

基于小波变换和改进粒子群算法的同步电动机参数辨识

为准确辨识出同步电动机的参数,提出了小波变换和改进粒子群算法相结合的新算法。通过小波变换对三相突然短路电流进行消噪处理,有效地降低了采集噪声,提高了信噪比。根据同步电动机参数辨识数学模型,在标准粒子群算法的基础上应用了线性惯性权重方法,克服了其后期容易陷入局部最优的缺点,提高了参数的求解准确度。通过同步电动机动模试验,对短路电流进行采样研究分析。结果表明,所提算法能够正确辨识出同步电动机各参数,取得了很好的求解效果。

倪良华 李 彬 吕千云 朱天宇/南京工程学院电力工程学院



倪良华/副教授

关键词/Keywords

同步电动机 ·
参数辨识 ·
小波变换 ·
改进粒子群优化算法 ·

准确地获取同步电动机的参数是研究和分析电力系统运行和控制的基础和前提。同步电动机的瞬态参数反映的是其电磁暂态过程,与电力系统的稳定性、电力设备的选择密切相关,此外,电力系统中故障计算、冲击电压计算和励磁系统的设计等,也都需要准确的瞬态参数。同步电动机瞬态参数是基于发生三相突然短路而定义的,所以三相突然短路试验是准确测量同步电动机瞬态参数理想的方法,国家标准GB/T 1029—1993也推荐使用此方法测量同步电动机瞬态参数,传统的包络线方法提出的非周期分量和周期分量准确度不高,误差较大^[1]。

针对传统方法的局限性,提出了不少改进措施,其中文献[2]将Prony算法应用于同步电动机参数辨识中,由于Prony算法对噪声非常敏感,且在实际运用中

存在阶数难以确定问题,导致辨识结果并不理想。文献[3]采用奇异值分解理论对同步电动机参数进行辨识,其抗噪能力较Prony有所提高,但并没有从根本上解决抗噪问题。文献[4]提出了基于HHT的辨识方法,可以在强噪声背景下准确地提取出短路电流数据中的基波分量和直流分量,很大程度上消除了噪声的影响,但HHT的EMD信号分析方法目前存在难以解决的“端点效应”问题^[5]。基于以上研究成果,若是在强噪下直接运用PSO算法进行同步电动机参数辨识,辨识准确度不高,效果不明显。本文首先运用小波变换对同步电动机三相突然短路时定子电流进行滤噪,有效地降低了信号的采集噪声,提高了信噪比。再将粒子群算法应用于参数辨识中,为了提高同步电动机参数辨识的准确性,本文在标准粒子群算法的基础上应用了线性惯性权重方法,加快了收敛速度。为了验证此方法的有效性,通过动模试验对改进的算法进行分析,结果表明所提方法能够准确地辨识出同步电动机各项参数。

小波变换

1. 小波简介

小波分析是一种新兴的理论,也是新的时频分析方法,常被称作数学显微镜。小波变换在时频域局部化的特性可以应用于同步电动机三相短路电流的分析处理。

小波变换是将某个基本小波的函数 $\Psi(t)$ 进行移位 b 后,再在不同尺度 a 下与待

国家自然科学基金(51107120),南京工程学院横
向研究项目(科13-058)资助。

分析信号作内积,即

$$W_f(a,b) \leq f(t)$$

$$\Psi_{a,b}(t) \geq \frac{1}{\sqrt{a}} \int_R f(t) \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right) dt \quad (1)$$

式中, a 为伸缩因子; b 为平移因子。

式 (1) 是连续的小波变换,但在实际应用中,应将其离散化。令 $a = a_0^m$ 、 $b = nb_0 a_0^m$, 通常取 $a = 2$ 、 $b = 1$ 并代入,基本小波的形式为

$$\Psi_{m,n}(t) = a_0^{-\frac{m}{2}} \Psi\left(\frac{t - nb_0 a_0^m}{a_0^m}\right) \quad (2)$$

