

电力系统低模型耦合智能状态估计

赵化时¹, 李 胜², 林子杰³, 何宇斌¹, 周华锋¹,
陈根军³, 胡斯佳², 曹一家²

(1. 中国南方电网电力调度控制中心, 广东 广州 510623; 2. 湖南大学电气与信息工程学院, 湖南 长沙 410082;
3. 南京南瑞继保电气有限公司, 江苏 南京 211102)

摘 要: 在传统电力系统状态估计中, 状态修正方程的迭代步长一般选取固定值, 该方法常因数据质量低、网络条件复杂而不能有效收敛。为解决该问题并提高状态估计的适配性, 首先, 对经典逻辑函数进行重构, 找到在图像上与状态估计高质量数值迭代具有天然适配性的母函数, 并将其作为步长控制因子, 通过控制参数实现步长因子的智能调整。然后, 引入权因子函数, 使算法在迭代过程中执行变权操作, 可降低不良数据的影响。与解析方法调整步长的策略相比, 该方法具有对模型耦合性较低、可移植性强的特点。最后, 以 IEEE 30 节点系统为例, 在量测出现不良数据和网络准病态、病态的条件下, 验证所提方法的数值稳定性、运算效率和估计质量均明显优于传统固定步长方法。

关键词: 低模型耦合性; 智能步长调整; 状态估计; 估计质量; 权重调整

DOI: 10.19781/j.issn.1673-9140.2022.02.013 中图分类号: TM73 文章编号: 1673-9140(2022)02-0116-13

Smart power system state estimation with low model coupling

ZHAO Huashi¹, LI Sheng², LIN Zijie³, HE Yubin¹, ZHOU Huafeng¹,
CHEN Genjun³, HU Sijia², CAO Yijia²

(1. Power Dispatching Control Center, China Southern Power Grid, Guangzhou 510623, China; 2. College of Electrical and Information Engineering, Hunan University, Changsha 410082, China; 3. Nanjing Nari-Relays Electric Co., Ltd., Nanjing 211102, China)

Abstract: In traditional power system state estimation (PS-SE), the iterative step size of the state correction equation is generally fixed. But this method often fails to converge effectively because of the low data quality and complex network conditions. For the purpose of solving this problem and improving the suitability of state estimation, the classical logic function is reconstructed to find the generating function which is naturally suitable for the high-quality numerical iteration of state estimation on the image. Then, this function is considered as the step size control factor, and the step size factor can be adjusted intelligently by controlling parameters. After that, the weight factor function introduced to make the algorithm perform variable weight operation in the iterative process and the influence from the bad data can be reduced then. Compared with the analytical method in terms of an adjustable step size, this method has the characteristics of low coupling in model and strong portability. Consider an IEEE30 node system as example. It is found that the proposed algorithm is superior to the traditional fixed step size method in terms of numerical stability, computation efficiency, and estimated quality when the measurement has bad data and the power system is

收稿日期: 2020-10-09; 修回日期: 2021-04-14

基金项目: 中国南方电网有限责任公司科技项目(ZDKJXM20180087)

通信作者: 李 胜(1994-), 男, 硕士研究生, 主要从事电力系统状态估计的研究; E-mail: lisheng19419@163.com

under quasi ill-conditioned and ill-conditioned.

Key words: low model coupling; smart step adjustment; state estimation; estimated quality; weight adjustment

电力系统状态估计(state estimation, SE)利用量测系统提供的冗余信息,根据相应估计准则,自动剔除不良量测数据,消除或减少随机干扰、装置故障和人为误操作引入的误差信息,得出当前条件下最逼近量测真值的系统状态,从而达到“提纯”数据的目的,SE是现代能量管理系统的重要组成部分。20世纪70年代,麻省理工学院的F. C. Schweppe教授首次将采用加权最小二乘法(weighted least square, WLS)的SE思想引入电力系统监控体系^[1],随后WLS-SE技术逐渐成为电力系统状态估计的主流,并得到广泛应用^[2]。

电力系统潮流计算是状态估计的特例^[2],在潮流计算中,提高迭代的收敛性和鲁棒性一直是它的一个重要研究课题^[3-4]。针对大规模交直流电网潮流计算收敛困难的问题,文献[5]引入步长优化因子大幅改善了迭代的收敛性,并能较好地处理病态系统的潮流;在交直流系统的潮流计算中,文献[6]在步长优化乘子中引入了混合乘子,获得了较好的计算性能;文献[7]将最优乘子引入电流注入型保留非线性潮流计算,提高了潮流计算的收敛性与速度。

相对于变步长潮流计算,传统WLS-SE算法的步长因子常设定为1,此外,其修正方程增益矩阵的条件数是其量测方程雅克比矩阵条件数的平方。因此,与潮流计算相比,状态估计在迭代计算的数值结构上“先天不足”^[1]。考虑到实践中状态估计常面临量测数据质量偏低、量测缺失、网络条件复杂等情况,传统定步长WLS-SE算法很难在收敛性、估计质量和运算速度上同时获得优良的效果。

为改善SE的收敛性能,文献[8]从解析角度提出了SE最优乘子,获得了较好的收敛性和计算效率;文献[9]进一步验证了该方法对检测、识别和消除坏数据的适应性;文献[10]考虑了目标函数条件预处理的影响。虽然文献[8-10]在SE中采用的最优乘法各有特点,但这些基于“解析法”的步长调整策略都与电力系统的数学模型紧密联系,每次迭代都必须精确求得与模型高度耦合的步长因子,演

算过程较为复杂、计算量偏大;而且,若电力系统结构、参数的变化导致其数学模型发生改变,将直接影响其运算性能。此外,实际系统的数学模型可能会表现出一定“病态”并存在不良数据(如快速发展中的电网),在该条件下进行状态估计,因网络存在一定数值缺陷且外界输入真假难辨,SE的迭代过程可能会表现出收敛慢、震荡、发散等异常情况。目前尚无文献对上述情况下的SE进行研究。

虽然步长的变化有利于提高SE的收敛性,但仅通过SE本身无法抑制量测系统中不良数据的影响,为提高SE抵御不良数据的能力,基于抗差理论^[11],文献[12-14]通过引入权函数在迭代的过程中对状态变量的权重进行自动调整,取得了较好效果。然而,该类方法一般不具备步长调整能力,其性能还有进一步提高的空间。

为提高SE在上述情况下的数值稳定性、估计质量和电网适配性,考虑采用变权操作可抵御不良数据的影响,本文首先在WLS-SE上建立基于IGG抗差法的变权状态估计模型。受经典逻辑函数图像(logistic function, LF)^[15-17]的启发,本文重点研究状态估计的步长调整技术,通过对传统LF进行重构,找到在“形状”上与状态估计高质量数值迭代具有天然适配性的“母函数”,并将其作为步长控制因子,设定母函数的形状控制参数,并使其中部分可通过“迭代效果”进行实时“智能”调整,母函数的“形状”会自动适配调整至符合高质量状态估计数值计算的状态。因该过程无需网络模型的直接“介入”,故该方法对电网的数学模型表现出低耦合性,相对于解析法,其本身也将更易于理解和掌握,并具有更好的可移植性。最后,通过含不良数据和准病态、病态条件的算例分析,验证本文所提方法的有效性。

1 原理简述

1.1 WLS 状态估计

在电力系统状态估计中,量测方程表示为

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}) + \tilde{\mathbf{v}} \quad (1)$$

式中 \mathbf{z} 为量测向量,一般指节点电压幅值 V_i 、节点注入功率 P_i 和 Q_i 、支路电流 I_{ij} 、支路功率 P_{ij} 和 Q_{ij} 等; $\mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}})$ 为用状态向量 $\bar{\mathbf{x}}$ 表示的量测函数; $\tilde{\mathbf{v}}$ 为残差向量。

取 $\tilde{\mathbf{v}}^T \tilde{\mathbf{v}}$ 作为估计精度的衡量标准。考虑到量测装置的精度可用其标准差 σ 表示, σ 越小精度越高,在 $\tilde{\mathbf{v}}^T \tilde{\mathbf{v}}$ 中应予以更大“关注”,因此,将 $1/\sigma^2$ 当作权重引入 $\tilde{\mathbf{v}}^T \tilde{\mathbf{v}}$ 作为目标函数 J ,即

$$J(\bar{\mathbf{x}}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}})]^T \mathbf{W} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}})] \quad (2)$$

