

# 基于灵敏度分析的数据最优筛选与不良数据辨识

卢志刚<sup>1</sup>, 王浩锐<sup>1</sup>, 孙继凯<sup>2</sup>

(1. 电力电子节能与传动控制河北省重点实验室(燕山大学), 河北省 秦皇岛市 066004;  
2. 秦皇岛发电有限责任公司, 河北省 秦皇岛市 066003)

## Optimal Data Screening and Bad Data Identification Based on Sensitive Analysis

LU Zhigang<sup>1</sup>, WANG Haorui<sup>1</sup>, SUN Jikai<sup>2</sup>

(1. Key Lab of Power Electronics for Energy Conservation and Motor Drive of Hebei Province (Yanshan University), Qinhuangdao 066004, Hebei Province, China; 2. Qinhuangdao Power Co., Ltd., Qinhuangdao 066003, Hebei Province, China)

**ABSTRACT:** To detect and identify bad data, the measured data of multi-time scale is screened by integrating graph theory with ant colony optimization (ACO). Firstly, the measurement is changed into paths and the data of the whole network is equivalent to a undirected graph; then combining ACO with the search method of minimum spanning tree (MST) in graph theory, all measured data is screened and during the iteration the power network status and the standardized residuals of measurement are achieved by sensitivity analysis, and the comparison of standardized residuals of the data and that of system status are implemented during the iteration system status; in the form of searching, the optimal measuring combination can be found and the system status at that moment can be calculated; finally, utilizing sensitivity analysis the bad data is detected and identified. The proposed algorithm can avoid the time loss brought by repetitive state estimation during the identification while the computational accuracy is kept. The proposed algorithm is verified by the simulation of IEEE 14-bus system.

**KEY WORDS:** bad data; screening; ant colony optimization (ACO); sensitivity analysis; state estimation

**摘要:** 以多时间断面的量测信息为基础, 将图论和蚁群优化算法(ant colony optimization, ACO)结合起来, 对数据进行筛选, 对不良数据进行检测与辨识。首先将量测支路化, 把全网数据等效为一张无向图, 再利用 ACO 结合图论中最小支撑树的搜索方法对全部数据进行筛选, 并在迭代过程中使用灵敏度分析法得到电网状态和量测的标准化残差, 在迭代中实现数据标准化残差和系统状态的对比, 以寻优形式找到系统最优量测组合及计算出当时系统状态, 最后依据灵敏度分析法进行不良数据检测与辨识。整体算法在保持计算精度的同时, 还避免了辨识中重复估计带来的时间损耗, 提高了计算速度。最后, 以 IEEE14 节点系统对所提算法进行了仿真验证。

**基金项目:** 国家自然科学基金资助项目(61071201); 河北自然科学基金资助项目(F2010001319); 河北省教育厅基金资助项目(2009483)。

Project Supported by National Natural Science Foundation of China (61071201).

**关键词:** 不良数据; 筛选; 蚁群算法; 灵敏度分析; 状态估计

## 0 引言

随着现代电力系统的蓬勃发展和社会对电网智能化的要求不断提高, 电力系统的数据采集精度不断提高, 数据量也大幅度增长。由于意外灾害和通信通道干扰等诸多原因, 大电网海量数据传输过程中的坏数据依然是可能存在的, 其对电网实时计算等都会产生不利影响, 因此需要结合实际情况对其进行有效的检测与辨识。

不良数据辨识一直是影响计算精度的主要因素, 相关的处理方法有很多。例如: 文献[1-3]利用权函数降低粗差影响, 避免重新估计, 但牺牲了收敛性; 文献[4]提出的方法改善了辨识效果, 能较有效地克服残差污染和残差淹没现象, 但聚类过程中存在许多局部极值, 且初始分类矩阵的选择对聚类结果有很大影响。文献[5]提出将基于遗传算法的改进迭代自组织方法用于不良数据辨识, 但该方法随机形成初始矩阵而使迭代收敛慢。文献[6]利用已有计算结果进行不良数据辨识, 大幅度地减少了计算量, 对避免残差淹没和污染起到了抑制作用, 但量测冗余度明显制约着它的适用范围。总之, 以往的不良数据检测与辨识方法大多采用传统的残差搜索法, 它对残差污染和残差淹没现象抵抗力很弱, 从而易引起不良数据的漏检和误判。