式中, $a_0, b_0 \in R$, $a_0 > 1$, $b_0 > 0$; $m, n \in Z$ 。

相应的离散小波变换为

$$W_{\text{Df}}(m,n) = \int_R f(t) \Psi_{m,n}(t) dt \quad (3)$$

离散小波变换可在不同时间、频率对信号进行多尺度分解,提取出所需特性。

2. 小波去噪原理

针对含有噪声的信号

$$y(k) = x(k) + e(k) \quad k = 1, 2, \dots, n \quad (4)$$

式中, $x(k)$ 为真实信号; $e(k)$ 为高斯 (Gauss) 白噪声。

小波去噪理论主要包含以下三个过程。

1) 分解: 首先选择母小波和确定分解层 N , 对信号进行 N 层小波分解, 此过程如图1所示。

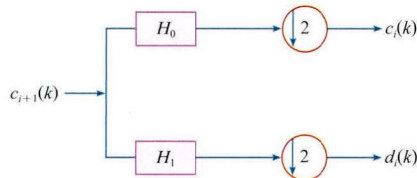


图1 小波分解过程

图中, $c_i(k)$ 为第 i 层小波分解的尺度系数; $d_i(k)$ 为第 i 层小波分解的细节系数; H_1 和 H_0 为高、低通滤波器组。

2) 作用阈值过程: 需要对各层细节系数选一个阈值, 再进行软阈值处理。

3) 小波重构: 根据降噪处理后的系数重构原始信号, 过程与分解相反。

小波去噪就是利用两组滤波器将带有噪声的信号分解为高频和低频分量, 通过高通滤波器得到高频分量; 通过低通滤波器得到低频分量。将这两个分量称为信号通过小波变换在尺度1的表

现。若采样频率是 f_s , 那么低频分量信号的频率为 $[0, f_s/4]$, 高频分量信号的频率为 $[f_s/4, f_s/2]$ 。以此类推, 可以得到在尺度2上的高频和低频分量。最后根据各个尺度上的高频分量与最底层的低频分量叠加重构原信号。

3. 短路电流的小波去噪

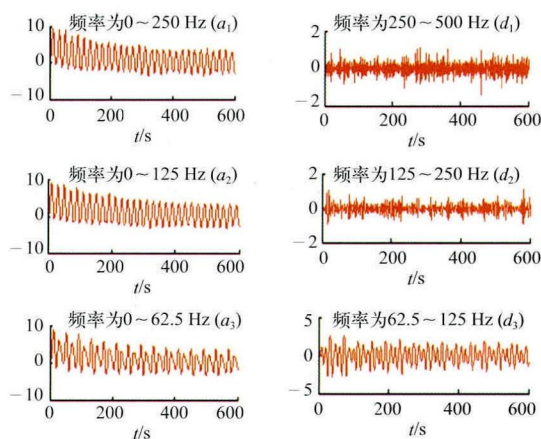
当同步电动机空载时, 突然发生三相短路, 其A相电流的理论表达式为

$$i_a = E \left[\left(\frac{1}{x_d''} - \frac{1}{x_d'} \right) e^{-\frac{t}{T_d''}} + \left(\frac{1}{x_d'} - \frac{1}{x_d} \right) e^{-\frac{t}{T_d'}} + \frac{1}{x_d} \right] \cdot \cos(2\pi ft + \theta_0) - \frac{E}{2} \left(\frac{1}{x_d''} + \frac{1}{x_q''} \right) e^{-\frac{t}{T_a}} \cos \theta_0 - \frac{E}{2} \left(\frac{1}{x_d''} - \frac{1}{x_q''} \right) e^{-\frac{t}{T_a}} \cos(4\pi ft + \theta_0) + e(t) \quad (5)$$

式 (5) 中考虑了短路试验的实际情况, 短路电流分成两部分: 第一部分包括电流的直流分量、基波和二次谐波分量, 由电动机本身的参数决定, 称作短路电流的实际值; 第二部分 $e(t)$ 主要包括饱和、磁滞、涡流与环境噪声所引起的高次谐波电流^[6]。

通过多次试验比较发现, Meyer小波不管在时域还是频域都有很好的局部化特性, 因此选择Meyer小波作为母小波, 实际仿真也取得了理想的结果^[7]。

选取Meyer小波对某带有噪声干扰的短路电流进行3层小波分解, 同时对电流的高频和低频部分分别进行重构, 结果如图2所示。



(a) 小波分解重构的低频分量 (b) 小波分解重构的高频分量

图2 小波分解重构后各层的短路电流

在图2中,数据采样的频率是1 kHz,根据上述内容可知, a_2 是滤噪之后的短路电流, a_3 是滤除了高次谐波与噪声后的A相短路电流。

改进PSO优化算法

粒子群算法是一种新型智能优化算法,PSO的优势在于具有深刻的智能背景,同时简洁且容易实现,适用于工程应用^[8]。

粒子群算法是模拟鸟群觅食的过程。每只鸟可看作是算法中的一个粒子,各粒子间通过协作找到最优位置。鸟群在觅食的过程中,不停地改变在空中飞行的位置和速度,直至找到目标。将此过程转为一个数学模型,即转化为在一定的搜索区域内寻找最值的问题。优化问题的每个解称为一个粒子,通过定义一个适应度函数来衡量解的优化程度,适应度函数中取得最优适应值的粒子位置就是优化问题在 N 维空间中的最优解^[9]。