其中权重 $\mathbf{W} = \mathbf{R}^{-1}$, $\mathbf{R} = \text{diag}(\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2)$ 。当 \mathbf{x} 的估计值 $\bar{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_*$ 趋近真值 \mathbf{x}_{true} 时, $J(\mathbf{x}_*) \approx J(\mathbf{x}_{\text{true}}) = \min\{J(\mathbf{x})\}$ 。

由于 $\mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}})$ 是 $\bar{\mathbf{x}}$ 的非线性矢量函数,无法直接计算最佳状态估计值 \mathbf{x}_* ,令 $\partial J(\bar{\mathbf{x}})/\partial \bar{\mathbf{x}} = 0$,并在给定初值 \mathbf{x}^0 附近将该式按泰勒公式展开,保留线性项可得到基本 WLS-SE 的迭代公式^[18-19]为

$$\begin{cases} \bar{\mathbf{x}}^{(k+1)} = \bar{\mathbf{x}}^{(k)} + \Delta \bar{\mathbf{x}}^{(k)} \\ \Delta \bar{\mathbf{x}}^{(k)} = [\mathbf{H}^T(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)})]^{-1} \cdot \\ \quad \mathbf{H}^T(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{R}^{-1} \tilde{\mathbf{v}}^{(k)} \\ \tilde{\mathbf{v}}^{(k)} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \end{cases} \quad (3)$$

式中 k 为迭代次数; \mathbf{H} 为 $\mathbf{h}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)})$ 的 $m \times n$ 阶雅可比矩阵; $\mathbf{H}^T(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{R}^{-1} \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)})$ 为增益矩阵,其对角线元素随量测数量的增多而增大,有效量测量越多意味着估计值 $\bar{\mathbf{x}}$ 越准确; $\tilde{\mathbf{v}}^{(k)}$ 为量测残差向量; $\Delta \bar{\mathbf{x}}^{(k)}$ 为第 k 次迭代的状态修正向量。

对初值 \mathbf{x}^0 按式(3)进行迭代修正, $J(\bar{\mathbf{x}}^{(k)})$ 将逼近最小值 $J(\mathbf{x}_*)$,可以用迭代精度 ϵ 构造收敛判据:

$$\max |\bar{\mathbf{x}}^{(k)}| < \epsilon \quad (4)$$

本文在直角坐标系下对系统进行数学描述和求解。在求解 SE 问题时,暂不考虑权重的影响(令 \mathbf{R} 为单位矩阵),从式(3)的第 2 式可观察到:

$$\kappa(\mathbf{H}^T(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)})) = [\kappa(\mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}))]^2 \quad (5)$$

式中 $\kappa(*)$ 表示“矩阵*”的条件数。

式(5)说明 WLS-SE 技术在本质上具有比潮流计算更“脆弱”的数值稳定性^[2, 20];在一定条件下,

SE 解算过程可能会较潮流计算更易表现出收敛缓慢、估计值不准确甚至不收敛等问题。

1.2 变权重 WLS-SE

为提升状态估计在不良数据条件下的估计质量,可在经典 WLS-SE 算法中植入适当权函数,抗差最小二乘估计^[11]是通过等价权将抗差估计理论与最小二乘法紧密结合的算法,能满足上述要求。该类算法在数学格式上与 WLS-SE 保持一致,仅在权重上有不同含义,即经典 WLS-SE 的权重是根据量测设备的精度先验确定的,而抗差最小二乘估计的权重是残差的函数。本文基于 IGG 抗差法对权重进行调整,其权因子函数^[14]为

$$\omega_i(\tilde{v}_i) = \begin{cases} 1, & |\tilde{v}_i| \leq 1.5\sigma_i \\ \frac{1.5\sigma_i}{|\tilde{v}_i|}, & 1.5\sigma_i < |\tilde{v}_i| < 2.5\sigma_i \\ 0.01, & |\tilde{v}_i| \geq 2.5\sigma_i \end{cases} \quad (6)$$

式中 \tilde{v}_i 为量测 i 的残差; σ_i 为量测 i 的标准差; $\omega_i(\tilde{v}_i)$ 为量测 i 的权因子(为了充分利用原始量测点提供的信息,本文在弃权区将本应设置为 0 的权因子设置为 0.01,如图 1 所示)。

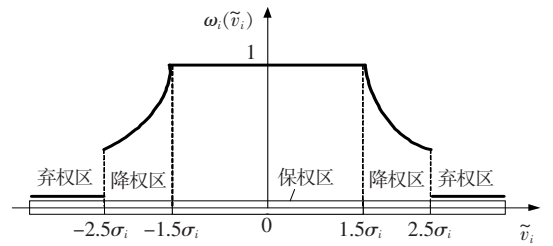


图 1 IGG 抗差法权因子函数

Figure 1 IGG robust method weight factor function

将 $\mathbf{Q} = \omega(\mathbf{v}) \mathbf{R}^{-1}$ 替换式(3)第 2 式中的 \mathbf{R}^{-1} ($\omega(\mathbf{v}) = \text{diag}(\omega_1(\tilde{v}_1), \omega_2(\tilde{v}_2), \dots, \omega_m(\tilde{v}_m))$), 可得到采用抗差最小二乘 SE 的状态修正方程为

$$\Delta \bar{\mathbf{x}}^{(k)} =$$

$$[\mathbf{H}^T(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{Q} \mathbf{H}(\bar{\mathbf{x}}^{(k)})]^{-1} \mathbf{H}^T(\bar{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{v}}^{(k)} \quad (7)$$

其中 $\mathbf{Q} = \{\mathbf{Q}_i\} = \{\omega_i(\tilde{v}_i) \mathbf{R}_i^{-1}\}$, \mathbf{R}_i^{-1} 为 WLS-SE 量测原有的权重。

结合式(7)和图 1 可知,当 \tilde{v}_i 位于保权区时,残差处于合理范围,将权因子设置为 1,此时为经典 WLS-SE。在中心区域以外的降权区,因残差偏离

统计学上的合理区域,需对原有 WLS-SE 的权重适当进行降权处理,随着偏离程度的增加权重应适当降低;当 \tilde{v}_i 分布在大于 $2.5\sigma_i$ 的弃权区时,在统计学上将其归为不良数据,但本文为了充分利用原始量测点信息,提高估计精度,将此处本应设置为 0 的权因子设置为 0.01。在算法的每步迭代过程中,根据计算出的残差自动调整权重,可实现变权操作。

2 步长智能调整

2.1 基本思想

在传统最小二乘 (least square, LS) SE 或 WLS-SE 中,修正方程的步长因子通常固定为 1 (见式(3)第 1 式 $\Delta\tilde{x}^{(k)}$ 前系数)。然而,从数值计算的观点看,一个理想迭代^[21]一般需满足 3 条原则:

1) 在迭代开端,为加快收敛速度,可选择大于 1 的步长因子,但步长过大易造成迭代震荡或发散;

2) 在迭代中期,当相邻 2 次运算得到的 $\Delta\tilde{x}^{(k)}$ 具有明显变化时,迭代步长应随 $\Delta\tilde{x}^{(k)}$ 的减小而减小,这样既保证了迭代速度,又在一定程度上考虑了计算精度;

3) 当迭代进入尾声,相邻 2 次迭代的 $\Delta\tilde{x}^{(k)}$ 变化较小时,为提高运算在恶劣环境下的收敛性能,可将迭代步长取得“更密集”,然而,步长过小会延缓迭代进入“停止门槛”的进程,徒增运算耗时,因此,应适当控制最小迭代步长。

基于迭代三原则,本文在式(3)的第 1 式中引入步长因子 λ ,即

$$\tilde{x}^{(k+1)} = \tilde{x}^{(k)} + \lambda \Delta\tilde{x}^{(k)} \quad (8)$$

在传统方法中, λ 是一个与系统模型高度相关的量,为在提高迭代质量的前提下降低运算复杂度,本文提出以下观点:

1) 一个良好设计的 λ 需在迭代过程中较好地满足迭代三原则;

