

DOI: 10.7667/PSPC180289

基于 ε -模糊树方法的电力系统状态估计

张越^{1,2}, 单连飞^{1,2}, 余建明^{1,2}, 张佳楠^{1,2}, 张文广³

(1. 南瑞集团有限公司(国网电力科学研究院有限公司), 江苏 南京 211106; 2. 北京科东电力控制系统
有限责任公司, 北京 100192; 3. 华北电力大学新能源电力系统国家重点实验室, 北京 102206)

摘要: 电力系统状态估计在能量管理系统中起着重要的作用。为了提高状态估计的整体性能, 提出了基于 ε -模糊树方法(ε -FT)的电力系统状态估计方法。以福州电网 500 kV 母线为研究对象, 通过网络结构分析, 对各量测量进行信息提取和变量选择, 将最优的变量子集作为 ε -FT 的输入变量, 建立了各母线电压幅值的 ε -FT 模型, 并与其他方法进行了对比。随后, 在量测量中加入不良数据, 验证所提状态估计方法的鲁棒性。结果表明, 该方法能够有效地抵抗量测量中的不良数据, 具有较高的估计精度和较强的鲁棒性, 并且能将不良数据限制在局部, 减少对整个电网状态估计的影响。

关键词: 电力系统; 状态估计; ε -模糊树方法; 变量选择; 鲁棒性

Power system state estimation based on ε -fuzzy tree method

ZHANG Yue^{1,2}, SHAN Lianfei^{1,2}, YU Jianming^{1,2}, ZHANG Jianan^{1,2}, ZHANG Wenguang³

(1. NARI Group Corporation Co., Ltd., (State Grid Electric Power Research Institute Co., Ltd.), Nanjing 211106, China;
2. Beijing KeDong Electric Power Control System Co., Ltd., Beijing 100192, China; 3. State Key Laboratory of Alternate
Electrical Power System with Renewable Energy Sources, North China Electric Power University, Beijing 102206, China)

Abstract: Power system state estimation plays an important role in Energy Management System (EMS). To improve the performance of state estimation, a power system state estimation method based on ε -fuzzy tree (ε -FT) is proposed. Taken 500 kV bus of Fuzhou power grid as the research target, the network structure is analyzed to extract the measurement variables information and select the variables, the obtained feature matrix is used as the input of ε -FT to establish the ε -FT model of 500 kV bus voltage amplitude, which is made a comparison with other modeling methods. Then, the bad data of measurement variables is used to validate the robustness of the proposed state estimation method. The results show that the method can effectively resist the bad data of measurement variables, and have higher prediction accuracy and robustness. Besides, the bad data can be limited locally to reduce the impact on the entire power grid state estimation.

This work is supported by "Thousand Talents Plan" Special Research Grant of State Grid Corporation of China (No. 5206001600A3).

Key words: power system; state estimation; ε -fuzzy tree; variable selection; robustness

0 引言

随着我国电力事业的高速发展, 对电力调度自动化水平要求也越来越高, 能量管理系统在电力系统中得到了广泛的应用^[1-2]。状态估计在能量管理系统中起着重要的作用, 为其他高级应用提供了可靠而完整的数据。电力系统状态估计主要是利用电网实时量测系统中的冗余量测信息, 通过最佳的估计

算法计算出最接近系统真实状态的估计值。状态估计的实时性和准确性直接影响电力系统的监测、决策和控制^[3-5]。

多年来, 众多学者对电力系统状态估计的计算方法进行了积极研究^[6-9]。其中, 加权最小二乘法(WLS)是在电力系统状态估计应用最广泛的方法, 但是这种方法抗粗差能力较差, 提升其抗粗差能力一直是研究的热点^[10-11], 并取得了一定的进展。随着人工智能技术^[12]、并行计算技术以及分布式处理技术^[13-14]的快速发展, 电力系统状态估计研究进入