首先,在 N 维搜索空间里将每一个粒子进行初始化,使每个粒子都有初始的位置和速度方向。其次,每个粒子根据个体和群体的飞行经验进行搜索,在搜索过程中,每个粒子通过跟踪两个点来更新自己的位置和速度方向。第一个点是每个粒子本身在搜索过程中所达到的最优位置,称为个体最优解 P_{best} ;第二个点是群体在搜索过程中所达到的最优位置,称为全局最优解 G_{best} ^[10]。

因此,在运用粒子群算法时,关键有三点:一是保持自身惯性的速度 V ;二是根据自身的最优位置 P_{best} 改变运行状态;三是根据群体的最优位置 G_{best} 改变运行状态。根据以上三点,粒子群最终能够发现最优解。

设搜索空间是 N 维,总共有 n 个粒子。第 i 个粒子的空间位置表示为 $X_i=(x_{i1}, x_{i2}, x_{i3}, \dots, x_{iN})$,速度表示为 $V_i=(v_{i1}, v_{i2}, v_{i3}, \dots, v_{iN})$ 。第 i 个粒子在搜索过程中找到的自身历史最优位置 P_{best} 表示为 $P_i=(p_{i1}, p_{i2}, p_{i3}, \dots, p_{iN})$,粒子群在搜索过程中的最优位置 G_{best} 记为 $P_g=(p_{g1}, p_{g2}, p_{g3}, \dots, p_{gN})$ 。每个粒子根据速度和位置的更新对式(6)和式(7)进行改变。

$$v_{im}(k+1)=\omega v_{im}(k)+c_1 r_1 [p_{im}(k)-x_{im}(k)]+c_2 r_2 [p_{gm}(k)-x_{im}(k)] \quad (6)$$

$$x_{im}(k+1)=x_{im}(k)+v_{im}(k+1) \quad (7)$$

式中, ω 为惯性因子,通常设为定值1; r_1 、 r_2 为随机数,在0和1之间; $1 \leq i \leq n$, $1 \leq m \leq N$; c_1 、 c_2 为加速因子,通常取2,用来调整粒子在运动中的个体和群体经验。

在式(6)中, ω 取定值,为了加快收敛速度与算法的性能,本文在标准PSO算法中应用了线性惯性权重方案,该方案中惯性权重的取值为

$$\omega(k)=(\omega_{\max}-\omega_{\min})\frac{I_{\max}-k}{I_{\min}} \quad (8)$$

$$k=0, 1, \dots, I_{\max}-1$$

式中, k 为迭代的时刻; $\omega_{\max}$ 和 $\omega_{\min}$ 为惯性权重的最大取值和最小取值,通常取值0.9和0.4; $I_{\max}$ 为算法的最大迭代次数。

该方法的原理是在刚开始迭代时,惯性权重较大,搜索速度较快,因而扩大了搜索的范围,快速定位了最优解的大概位置,随着 ω 的减小,粒子的搜索速度也减小,对粗略定位最优解所在的区域进行了更加准确的局部搜索。此方法不仅能够加快收敛速度,还能提高算法的性能。

同步电动机的参数辨识

首先运用小波变换进行滤噪处理,提高采样信号的信噪比,在式(5)中,对含有Gauss白噪声 $e(t)$ 的 i_a 进行小波处理,降低噪声的影响。剩下的参数还有 x_d 、 x_d' 、 x_d'' 、 x_q'' 、 T_a 、 T_d' 和 T_d'' 。同步电抗 x_d 可以根据短路试验和空载试验进行准确的测量,所以在参数辨识时作为已知量。因此式(5)是具有六个参数的函数,可以将其简记为 $i_a=i(x_d', x_d'', x_q'', T_a, T_d', T_d'')$ 。

