

# 基于内点法和离散粒子群算法的输电网参数辨识

周寅飞

(无锡供电公司,江苏无锡 214101)

**摘要:**准确的电网参数是调度平台能量管理系统进行电网安全稳定分析和控制决策的重要基础。以残差加权最小绝对值(WLAV)为目标函数,能有效抑制不良数据对参数辨识结果的影响,采用现代内点法对WLAV进行求解,收敛性好。针对传统参数辨识的系统矩阵条件数过大,易出现程序发散的特点,将原-对偶内点法和离散粒子群(DPSO)算法相结合,给出了一种输电网参数辨识方法,仿真结果表明该方法在计算速度和数值稳定性方面具有明显的优势。

**关键词:**内点法;离散粒子群算法;可疑支路;抗差估计;参数辨识

**中图分类号:**TM 734

**文献标志码:**B

**文章编号:**1009-0665(2014)01-0022-04

状态估计自20世纪70年代引入电力系统调度中心以来,已成为调度自动化系统的核心与基石<sup>[1]</sup>。网络分析和基于网络分析的优化决策与控制都依赖于状态估计结果,其结果必需尽可能接近真值。然而实际量测系统中往往含有不良数据,对状态估计结果产生影响,从而偏离真实值<sup>[2,3]</sup>。此外,传统状态估计一般假定电网参数正确,而实际上由于参数录入错误、参数理论与现场实际值不对应以及工况变化等都可能造成电网参数错误,对电网决定与控制产生长期不利的影响<sup>[4]</sup>。因此,状态估计应具有同时对不良数据及参数错误进行辨识的功能。目前关于这一问题的研究主要侧重2个方面:(1)在已有参数辨识程序中嵌入含不良数据辨识<sup>[5]</sup>的模块,该方法存在难于处理杠杆量测及多个强相关不良数据的不足;(2)抗差估计,其中较受欢迎的是加权最小绝对值(WLAV)估计<sup>[6]</sup>。WLAV估计结果能保证多个量测量的残差为0,从而有效利用正确的量测值摒弃不良数据。

参数辨识主要有基于残差灵敏度分析和增广状态估计法,由于直接将支路参数作为状态变量增广到状态估计中进行计算易于处理,在实际应用中较为广泛<sup>[7-9]</sup>。但该方法容易导致系数矩阵条件数过大,降低了程序稳定性。文献[10]用可疑支路潮流补偿量代替支路参数来做参数辨识,一定程度上改善了数值稳定性。文献[11]利用粒子群(PSO)算法对参数辨识进行求解,但该方法运行效率不高,难于直接用于实际电网。非线性内点法<sup>[12]</sup>和PSO算法在WLAV参数辨识的应用已取得了一定的经验和成果。前者具有收敛性好、鲁棒性强的优点,但难于处理变压器档位等离散变量;后者具有很强的离散变量处理能力和全局收敛的优点,但寻优速度慢,使得其单独在参数辨识的应用受到限制<sup>[13]</sup>。文中将原-对偶内点法和离散粒子群(DPSO)算法相结合,给出了一种输电网参数辨识方

法,并进行了算例仿真。

## 1 WLAV 参数辨识数学模型

在给定结构和网络参数的条件下,电力系统的遥测量方程可表示为:

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}) + \mathbf{r}_i \quad i=1,2,\dots,m \quad (1)$$

式中: $\mathbf{Z}_i, \mathbf{h}_i, \mathbf{r}_i$ 分别为系统中测点*i*的量测值、量测函数和量测误差; $\mathbf{x}$ 为系统状态,包括节点电压幅值和相角; $m$ 为系统中测点数目。

状态估计的加权最小绝对值数学模型为:

$$\begin{cases} \min \sum_{i=1}^m c_i |\mathbf{r}_i| \\ \text{s.t. } \mathbf{r}_i = \mathbf{Z}_i - \mathbf{h}_i(\mathbf{x}) \quad i=1,2,\dots,m \end{cases} \quad (2)$$

式中: $\mathbf{c}=[c_1, \dots, c_m]^T$ ,为权系数向量,一般取 $c_i=1/\sigma_i^2$ , $\sigma_i^2$ 为第*i*个量测误差的方差。