崭新的阶段。文献[15]采用神经网络建立了一种由主从网络构成的电力系统状态估计神经网络模型。文献[16]应用同伦算法改进 BP 神经网络(BPNN)进行电力系统状态估计。文献[17-18]基于 IEEE 测试系统提出了最小二乘支持向量机(LSSVM)状态估计方法。文献[19]针对区域互联大电网采用分解协调状态估计来提高状态估计的收敛性和计算效率。文献[20]利用二次系统模拟量间冗余关系建立线性静态分布式状态估计模型。但是, 目前基于机器学习算法的电力系统状态估计研究缺乏实际数据的支撑, 也没有出现结合并行计算技术以及分布式处理技术的研究, 再加上现有机器学习算法 BPNN 和 LSSVM 本身存在一定的缺陷^[21], 这些都限制了该技术在电力系统状态估计领域的应用。

近年来, 文献[22]提出基于树结构的自适应模糊推理辨识方法(ATSFIS), 简称“模糊树(FT)方法”。这种算法适合处理高维非线性建模问题, 其主要思想是根据建模数据在空间中的分布信息, 基于二叉树结构进行自适应划分, 得到模糊子空间, 并且将模糊规则中前件和后件参数同时进行训练和优化, 简化了计算, 在一定程度上避免了“维数灾”引起的“规则爆炸”。但是, 这种算法采用最小二乘法对后件参数进行学习, 造成学习结果对噪声特别敏感^[23]。随后, 为了提高这种算法辨识噪声和异常值的能力, 文献[24]提出了一种具有较强鲁棒性的 ε -模糊树(ε -FT)方法。这种算法继承了 FT 的优点, 并展现了更强的鲁棒性。

本文通过分析福州 500 kV 电网网络结构, 确定了影响母线电压幅值的最优影响变量, 作为 ε -FT 的输入, 从而建立了母线电压幅值的模型, 并与其他方法所建立的模型进行了对比。通过对量测量加入不良数据, 验证了该方法的鲁棒性。仿真分析表明, 所提的状态估计方法估计精度较高, 能够有效地抵抗量测量中的不良数据, 并且通过变量选择压缩了建模所需变量个数, 可以将量测数据中的不良数据限制在局部, 适合工程应用。

1 ε -FT 原理及算法

ε -FT 方法具有精度高、计算量小、对样本维数不敏感的优点, 在一定程度上解决了“规则爆炸”问题, 适合解决高维复杂非线性、强耦合系统的建模问题^[25]。该算法通过采用 ε -不敏感学习方法求解模糊规则的后件参数, 增强了算法的鲁棒性, 能有效地辨识样本中的噪声和异常值。

在 ε -FT 方法中, 模糊空间划分完毕即可得到下一组规则 R^l : 如果 \mathbf{x} 是 N_{t_i} , 那么 $y_{t_i} = (\mathbf{c}_{t_i})^T \hat{\mathbf{x}}$,

其中, \tilde{T} 为二叉树集合, $t_i \in \tilde{T}$ 为叶节点集合, $\mathbf{c}_{t_i} = [\mathbf{c}_0^{t_i}, \mathbf{c}_1^{t_i}, \dots, \mathbf{c}_n^{t_i}]^T$ 为线性参数, N_{t_i} 是模糊子空间上定义的模糊集合, 对应的隶属度函数为 $N_{t_i}(\mathbf{x})$ 。若将 $N_{t_i}(\mathbf{x})$ 的归一化隶属度函数记为 $\mu_{t_i}(\mathbf{x})$, 即 $\mu_{t_i}(\mathbf{x}) = N_{t_i}(\mathbf{x}) / \sum_{t_i \in \tilde{T}} N_{t_i}(\mathbf{x})$, 从而得到 T-S 模型的输出表达式如式(1)所示。

$$\hat{y}(\mathbf{x}) = \sum_{t_i \in \tilde{T}} \mu_{t_i}(\mathbf{x}) (\mathbf{c}_{t_i})^T \hat{\mathbf{x}} \quad (1)$$

