

基于测量不确定度的电力系统状态估计

(二) 方法研究

何光宇, 董树锋

(清华大学电机系电力系统国家重点实验室, 北京市 100084)

摘要: 基于正常测点概念构造了相应测点评价函数, 用于评价测点是正常测点还是异常测点; 在此基础上, 提出了以测点正常率最大为目标函数的状态估计新模型。为使估计结果更接近于实际运行情况, 模型中可考虑潮流约束和实际物理约束。用现代内点法求解该模型, 计算速度快, 收敛性好。与以往方法相比, 文中所述方法的状态估计结果测点正常率高, 可自动辨识不良数据, 估计结果不易受不良数据影响, 有较强的抗差性; 所求得解为潮流解, 满足各种物理约束, 更加接近实际; 计算中无需进行不良数据检验, 无需主观设定测点权重, 大幅度减少了调试和维护工作量。

关键词: 状态估计; 测点正常率; 测点评价函数; 测量不确定度

中图分类号: TM73; TM744

0 引言

现有状态估计^[1-4]和不良数据辨识^[5-7]方法主要建立在测点残差概念基础上, 但是, 测点残差并不反映测点真值任何信息, 对于测量结果的可靠程度无法进行定量描述。这给进一步研究状态估计问题带来了较大困难, 导致一些基础性问题, 如真值未知情况下状态估计结果评价问题, 都不能得到解决。

本文基于文献[8]提出的正常测点概念, 构造了测点评价函数, 用于评价测点是正常测点还是异常测点; 然后以测点正常率最大为目标函数, 提出了新的状态估计模型及其求解算法, 并对该状态估计方法的修正模型进行了进一步讨论。

1 测点评价函数

设 $\mathbf{x}$ 为状态估计结果, 对测点 i , 称 d_i 为测点 i 在估计 $\mathbf{x}$ 下的相对偏离:

$$d_i = \frac{h_i(\mathbf{x}) - z_i}{U_i} \quad (1)$$

式中: z_i 为测点 i 的量测值; $h_i(\cdot)$ 为测点 i 的量测函数; U_i 为与置信概率 p 对应的测点 i 的扩展不确定度。

由正常测点定义可知: 测点 i 为异常测点时, $|d_i| > 1$; 测点 i 为正常测点时, $|d_i| \leq 1$ 。

根据上述思想, 可以建立如下测点评价函数:

$$g(d_i) = \begin{cases} 0 & |d_i| \leq 1 \\ 1 & |d_i| > 1 \end{cases} \quad (2)$$

定义 1: 称 $\sum_i g(d_i)$ 为估计 $\mathbf{x}$ 的正常率评价指标。

显然, 测点正常率最高的估计, 其状态正常率评价指标最小; 反之, 状态正常率评价指标最小的估计, 其测点正常率最高。因而, 可将求测点正常率最高的估计问题转化为求正常率评价指标最小的估计问题。

$g(d_i)$ 的缺点是: 在 ± 1 处有间断点, 并且不是处处连续可导, 不便于实际应用。为此, 建立 $g(d_i)$ 的近似函数 $f(d_i)$, 显然 $f(d_i)$ 应具有以下特性:

$$f(d_i) \approx \begin{cases} 0 & |d_i| \leq 1 \\ 1 & |d_i| > 1 + \lambda \end{cases} \quad (3)$$

式中: λ 为大于 0 的常量。

λ 越小, 式(3)与式(2)在形状上越相符, 但在实际应用中, 若 λ 过小, 相当于函数 $f(d_i)$ 在 $|d_i| = 1$ 处有跃变, 对以 $\sum_i f(d_i)$ 为目标函数的优化问题的收敛不利。本文中, λ 一般取 1 ~ 5 之间的实数。

式(3)的意义为: 当 $|d_i| \leq 1$ 时, 认为测点 i 为正常测点, $f(d_i)$ 接近于 0; 当 $|d_i| \geq 1 + \lambda$ 时, 认为测点 i 为异常测点, $f(d_i)$ 接近于 1; 当 $1 \leq |d_i| \leq 1 + \lambda$ 时, 认为测点 i 为可疑测点。