参数估计的增广状态估计,就是将待估计参数作为变量,与原节点状态量一起参与估计。相应的增广状态估计量测方程为:

$$\mathbf{Z}_i = \mathbf{h}_i(\mathbf{x}, \mathbf{p}) + \mathbf{r}_i \quad i=1,2,\dots,m \quad (3)$$

式中: $\mathbf{p}$ 为参数状态量。

## 2 非线性内点法

对式(2)模型进行求解,引入松弛变量 $l > 0, u > 0$ , $l \in \mathbf{R}^m, u \in \mathbf{R}^m$ ,文献[4]提出利用 $l+u$ 替代 $|\mathbf{r}|$ ,即:

$$\begin{cases} \mathbf{Z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}) - \mathbf{r} + 2l = 0 \\ -\mathbf{Z} + \mathbf{h}(\mathbf{x}) - \mathbf{r} + 2u = 0 \end{cases} \Rightarrow l + u = |\mathbf{r}| \quad (4)$$

将式(2)的等式约束改造为障碍函数,可得拉格朗日函数如下:

$$\mathbf{L}(\mathbf{x}, \mathbf{y}, l, u, \boldsymbol{\alpha}, \boldsymbol{\beta}) = \mathbf{c}^T (l + u) - \mathbf{y}^T [\mathbf{Z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}) + l - u] - \boldsymbol{\alpha}^T l - \boldsymbol{\beta}^T u \quad (5)$$

式中: $\mathbf{y} \in \mathbf{R}^m, \boldsymbol{\alpha} \in \mathbf{R}^m, \boldsymbol{\beta} \in \mathbf{R}^m$ 为拉格朗日乘子。该式的库

恩-塔克(Karush-Kuhn-Tucker)条件为:

$$\begin{cases} L_\alpha = -l \Rightarrow L_\alpha^\mu = ALe - \mu e = 0 \\ L_l = c - y - \alpha = 0 \\ L_\beta = -u \Rightarrow L_\beta^\mu = BUe - \mu e = 0 \\ L_u = c + y - \beta = 0 \\ L_x = \nabla_x h(x)y = 0 \\ L_y = -Z + h(x) - l + u = 0 \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\nabla_x h(x)$ 为 $h(x)$ 的雅可比矩阵; $\mu$ 为扰动因子; $L, U, A, B$ 分别为以 $l, u, \alpha, \beta$ 作为对角元素的对角阵; $e = [1, \dots, 1]^T$ 。将式(6)各式进行泰勒级数展开,并保留 $L_l$ 与 $L_u$ 的高阶项,得到:

$$L\Delta\alpha + A\Delta l = -ALe + \mu e - \Delta A\Delta l e \quad (7)$$

$$-\Delta y - \Delta\alpha = -c + y + \alpha \quad (8)$$

$$B\Delta\alpha + U\Delta\beta = -BUe + \mu e - \Delta B\Delta Ue \quad (9)$$

$$\Delta y - \Delta\beta = -c - y + \beta \quad (10)$$

$$\nabla_x^2 h(x)y\Delta x + \nabla_x h(x)\Delta y = -\nabla_x h(x)y \quad (11)$$

$$\nabla_x h(x)\Delta x - \Delta l + \Delta u = Z - h(x) + l - u \quad (12)$$

式中: $\nabla_x^2 h(x)$ 为 $h(x)$ 的海森矩阵。由式(7)、式(9)相加得 $\mu = (\alpha^T l + \beta^T u) / (2m)$ ,定义对偶间隙 $C_{\text{gap}} = \alpha^T l + \beta^T u$ 作为收敛判据(例如 $C_{\text{gap}} < 10^{-6}$ 则算法收敛<sup>[6]</sup>),若不满足收敛条件,则修正障碍参数:

$$\mu = \sigma C_{\text{gap}} / (2m) \quad (13)$$

然后进行下一次迭代计算,直至算法满足收敛条件。式中 $\sigma$ 为中心参数,一般取0.1,在大部分情况下能够获得比较好的收敛性。利用阻尼牛顿法可对以上线性方程组进行求解,并计算:

$$\begin{cases} \alpha_p = 0.9995 \min \left\{ \min \left( \frac{-l_i}{\Delta l_i}, \Delta l_i < 0; \frac{-u_i}{\Delta u_i}, \Delta u_i < 0 \right), 1 \right\} \\ \alpha_d = 0.9995 \min \left\{ \min \left( \frac{-\alpha_i}{\Delta \alpha_i}, \Delta \alpha_i < 0; \frac{-\beta_i}{\Delta \beta_i}, \Delta \beta_i < 0 \right), 1 \right\} \end{cases} \quad (14)$$

$$\alpha = \min \{ \alpha_p, \alpha_d \} \quad (15)$$

式中: $\alpha_p, \alpha_d$ 分别为原、对偶变量的迭代步长,其目的是保证各变量满足大于0的条件。各变量修正方程为:

$$\begin{cases} x^{(k+1)} = x^{(k)} + \alpha_p \Delta x \\ l^{(k+1)} = l^{(k)} + \alpha_p \Delta l \\ u^{(k+1)} = u^{(k)} + \alpha_p \Delta u \end{cases}, \begin{cases} y^{(k+1)} = y^{(k)} + \alpha_d \Delta y \\ \alpha^{(k+1)} = \alpha^{(k)} + \alpha_d \Delta \alpha \\ \beta^{(k+1)} = \beta^{(k)} + \alpha_d \Delta \beta \end{cases} \quad (16)$$

### 3 DPSO 算法

Clerc提出一种针对离散变量优化问题的DPSO算法,该算法中粒子也是通过追踪2个极值粒子进行

迭代寻优。DPSO算法的数学描述如下:

$$v_{id}^{k+1} = w v_{id}^k + c_1 r_1 (p_{\text{best},id}^k - x_{id}^k) + c_2 r_2 (g_{\text{best},id}^k - x_{id}^k) \quad (17)$$

$$x_{id}^k = \begin{cases} 1 & r_3 < S(v_{id}^{k+1}) \\ 0 & \text{其他情况} \end{cases} \quad (18)$$

式中: $x_{id}^k, v_{id}^k$ 分别为粒子 $i$ 在第 $k$ 次迭代时的位置和速度; $w$ 为惯性权重; $c_1, c_2$ 为学习因子,一般取1.9~2.1; $r_1, r_2, r_3$ 为0~1之间均匀分布的随机数; $p_{\text{best},id}$ 为粒子 $i$ 本身找到的最优解; $g_{\text{best},id}$ 为整个粒子群的最优解; $S(v) = 1 / (1 + e^{-v})$ 为sigmoid转换函数。以线路 $L_{ij}$ 为例,说明该线路可疑程度的适应度函数为:

$$\text{fitness}(x, p) = \sum_{i=1}^l c_i |Z_i - h_i(x, p)| \quad (19)$$

式中: $l$ 为该线路上的量测数目,包括首末端功率量测及节点电压量测。

## 4 混合算法在WLAV参数辨识的应用

### 4.1 混合算法

针对内点法和DPSO算法的特点,文中提出一种有效的混合算法<sup>[13,14]</sup>:首先忽略变压器分抽头等离散变量,将参数辨识转化为一个连续的非线性规划问题,利用内点法直接求解;在此基础上,根据变量的性质,将参数辨识分解为连续优化和离散优化2个子问题,分别利用内点法和DPSO算法交替求解,直到取得满意的优化结果。

在利用内点法处理连续优化子问题时,以离散优化的变压器分抽头辨识结果为基础,从而将参数辨识问题转化为不含离散变量的优化问题。在利用DPSO算法处理离散优化子问题时,又以内点法的优化结果为基础,仅计算变压器分抽头等离散变量,这样可有效减少计算量,提高参数辨识的效率。为此,基于原-对偶内点法和DPSO算法的参数辨识流程如下:

(1) 输入量测数据,获取系统的节点信息和支路信息,将可疑支路集中变压器分抽头等离散变量赋值于DPSO算法,确定DPSO的粒子群规模等参数,并对粒子位置及速度初始化。