二叉树中根节点和非根节点的隶属度函数定义为

$$N_1(\mathbf{x}) \equiv 1 \quad (2)$$

$$N_t(\mathbf{x}) = N_{p(t)}(\mathbf{x}) \hat{N}_t(\mathbf{x}) \quad (3)$$

$$\hat{N}_t(\mathbf{x}) = \frac{1}{1 + \exp[-\alpha_t (\mathbf{c}_{p(t)}^T \hat{\mathbf{x}} - \theta_{p(t)})]} \quad (4)$$

$$\theta_{p(t)} = \frac{\sum_{i=1}^M N_{p(t)}(\mathbf{x}_i) (\mathbf{c}_{p(t)}^T \hat{\mathbf{x}}_i)}{\sum_{i=1}^M N_{p(t)}(\mathbf{x}_i)} \quad (5)$$

式中: $\hat{N}_t(\mathbf{x})$ 为非根节点上的辅助隶属度函数; $\theta_{p(t)}$ 为父节点上的数据中心; $|\alpha_t|$ 为模糊带宽度。

模糊规则中的后件参数 $\mathbf{c}_{\tilde{t}}$ 使用式(6)进行求解。

$$\min_{\mathbf{c} \in R^{(n+1)}} I(\mathbf{c}) = \sum_{i=1}^M |y_i - \mathbf{c}_{\tilde{t}}^T \xi(\mathbf{x}_i)|_{\varepsilon} + \frac{\gamma}{2} \tilde{\mathbf{c}}^T \tilde{\mathbf{c}} \quad (6)$$

式中: \tilde{T} 为二叉树集合; $t_i \in \tilde{T}$ 为叶节点集合; $\tilde{\mathbf{c}} = [\tilde{c}_{t_1}, \tilde{c}_{t_2}, \dots, \tilde{c}_{t_l}]^T$; $\mathbf{c} = [\mathbf{c}_{t_1}, \mathbf{c}_{t_2}, \dots, \mathbf{c}_{t_l}]^T$; $\mathbf{c}_{\tilde{t}}^T \xi(\mathbf{x}_i)$ 为模型输出值, 式中第一项是经验风险, 代表模型的误差, 第二项代表模型的复杂程度, 参数 $\gamma > 0$ 为平衡因子, 实现模型复杂度与训练误差之间的折衷。

具体算法如下所述。

- (1) 给出 M 组输入输出数据集 (\mathbf{x}^i, y^i) , $i = 0, 1, \dots, M$, $\mathbf{x}^i \in R^n$, $y^i \in R$, 最大叶节点数为 L 。
- (2) 确定模糊带的宽度 $\alpha > 0$, 初始化根节点, 令 $N_1(\mathbf{x}) \equiv 1$, 树的深度 $d=1$ 。根据式(6)求解线性参数 \mathbf{c}_1 。

(3) 依次处理当前深度 d 的每一个节点: 划分该节点, 根据式(2)~式(5)计算划分后左右子节点上的隶属度函数, 求出所有叶节点上的后件参数 $\mathbf{c}_{\tilde{t}}$, 进而由式(1)计算输入样本对应的划分后的模型输出, 根据式(7)计算均方根误差。

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N (\hat{y}^i - y^i)^2 / M} \quad (7)$$

如果均方根误差小于划分前模型输出的均方根误差, 则保存此次划分, 否则, 处理当前层的下

一个节点。

(4) 当前层处理完毕后,如果模型输出的均方根误差小于允许最大误差或者当前二叉树的叶节点数大于 L , 则结束该次算法; 否则令 $d = d + 1$, 返回到第(3)步。