本文中, $f(d_i)$ 取以下形式:

$$f(d_i) = \delta(d_i) + \delta(-d_i) \quad (4)$$

式中:

$$\delta(d_i) = \frac{1}{1 + e^{\frac{2}{\lambda}[d_i + (1 + \frac{\lambda}{2})]}}$$

收稿日期: 2009-03-14; 修回日期: 2009-06-05。

国家自然科学基金资助项目(50507013); 国家电网公司重点科技项目。

k 一般取大于 2 的自然数。 k 取不同值时, $f(\pm 1)$ 和 $f(\pm(1+\lambda))$ 的取值见表 1。由表 1 可知, k 越大, $f(\pm 1)$ 的值越接近于 0, $f(\pm(1+\lambda))$ 的值越接近于 1, 式(3) 与式(2) 在形式上越相符。但 k 过大会给以 $\sum_i f(d_i)$ 为目标函数的优化问题的收敛带来不利。本文中 k 取 2 ~ 4 之间的实数。

表 1 函数 $f(d_i)$ 取值
Table 1 Values of function $f(d_i)$

k	$f(\pm 1)$	$f(\pm(1+\lambda))$
2	0.119 2	0.880 8
3	0.047 4	0.952 6
4	0.018 0	0.982 0
5	0.006 7	0.993 3
6	0.002 5	0.997 5

$\lambda=5, k=3$ 时, 函数 $f(d_i)$ 的示例图形见图 1。由图 1 可见, $f(d_i)$ 没有间断点, 处处连续可导, 且 $f(d_i)$ 与 $g(d_i)$ 的特性接近, 即当测点 i 正常时, $f(d_i)$ 接近于 0, 反之 $f(d_i)$ 接近于 1。因此, 本文采用式(4)定义的 $f(d_i)$ 作为测点评价函数。

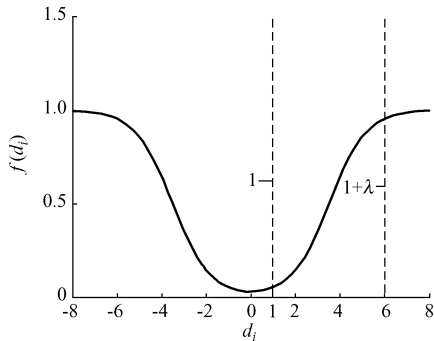


图 1 函数 $f(d_i)$ 的曲线 ($\lambda=5, k=3$)
Fig.1 Curve of function $f(d_i)$ ($\lambda=5, k=3$)

测点评价函数也可采用其他形式, 只要保证处处连续可导, 且当测点 i 为正常测点时, 测点评价函数值接近于 0, 反之接近于 1 即可。

2 方法介绍

2.1 数学模型

设某一系统状态下, 系统中异常测点数目为 q , 则 $\sum_{i=1}^m f(d_i) \approx q$ 。而要寻求某一系统状态, 使得正常测点数最多, 即相当于寻求某一系统状态, 使得在该状态下 $\sum_{i=1}^m f(d_i)$ 最小。

由此, 得到新的状态估计模型:

$$\min_x \sum_{i=1}^m f(d_i) \quad (5)$$

由于实际运行中, 真实系统状态必然满足潮流约束和其他实际物理约束(如发电机功率上下界约束)。考虑这些约束后, 得到改进的状态估计模型:

$$\begin{cases} \min_x \sum_{i=1}^m f(d_i) \\ \text{s.t. } d_i = \frac{h_i(\mathbf{x}) - z_i}{U_i} \\ \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{l}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (6)$$

式中: $\mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{0}$ 代表潮流约束; $\mathbf{l}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0}$ 代表实际物理约束。

2.2 求解算法

式(6)中, 将 d_i 代入目标函数中, 即得:

$$\begin{cases} \min_x \sum_{i=1}^m f\left(\frac{h_i(\mathbf{x}) - z_i}{U_i}\right) \\ \text{s.t. } \mathbf{g}(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ \mathbf{l}(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (7)$$

式(7)是一最优潮流问题, 其求解方法较多。对于大规模最优潮流问题, 用现代内点法^[9]求解较好, 其收敛性能得到保证, 计算速度快, 且当问题规模增大时, 计算时间增加不多^[10-11]。