(2) 假定离散变量为常数,利用内点法对参数辨识进行求解,每次调用时重复如下步骤:① 初始化参数,给原变量和对偶变量赋初值,同时计算障碍参数的初值;② 在当前建立牛顿方程组式(7—12),计算牛顿方向;③ 利用式(13—16)计算原变量和对偶变量的迭代步长,更新原-对偶变量,修正障碍参数;④ 计算对偶间隙 $C_{\text{gap}}$ ,若 $C_{\text{gap}} < 10^{-6}$ 则迭代终止转步骤(3),否则转步骤②。

(3) 计算DPSO适应度值,其中变压器分抽头状

态为上一步最终的计算结果。

(4) 更新粒子的历史最优位置  $p_{best,id}$  和全局最优位置  $g_{best,id}$  以及适应度值。

(5) 按式(17)和式(18)更新 DPSO 种群;计算最优适应度值,判断是否满足收敛条件,如是,则转(2),否则转至步骤(3)。

## 4.2 仿真实验

### 4.2.1 单一算法的辨识结果

以 IEEE 30 节点系统为例,首先利用内点法和 DPSO 算法单独进行参数辨识。该系统共有 4 台 2 卷变压器,各变压器的分接头位置均设为 21 档(从-10~10),抽头位置每调节一档,变比变化 0.01。所有算法均基于 C 语言实现,在至强 E-1230 V2、主频 3.3 GHz 的个人机器上仿真。其中,DPSO 算法的种群规模都设为 30,最大迭代次数为 100;内点法迭代过程中对偶间隙的收敛判据为  $10^{-6}$ (标么值)。仿真试验用的生数据由潮流结果加 2% 标准差随机误差获得,通过对生数据置零的方式获得仿真量测数据。参数辨识结果见表 1,内点法和 DPSO 寻优过程如图 1 和图 2 所示。

表 1 单一算法的参数辨识结果

可疑支路	真实值		内点法		DPSO 算法	
	电抗	档位	电抗	变比 / 取整	电抗	档位
$T_{6-9}$	0.208 0	-2	0.208 2	0.9784/-2	0.208 5	-2
$T_{6-10}$	0.556 0	-3	0.556 5	0.9618/-4	0.555 7	-3
$T_{4-12}$	0.256 0	-7	0.255 7	0.9388/-6	0.256 4	-7
$T_{27-28}$	0.396 0	-3	0.395 4	0.9675/-3	0.387 9	-3

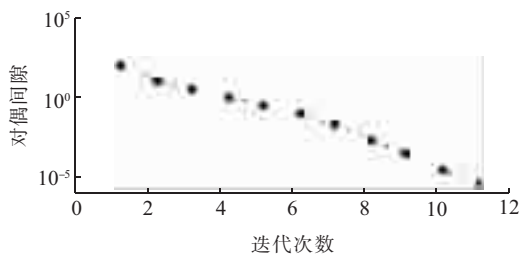


图 1 内点法求解过程

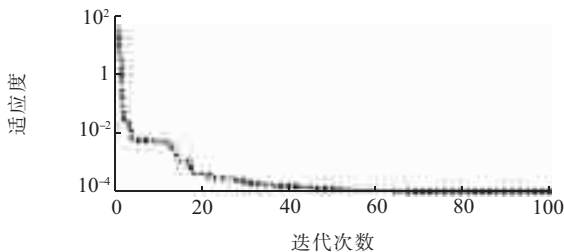


图 2 DPSO 算法求解过程

由图 1 可知,基于内点法的 WLAV 参数辨识迭代 11 次收敛,计算时间仅为 0.457 s,满足工程要求。由表 1 可知,内点法的参数辨识结果与真实值较接近,最大误差仅为 0.001 2,能有效抑制不良数据的影响。但内

点法得到的结果为连续解,不满足实际系统中分接头调节的离散要求,若对内点法辨识结果就近取整,则 T4-12 的档位(-4)又与真实值(-3)不符。因此,单独靠简单的取整策略无法解决内点法难于处理离散变量的问题。而 DPSO 算法由于将分抽头变量看作离散变量,不存在以上问题,但 DPSO 算法寻优过程迭代次数太多,平均计算时间为 18.643 s,且存在容易陷入局部最优解的不足,不适于求解大规模参数辨识。