2 基于 ε -FT 的状态估计

2.1 试验设计

本文选取福州电网实际历史数据,建立了 500 kV 母线的电压幅值模型。福州电网包含 500 kV 母线有福州—洋中 I 和 II 段母线、福州—福州 I 和 II 段母线、福州—燕墩 I 和 II 段母线、福州—东台 I 和 II 段母线、福州—笠里 I 和 II 段母线。在母线有功功率和无功功率均平衡时,考虑到实际母联开关处于闭合状态, I 和 II 段母线的电压幅值量测和估计值基本一致,本文仅对福州—洋中 I 段母线、福州—福州 I 段母线、福州—燕墩 I 段母线、福州—东台 I 段母线和福州—笠里 I 段母线电压幅值进行建模研究。

为了衡量各种状态估计方法的优劣,本文采用均方根误差作为评价指标,误差公式为

$$R_{MSE} = \sqrt{\sum_{i=1}^N (V^i - V_{WLS}^i)^2 / N} \quad (8)$$

式中: N 为样本数量; V^i 、 V_{WLS}^i 分别为电压幅值估计值和 WLS 方法的估计值。考虑到 WLS 方法的估计值是来自 D5000 智能电网调度控制系统状态估计结果,状态估计合格率已经达到考核的标准,故以此作为电压幅值的真值。

2.2 变量选择

影响母线电压幅值的变量很多,如线路功率、变压器功率、发电机功率和负荷功率等变量。对电压幅值的影响变量进行重要信息提取和变量选择分析,选择出电压幅值的最优影响变量,能够消除变量之间的强相关性和耦合性,降低模型的复杂程度。图 1 为福州电网 500 kV 母线连接示意图。根据母线实际连接分析,考虑到线路损耗和设备参数的影响,距离母线越远的设备,对母线的影 响相对较小,并且过多的考虑影响变量会出现大量的相关变量。因此,本文将与研究母线直接相连的设备的有功功率量测、无功功率量测和电压量测作为研究该母线的最优影响变量。

2.3 模型结构

本文所建立的福州 500 kV 母线电压幅值的模型结构如图 2 所示。基于 ε -FT 分别建立了福州—洋中 I 段母线、福州—福州 I 段母线、福州—燕墩 I 段母线、福州—东台 I 段母线和福州—笠里 I 段母线电压幅值模型。其中,各电压幅值模型的输入变量为与研

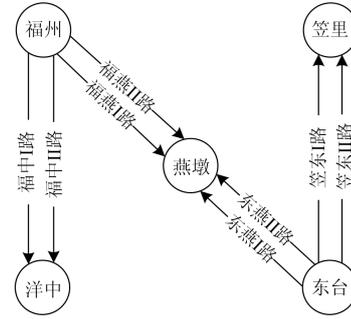


图 1 福州电网 500 kV 母线连接示意图

Fig. 1 Connection diagram of Fuzhou power grid 500 kV bus

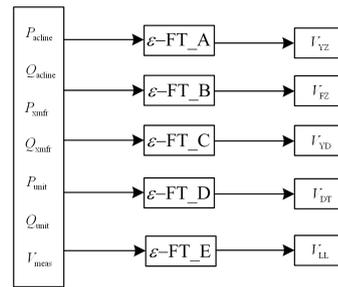


图 2 电压幅值模型结构

Fig. 2 Structure of voltage amplitude model

究母线直接相连设备的有功和无功功率以及自身的电压幅值量测值。

图 2 中: P_{acline} 为交流线路有功功率; Q_{acline} 为交流线路无功功率; P_{xfmr} 为变压器高压侧有功功率; Q_{xfmr} 为变压器高压侧无功功率; P_{unit} 为虚拟发电机有功功率; Q_{unit} 为虚拟发电机无功功率; V_{meas} 为母线电压幅值量测值; V_{YZ} 为福州—洋中 I 段母线电压幅值; V_{FZ} 为福州—福州 I 段母线电压幅值; V_{YD} 为福州—燕墩 I 段母线电压幅值; V_{DT} 为福州—东台 I 段母线电压幅值; V_{LL} 为福州—笠里 I 段母线电压幅值。