2) λ 应直接由 $\Delta\tilde{x}^{(k)}$ 决定,不附带模型参数,即 $\lambda = \lambda(\Delta\tilde{x}^{(k)})$,降低其对电力系统数学模型的“耦合性”,这样处理可使运算无需在迭代过程中反复求解复杂的优化问题,也能在系统数学模型发生变化时提高算法的适配性。

通过分析发现,LF 的形状具有同时满足 2 个观点的潜力。 y_{LF} 定义^[15-17]为

$$y_{LF} = \frac{1}{1 + \exp(-x)}, x \in R \quad (9)$$

该函数关于点(0,0.5)奇对称,在 0~1 之间取值,形似英文字母 S,在深度学习中具有重要应用^[22-23]。

2.2 具体策略

因 y_{LF} 为一维函数,为建立向量 $\Delta\tilde{x}^{(k)}$ 与 λ 的关系,本文先定义“实”状态修正量 Δx 为

$$\Delta x = \max |\Delta x| \quad (10)$$

为了使 y_{LF} 更具可控性,进而能较好满足迭代三原则,引入 n, a, b, α 和 β 共 5 个控制参数,将式(9)所示基本 y_{LF} “重构”(已将因变量用 λ 代替,自变量替换为 Δx),并称其为“母函数”,即

$$\lambda(\Delta x) = \beta \cdot \frac{1 - \exp(-\alpha |\Delta x|^n)}{a + b \cdot \exp(-\alpha |\Delta x|^n)}, \quad \Delta x \in R \quad (11)$$

取 n 为自由变量,其他 4 个参数固定为 1,式(11)的图像如图 2 所示,当 $n > 1$ 时, λ 与 Δx 的关系与迭代三原则具有天然适配性。进一步观察, n 越大,算法在迭代尾声将获得更小的步长(λ 较小),密集的迭代有利于提高状态估计的收敛性,但也会增加计算时间。鉴于此,对于网络较弱的系统($H^T H$ 条件数较大)可适当增大 n ;对于网络较健壮的系统($H^T H$ 条件数相对较小)可通过适当降低 n 使其迭代尾声的步长缓慢减小,迭代次数和计算时间也会降低。对于本文研究的系统(如图 3 所示),通过离线仿真发现 $n = 3$ 可获得较好的迭代性能,因此,后文将暂且将 n 固定为 3 进行讨论,当 n 取其他值时讨论过程类似。

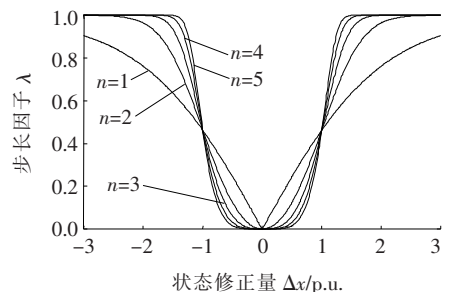


图 2 不同 n 条件下的母函数图像

Figure 2 The curves of generating function in different n

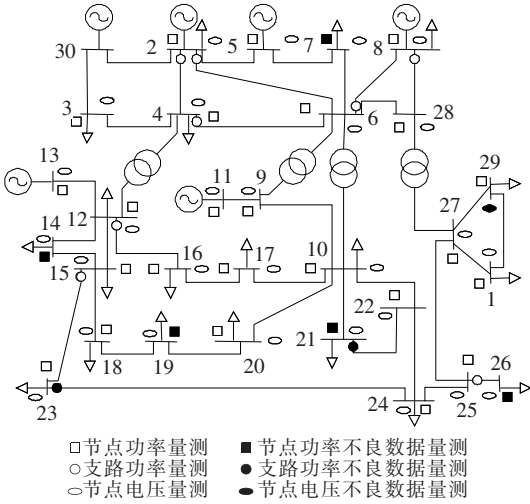


图3 IEEE 30节点网络量测配置

Figure 3 IEEE 30 node network measurement configuration

在固定 $n=3$ 的前提下,分别在 a 为变量、 $\beta=b=\alpha=1$, β 为变量、 $a=b=\alpha=1$, b 为变量、 $a=\beta=\alpha=1$, α 为变量、 $a=\beta=b=1$ 这 4 种情况下绘制函数图形, λ 与 Δx 的关系如图 4(a)~(d)所示,可以看出,在 $n=3$ 的前提下,参数 a 和 β 主要控制 λ 的取值范围(图 4(a)、(b)),为方便设计,在式(11)中可将 a 固定为 1,仅通过 β 来控制 λ 的取值范围。此外,从图 4(c)~(d)可以观察到,参数 b 和 α 主要控制函数的形状,考虑到 α 对曲线形状的影响更大,可令式(11)中的 $b=1$,仅通过 α 来调整函数形状。基于以上分析,式(11)可进一步变化为

$$\lambda(\Delta x) = \beta \cdot \frac{1 - \exp(-\alpha |\Delta x|^3)}{1 + \exp(-\alpha |\Delta x|^3)}, \quad \Delta x \in R \quad (12)$$

当第 k 步状态修正量 $\Delta x^{(k)} > \Delta x^{(k-1)}$ 时,表明状态修正量正在增大,此时第 k 步的步长因子 $\lambda^{(k)}$ 应朝增大的方向变化,以加快收敛速度;当 $\Delta x^{(k)} < \Delta x^{(k-1)}$ 时, $\lambda^{(k)}$ 应缓慢减小,实现算法的稳定收敛。仔细观察图 4(d)可知,当 Δx 固定时,参数 α 的变化与 λ 的变化正相关,因此,第 k 步 α 的值 $\alpha^{(k)}$ 也应随着状态修正量的变化而变化,以进一步在迭代的过程中优化 λ 的调整。令:

$$\alpha^{(k)} = \left| \frac{\Delta x^{(k)}}{\Delta x^{(k-1)}} \right|^2 \quad (13)$$

可使迭代过程中的 α 满足迭代要求。

此外,数字滤波的研究显示,状态修正量的 $\Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)}$ 能有效去除噪声对估计结果的影响^[24]。

可引入中间变量 $p^{(k)}$ 作为自相关 $\Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)}$ 的估计:

$$p^{(k)} = \gamma p^{(k-1)} + (1 - \gamma) \Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)} \quad (14)$$

其中 $\gamma \in (0, 1)$ 为权系数,其取值一般接近 1,用来控制收敛速度。可使 λ 的变化根据 $\Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)}$ 估计的平均值迭代变化。将式(12)中的 Δx 换成中间变量 $p^{(k)}$,可实现用 $\Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)}$ 间接调整 λ 。

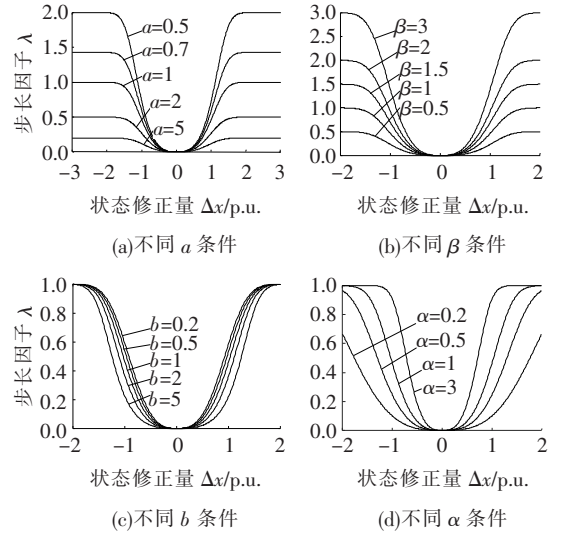


图4 控制参数对改进母函数图像的影响($n=3$)

Figure 4 The influence of the control parameters to the shape of the improved generating function ($n=3$)

由式(12)~(14)经一定化简计算可得本文所提算法步长因子的迭代格式:

$$\begin{cases} \lambda^{(k)} = \beta \left[\frac{2}{1 + \exp(-\alpha^{(k)} |p^{(k)}|^3)} - 1 \right] \\ \alpha^{(k)} = \left| \frac{\Delta x^{(k)}}{\Delta x^{(k-1)}} \right|^2 \end{cases} \quad (15)$$

$$p^{(k)} = \gamma p^{(k-1)} + (1 - \gamma) \Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)}$$