由以上分析可知,DPSO 算法和内点法各具特色,也各有不足,单独利用上述 2 种方法均无法取得满意的效果。因此,充分发挥两类方法的优势,采用优势互补的高性能混合算法非常必要。

### 4.2.2 混合算法辨识结果

为了验证该混合算法的有效性,仍以 IEEE 30 节点系统为例进行参数辨识,并与单一算法进行比较,结果见表 2。仿真中,DPSO 算法的种群规模设置为 30,最大迭代次数为 100;内点法的对偶间隙收敛判据为  $10^{-6}$ ,最大迭代次数为 25。图 3 给出了混合策略参数辨识过程。

表 2 混合算法参数辨识结果

可疑支路	$T_{6-9}$	$T_{6-10}$	$T_{4-12}$	$T_{27-28}$
电抗	0.207 3	0.556 2	0.255 0	0.395 4
分接头档位	-2	-3	-7	-3

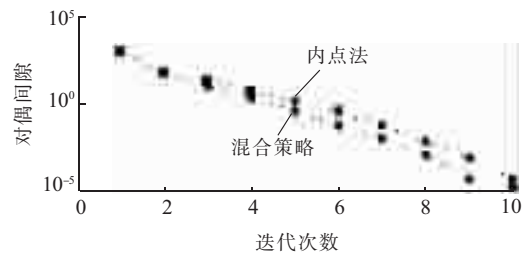


图 3 混合算法求解过程

由表 2 可知,在内点法迭代过程中,不断利用 DPSO 算法对变压器分抽头等离散变量进行更新,辨识结果与真实值基本一致。此外,利用该混合算法进行参数辨识时,能动态调整分接头的档位,使寻优方向更加准确,这与其实际迭代次数减少的现象相符。

### 4.2.3 算法稳定性讨论

DPSO 算法是一种随机优化方法,每次优化所需的计算时间和辨识结果不尽相同。该混合算法中包含 DPSO 算法,因此在辨识参数过程中也含有随机性。同时,为了验证混合算法和 DPSO 算法对更大规模系统的实际性能,针对 IEEE 118 节点系统进行 100 次参数辨识,变压器分接头档位的统计结果对比见表 3。该系统分接头档位仍为 21 档,调节步长为 0.01。

由表 3 可知,单独采用 DPSO 算法对 IEEE 118 节点系统变压器分抽头进行辨识时,部分最终档位偏离

表3 变压器分接头档位辨识结果统计

可疑 支路	DPSO 算法			混合策略		
	最大 值	最小 值	平均值/ 取整	最大 值	最小 值	平均值/ 取整
$T_{8-5}$	0	-2	-1.354 3/-1	0	-2	-1.015 4/-1
$T_{26-25}$	-2	-6	-3.876 9/-4	-3	-5	-3.978 6/-4
$T_{30-17}$	-3	-5	-4.054 8/-4	-4	-4	-4.000 0/-4
$T_{38-37}$	-4	-7	-5.348 7/-5	-5	-7	-6.057 9/-6
$T_{63-59}$	-3	-5	-4.102 7/-4	-3	-5	-3.974 3/-4
$T_{64-61}$	1	-2	-0.589 6/-1	0	-1	-0.934 8/-1
$T_{65-66}$	-4	-7	-5.134 8/-5	-6	-7	-6.105 4/-6
$T_{68-69}$	-5	-7	-5.871 3/-6	-5	-6	-5.871 7/-6
$T_{81-80}$	-5	-6	-5.587 4/-6	-5	-6	-5.941 3/-6

真实值,且由于优化变量包含节点电压幅值和相角等连续变量,最大波动幅度为 0.052 6,而混合算法将离散变量与连续变量分解,波动幅度仅为 0.001 5,为 DPSO 算法的 12.4%,表明混合算法更加稳定、可靠。同时,在计算效率上,DPSO 算法的平均计算时间为 116.742 s,而混合算法仅需 7.497 s,具有明显的优势。