本文基于开源现代内点法优化计算软件包^[11-12]成功求解了以上问题, 收敛性好, 计算速度快, 适合于在线工程应用。详细求解过程与文献[10-11]类似, 此处不赘述。

3 方法特点

与以往状态估计方法相比, 本文方法特点如下:

1) 以测点正常率最大为目标, 因而所求得的状态估计结果的测点正常率高。

2) 可在求得状态估计解的同时自动辨识系统中的不良数据。本文方法以测点正常率最大, 即以测点异常率最小为目标。可以认为, 在本文方法所求得的估计下异常测点即为系统中的不良数据, 因而, 该方法在求得状态估计解的同时, 也自动对系统中的不良数据进行了辨识。

3) 估计准确性不易受不良数据影响, 具有很强的抗差性。以往状态估计方法容易受不良数据影响, 且估计值偏离量测值越远, 受影响越大。本文方法中, 当测点为异常测点时, 无论估计值偏离量测值多远, 其反映在目标函数中大小都是 1, 因而估计准确性不易受不良数据影响, 具有很强的抗差性。

4) 本文方法还具有以下特点: ①所求得状态估计结果为潮流解, 且满足各种物理约束, 更加接近实际; ②计算中无需进行不良数据校验、权重因子设置, 调试和维护极为简单; ③求解算法为现代内点

法,收敛性好,计算速度快。

4 进一步讨论

本文系列文章(共3篇)第1篇^[8]中指出,测点正常率越高,状态估计结果越合理。基于此,本文以测点正常率最大为目标,提出了相应状态估计模型和求解算法。可以想见,本文方法求得结果的测点正常率较高,与真实状态较为接近。但是,本文方法所求得结果是否可以进一步改进?是否可以求得更好的解?

本文系列文章第1篇^[8]中指出:当2个估计的测点正常率相同时可以降低置信概率,然后在新的置信概率下比较2个估计的测点正常率,测点正常率较高的估计其结果更为合理。

因此,要得到更合理的状态估计结果,可以采用如下方法:设求解模型(6)所得估计为 $\hat{x}$,在该估计下正常测点集合为 A ,求解如下优化问题:

$$\begin{cases} \min_x \sum_{i=1}^m \hat{f}(d_i) \\ \text{s.t. } d_i = \frac{h_i(\mathbf{x}) - z_i}{U_i} \\ d_j \leq 1 \quad \forall j \in A \\ g(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ l(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (8)$$

式中: $\hat{f}(d_i)$ 为新的测点评价函数,具有以下特性:

$$\hat{f}(d_i) \approx \begin{cases} 0 & |d_i| \leq \frac{\hat{U}_i}{U_i} \\ 1 & |d_i| > 1 + \lambda \end{cases} \quad (9)$$

$\hat{U}_i$ 为与新的较小置信概率相对应的扩展不确定度,在应用中建议 $\hat{U}_i$ 取 $U_i/3$ 。

模型(8)与模型(6)相比,主要有2点不同:

1)增添了约束: $d_j \leq 1, \forall j \in A$ 。这样可以保证 $\hat{x}$ 下正常测点在求解模型(8)后仍为正常测点,从而保证在原有置信概率下测点正常率不至于降低。

2)测点评价函数由式(5)改为式(9)。即对异常测点评价不变,对正常测点更希望其估计值分布在量值区间 $[z_i - \hat{U}_i, z_i + \hat{U}_i]$ 内。

同时,模型(8)与模型(6)形式类似,可用同样方法求解,并且还可将模型(6)的解作为模型(8)的初始可行解,从而加快问题求解。

通过以上调整,按本文系列文章第1篇^[8]中提出的状态估计结果评价方法,可以认为模型(8)得到的估计结果较模型(6)所得估计结果更为合理。

模型(8)中,去掉约束 $d_j \leq 1, \forall j \in A$,得到以下模型:

$$\begin{cases} \min_x \sum_{i=1}^m \hat{f}(d_i) \\ \text{s.t. } d_i = \frac{h_i(\mathbf{x}) - z_i}{U_i} \\ g(\mathbf{x}) = \mathbf{0} \\ l(\mathbf{x}) \leq \mathbf{0} \end{cases} \quad (10)$$