式中 $\beta \in (0, 2]$ 可使迭代初始阶段获得较大的 λ 。结合式(3)、(7)、(8)、(15),可得本文所提 SE 的迭代方程为

$$\begin{cases} \tilde{\mathbf{x}}^{(k+1)} = \tilde{\mathbf{x}}^{(k)} + \lambda \Delta \tilde{\mathbf{x}}^{(k)} \\ \lambda^{(k)} = \beta \left[\frac{2}{1 + \exp(-\alpha^{(k)} |p^{(k)}|^3)} - 1 \right] \\ \alpha^{(k)} = \left| \frac{\Delta x^{(k)}}{\Delta x^{(k-1)}} \right|^2 \\ p^{(k)} = \gamma p^{(k-1)} + (1 - \gamma) \Delta x^{(k)} \Delta x^{(k-1)} \\ \Delta \tilde{\mathbf{x}}^{(k)} = [\mathbf{H}^T(\tilde{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{Q} \mathbf{H}(\tilde{\mathbf{x}}^{(k)})]^{-1} \cdot \\ \quad \mathbf{H}^T(\tilde{\mathbf{x}}^{(k)}) \mathbf{Q} \tilde{\mathbf{v}}^{(k)} \\ \mathbf{Q}^{(k)} = \boldsymbol{\omega}(\tilde{\mathbf{v}}^{(k)}) \mathbf{R}^{-1} \\ \tilde{\mathbf{v}}^{(k)} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\tilde{\mathbf{x}}^{(k)}) \end{cases} \quad (16)$$

由式(16)可知,本文所提 SE 的步长因子 $\lambda^{(k)}$ 只与迭代过程中的 $\Delta x^{(k)}$ 、 $\Delta x^{(k-1)}$ 有关,而与系统数学模型不产生直接联系,且在每一次迭代过程中,母函数的“形状”都会随 $\alpha^{(k)}$ 的变化而做出适应性调整,其总趋势是更趋近于高质量数值迭代状态的;同时,SE 的权重 $Q^{(k)}$ 也在每一次迭代中跟随 $\tilde{v}^{(k)}$ 的变化获得不断优选(式(16)倒数第 2 式)。

基于以上讨论,所提算法的流程如图 5 所示,在每次迭代过程中算法先对权重进行调整(“变权操作算法”模块),当权重调整至最佳状态后,此时系统已较好地削弱了不良数据的影响,再根据“迭代效果”直接对状态估计的步长因子进行智能调整,从而进行高质量数值计算(“智能步长调整算法”模块),直至状态修正量达到收敛条件(因初值需要,应预先进行一步基于式(3)的基本 WLS-SE 迭代)。

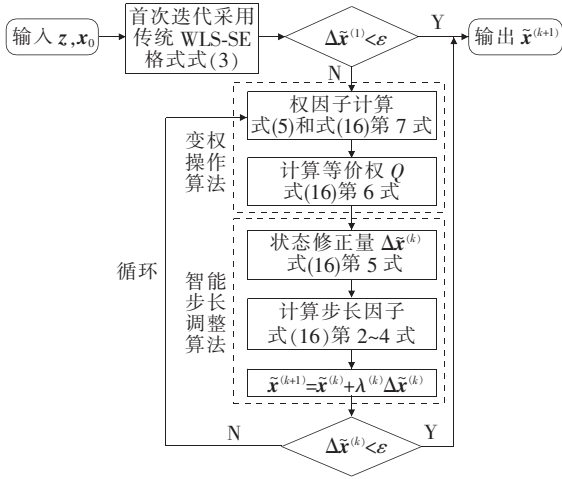


图 5 状态估计流程

Figure 5 State estimation flow chart

3 算例分析

IEEE 30 节点网络量测配置见图 3。为了验证本文所提算法的有效性,基于 Matlab 平台并以 IEEE 30 节点系统^[25]作为研究对象,分别对比传统固定步长固定权重(fixed step size WLS, FSS-WLS)、变步长固定权重(adaptive step size WLS, ASSWLS)、固定步长变权重(weighting fixed step size WLS, WFSSWLS)和本文所提出的变步长变权重(weighting adaptive step size WLS, WASSWLS)

WLS-SE 算法的收敛性能和估计质量(变权重中权重因子函数、ASSWLS 和 WFSSWLS 中变步长的表达式分别见式(6)、(15))。

3.1 量测出现不良数据(算例 1)

为读取数据方便,本文将 IEEE 30 节点系统中的节点 1 和 30 互换,并将新的节点 30 作为平衡节点,其他节点和线路等参数保持不变。设定电压、支路功率、节点注入功率量测的 σ 分别为 0.004、0.008、0.01 p. u. (零功率注入节点的 σ 为 0.000 1 p. u.),取 $\epsilon = 10^{-6}$ 。以潮流计算结果作为真值,正常量测值是真值 1.5 个标准差内的随机修改量(见图 1 保权区边界)。本算例所用不良量测数据的设置如图 3 标注和表 1 所示。

表 1 不良数据设置

Table 1		Bad data setting		p. u.
类型	真实值	量测值	σ	
Q_7	-0.109 000	-0.059 000	0.010	
P_{14}	-0.062 000	-0.112 000	0.010	
Q_{19}	-0.034 000	-0.083 500	0.010	
P_{21}	-0.175 000	-0.124 000	0.010	
Q_{26}	-0.023 000	-0.073 000	0.010	
P_{21-22}	-0.013 960	-0.053 960	0.008	
Q_{23-24}	0.037 833	0.077 833	0.008	
V_{29}	1.019 200	0.990 000	0.004	

在具体执行式(16)时,参数 β 、 γ 、 $p^{(k)}$ 初始值 $p^{(0)}$ 的选取会对迭代性能产生影响。为获得参数的最佳值,本文在主程序外层编写 3 个 for 循环对 β 、 γ 、 $p^{(0)}$ 在各自取值范围内进行滚动搜索(参数取值范围: $\beta \in [1, 2.5]$, $\gamma \in [0.90, 0.98]$, $p^{(0)} \in [1, 2.5]$)。程序每运行到一组 β 、 γ 、 $p^{(0)}$ 都自动记录下算法的迭代次数和估计精度,对应迭代次数最少、估计精度最高者即为 3 个参数的最佳值。经过程序自动筛选,本文最终确定 $p^{(0)} = 2.0$ 、 $\beta = 2.0$ 、 $\gamma = 0.95$ 。这些参数对迭代产生的影响如图 6 所示(β 、 γ 、 $p^{(0)}$ 中任何一个参数发生变化,其他 2 个参数均固定为通过 for 循环最终确定的最佳值)。

由图 6 可知, β 、 γ 、 $p^{(0)}$ 对算法的收敛性能影响较大,适当增大 β 、 γ 、 $p^{(0)}$ 将有利于提高收敛性能,但

通过仿真也发现参数的取值过大或过小都不利于收敛。实际上,由式(15)可知 $\beta, \gamma, p^{(0)}$ 与 λ 表现出正相关特性,因此, $\beta, \gamma, p^{(0)}$ 的取值在一定程度上反映了 λ 的大小,由文2.1中的迭代三原则可知,过大或者过小的 λ 均不利于收敛。因此, $\beta, \gamma, p^{(0)}$ 的取值也存在一定范围,这将由具体网络条件决定。