本文给出一种优化算法和筛选数据结合的辨识不良数据的方法。电力系统负荷分析<sup>[7]</sup>、输电网规划<sup>[8]</sup>和配电网重构<sup>[9]</sup>等诸多问题都验证了蚁群算法(ant colony optimization, ACO)<sup>[10-11]</sup>的实用性。所以, 本文利用 ACO 的特性, 通过量测支路化, 把全网等效成一张图, 而蚂蚁根据图论中搜索支撑树

的规则, 通过约束条件限制最终找出系统最优路径(量测), 再通过灵敏度分析法过滤其他数据, 即计算其他数据的标准化残差, 最终辨识出所有不良数据。本文在迭代过程中采用灵敏度分析法来求解系统状态和计算数据残差, 不但避免了重复估计的复杂计算和时间损耗, 还保持着对电网状态计算的准确度, 同时最主要的是 ACO 的使用提高了系统对不良数据导致残差污染和残差淹没的抵抗性, 提高了不良数据辨识的准确性和可靠性。

### 1 基于灵敏度分析的快速算法

根据量测量(有功功率、无功功率、电压幅值等量测量)和被估计状态量  $\mathbf{x}$ (电压的幅值和相角)的状态方程<sup>[12]</sup>

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

式中:  $\mathbf{z}$  表示量测量;  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  为状态量和量测量的函数关系;  $\mathbf{v}$  为量测误差。为了求取状态量的估计值  $\hat{\mathbf{x}}$ , 首先对  $\mathbf{h}(\mathbf{x})$  进行线性化, 得到

$$\mathbf{z} = \mathbf{H}\mathbf{x} + \mathbf{o}(\mathbf{x}) \quad (2)$$

式中:  $\mathbf{H}$  是为量测向量的雅可比矩阵;  $\mathbf{o}(\mathbf{x})$  为高次项, 计算中可忽略。如果知道两个时刻的量测量, 就可以得到以下公式:

$$\Delta\mathbf{z} = \mathbf{H}\Delta\mathbf{x} + \mathbf{o}(\mathbf{x}) \quad (3)$$

式中  $\Delta\mathbf{z}$  和  $\Delta\mathbf{x}$  为量测量和状态量的变化量。

设初始量测向量为  $\mathbf{z}_0$ , 初始状态量为  $\mathbf{x}_0$ ,  $\mathbf{z}$  为当前量测向量,  $\mathbf{R}^{-1}$  为量测的权矩阵。由式(3)可得出以下 2 个灵敏度矩阵  $\mathbf{S}_1$  和  $\mathbf{S}_2$ <sup>[13]</sup>。

状态量估值对量测量的灵敏度矩阵为

$$\mathbf{S}_1 = [\mathbf{H}^T(\mathbf{x}_0)\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}(\mathbf{x}_0)]^{-1}\mathbf{H}^T(\mathbf{x}_0)\mathbf{R}^{-1} \quad (4)$$

由此, 根据量测量在两时刻的变化可得到本时刻的状态量的估计值变化量, 从而得到当前状态。

功率估计值对状态量的灵敏度矩阵为

$$\mathbf{S}_2 = \mathbf{H}(\mathbf{x}) \quad (5)$$

由此, 根据新得到的状态量可得到本时刻对应量测量的估计值。下面推导增加一维量测的灵敏度分析法求解该量测标准化残差的过程。

假设已经利用  $p$  个量测成功地得到电网状态, 系统状态量为  $n$  个。当增加一维量测且该量测对应的新雅可比矩阵  $\mathbf{H}$  中的行向量为  $\mathbf{H}_i$  时, 则

$$\mathbf{H}_x = \begin{bmatrix} \mathbf{H} \\ \mathbf{H}_i \end{bmatrix} \quad (6)$$

式中:  $\mathbf{H}$  为原  $p \times n$  阶雅可比矩阵,  $i$  表示添加的元素序列号, 该矩阵在增加量测前后不发生变化。再假设用  $p$  个量测的残差灵敏度矩阵  $\mathbf{W}$ , 增加一维量测量后, 得到新残差灵敏度矩阵  $\mathbf{W}_x$ , 将其写成分

块形式为

$$\mathbf{W}_x = \begin{bmatrix} \mathbf{w}_a & \mathbf{W}_l \\ \mathbf{W}_h & \mathbf{w}_{zj} \end{bmatrix} \quad (7)$$