## 5 结束语

针对基于内点法的 WLAV 参数辨识难以处理离散变量问题的不足,将 DPSO 算法引入参数辨识的离散优化子问题中,并提出连续优化与离散优化 2 个子问题交替迭代的混合算法。算例仿真验证了算法的有效性,该算法有如下特点:(1) 与单独算法求解参数辨识相比,文中混合算法充分利用 2 种方法的优势,相互补充,适用于含离散变量及连续变量的参数辨识问题;(2) 将 DPSO 算法嵌入内点法的迭代过程中,一定程度上克服了易陷入局部最优的不足;(3) DPSO 算法与内点法的具体实施方案进行了动态调整,从而大幅度提高混合算法的计算效率。离散优化与连续优化综合算法的理论仍处于不断发展之中,混合算法是一种较为有效的方法。同时,如何进一步提高混合算法的

收敛速度及并行计算等技术值得进一步探讨和研究。

## 参考文献:

- [1] 李碧君,薛禹胜,顾锦汶,等. 抗差估计及其在电力系统中的应用[J]. 电力系统自动化,1999,23(1): 56-60.
- [2] 吴文传,郭 焯,张伯明. 指数型目标函数电力系统抗差状态估计[J]. 中国电机工程学报,2011,1(4):67-71.
- [3] 郭 伟,单渊达. M 估计及其在电力系统状态估计中的应用[J]. 中国电机工程学报,2000,20(9):26-31.
- [4] CELIK M K, ABUR A. A Robust WLAV State Estimator Using Transformations[J]. Transactions on Power Systems, 1992, 7(1): 106-113.
- [5] 刘广一, 于尔铿,夏祖治. 状态估计中不良数据可检测及可辨识性的定量分析理论[J]. 电力系统自动化,1991,11(12): 22-26, 56.
- [6] 颜全椿,卫志农,孙国强,等. 基于多预测-校正内点法的 WLAV 抗差状态估计[J]. 电网技术,2013,37(8):2194-2200.
- [7] SLUTSKER I W, MOKHTARI S, Clements K A. Real Time Parameter Estimation in Energy Management Systems[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1996, 11(3):1393-1399.
- [8] 丁 蓝,欧智乐,汤致凯,等. 输电线路参数辨识的影响因素研究[J]. 电网技术,2013,37(7):1948-1953.
- [9] 何 桦,柴京慧,卫志农,等. 基于量测残差的改进参数估计方法[J]. 电力系统自动化,2007,31(4):33-36, 96.
- [10] LIU W H E, LIM S L. Estimation of Parameter Errors from Measurement Residuals in State Estimation[J]. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7(1):81-89.
- [11] 闫丽梅,张士元,任伟建,等. 基于粒子群进化算法的电力系统状态估计研究[J]. 电力系统保护与控制,2010,38(22): 86-89, 95.
- [12] Hua Wei, Hiroshi Sasaki, Junji Kubokawa, et al. Large Scale Hydrothermal Optimal Power Flow Problems Based on Interior Point Method Non-linear Programming[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(1):396-403.
- [13] 刘盛松,徐 田,王 敏. 基于非线性原-对偶内点法的 OPF 算法及其校正策略[J]. 江苏电机工程,2005,24(6):31-34.

作者简介:

周寅飞(1986),男,江苏苏州人,助理工程师,从事变电运行工作。

## A Hybrid Strategy Based on Interior Point Method and DPSO for Electricity Transmission Network Parameter Estimation

ZHOU Yinfei

(Wuxi Power Supply Company, Wuxi 214101, China)

**Abstract:** Accurate power system parameters are the foundation to form a reliable power system model, which is essential for security early warning and control system. The objective function is residual weighted least absolute value(WLAV), which can reduce the impact of bad data on parameter identification results. This model can be solved by modern interior point method (IPM), which has well performance in convergence. Due to the drawback of large number of conditions of traditional parameter identification matrix and bad convergence, a IPM and discrete particle swarm optimal (DPSO) algorithm mixed method is used so that the efficiency of the hybrid strategy is greatly improved. Finally, the numerical examples of IEEE standard systems are employed to validate the effectiveness of the proposed algorithm.

**Key words:** interior point method; discrete particle swarm optimization; weighted least absolute value; robust estimation; parameter identification