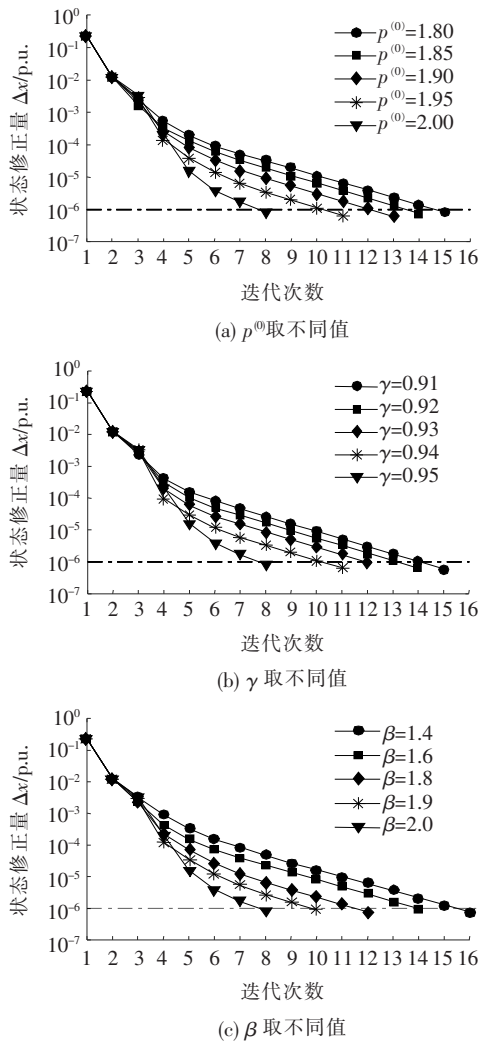


图6 不同控制参数下算法的收敛过程
Figure 6 Algorithm convergence process with different key parameters

FSSWLS、WFSSWLS、ASSWLS 和本文所提 WASSWLS 算法的收敛过程如图 7 所示,4 种算法的电压幅值和相角的初值分别为 1.05、0,对于 ASSWLS 和 WASSWLS 算法, $\Delta x^{(k-1)}$ 的初始值为 1, $p^{(0)}=2.0, \beta=2.0, \gamma=0.95$ 。此外,在计算过程中,为防止 α 变化太大致使母函数的形状变化剧烈,本文对 α 的限幅措施:当 $\alpha^{(k)} < 0.2$ 时,取 $\alpha^{(k)} = 0.2$;当 $\alpha^{(k)} > 10$ 时,取 $\alpha^{(k)} = 10$ 。

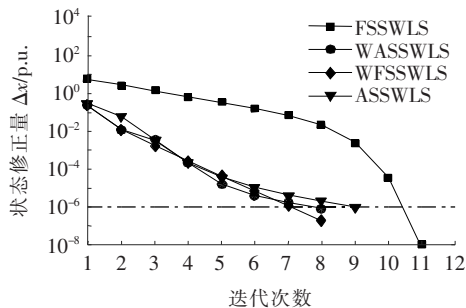


图7 采用不同方法的收敛过程
Figure 7 Convergence process by using of different methods

由图 7 可知,ASSWLS 的迭代次数小于 FSSWLS 算法,且其收敛曲线全程低于 FSSWLS,这说明本文所提的步长调整策略有利于加快收敛。此外,WFSSWLS 的迭代次数低于 FSSWLS 算法,这说明对于一个存在不良数据但数值结构健壮的网络,通过变权操作筛查量测中的不良数据也有利于加速收敛;对比文中曲线可发现 WASSWLS 较 ASSWLS 具有更为优良的收敛特性,这说明在进行步长调整的情况下,调整权重有利于进一步提高 SE 的收敛性能,同时,也证明了本文提出的步长和权重调整策略是互相兼容的;WFSSWLS 的收敛次数略低于 ASSWLS(两者收敛曲线接近),考虑到前者只进行了变权操作,后者只进行了变步长操作,这说明对于一个存在不良数据但数值结构健壮的网络,抑制不良数据和调整步长在提升迭代性能上具有一定等效性,有时前者的作用会更明显(网络趋坏的条件下调步长的作用优于调权重)。最后,WASSWLS 和 WFSSWLS 的收敛曲线比较接近(实际上如表 2 所示,WASSWLS 的收敛性能略好于 WFSSWLS 算法),这一方面再次证明了上述论断;另一方面,WASSWLS 算法所对应的 Δx 较 ASSWLS 以更为

表2 估计质量(不良数据条件)

方法	S_1	S_2	平均迭代次数	平均迭代时间/s
FSSWLS	0.022 1	0.040 9	12.5	0.976 952
ASSWLS	0.016 2	0.038 7	9.3	0.834 821
WFSSWLS	0.010 4	0.026 5	8.5	0.774 362
WASSWLS	0.009 8	0.025 3	8.1	0.765 841

“缓和”的方式趋于收敛阈值,这与文 2.1 中所提的“迭代三原则”是相匹配的,有利于提高迭代质量(表 2)。

FSSWLS、ASSWLS、WFSSWLS 和 WASSWLS 这 4 种算法中 λ 与迭代次数的关系曲线如图 8 所示(因初值需要,WASSWLS 中仅在首次迭代中使用了式(3)的格式,后续过程均采用式(16)的格式进行迭代),在初始阶段 ASSWLS 和 WASSWLS 的 λ 明显大于 1(WASSWLS 第 1 次迭代除外),有利于加快收敛。随后, λ 随 Δx 的减小逐渐降低,当迭代进行到第 3 或者第 4 次时,两者的 λ 开始小于 1;当迭代进入尾声, λ 逐渐趋于平缓,与之对应,图 7 中的 Δx 也平缓变化,这有利于提高估计质量(分别对比表 2 中数据)。

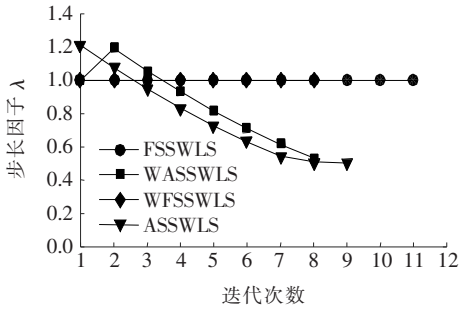


图 8 步长因子变化过程

Figure 8 Variation process of step size factor

采用 WASSWLS 算法不良数据点(表 1)的权重在迭代过程中的分布如图 9 所示(“iter n ”表示第 n 次迭代, $n=2\sim 8$;因 WFSSWLS 的权重分布与之类似,故未绘制)。由于不良数据量测值偏离真值较多,所有不良数据的残差 \tilde{v}_i 均分布在大于 $2.5\sigma_i$ 的弃权区(图 1),其权因子为 0.01。从图 9 可以观察到,不良数据点的权重均降低至其原始权重(表 1 中标准差平方的倒数)的 0.01 倍,不良数据对估计精度的影响大为降低。需要说明的是,弃权区的权因子并未置 0,不良数据点所提供的量测冗余信息没有完全丢失,从而不会对状态估计的可观性造成实质性破坏^[2]。

分别引入平均估计误差 S_1 和平均最大估计误差 S_2 ,对所提算法的估计质量进行综合评估^[26], S_1 和 S_2 的数值越小说明估计精度越高。

$$S_1 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \left(\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\tilde{x}_{i,k} - x_{i,true}| \right) \quad (17)$$

$$S_2 = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^N \max_{i=1,2,\dots,n} |\tilde{x}_{i,k} - x_{i,true}| \quad (18)$$

式中 N 为总估计次数, $N=20$; n 为节点数; k 为第 k 次估计的序号; $\tilde{x}_{i,k}$ 为第 k 次状态估计中第 i 维状态的估计值; $x_{i,true}$ 为第 i 维状态变量的真值。

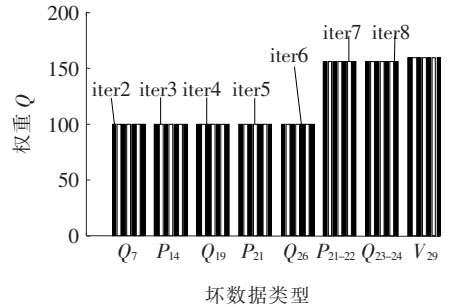


图 9 迭代过程中 WASSWLS 不良数据点的权重(算例 1)

Figure 9 The weight of bad data point during iteration in case1 by using WASSWLS

通过 20 次状态估计(对应 20 个随机输入数据断面),FSSWLS、ASSWLS、WFSSWLS 和 WASSWLS 所对应的 S_1 、 S_2 见表 2,可知在 20 个数据断面中,采用本文所提的 WASSWLS 算法,其 S_1 、 S_2 、平均迭代次数以及平均迭代时间是 4 种算法中最优的。进一步观察会发现,WASSWLS 算法平均仅需迭代 8.1 次就使 S_1 较其他 3 种算法高出一个数量级,这充分证明了本文所提方法在估计质量和运算效率上的优势。