同步电动机参数辨识实质上是多维参数的优化问题。粒子的维数就是待辨识的参数个数。

定义输出误差的二次方和为粒子群算法的适应度函数,即

$$F_{\min}=\sum [I_a(n)-I_a'(n)]^2 \quad (9)$$

式中, $I_a(n)$ 为同步电动机辨识模型的实际输出; $I_a'(n)$ 为以粒子矢量为参数的同步电动机参数辨识

模型的计算输出。

粒子群优化算法参数辨识的流程如图3所示。

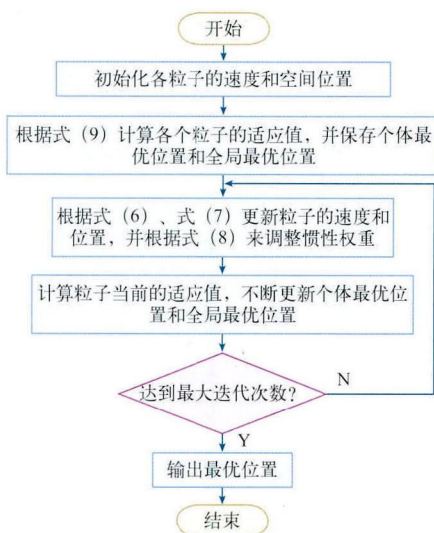


图3 粒子群算法流程

粒子群优化算法同步电动机参数辨识的步骤为:

1) 设置待辨识系统的参数、算法中粒子的维数和适应度函数。同步电动机模型中,待辨识的参数有 x_d' 、 x_d'' 、 x_q'' 、 T_a 、 T_d' 和 T_d'' ,因此粒子群的维数是6,搜索的空间也是六维空间。同时设置粒子群算法的参数,如最大速度 $v_{\max}$ 、惯性因子 ω 和最大的迭代次数 $I_{\max}$ 。

2) 初始化粒子群,在速度和空间位置变化范围内随机生成第 i 个粒子初始时刻的速度矢量 $\mathbf{v}_i(1)=[v_{i1}(1), v_{i2}(1), \dots, v_{i6}(1)]$,空间位置矢量 $\mathbf{x}_i(1)=[x_{i1}(1), x_{i2}(1), \dots, x_{i6}(1)]$ 。

3) 计算此时各粒子的适应度函数值,并且将各粒子的适应度函数值作为个体最优解,将粒子群里最小的适应度函数值作为全局最优解。同时,将各粒子的位置作为个体最优解存放于 P_{best} 中,将和粒子群最小适应度函数值相对应的粒子位置作为全局最优解存放于 G_{best} 中。

4) 判断当前时刻的迭代次数是否等于 $I_{\max}$ 最大迭代次数。如果相等,则输出最小适应度函数值相对应的粒子位置,也就是 x_d' 、 x_d'' 、 x_q'' 、 T_a 、 T_d' 和 T_d'' ;否则执行步骤5)。

5) 根据式(6)和式(7)不断地更新粒子的速度和位置,同时根据式(8)来调整惯性权重。

6) 再次计算各粒子当前的适应值,比较已知

的适应值和当前的适应值大小。如果当前的适应值更小,那么就更新相应粒子的 P_{best} 。同时比较各粒子的最小适应值和全局最小适应值,如果存在更小的值,则更新于 G_{best} 中。

仿真算例

为了验证上述算法的有效性和可行性,本文对同步电动机进行动模试验。在电动机实际的运行过程中,实际参数值是未知的。假设一组电动机参数的真实值,可得到三相短路电流的仿真值。设定某个电动机的参数为: $P_N=200\text{ MW}$, $U_N=13.8\text{ kV}$, $T_d''=0.0225\text{ s}$, $T_d'=0.25\text{ s}$, $T_a=0.105\text{ s}$, $x_d''=0.187$, $x_d'=0.304$, $x_q''=0.200$, $x_d=1$, $E=1$,短路合闸角 $\theta_0=0$,采样频率 $f_s=1\text{ kHz}$,根据建立的模型可以得到仿真A相的短路电流,仿真时间为 $0\sim 0.6\text{ s}$ 。仿真结果如图4~图6所示。

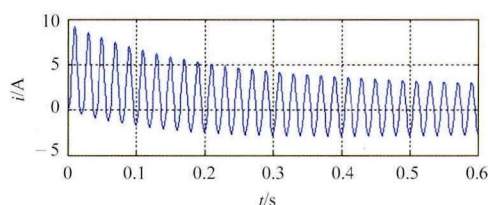


图4 理想情况下不带噪声的三相短路电流

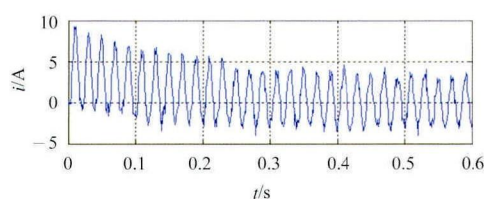


图5 带Gauss白噪声的三相短路电流

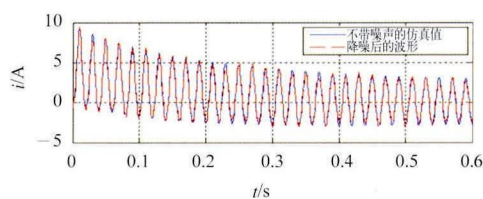


图6 小波处理后的三相短路电流

根据上述仿真结果分析,发生三相突然短路时,A相的短路电流为指数衰减型函数。假设该电流含有 $\text{SNR}=15\text{ dB}$ 的Gauss白噪声,仿真结果如图5所示,如果直接用该电流采样来辨识同步电动机的参数,辨识误差较大。因此先将含有Gauss白噪