式中:  $\mathbf{w}_a$  为新的  $p$  个对角元;  $\mathbf{W}_l$ 、 $\mathbf{W}_h$  为非对角元;  $\mathbf{w}_{zj}$  为对应于增加的一维量测的对角元。

$$\mathbf{w}_{a,k} = \mathbf{w}_k + [\mathbf{S}\mathbf{S}^T]_k \mathbf{R}_k^{-1} \mathbf{f}^{-1} \quad (8)$$

式中:  $k=1, 2, \dots, p$ ;  $\mathbf{w}_k$  为原残差灵敏度矩阵  $\mathbf{W}$  的对角元素;  $\mathbf{w}_{a,k}$  为与  $\mathbf{w}_k$  对应的新灵敏度矩阵对角元;  $[\mathbf{S}\mathbf{S}^T]_k$  为  $\mathbf{S}\mathbf{S}^T$  矩阵的对角元素;  $\mathbf{R}_k^{-1}$  为第  $k$  个量测对应的加权值;  $\mathbf{S} = \mathbf{H}\mathbf{D}^{-1}\mathbf{H}^T = \mathbf{H}\mathbf{n}_i$ ,  $\mathbf{n}_i = \mathbf{D}^{-1}\mathbf{H}_i^T$ ,  $\mathbf{D} = \mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H}$ ;  $\mathbf{f} = \mathbf{R}_i + \mathbf{H}_i\mathbf{n}_i$ 。

对应于增加的一维量测量的对角元素  $\mathbf{w}_{zj}$  为

$$\mathbf{w}_{zj} = 1 - \mathbf{H}_i(\mathbf{H}^T\mathbf{R}^{-1}\mathbf{H} + \mathbf{H}_i^T\mathbf{R}_i^{-1}\mathbf{H}_i)^{-1}\mathbf{H}_i^T\mathbf{R}_i^{-1} = 1 - \mathbf{A}\mathbf{R}_i^{-1} + \mathbf{A}^2\mathbf{f}^{-1}\mathbf{R}_i^{-1} \quad (9)$$

式中  $\mathbf{A} = \mathbf{f} - \mathbf{R}_i$ 。

根据标准化残差求取公式:

$$\mathbf{r}_N = \sqrt{\text{diag}[\mathbf{W}_x\mathbf{R}]} \cdot \mathbf{r} \quad (10)$$

式中:  $\mathbf{r}_N$  为标准化残差向量;  $\mathbf{r}$  为残差向量。

通过以上的推导, 增加一维量测量后, 只需利用已经计算出的  $\mathbf{D}^{-1}$ , 再求出  $\mathbf{n}_i$ 、 $\mathbf{f}$ 、 $\mathbf{S}$  和  $\mathbf{A}$  这几个量, 便可以方便地求出  $\mathbf{w}_{a,k}$ 、 $\mathbf{w}_{zj}$  等的值, 从而可以求得增加一维量测后  $p+1$  个量测的标准化残差  $r_{N,x}$ , 这就避免了重新作状态估计及其带来的矩阵求逆和高阶矩阵相乘问题, 从而提高了计算速度。

## 2 蚁群算法在数据筛选中的作用

### 2.1 量测支路化

本文将量测转化为路径, 把选择量测问题转换为旅行商问题(TSP), 通过 ACO 对数据进行最优筛选。

首先定义量测支路化规则: 假设蚂蚁从  $i$  点转移到  $j$  点, 那么它们之间的支路量测和注入量测就看作是其间的路径, 也就是量测等效为虚拟支路。

路径的长度可定义为量测权值或者量测残差, 特别地, 注入量测不能重复选择。依托全网的拓扑结构(导纳矩阵), 可以明确蚂蚁面临的备选节点及其要走的的路径。

图 1 中, 以有功功率为例, 如果节点  $i$ 、 $j$  之间存在连接, 即导纳  $G_{ij}+jB_{ij}$  不为零, 且存在有功  $P_{ij}$ 、

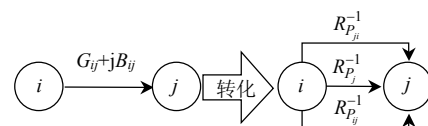


图 1 虚拟路径的形成

Fig. 1 The formation of virtual path

$P_j$ 、 $P_{ij}$  3 个量测，则根据量测对应权值，等效出 3 条虚拟路径，其长度为  $R_{P_j}^{-1}$ 、 $R_{P_j}^{-1}$  和  $R_{P_{j_i}}^{-1}$ 。