某一典型输入数据断面下 30 个节点(图 3)电压幅值的估计结果如图 10 所示,可以观察到,采用变权操作的 WASSWLS 和 WFSSWLS 所对应的估计值更接近真值(表 2 的数值指出 WASSWLS 最接近真值),该图从直观上验证了本文所提算法在估计质量上的优势。

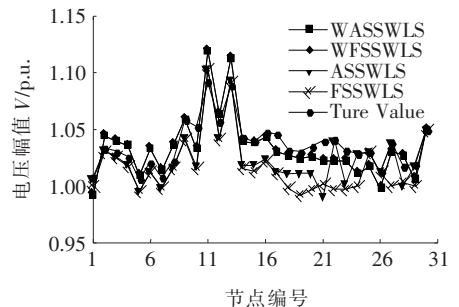


图 10 某一典型数据断面节点电压幅值估计结果

Figure 10 Voltage magnitude estimation result of a typic input data section

需要说明的是,与经典不良数据检测、辨识技术(如“J检测法^[2]”)不同,所提算法在每一步迭代中都采用了变权重的方法来剔除(或削弱)“不良数据”对状态估计结果的影响。所以本算例也验证了量测“不良”时本文所提 WASSWLS 算法的有效性。

3.2 准病态条件(算例 2)

在电力系统接近病态条件下(“准病态”),为了验证本文所提算法的性能,对算例 1 中 IEEE 30 节点的支路参数进行修改(保持 X 不变,增大线路的 R/X 值^[27]),如表 3 所示,用以模拟系统在准病态条件下的状态估计。算例 1 中 FSSWLS 迭代方程的条件数为 1.6221×10^6 (式(5)),按表 3 修改线路参数后其条件数增加至 2.54×10^8 ,这说明系统已处于更差的数值计算状态。在该条件下,采用 FSSWLS、ASSWLS、WFSSWLS 和 WASSWLS 算法进行状态估计得到如图 11 所示的收敛特性。

观察图 11 可知,采用 FSSWLS 算法,系统的迭代次数从线路参数修改前的 11 次(图 7)增加到了此时的 15 次,WFSSWLS 从修改前的 8 次(图 7)增

表 3 修改前、后线路的参数配置

Table 3 Line's parameter before and after modification

线路 标号	原始参数			修改(准病态)		
	R/p. u.	X/p. u.	R/X	R/p. u.	X/p. u.	R/X
2-5	0.047 2	0.198 3	0.238 0	0.100 0	0.198 3	0.504 3
30-2	0.019 2	0.057 5	0.333 9	0.100 0	0.057 5	1.739 1
4-6	0.011 9	0.041 4	0.287 4	0.055 0	0.041 4	1.328 5
10-20	0.093 6	0.209 0	0.447 8	0.700 0	0.209 0	3.349 3
19-20	0.034 0	0.068 0	0.500 0	0.200 0	0.068 0	2.941 2
22-24	0.115 0	0.179 0	0.642 5	0.400 0	0.179 0	2.234 6

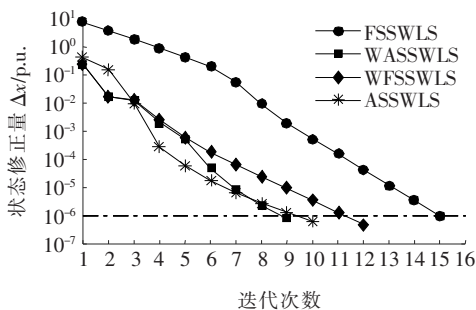


图 11 准病态条件下的收敛过程

Figure 11 Convergence process under quasi-ill-condition

加到了此时的 12 次,这是系统数值稳定性变差后的必然结果。然而,采用对步长进行智能调整的 ASSWLS、WASSWLS 算法,其迭代次数仅较图 7 略有增加(1 次)。进一步观察还会发现,采用变步长的 ASSWLS 和 WASSWLS 其收敛次数都比只有变权重操作的 WFSSWLS 低,这与图 7 是不同的,说明在网络数值条件趋坏的情况下,本文所提的步长调整策略在提高 SE 解算过程的鲁棒性上较变权重操作更具优势。此外,在图 11 中,WASSWLS 和 ASSWLS 算法在迭代初始阶段 Δx 较大,迭代进入尾声时 Δx 趋缓收敛于停止条件,这与文 2.1 中所提的理想迭代三原则相吻合,有利于提高迭代质量(分别对比表 4 所示数据)。

表 4 估计质量(准病态条件)

Table 4 Estimation quality (quasi-ill-conditioned)

方法	S ₁	S ₂	平均迭代次数	平均迭代时间/s
FSSWLS	0.025 9	0.037 0	15.3	1.124 570
ASSWLS	0.017 4	0.034 6	10.5	0.875 730
WFSSWLS	0.013 8	0.031 2	12.5	0.913 480
WASSWLS	0.012 6	0.029 8	8.4	0.784 176

算例 2 中 λ 的变化特性如图 12 所示。与算例 1 不同的是,ASSWLS 和 WASSWLS 算法的 λ 开始小于 1 时的迭代次数均较图 8 增加了 1 次;类似之处是,当进入迭代尾声,2 种算法 λ 的减小趋于平缓,与之对应, Δx 也在此阶段平缓变化(图 11)。算例 2 中 WASSWLS 不良数据点的权重与迭代次数的关系与算例 1 完全相同(图 9),如图 13 所示,这说明在网络趋坏的情况下,本文所提算法对不良数据的筛选能力没有发生变化。

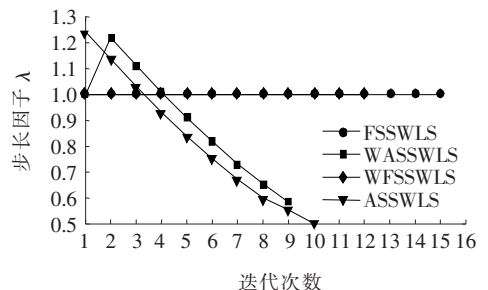


图 12 步长因子变化过程

Figure 12 Variation process of step size factor

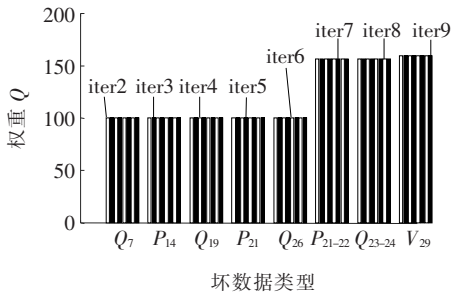


图 13 迭代过程中 WASSWLS 不良数据的权重

Figure 13 The weight of bad data point during iteration by using of WASSWLS

按表 3 变更网络参数后 20 个数据断面下系统的估计质量见表 4。对比表 2、4 可知,当网络数值条件进入“准病态”后,其所对应的 S_1 、平均迭代次数以及平均迭代时间较表 2 中的对等项都有明显的增加,其中,WASSWLS 算法增加得最少、ASSWLS 次之、WFSSWLS 最多。同时,WASSWLS 算法的 S_1 、 S_2 均小于其他 3 种算法,迭代质量较为满意。

通过分析准病态条件下的估计结果可知,步长固定的 FSSWLS 和 WFSSWLS 算法对系统数学模型的变化表现出了较强的敏感性,相较之下,WASSWLS 和 ASSWLS 算法因解算过程步长的变化由状态修正量决定而不与系统模型产生直接联系,在整个迭代过程中仍保持了较好的稳定性和较高的估计质量。另外,表 4 显示,虽然 WFSSWLS 的平均迭代次数远高于 WASSWLS,但其 S_1 、 S_2 却与 WASSWLS 差距不大且明显小于 FSSWLS 算法,说明:①变权操作在提高 SE 估计准确性上作用明显,这是因为权重的调整抵御了大部分不良数据对估计精度的影响,可从图 14 中 WASSWLS、ASSWLS 对应曲线较为接近也可以得到验证;②变步长操作在抵御电力系统模型的“趋坏”、提高状态估计的收敛性上起主要作用。