由于去掉了约束 $d_j \leq 1, \forall j \in A$,模型(10)可以直接求解,无需在求解模型(6)后再求解。那么,该模型所得解与模型(6)、模型(8)所得解相比,其合理性如何呢?结论如下:

1)模型(10)所得估计结果的测点正常率应不大于模型(6)所得结果的测点正常率。模型(10)与模型(6)相比,仅在于测点评价函数不同,模型(10)评价函数采用了式(9),而模型(6)采用了式(5)。模型(10)所得估计结果的正常率应不大于模型(6)所得结果的测点正常率,因为以式(5)为目标函数,即希望更多测点分布在量值区间 $[z_i - U_i, z_i + U_i]$ 内,而以式(9)为目标函数,即希望有更多测点分布在量值区间 $[z_i - \hat{U}_i, z_i + \hat{U}_i]$ 内,式(9)与式(5)相比,可能将少数测点估计值排除出区间 $[z_i - U_i, z_i + U_i]$,从而降低了其测点正常率。

2)模型(10)所得估计结果的测点正常率应不大于模型(8)所得结果的测点正常率。模型(10)与模型(8)相比,少了一个约束,即可行区域变大,因而模型(10)应能求得更好目标函数值,但如前所述,这并不能使更多测点估计值分布在 $[z_i - U_i, z_i + U_i]$ 内。而模型(8)由于加上了约束 $d_j \leq 1, \forall j \in A$,其测点正常率不会低于模型(6)的测点正常率,因而也就不会低于模型(10)的测点正常率。

综上所述,当系统测点中不存在不良测点或不良测点数目较少时,3种模型求得的解相差不大;而当系统中不良测点较多时,模型(8)求得的解的合理性略高。

5 算例分析

本文所提出的模型中用到了参数 k 和 λ 。参数 k 和 λ 取值对算法的收敛性和状态估计结果合理性有多大影响呢?本文对此进行了研究,详细结果参见5.1节和5.2节。同时还对第4节中讨论的模型(6)、模型(8)、模型(10)的估计结果进行了对比分析,详细结果参见5.3节。

5.1 参数 λ 取值试验研究

为检验 λ 取不同值时对算法的收敛性及估计结

果合理性的影响,采用3份生数据对IEEE 118节点系统进行了试验。第1份生数据中不含不良量测(量测值与真值之差绝对值大于3倍标准差的量测);第2份数据中含有32个不良量测,占量测总数的3.036%;第3份数据中含有52个不良量测,占量测总数的4.934%。试验中,测点扩展不确定度取该测点测量误差3倍标准差,各次试验使用初值相同,计算模型均采用模型(6), k 均取2。

不含不良数据情况下试验结果见表2,需要说明的是, $S_1, S_2, \bar{S}_1, \bar{S}_2, \xi_{3\sigma}, \xi_{2\sigma}, \xi_{\sigma}, \eta, \eta_{2/3}, \eta_{1/3}$ 的含义参见本文系列文章第1篇^[8],以下表同。含不良数据情况下试验结果见附录A表A1和表A2。从试验结果可以看出:无论模型中是否含不良数据,且无论含多少不良数据,本文方法的迭代次数少,解的合理性好,且迭代次数和合理性指标变化不大,这也说明了本文方法的稳定性和合理性。

表2 不含不良数据 IEEE 118 节点系统试验结果(参数 λ)
Table 2 Test results of IEEE 118-bus system without bad data (coefficient λ)

λ	迭代次数	S_1	S_2	$\xi_{3\sigma}$	$\xi_{2\sigma}$	ξ_{σ}
0.67	17	1.730 1	0.024 2	1	0.996 2	0.933 6
1.00	17	1.656 0	0.023 8	1	0.997 2	0.938 3
1.67	14	1.612 0	0.024 7	1	0.998 1	0.937 4
2.00	13	1.607 9	0.025 0	1	0.998 1	0.939 3
2.33	13	1.605 8	0.025 2	1	0.998 1	0.939 3
3.00	13	1.603 9	0.025 4	1	0.998 1	0.938 3
5.00	12	1.603 1	0.025 7	1	0.998 1	0.936 4