声的短路电流进行小波处理，提高信噪比。图6为经小波滤噪后短路电流的波形。对于小波处理后的波形进行采样，利用粒子群优化算法辨识同步电动机的参数。

利用Matlab中的m文件编制同步电动机参数辨识所用到的粒子群优化算法的程序，辨识结果和误差如下表所示。

表 改进粒子群算法与EMD + Prony算法参数辨识结果

参数	设定值	本文算法	误差 (%)	EMD + Prony	误差 (%)
x_d'/Ω	0.304	0.299	1.644	0.295	2.796
x_d''/Ω	0.187	0.185	1.069	0.185	1.069
x_q''/Ω	0.200	0.205	2.500	0.209	4.500
T_d/s	0.105	0.106	0.952	0.107	1.333
T_d'/s	0.25	0.244	2.400	0.236	5.609
T_d''/s	0.022 5	0.022 9	1.778	0.023 6	4.889

Prony算法运用于参数辨识中，考虑到噪声的影响，辨识得到的参数值误差较大，上述表中将EMD结合Prony算法可以有效地降低噪声，提高辨识准确度。本文将小波滤噪后的短路电流采样值通过粒子群优化算法进行编程，得到各参数的辨识值，与设定值比较所得误差均在2.5%内，完全满足参数辨识的要求。与EMD方法相比，辨识准确度更高。因此，将粒子群优化算法应用在同步电动机参数辨识中，可以准确地实现对同步电动机的参数辨识。

结束语

本文根据同步电动机参数辨识的数学模型，提出了一种基于小波变换和改进粒子群优化算法相结合的参数辨识算法。对同步电动机进行动模试验，在同步电动机发生突然三相短路时，采集A相电流，将其经过小波滤噪，大大提高了电流的SNR，将处理后的电流运用粒子群算法进行计算。由于传统基本粒子群算法空间搜索能力较弱，文中提出了线性惯性权重方案。迭代初期，惯性权重 ω 较大，因而扩大了搜索的范围，快速定位了最优解的大概位置，随着 ω 的减小，对粗略定位最优

解所在的区域也进行了更加准确的局部搜索。此方法不仅能够加快收敛速度，还能提高算法的准确度。结果表明，此算法辨识的结果误差很小，准确度较高，简单且容易实现，具有较好的应用前景。

参考文献

[1] 沈善德. 电力系统辨识 [M]. 北京: 清华大学出版社, 1992.

[2] 苏小林, 周双喜. Prony法在同步发电机参数辨识中应用 [J]. 电力自动化设备, 2006, 26 (9): 1-4.

[3] 蒋铁铮, 陈元新, 易丹. 奇异值分解 (SVD) 理论在同步电动机参数辨识中的应用 [J]. 长沙电力学院学报: 自然科学版, 2000, 15 (1): 56-58.

[4] 邓拥军, 王伟, 钱成春. EMD方法及Hilbert变换中边界问题的处理 [J]. 科学通报, 2001, 46 (3): 257-263.

[5] 纪跃波, 秦树人, 柏林, 等. 有限区间信号边界效应问题的研究 [J]. 振动与冲击, 2002, 21 (4): 108-112.

[6] 吴旭升, 马伟明, 王公宝, 等. 基于小波变换和prony算法的同步电动机参数辨识 [J]. 电力系统自动化, 2003, 27 (19): 38-42.

[7] 彭玉华. 小波变换与工程应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2000.

[8] 王峰, 邢科义, 徐小平. 系统辨识的粒子群优化方法 [J]. 西安交通大学学报, 2009, 43 (2): 116-120.

[9] 金义雄, 程浩忠, 严健勇, 等. 改进粒子群算法及其在输电网规划中的应用 [J]. 中国电机工程学报, 2005, 25 (4): 46-50.

[10] 查卫华, 袁越, 张涛. 基于改进粒子群算法的励磁系统参数辨识 [J]. 电力系统保护与控制, 2010 (11): 29-32.

(收稿日期: 2014-04-14) EA