 频窗中心 ω^* , 频窗宽 $2\Delta\omega$, 则 $\psi_{a,b}(t)$ 的时域中心和时域宽度分别为 $b + at^*$ 、 $2a\Delta t$, 频域中心和频域宽度为 ω^*/a 和 $2\Delta\omega/a$ 。由小波的时频特性可知, (1) 式的小波积分变换是信号 $x(t)$ 在时间及频率窗 $[b + at^* - a\Delta t, b + at^* + a\Delta t]$ 及 $[(\omega^*/a) - \Delta\omega/a, (\omega^*/a) + \Delta\omega/a]$ 内的信号特征, 平移参数 b 对应于小波在时域的位置, 尺度参数 a 的变化对应于改变时窗和频窗的宽度, a 变大则频窗变窄, 时窗变宽; a 变小时, 频窗变宽而时窗变窄。让 b 连续变化, 就可以得到在频段 $[(\omega^*/a) - \Delta\omega/a, (\omega^*/a) + \Delta\omega/a]$ 内的信号随时间变化的情况, 为了用小波变换对 ω_0 频段成分进行分析, 可以给 $\psi(t)$ 乘以频移因子 $e^{j\omega_0 t}$, 此时小波变换为:

$$W_{(a,b)}[x(t)] = (1/\sqrt{a}) \int_{-\infty}^{+\infty} x(t) \psi\left(\frac{t-b}{a}\right) e^{j\omega_0 t/a} dt \quad (3)$$

(3) 式提取了 $x(t)$ 在频带为 $\{[(\omega^* + \omega_0)/a] - \Delta\omega/a, [(\omega^* + \omega_0)/a] + \Delta\omega/a\}$ 上的信息, 因此, 只

要选择适当的参数 f_0 和 a , 使 $(f_0 + f_c)/a$ 为频带中心就可以了。

选用具有“钟”形曲线的高斯小波(见图1), 其两边下降很快, 这种特性对于分析单频率时非常有效, 对工频 50Hz 周围频段进行滤波, 则需要用多小波组合, 以实现带通特性。

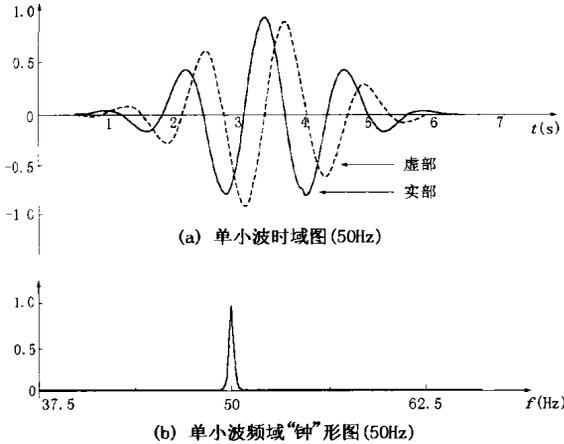


图1 “钟”形曲线的高斯小波

若小波 $a(t)$ 的谱中心为 $f = 0$, 则 $a(t) \cdot e^{j2\pi f_i t}$ 的频带中心为 f_i , 选择不同的 f_i , 可得到组合小波:

$$g(t) = a(t) \cdot (e^{j2\pi f_L t} + \dots + e^{j2\pi (f_L + k f) t} + \dots + e^{j2\pi f_H t})$$

$$(k = 0, 1, 2, 3, \dots, n, \quad f_H = f_L + n \cdot f) \quad (4)$$

其中, f_L, f_H 为组合小波的通频带上限和下限频率, f 为各小波中心频率的间距, 式(4)的频谱实际就是各个小波频谱的叠加。选择适当的 f 就可得平顶的叠加谱, 对于具体的高斯小波式(4)转化形式为:

$$g(t) = e^{-t^2/4a^2} \cdot (e^{j2\pi f_L t} + \dots + e^{j2\pi (f_L + k f) t} + \dots + e^{j2\pi f_H t}) \quad (5)$$

其中, a 为高斯函数参数。

小波对信号 $x(t)$ 的变换形式为:

$$W(t) = x(t) * g(t) \quad (6)$$

得到的 $W(t)$ 就是信号 $x(t)$ 在通频带 $f_L \sim f_H$ 中的信号成分。

具体步骤如下:

(1) 滤波: 选择需要分析的频带 $f_L \sim f_H$, 构造组合小波 $g(t)$ 进行小波变换, 通过调节尺度参数 a 和组合小波各分量中心频率间隔 f 得到满意的滤波特性。

(2) 频移: 滤波后的信号 $W(t)$ 乘以频移因子

$e^{j2\pi f_L t}$, 使频谱左移 f_L , 信号频谱的下界移到 0Hz 处: $w_1(t) = W(t) * e^{j2\pi f_L t}$ 。

(3) 重采样: 频谱细化, 抽样间隔取 $m \cdot t$ (m 为细化倍数, t 为原采样间隔), 重采样时数据长度 N 保持不变。

(4) 对重采样的信号进行 FFT 变换, 就得到所需频段 $f_L \sim f_H$ 细化了 m 倍的频谱。

利用小波设计滤波器的优势在于: 设计和调整十分方便, 可以根据实际需要, 调整参数 a 和 f 的值, 就可以得到合适的滤波特性, 并且可以减小失真^[5]。

3 在电机故障检测中的应用

对实际采样的故障电机定子电流数据, 应用快速傅立叶变换及小波变换进行分析, 验证此方法的有效性。

(1) 快速傅立叶变换: 通过快速傅里叶变换得到的频谱图如图2。数据的采样频率为 256Hz, 数据窗长度 $N = 256$ 点, 有效分析频率范围是 $0 \sim 128$ Hz, 频谱图关于 $f = 128$ Hz 对称。