5.2 参数 k 取值试验研究

为检验 k 取不同值时对算法的收敛性及估计结果合理性影响,采用与5.1节相同的3份生数据对IEEE 118节点系统进行了试验。试验中,测点扩展

表4 不含不良量测时 IEEE 118 节点系统试验结果(模型(6),(8),(10))
Table 4 Test results of IEEE 118-bus system without bad data (model (6),(8),(10))

模型	S_1	S_2	$\bar{S}_1$	$\bar{S}_2$	$\xi_{3\sigma}$	$\xi_{2\sigma}$	ξ_{σ}	η	$\eta_{2/3}$	$\eta_{1/3}$
(6)	61.887	0.524 7	1.603 3	0.025 6	1	0.998 1	0.937 4	1	0.973 4	0.753 3
(8)	61.886	0.524 7	1.602 9	0.025 7	1	0.998 1	0.934 5	1	0.973 4	0.755 2
(10)	61.886	0.524 7	1.602 9	0.025 7	1	0.998 1	0.934 5	1	0.973 4	0.755 2

与其他状态估计准则,包括加权最小二乘准则、加权最小绝对值准则、非二次准则等的比较参见本文系列文章第3篇。

6 结语

基于正常测点和异常测点概念,构造了相应测点评价函数。当测点为正常测点时,测点评价函数取0,而当测点为异常测点时,测点评价函数取1。

进一步建立了以测点正常率最大为目标函数的状态估计模型,并提出了相应求解算法。该方法具

不确定度取该测点测量误差3倍标准差,各次试验使用初值相同,计算模型均采用模型(6), λ 均取4。

不含不良数据情况下试验结果见表3,含不良数据情况下试验结果见附录A表A3和表A4。从试验结果中可以看出:当系统不含不良数据或不良数据较少(小于3%)时,迭代次数少,解的合理性好,且迭代次数和合理性指标变化不大;当系统中不良数据较多(大于5%)时,解的合理性有所下降,进一步,若 k 取值较大(大于5),迭代次数有所增加。

表3 不含不良数据 IEEE 118 节点系统试验结果(参数 k)
Table 3 Test results of IEEE 118-bus system without bad data (coefficient k)

k	迭代次数	S_1	S_2	$\xi_{3\sigma}$	$\xi_{2\sigma}$	ξ_{σ}
2	12	1.603 3	0.025 6	1	0.998 1	0.937 4
3	13	1.605 6	0.025 2	1	0.998 1	0.939 3
4	15	1.609 9	0.024 8	1	0.998 1	0.939 3
5	15	1.617 8	0.024 4	1	0.998 1	0.939 3
6	17	1.629 9	0.024 1	1	0.997 2	0.941 2

5.3 模型(6),(8),(10)的比较

为检验模型(6),(8),(10)的收敛性和估计结果的合理性,采用与5.1节相同的3份生数据对IEEE 118节点系统进行了试验。试验中, k 均取2, λ 均取4,模型(8)和模型(10)中 $\hat{U}_i$ 取 $U_i/3$,且模型(8)基于模型(6)结果进行计算。

不含不良数据情况下试验结果见表4,含不良数据情况下试验结果见附录A表A5和表A6。从试验结果可以看出:在不含不良量测、含较少不良量测和含较多不良量测3种情况下,3个模型的各项指标均相差不大。因此,本文系列文章第3篇(关于算法比较和实际应用)中均采用模型(6)进行计算。

有以下特点:①所求得状态估计结果的测点正常率较高;②可自动对不良数据点进行辨识;③估计准确性不易受不良数据影响,具有很强的抗差性;④所求得状态估计结果为潮流解,且满足各种物理约束,更加接近实际;⑤计算中无需进行不良数据检验,权重因子设置,调试和维护极为简单;⑥求解算法为现代内点法,收敛性好,计算速度快。

本文还给出了所提出模型的修正模型,但算例分析表明,各模型所得结果的合理性指标基本相同。

与以往状态估计方法以及不良数据辨识方法相

比,本文方法优劣如何? 本文系列文章第3篇将对此进行详细的对比研究。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