图 14 为与算例 2 对应的某一典型输入数据断面下各节点电压幅值的估计值,与算例 1 中的图 10 相比,FSSWLS、ASSWLS、WFSSWLS 和 WASSWLS 算法的估计结果均在一定程度上进一步远离了真值,但总体来说,WASSWLS 所对应的曲线更接近真值曲线。在系统处于准病态条件下,该图从直观上进一步验证了本文所提 WASSWLS 算法仍具有良好的估计质量。

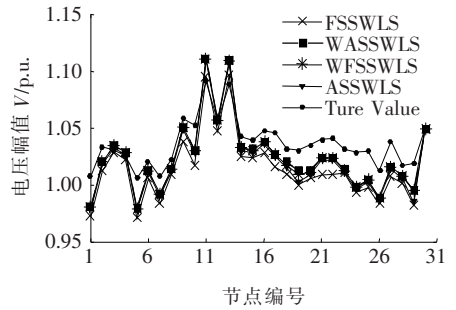


图 14 某一典型数据断面节点电压幅值估计结果

Figure 14 Voltage magnitude estimation result of a typical input data section

3.3 病态条件(算例 3)

为进一步展示本文所提算法的特性,在表 3 的基础上进一步修改部分线路的电阻参数,如表 5 所示,将 $H^T H$ 的条件数进一步提高到 6.8107×10^{12} 。

表 5 修改前、后线路的参数配置

Table 5 Line's parameter before and after modification

线路 标号	原始参数			修改(病态)		
	R/p.u.	X/p.u.	R/X	R/p.u.	X/p.u.	R/X
2-5	0.047 2	0.198 3	0.238 0	0.380 0	0.198 3	1.916 3
30-2	0.019 2	0.057 5	0.333 9	0.300 0	0.057 5	5.217 4
4-6	0.011 9	0.041 4	0.287 4	0.070 0	0.041 4	1.690 8
10-20	0.093 6	0.209 0	0.447 8	0.500 0	0.209 0	2.392 3
19-20	0.034 0	0.068 0	0.500 0	0.200 0	0.068 0	2.941 2
22-24	0.115 0	0.179 0	0.642 5	0.400 0	0.179 0	2.234 6

在病态条件下,采用 FSSWLS、ASSWLS、WFSSWLS 和 WASSWLS 的收敛过程如图 15 所示,显然,采用 FSSWLS 算法迭代已不再收敛,系统进入数值上的“病态”。采用 WFSSWLS 算法时迭代过程表现出大幅震荡和收敛迟缓,计算过程在某种程度上趋于临界不收敛状态,最终需要 17 次迭代;ASSWLS 需要 15 次迭代能够收敛,而此时的 WASSWLS 算法只需 13 次迭代即可收敛,且从图 15、16 可知,即使在这种“恶劣”的条件下,采用 WASSWLS 和 ASSWLS 算法的 Δx 和 λ 仍然表现出符合理想迭代的变化趋势,计算的鲁棒性较好(因 WFSSWLS 和 WASSWLS 的权重调整情况与图 9、13 完全相同,不再赘述)。

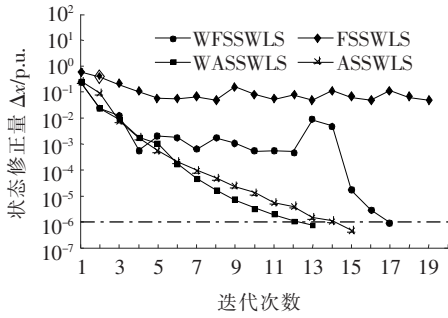


图 15 病态条件下的收敛过程

Figure 15 Convergence process under ill-conditioned

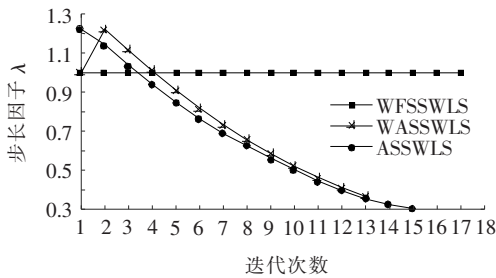


图 16 步长因子变化过程

Figure 16 Variation process of step size factor

在病态条件下, ASSWLS、WFSSWLS 以及 WASSWLS 这 3 种算法在某一典型数据断面的节点电压幅值估计结果如图 17 所示(因 FSSWLS 不收敛,故未绘制在图 17 中),基于 20 个随机数据断面的估计质量如表 6 所示。

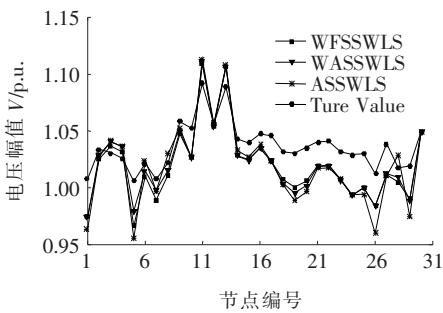


图 17 某一典型数据断面节点电压幅值估计结果

Figure 17 Voltage magnitude estimation result of a typical input data section

表 6 估计质量(病态条件)

Table 6 Estimation quality (ill-conditioned)

方法	S_1	S_2	平均迭代次数	平均迭代时间/s
ASSWLS	0.024 8	0.054 7	15.3	0.985 720
WFSSWLS	0.020 1	0.039 4	17.4	1.036 724
WASSWLS	0.019 1	0.036 0	13.3	0.921 461

综合图 15、17 和表 6 可知, WASSWLS 算法的 S_1 、 S_2 、平均迭代次数以及平均迭代时间说明:在系统处于病态条件下,其迭代速度和估计质量均较 ASSWLS、WFSSWLS 优良。与算例 2 类似,观察表 6 可知,虽然 WFSSWLS 算法的平均迭代次数高于 WASSWLS,但它们的 S_1 和 S_2 差别不大,说明权重的调整在控制估计精度上起主要作用,这从图 17 中 WFSSWLS、WASSWLS 对应曲线较为接近也可以得到验证,而步长的智能调整则对状态估计的收敛性起主要作用,这与算例 2 所得结论一致。

通过算例 2、3 可以证实本文所提 WASSWLS 方法在网络准病态、病态条件下具有较好的数值稳定性和估计质量。本文所提步长调整算法对电力系统数学模型的耦合性较低,步长因子只取决于当前和历史迭代效果(式(16));同时,权重的调整又降低了不良数据对估计结果的影响。因此,可以说所提算法对网络条件的变化具有较强适应性。

4 结语

通过所构建的母函数,本文提出并重点研究了一种对模型耦合性较低且可进行权重自动调整的电力系统状态估计方法。基于 IEEE 30 节点系统分别讨论了当量测出现不良数据、系统准病态和病态 3 种情况下的状态估计结果,得到如下结论:

- 1) 因迭代过程会根据迭代效果“智能”调整至符合健壮数值计算的状态,在收敛性、估计质量和运算效率上,本文所提算法均明显优于传统方法;
- 2) 本文所提算法具有低模型耦合性,在维持优良迭代性能的前提下,其迭代过程对电力系统数学模型的“趋坏”表现不敏感,数值稳定性高、估计质量优良;
- 3) 本文所提步长调整策略与变权操作具有兼容性,能在获得较高数值运算性能的条件下抵御不良数据的影响,估计结果精度高。

参考文献:

[1] SCHWEPPE F C, WILDES J. Power system static-state estimation, Part I, II, III[J]. IEEE Transactions on Pow-