### 2.2 利用蚁群算法筛选数据规则

为了保证系统对最优解的寻找，本文采用最大最小蚂蚁系统<sup>[14]</sup>，以此来保证蚂蚁对全部路径选择的可能性，即对全局最优的搜索可能性。

式(11)给出了蚂蚁从点  $i$  转移到  $j$  的第  $k$  条支路的转移概率  $P_{ij}(k)$ 。

$$P_{ij}(k) = \begin{cases} \frac{\tau_{ij}^\alpha(t)\eta_{ij}^\beta(t)}{\sum_{s \in T_k} \tau_{is}^\alpha(t)\eta_{is}^\beta(t)}, & j \notin T_k \\ 0, & \text{other} \end{cases} \quad (11)$$

式中： $T_k$  为禁忌表； $s$  表示待转移的点； $\alpha$ 、 $\beta$  分别表示  $t$  时刻信息素  $\tau_{ij}(t)$  及启发式信息  $\eta_{ij}(t)$  在蚂蚁行走的过程中影响的程度，而且其中启发式信息采用路径  $d_{ij}$  的倒数，以提高对优秀量测的敏感性。

算法中还引入轮盘赌<sup>[15]</sup>对备选支路计算的概率进一步选择，随机产生下一路径，以增大蚁群的全局搜索范围，便于跳出局部最优。

### 2.3 蚁群算法中的限制条件和目标函数

1) 限制条件。本文路径长度为残差绝对值，有如下限制：

$$\begin{cases} |r_{Ni}| < 2.81, & i = 1, 2, \dots, n-1 \\ \Delta U_i < \alpha, & i = 1, 2, \dots, n-1 \\ \Delta O_i < \beta, & i = 1, 2, \dots, n-1 \end{cases} \quad (12)$$

式中： $r_{Ni}$  为第  $i$  个量测标准化残差，要求绝对值小于 2.81； $\alpha$ 、 $\beta$  为设定的阈值； $\Delta U_i$ 、 $\Delta O_i$  为状态量幅值和相角的变化量，根据电网稳定运行的经验设置，因为系统稳定运行时状态量不会发生太大变化，所以计算出的电压幅值和相角的变化量也不会太大，所以要对超过规定限度的进行剔除。

2) 目标函数。本文采用量测标准化残差绝对值作为路径的长度  $d_{ij}$ ，所以目标函数为

$$f(x) = \min(\sum_{i=0}^{n-1} d_{ij}) \quad (13)$$

## 3 仿真算例

### 3.1 参数选取及算法流程

本文根据 IEEE14 系统进行仿真来验证算法有效性。采用最大最小蚁群系统，信息素范围为  $\tau_{\max}=1$ ， $\tau_{\min}=0.01$ 。信息素影响因子  $\alpha=2$ ，启发式信息影响因子  $\beta=1$ ，蒸发率  $\rho=0.2$ ，最大迭代次数 200 次。算法整体流程见图 2。