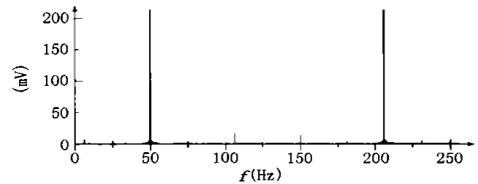


图2 FFT(有效分析频率为 0~128Hz)

由图2可见, 由于直接使用 FFT 算法所得到的频谱分辨率较低(本图的频率分辨率 $f = 1$ Hz), 无法检测出 $(1 \pm 2s) f_1$ 频率分量。

(2) 小波变换

(a) 构造组合小波。选用 $f_L = 37.5$ Hz, $f_H = 62.5$ Hz。此频段把工频 50Hz 及旁频带都包含进来, 以便分析。调整 a 值及 f 的值, 以得到良好的平顶效果。平顶效果越好, 同时频带上升下降曲线越陡, 则滤波特性越好。本例取 $a = 1.11$, $f = 0.25$ Hz, 得到的组合小波如图3所示。

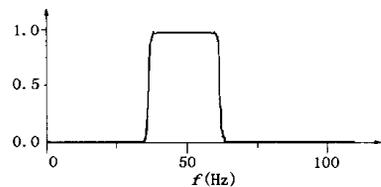


图3 组合小波构成的平顶波

(b) 小波变换。即对原始信号用构造的组合小波滤波, 滤波后的结果如图4所示。

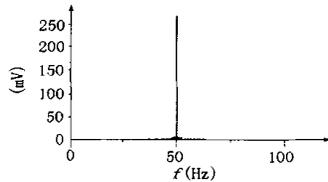


图4 在 37.5Hz~62.5Hz 滤波后的结果

(c) 频移。把滤波后的频带左移 37.5Hz, 如图 5 所示。

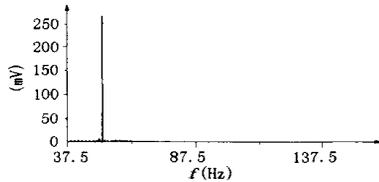


图5 把 37.5Hz 移到原来的 0 频率处

(d) 重采样。令 $m=4$, 即频谱细化 4 倍, 此时的频谱分辨率达到 $f=0.25\text{Hz}$ 。

(e) 对重采样后的信号进行 FFT 变换, 即得到了细化 4 倍的频谱图。如图 6 所示:

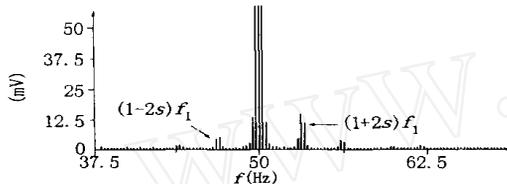


图6 频谱细化后的结果

从图 6 可以看到, 故障分量 $(1 \pm 2s)f_1$ 明显地被提取出来, 图中故障分量的幅值相对工频分量很小, 说明转子断条较少, 属于轻微故障^[6]。

4 结论

通过小波变换细化频谱的方法不需要设计专用

滤波器, 只要改变组合小波参数构造出所需要的组合小波, 就可经小波变换提取细化频段的信息。对于异步电机转子断条或端环断裂, 由于应用传统的 FFT 方法效果不理想, 不得不使用高分辨率的频谱分析仪, 本文把小波频谱细化方法引入此领域, 得到理想的效果。另外, 由于小波及小波变换的特性, 此方法可以广泛应用于信号处理的各个领域。

参考文献:

- [1] THOMSON(美) W T, 等. 一种用来诊断三相异步电动机转子故障的在线计算机电流检测系统[J]. 国外大电机, 1988, (5): 24-34.
- [2] 张龙照, 邱阿瑞. 用频谱分析方法检测异步电机转子故障[J]. 电工技术学报, 1987, (4): 46~50.
- [3] Randy R Schoen, Thomas G Habetler, Farrukh Kamran, Robert G Bartheld. Motor Bearing Damage Detection Using Stator Current Monitoring[J]. IEEE Transactions on Industry Applications. November/December 1995, 31(6): 1274-1279.
- [4] 崔锦泰. 小波分析导论[M]. 西安: 西安交通大学出版社, 1995.
- [5] 马建仓, 吴启彬, 薛建武, 等. 基于小波变换的频谱细化分析方法[J]. 信号处理, 1997, 13(3): 274~279.
- [6] Kliman G B, Koegl R A. Noninvasive Detection of Broken Rotor Bars in Operating Induction Motors[J]. IEEE Transactions on Energy Conversion, Vol. 3, No. 4, December 1988, 873-879.

收稿日期: 2001-09-28

作者简介: 曹豫宁(1975-), 男, 硕士, 研究方向为电力系统自动化继电保护; 李永丽(1963-), 女, 博士教授, 硕士生导师, 研究方向为电力系统故障分析及继电保护。

Diagnosis of rotor faults of inductive motors using spectrum zoom analysis method based on wavelet transform

CAO Yu-ning, LI Yong-li, MEI Yun, LI Bin
(Tianjin University, Tianjin 300072, China)

Abstract: When the rotor-bar or end-ring faults occurs in the inductive motors, there is an additional stator current, whose frequencies are $(1 \pm 2s)f_1$. According to the special features of these signals, the frequency spectrum analyzer with high resolution has been used in order to distinguish the frequencies of fault signals from the stator current. This paper proposed the wavelet spectrum zoom method which is based on the time-frequency localization character of wavelet transform to detect the fault signals. Compared with FFT, the method has high resolution, its performance has been proved by the dynamic fault data of motors.

Keywords: wavelet transform; spectrum zoom; fault diagnosis; inductive motors