- er Apparatus and Systems, 1970, 89(1):120-135.
- [2] MONTICELLI A. State estimation in electric power systems[M]. New York:Springer Science, 1999:15.
- [3] 范翔,严正,赵文恺,等. 提高电力系统潮流计算收敛性方法的比较分析[J]. 电力系统及其自动化学报, 2015, 27(11):57-63.
FAN Xiang, YAN Zheng, ZHAO Wenkai, et al. Comparative analysis among prevailing methods for enhancing convergence of power flow calculation[J]. Proceedings of the CSU-EPSC, 2015, 27(11):57-63.
- [4] TANG K J, DONG S F, SHEN J, et al. A Robust and efficient two-stage algorithm for power flow calculation of large-scale systems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6):5012-5022.
- [5] 方朝雄. 最优乘子法及其在交直流电网潮流计算中的应用[J]. 中国电力, 2018, 51(6):107-112.
FANG Chaoxiong. Optimal multiplier method and its application in AC/DC power flow calculation[J]. Electric Power, 2018, 51(6):107-112.
- [6] 李知艺,丁剑鹰,吴迪,等. 步长优化技术在交直流系统潮流计算中的应用研究[J]. 华北电力大学学报(自然科学版), 2014, 41(3):1-9+31.
LI Zhiyi, DING Jianying, WU Di, et al. Research on applications of step size optimization techniques in power flow computation of AC/DC systems[J]. Journal of North China Electric Power University(Natural Science Edition), 2014, 41(3):1-9+31.
- [7] 陈子璇,席燕辉,沈银. 基于卡尔曼滤波和深度置信网络的复合电能质量扰动分类[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7):81-90.
CHEN Zixuan, XI Yanhui, SHEN Yin. Recognition of multiple power quality disturbances based on a Kalman filter and deep belief network[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7):81-90.
- [8] MENG J P, DEMARCO C L. Application of optimal multiplier method in weighted least-squares state estimation Part II: Simulation[M]. Madison, Wisconsin: University of Wisconsin-Madison, 2013:2.
- [9] TATSUNO M, EJIMA Y, IWAMOTO S. Convergence improvement and bad data detection for fast decoupled state estimator using optimal multiplier[J]. IEEE Transactions on Power and Energy, 2006, 126(5):501-508.
- [10] 连鸿松,张少涵,张逸. 基于自适应容积卡尔曼滤波算法的电力系统动态谐波状态估计[J]. 智慧电力, 2020, 48(6):14-19+53.
LIAN Hongsong, ZHANG Shaohan, ZHANG Yi. Dynamic harmonic state estimation of power system based on adaptive volumetric Kalman filter[J]. Smart Power, 2020, 48(6):14-19+53.
- [11] 许婷苇,张海强,林圣,等. 基于特征谐波电流积分比值的 HVDC 整流站保护优化方案[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(7):126-134.
XU Tingwei, ZHANG Haiqiang, LIN Sheng, et al. A novel optimization scheme for HVDC rectifier station protection based on an integral ratio of characteristic harmonic current[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(7):126-134.
- [12] 赵雪骞. 电力系统抗差状态估计与参数估计方法研究[D]. 重庆:重庆大学, 2012.
- [13] 颜伟,段磊,杨焕燕,等. 基于智能电表量测的三相四线制配网抗差估计[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(1):60-67.
YAN Wei, DUAN Lei, YANG Huanyan, et al. Robust state estimation for three-phase four-wire distribution system using smart meters measurement data[J]. Proceedings of the CESS, 2015, 35(1):60-67.
- [14] 薛安成,张兆阳,毕天姝. 基于自适应抗差最小二乘的线路正序参数在线辨识方法[J]. 电工技术学报, 2015, 30(8):202-209.
XUE Ancheng, ZHANG Zhaoyang, BI Tianshu. Online identification of transmission line positive-sequence parameters based on adaptive robust least squares[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2015, 30(8):202-209.
- [15] DNIESTRZAŃSKI P. Logistic function and arcus tangent[J]. Mathematical Economics, 2008, 12(5):67-74.
- [16] WIKIMEDIA COMMONS. Logistic function[EB/OL]. https://en.wikipedia.org/wiki/Logistic_function, 2020-03-27.
- [17] PARK K S. Condition-based predictive maintenance by multiple logistic function[J]. IEEE Transactions on Reliability, 1993, 42(4):556-559.
- [18] 梁栋,徐丙垠,刘洋,等. 基于差分方向行波的脉冲电流

- 电缆故障测距方法[J]. 电测与仪表, 2021, 58(7): 150-156.
- LIANG Dong, XU Bingyin, LIU Yang, et al. Impulse current cable fault location method based on differential directional traveling waves[J]. *Electrical Measurement & Instrumentation*, 2021, 58(7): 150-156.
- [19] 吴海江, 陈锦荣. 配电网电力负荷需求侧响应模型构建[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(9): 77-82.
- WU Haijiang, CHEN Jinrong. Construction of the load demand side response model for distribution networks[J]. *Power System and Clean Energy*, 2021, 37(9): 77-82.
- [20] 罗玉春, 王毅, 闪鑫, 等. 超大规模电网快速状态估计的实现方法[J]. 中国电力, 2020, 53(7): 132-140.
- LUO Yuchun, WANG Yi, SHAN Xin, et al. Implementation method for fast state estimation of super-large power grid[J]. *Electric Power*, 2020, 53(7): 132-140.
- [21] DEMMEL J. *Applied numerical linear algebra* [M]. Philadelphia: Society for Industrial and Applied Mathematics, 1997: 215.
- [22] PATTERSON J, GIBSON A. *Deep learning a practitioner's approach* [M]. Sebastopol: O'Reilly Media, Inc., 2017: 35.
- [23] 司文荣, 傅晨钊, 徐鹏, 等. 基于声学成像及图像处理的变压器铁心松动检测研究[J]. 高压电器, 2021, 57(11): 180-186.
- SI Wenrong, FU Chenzhao, XU Peng, et al. Research on loose detection of transformer core based on acoustic imaging and image processing[J]. *High Voltage Apparatus*, 2021, 57(11): 180-186.
- [24] HAYKIN S. *Adaptive filter theory* (5th Edition) [M]. Edinburgh Gate: Pearson Education Limited, 2014: 485.
- [25] SHAHIDEHPOUR M, WANG Y. Appendix C: IEEE 30 bus system data [EB/OL]. <https://ieeexplore.ieee.org/document/5225036>, 2020-04-24.
- [26] ZHENG W Y, WU W C, GOMEZ-EXPOSITO A, et al. Distributed robust bilinear state estimation for power systems with nonlinear measurements[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2015, 32(1): 499-509.
- [27] GU G D, LIU Y. Newton-homotopy algorithm of ill-conditioned load-flow[J]. *Applied Mechanics and Materials*, 2013, 313-314: 843-846.
- (上接第 115 页 Continued from page 115)
- [20] 冉华军, 祝杰, 张涛. 基于类电磁机制算法的综合能源系统多目标优化调度[J]. 智慧电力, 2022, 50(3): 22-29.
- RAN Huajun, ZHU Jie, ZHANG Tao. Multi-objective optimal scheduling of integrated energy system based on Electromagnetism-like mechanism algorithm[J]. *Smart Power*, 2022, 50(3): 22-29.
- [21] 田丰, 包存宽. 充分利用规划力量推动实现碳达峰碳中和目标 [N]. 中国环境报, 2021-01-14(003) [2021-04-05]. http://49.5.6.212/html/2021-01/14/content_62271.htm.
- [22] 王瑞, 程杉, 汪业乔, 等. 基于多主体主从博弈的区域综合能源系统低碳经济优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(5): 12-21.
- WANG Rui, CHENG Shan, WANG Yeqiao, et al. Low-carbon and economic optimization of a regional integrated energy system based on a master-slave game with multiple stakeholders[J]. *Power System Protection and Control*, 2022, 50(5): 12-21.
- [23] CHENG Y H, ZHANG N, KANG C Q, et al. Low-carbon operation of multiple energy systems based on energy-carbon integrated prices[J]. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2020, 11(2): 1307-1318.
- [24] 马喜平, 沈渭程, 甄文喜, 等. 基于低碳目标的电气综合能源系统优化调度策略研究[J]. 电网与清洁能源, 2021, 37(12): 116-122.
- MA Xiping, SHEN Weicheng, ZHEN Wenxi, et al. A study on the optimal scheduling strategy of electric-gas-thermal integrated energy system based on low carbon target[J]. *Power System and Clean Energy*, 2021, 37(12): 116-122.
- [25] 曹严, 穆云飞, 贾宏杰, 等. 考虑建设时序的园区综合能源系统多阶段规划[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(21): 6815-6828.
- CAO Yan, MU Yunfei, JIA Hongjie, et al. Multi-stage planning of park-level integrated energy system considering construction time sequence[J]. *Proceedings of the CSEE*, 2020, 40(21): 6815-6828.