### 3.2 仿真数据及结果分析

表 1 列出了仿真中采用的原始数据，其中加下

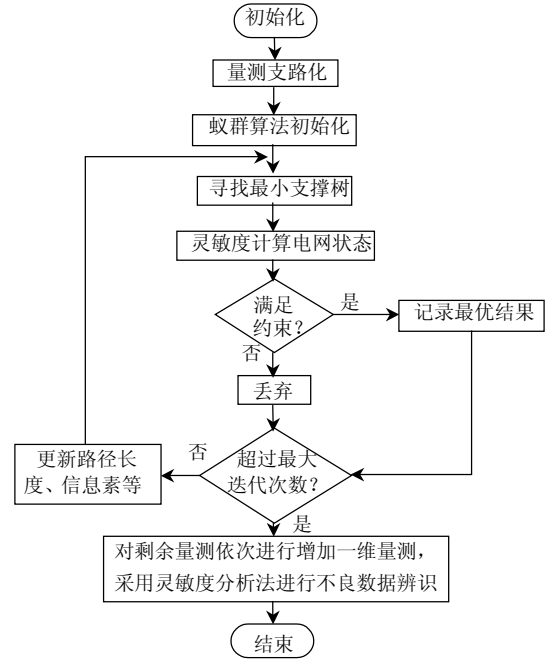


图 2 本文算法流程

Fig. 2 Flow chart of method in this paper

表 1 仿真用量测数据表

Tab. 1 Measurements for simulation

量测	当前值	历史值	量测	当前值	历史值
$P_2$	0.1831	0.183 0	$V_1$	1.060 10	1.060
$P_3$	-0.9421	-0.942 0	$Q_6$	<u>0.018 40</u>	0.136
$P_4$	-0.4779	-0.478 0	$Q_8$	<u>0.281 00</u>	0.242
$P_5$	-0.0761	-0.076 0	$P_{1-2}$	<u>1.102 00</u>	1.569
$P_6$	-0.1120	-0.111 9	$P_{2-4}$	0.601 30	0.559
$P_7$	0	0	$P_{4-5}$	<u>0.062 00</u>	-0.598
$P_8$	0	0	$P_{6-5}$	-0.450 00	-0.456
$P_9$	-0.2949	-0.295 0	$P_{7-4}$	-0.235 60	-0.272
$P_{10}$	-0.0900	-0.090 0	$P_{9-14}$	<u>0.003 90</u>	0.087
$P_{11}$	-0.0351	-0.035 0	$P_{10-11}$	<u>-0.380 60</u>	-0.044
$P_{12}$	-0.0611	-0.061 0	$P_{5-4}$	<u>0.062 00</u>	-0.577
$P_{13}$	-0.1351	-0.135 0	$P_{12-13}$	0.001 85	0.018
$P_{14}$	-0.1489	-0.149 0	$P_{13-6}$	<u>-0.045 50</u>	-0.180
$V_2$	1.0450	1.045 1	$P_{14-9}$	<u>-0.002 90</u>	-0.086
$V_3$	1.0110	1.010 0	$P_{14-13}$	-0.039 80	-0.062
$Q_4$	0.0392	0.039 0	$Q_{1-5}$	0.077 80	0.045
$Q_5$	-0.0159	-0.016 0	$Q_{2-5}$	0.020 85	0.020
$V_6$	1.0720	1.070 0	$Q_{3-2}$	<u>-0.048 00</u>	0.016
$Q_7$	0	0	$Q_{4-2}$	<u>-0.271 50</u>	0.048
$V_8$	1.0899	1.090 0	$Q_{5-6}$	<u>0.281 00</u>	0.119
$Q_9$	-0.1659	-0.166 0	$Q_{6-5}$	<u>-0.228 10</u>	-0.072
$Q_{10}$	-0.0579	-0.058 0	$Q_{6-11}$	0.094 00	0.081
$Q_{11}$	-0.0181	-0.018 0	$Q_{6-12}$	<u>-0.356 10</u>	0.030
$Q_{12}$	-0.0161	-0.016 0	$Q_{9-4}$	<u>-0.077 60</u>	-0.019
$Q_{13}$	-0.0581	-0.058 0	$Q_{9-14}$	0.008 60	0.007
$Q_{14}$	-0.0501	-0.050 0	$Q_{10-11}$	<u>0.089 30</u>	-0.060

划线的为坏数据。

本文算法不需要对原始数据做任何处理，但是文献[6]需要对数据进行对端匹配和母线平衡检查<sup>[16-17]</sup>，从而划分进行状态估计的数据集合和待检验数据集合，产生 8 个可疑数据  $P_{4-5}$ 、 $P_{5-4}$ 、 $Q_8$ 、 $Q_{6-11}$ 、 $P_{14-13}$ 、 $P_{14}$ 、 $Q_6$ 、 $Q_{6-12}$ 。与表 1 对比可以看出，文献[6]的

方法确实检测出一部分坏数据，但是存在误判和漏判，势必对计算结果造成影响。

表 2 是通过蚁群算法筛选出的量测集合，经过计算，它们的有功残差和为 1.6279，无功及电压残差和为 1.9036，均为最小，且其中不含有坏数据。表 3 为用灵敏度分析得到的电压和真值的对比，表 4 给出了文献[6]方法得到电压和真值的对比。

表 2 蚁群算法选择的量测

Tab. 2 Measurements chosen by ACO

有功	$P_2, P_3, P_4, P_5, P_6, P_7, P_8, P_9, P_{10}, P_{11}, P_{12}, P_{13}, P_{14}$
无功	$Q_4, Q_5, Q_7, Q_9, Q_{10}, Q_{11}, Q_{12}, Q_{13}, Q_{14}$
电压	$V_1, V_2, V_3, V_6, V_8$