- [1] SCHWEPPE F C, WILDES J, ROM D B. Power system static-state estimation: Part I, II, III. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1970, 89(1): 120-125; 125-130; 130-135.
- [2] BALDICK R, CLEMENTS K A, PINJO-LAZIGAL Z, et al. Implementing non-quadratic objective functions for state estimation and bad data rejection. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(1): 376-382.
- [3] CELIK M K, ABUR A. A robust WLAV state estimator using transformations. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7(1): 106-113.
- [4] SINGH H, ALVARADO F L, LIU W-H E. Constrained LAV state estimation using penalty functions. IEEE Trans on Power Systems, 1997, 12(1): 383-388.
- [5] ZHANG B M, LO K L. A recursive measurement error estimation identification method for bad data analysis in power system state estimation. IEEE Trans on Power Systems, 1991, 6(1): 191-197.
- [6] ZHANG B M, WANG S Y, XIANG N D. A linear recursive bad data identification method with real-time application to power system state estimation. IEEE Trans on Power Systems, 1992, 7(3): 1378-1385.
- [7] KOTIGUA W W, VIDYASGAR M. Bad data rejection properties of weighted least absolute value techniques applied to static state estimation. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1982, 101(4): 844-851.
- [8] 何光宇, 董树锋. 基于测量不确定度的电力系统状态估计: (一) 结果评价. 电力系统自动化, 2009, 33(19): 21-24, 35.
HE Guangyu, DONG Shufeng. Power system static-state estimation based on uncertainty of measurement: Part one result evaluation. Automation of Electric Power Systems, 2009, 33(19): 21-24, 35.
- [9] WEI H, SASAKI H, KUBOKAWA J, et al. An interior point nonlinear programming for optimal power flow problems with a novel data structure. IEEE Trans on Power Systems, 1998, 13(3): 870-877.
- [10] WEI H, SASAKI H, KUBOKAWA J, et al. Large scale hydrothermal optimal power flow problems based on interior point nonlinear programming. IEEE Trans on Power Systems, 2000, 15(1): 396-403.
- [11] W?CHTER A, BIEGLER L T. On the implementation of an interior-point filter line-search algorithm for large-scale nonlinear programming. Mathematical Programming, 2006, 106(1): 25-57.
- [12] W?CHTER A. An interior point algorithm for large-scale nonlinear optimization with applications in process engineering. Pittsburgh, PA, USA: Carnegie Mellon University, 2002.

何光宇(1972—),男,通信作者,博士,副教授,主要研究方向:电力系统经济运行、优化理论在电力系统中的应用。
E-mail: gyhe@mail.tsinghua.edu.cn

董树锋(1982—),男,博士研究生,主要研究方向:电力系统状态估计和优化运行。

Power System Static-state Estimation Based on Uncertainty of Measurement

Part Two A New Method

HE Guangyu, DONG Shufeng

(State Key Lab of Power Systems, Department of Electrical Engineering,
Tsinghua University, Beijing 100084, China)

Abstract: Based on the concept of normal measuring point, evaluation function of measuring point is constructed to judge whether a measuring point is normal or exceptional. Then, a new model of state estimation is proposed which takes the maximum of normal rate of measuring point as the objective. The model can consider power flow constraints and other physical constraints to make the estimation results close to the actual scenario. The model can be successfully solved by modern interior point method which has short CPU time and good convergence property. Comparing with other state estimation methods, the proposed method has the following advantages: higher normal rate of measuring point, capability of automatically identifying bad data, stronger anti-error characteristics, and capability of obtaining solutions suits practical scenario better because of consideration of power flow constraints and other physics constraints in the solution process. At the same time, the method does not need to perform additional observability analysis, bad data detection or subjective weighting factors setting, thus substantial reduction in maintenance efforts can be achieved.

This work is jointly supported by National Natural Science Foundation of China (No. 50507013) and Special Fund of Key Science and Technology Projects of State Grid Corporation of China.

Key words: state estimation; normal rate of measuring point; evaluation function of measuring point; uncertainty of measurement