表 3 用灵敏度分析得到的电压和真值的对比

Tab. 3 Comparison of voltage between true values and that by sensitive analysis

计算幅值	幅值真值	计算相角	相角真值
1.060 100	1.060 100	0	0
1.045 000	1.045 000	-0.08682	-0.087 17
1.011 000	1.011 000	-0.22259	-0.222 57
1.015 774	1.015 882	-0.17948	-0.179 45
1.018 578	1.018 756	-0.15325	-0.153 26
1.072 000	1.072 000	-0.25193	-0.251 96
1.051 328	1.051 378	-0.23176	-0.231 76
1.089 900	1.089 900	-0.23143	-0.231 43
1.035 051	1.035 099	-0.25903	-0.259 03
1.034 030	1.034 069	-0.26252	-0.262 52
1.049 205	1.049 225	-0.25918	-0.259 18
1.055 472	1.055 475	-0.26657	-0.266 58
1.049 043	1.049 050	-0.26727	-0.267 26
1.022 950	1.022 980	-0.28043	-0.280 43

表 4 文献[6]方法得到电压和真值的对比

Tab. 4 Comparison of voltage between true values and that by Reference [6]

初次估计电压		修正后电压		真值电压	
幅值	相角	幅值	相角	幅值	相角
1.0601	0.000 0	1.060 1	0.000 0	1.060 1	0.000 0
1.0521	-0.059 8	1.100 3	-0.059 7	1.045 0	-0.087 2
1.0167	-0.153 2	1.053 9	-0.172 1	1.011 0	-0.222 6
1.0038	-0.120 5	1.036 8	-0.100 4	1.015 9	-0.179 4
1.0036	-0.110 1	1.026 0	-0.097 8	1.018 8	-0.153 3
0.9548	-0.180 7	0.964 6	-0.170 5	1.072 0	-0.252 0
0.9975	-0.172 2	1.033 9	-0.169 4	1.051 4	-0.231 8
1.0419	-0.171 0	1.077 6	-0.171 7	1.089 9	-0.231 4
0.9590	-0.203 2	0.997 7	-0.195 2	1.035 1	-0.259 0
0.9417	-0.201 8	0.982 0	-0.196 6	1.034 1	-0.262 5
0.9476	-0.147 1	0.965 2	-0.190 9	1.049 2	-0.259 2
0.9187	-0.180 2	0.959 6	-0.164 3	1.055 5	-0.266 6
0.9177	-0.179 9	0.962 4	-0.160 9	1.049 0	-0.267 3
0.9345	-0.201 4	0.967 6	-0.187 2	1.023 0	-0.280 4

从表 3 得到，用灵敏度方法计算系统状态具有很好的效果，这为不良数据检测与辨识提供了精确的计算结果和可靠的辨识依据。

从表 4 可以得出，文献[6]通过电路定律的约束无法判断量不能满足电路定律检测要求的测分布，引起坏数据参与了估计，初次估计得到的电压相量(即表 4 中前 2 列数值)和真值有很大差异，而经过

不良数据检测与辨识后电压略有变化，不过依然是偏离实际的。其原因有二：1) 初始参与估计的数据对系统计算影响很大；2) 计算中使用 PQ 分解法形成雅可比矩阵，该矩阵数值由经验值赋予，计算中状态量的修正值不如最小二乘法精确，致使状态量的修正不足或过大，所以产生计算误差甚至错误。

表 5 列出了文献[6]和本文的辨识结果，其中 1 表示是辨识结果是坏数据，0 则相反。本文方法正确辨识出了表 1 中所有不良数据，可见本文算法的辨识能力很强，而且结合表 4 的电压相量分析能看出本文算法得到的当前状态也非常符合实际，所以在辨识剩余数据的时候不用进行状态量的修正，避免了 PQ 分解法雅可比矩阵的经验性缺陷。文献[6]只辨识出一部分，且存在着漏检和误判的情况，这归因于其最初数据粗检的可靠性不高，且在修正状态量的过程中受到 PQ 分解法雅可比矩阵常数化的影响，导致不良数据检测与辨识效果不好。笔者做过大量实验，将其初始参与估计的数据集随机划分成多种情况，在冗余度较高时可以大量通过电路定律划分集合，所得结果较合理，但如果量测分布不均匀，其有效性就大大降低，甚至出现不收敛现象。而本文利用蚁群的筛选大大降低了坏数据参与状态估计计算的概率，增强了系统精度高的好数据对计

表 5 2 个方法的辨识结果

Tab. 5 Results of identification between the two methods

量测	文献[6]	本文	量测	文献[6]	本文
$P_2$	0	0	$V_1$	0	0
$P_3$	0	0	$Q_6$	1	1
$P_4$	1	0	$Q_8$	0	1
$P_5$	1	0	$P_{1-2}$	0	1
$P_6$	0	0	$P_{2-4}$	1	0
$P_7$	1	0	$P_{4-5}$	1	1
$P_8$	0	0	$P_{6-5}$	1	0
$P_9$	0	0	$P_{7-4}$	0	0
$P_{10}$	0	0	$P_{9-14}$	0	1
$P_{11}$	0	0	$P_{10-11}$	1	1
$P_{12}$	0	0	$P_{5-4}$	0	1
$P_{13}$	1	0	$P_{12-13}$	0	0
$P_{14}$	1	0	$P_{13-6}$	0	1
$V_2$	0	0	$P_{14-9}$	0	1
$V_3$	0	0	$P_{14-13}$	0	0
$Q_4$	0	0	$Q_{1-5}$	0	0
$Q_5$	0	0	$Q_{2-5}$	1	0
$V_6$	1	0	$Q_{3-2}$	0	1
$Q_7$	0	0	$Q_{4-2}$	0	1
$V_8$	0	0	$Q_{5-6}$	0	1
$Q_9$	0	0	$Q_{6-5}$	0	1
$Q_{10}$	0	0	$Q_{6-11}$	1	0
$Q_{11}$	0	0	$Q_{6-12}$	1	1
$Q_{12}$	0	0	$Q_{9-4}$	0	1
$Q_{13}$	0	0	$Q_{9-14}$	1	0
$Q_{14}$	0	0	$Q_{10-11}$	0	1

算影响的能力, 同时提高了不良数据辨识能力, 说明本算法在实际操作中的准确性和可靠性都较高。

#### 4 结论

本文通过 ACO 和图论的结合把筛选量测问题转化为 TSP 问题, 实现了数据的最优筛选, 并通过灵敏度分析法进行不良数据检测与辨识, 得到了较好的效果。本文算法有如下优点:

1) 量测支路化和图论中支撑树的寻找规则保证了蚂蚁遍历系统后能找到一组满足可观测性的量测, 节省判断时间的同时也避免了可观测分析时繁琐的矩阵求逆等计算, 特别对于不含有矩阵计算的高级语言(Java, C#等)有很好的实际意义。

2) 降低了残差污染和残差淹没的可能性。适当的 ACO 系统的选取能扩大蚂蚁的搜索范围, 在此基础上的量测支路化规则也最大程度上降低了强相关数据的选取概率和陷入局部最优的影响, 提高了系统筛选最优数据的精确性和可靠性, 并为不良数据检测与辨识提供了可靠的好数据保证。

3) 基于灵敏度分析的电网状态估计和不良数据辨识, 简化了迭代估计计算和大矩阵求逆和相乘的计算时间和计算量。

本文算法是基于电力系统稳定的运行状态和较高水平的运行条件, 研究了存在不良数据时的数据最优筛选和不良数据检测与辨识, 对存在坏拓扑、参数误差的情况未涉及, 这也是以后研究的方向。

#### 参考文献

- [1] 李碧君, 薛禹胜, 顾锡汶. 抗差估计理论及其在电力系统中的应用[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(1): 57-61.  
Li Bijun, Xue Yusheng, Gu Xiwen. Robust estimation theory and its application in power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(1): 57-61(in Chinese).
- [2] 李碧君, 薛禹胜, 顾锡汶, 等. 基于权函数的电力系统状态估计算法[J]. 电力系统自动化, 1999, 23(8): 32-34.  
Li Bijun, Xue Yusheng, Gu Xiwen, et al. Weight function based power system state estimation algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 1999, 23(8): 32-34(in Chinese).
- [3] 郭伟, 单渊达. M 估计方法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.  
Guo Wei, Shan Yuanda. M-estimation and its application in power system state estimation[J]. Proceedings of the CSEE, 2000, 26(11): 26-31(in Chinese).
- [4] Singh D, Pandey J P, Chauhan D S. Topology identification, bad data processing, and state estimation using fuzzy pattern matching [J]. IEEE Trans on Power Systems, 2005, 20(3): 1570-1579.
- [5] 孙国强, 卫志农, 周封伟. 改进迭代自组织数据分析的不良数据辨识[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(11): 162-165.  
Sun Guoqiang, Wei Zhinong, Zhou Fengwei. The application of ISODATA to bad data detection and identification based on genetic algorithms[J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(11): 162-165(in Chinese).
- [6] 卢志刚, 张宗伟. 基于量测量替换与标准化残差检测的不良数据

辨识[J]. 电力系统自动化, 2007, 31(13): 52-56.

- Lu Zhigang, Zhang Zongwei. Bad Data Identification based on measurement replace and standard residual detection[J]. Automation of Electric Power Systems, 2007, 31(13): 52-56(in Chinese).
- [7] 孙雅明, 王晨力, 张智晟, 等. 基于蚁群优化算法的电力系统负荷序列的聚类分析[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(18): 40-45.  
Sun Yaming, Wang Chenli, Zhang Zhisheng, et al. Clustering analysis of power system load series based on ant colony optimization algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(18): 40-45(in Chinese).
  - [8] 翟海保, 程浩忠, 吕干云, 等. 基于模式记忆并行蚁群算法的输电网规划[J]. 中国电机工程学报, 2005, 25(9): 17-22.  
Zhai Haibao, Cheng Haozhong, Lü Ganyun, et al. Transmission network planning based on schema recording parallel ant colony algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(9): 17-22(in Chinese).
  - [9] 王超学, 崔杜武, 崔颖安, 等. 使用基于中医思想的蚁群算法求解配电网重构[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(7): 13-18.  
Wang Chaoxue, Cui Duwu, Cui Ying'an, et al. Distribution network reconfiguration using a novel ant colony system based on traditional chinese medicine theory[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(7): 13-18(in Chinese).
  - [10] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V. An investigation of some properties of an "Ant algorithm"[C]//Proceedings of the Parallel Problem Solving from Nature Conference(PPSN 92). Brussels, Belgium: IEEE, 1992: 509-520.
  - [11] Colomi A, Dorigo M, Maniezzo V, et al. Ant system for job-shop scheduling[J]. Belgian Journal of Operations Research Statistics and Computer Science, 1994, 34(1): 39-53.
  - [12] 于尔铿. 电力系统状态估计[J]. 北京: 水利电力出版社, 1985: 62-63.
  - [13] 任江波, 于尔铿, 郭志忠, 等. 基于灵敏度分析的逐次追踪状态估计[J]. 电网技术, 2007, 31(7): 64-68.  
Ren Jiangbo, Yu Erkeng, Guo Zhizhong, et al. Sequential tracking state estimation based on sensitivity analysis[J]. Power System Technology, 2007, 31(7): 64-68(in Chinese).
  - [14] Thomas Stützle, Holger H. MAX-MIN ant system[J]. Future Generation Computer Systems, 2000, 16(9): 889-914.
  - [15] 李振坤, 陈星鹭, 余昆, 等. 配电网重构的混合粒子群算法[J]. 中国电机工程学报, 2008, 28(31): 35-41.  
Li Zhenkun, Chen Xingying, Yu Kun, et al. Hybrid particle swarm optimization for distribution network reconfiguration[J]. Proceedings of the CSEE, 2008, 28(31): 35-41(in Chinese).
  - [16] 郭瑞鹏, 邵学俭, 韩祯祥. 基于分块吉文斯旋转的电力系统状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2006, 26(12): 26-31.  
Guo Ruipeng, Shao Xuejian, Han Zhenxiang. A blocked givens rotations based algorithm for power system state estimation [J]. Proceedings of the CSEE, 2006, 26(12): 26-31(in Chinese).
  - [17] 卢志刚, 李爽. 部分厂站量测信息不完整时全网理论线损计算[J]. 电网技术, 2007, 31(16): 83-87.  
Lu Zhigang, Li Shuang. Theoretical network loss calculation of whole power system under incomplete injected measured data of partial plants and substations[J]. Power System Technology, 2007, 31(16): 83-87(in Chinese).



卢志刚

收稿日期: 2010-10-21。

作者简介:

卢志刚(1963), 男, 博士, 教授, 博士生导师, 主要从事电力系统经济运行与分析的研究;

王浩锐(1975), 男, 博士研究生, 高级工程师, 研究方向为电网经济运行。

孙继凯(1984), 男, 硕士, 助理工程师, 研究方向为电力系统状态估计与运行分析。

(责任编辑 李兰欣)