2.4 样本准备

在福州地调状态估计合格率达到考核标准情况下,从 SCADA 系统采集福州电网实际数据。实际试验数据共 60 组,选取 50 组作为训练样本,其余 10 组作为测试样本。其中,在训练样本中,各量测量作为输入样本,WLS 方法的电压幅值估计值作为输出样本。由于篇幅限制,本文仅给出福州—福州 I 段母线电压幅值建模的部分数据,如表 1 所示。其中, $P_{ac, fy1}$ 和 $Q_{ac, fy1}$ 分别为福燕 I 路有功、无功功率; $P_{ac, fy2}$ 和 $Q_{ac, fy2}$ 分别为福燕 II 路有功、无功功率; $P_{ac, fz1}$ 和 $Q_{ac, fz1}$ 分别为福中 I 路有功、无功功率; $P_{ac, fz2}$ 和 $Q_{ac, fz2}$ 分别为福中 II 路有功、无功功率; $P_{xmfr, 1}$ 和 $Q_{xmfr, 1}$ 分别为 1#主变高压侧有功、无功功率; $P_{xmfr, 2}$ 和 $Q_{xmfr, 2}$ 分别为 2#主变高压侧有功、无功功

率; $P_{un,1}$ 和 $Q_{un,1}$ 分别为 1#虚拟发电机有功、无功功率; $V_{meas,fz}$ 为福州 I 段母线电压幅值量测值; V_{fz} 为基于 WLS 方法的福州 I 段母线电压幅值估计值。
率; $P_{un,2}$ 和 $Q_{un,2}$ 分别为 2#虚拟发电机有功、无功功率

表 1 福州电网部分历史运行数据

Table 1 Historical operating data of Fuzhou power grid

工况	$P_{ac,fy1}/MW$	$Q_{ac,fy1}/Mvar$	$P_{ac,fy2}/MW$	$Q_{ac,fy2}/Mvar$	$P_{ac,fz1}/MW$	$Q_{ac,fz1}/Mvar$	$P_{ac,fz2}/MW$	$Q_{ac,fz2}/Mvar$	$V_{meas,fz}/kV$
1	506.03	-92.04	522.5	-95.16	-260.63	40.93	-264.89	35.13	527.998
2	504.65	-90.75	516.56	-93.62	-254.31	44.13	-259.45	35.54	527.854
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
59	516.4	-88.33	526.44	-91.59	-280.66	61.17	-284.07	56.74	528.717
60	513	-86.36	524.56	-89.69	-284.45	58.84	-284.55	54.48	528.92

工况	$P_{xfmr,1}/MW$	$Q_{xfmr,1}/Mvar$	$P_{xfmr,2}/MW$	$Q_{xfmr,2}/Mvar$	$P_{un,1}/MW$	$Q_{un,1}/Mvar$	$P_{un,2}/MW$	$Q_{un,2}/Mvar$	V_{fz}/kV
1	366.23	45.16	363.79	51.63	618.91	-1.3	622.57	-15.94	529.092
2	357.8	42.99	358.05	49.7	610.24	0.08	611.95	-13.28	529.073
⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮	⋮
59	292.11	30.44	292.6	30.35	530.36	4.08	534.14	-10.76	530.048
60	292.75	27.97	292.79	27.73	527.77	1.9	526.49	-9.74	530.344

2.5 建模效果

图 3—图 7 分别为福州—洋中 I 段母线、福州—福州 I 段母线、福州—燕墩 I 段母线、福州—东台 I 段母线和福州—笠里 I 段母线电压幅值建模效果图。从图中可以看出, 基于 ε -FT 的状态估计方法与 WLS 方法的估计值相当, 具有较高的估计精度, 完全符合现在状态估计工程使用验收标准, 能够较为准确地预测 10 组样本, 展示了算法较强泛化能力。此外, 该方法在训练模型所用时间为 0.15 s 左右, 少于 WLS 方法的状态估计时间, 采用 50 组样本滚动训练, 完全可以在线进行应用。

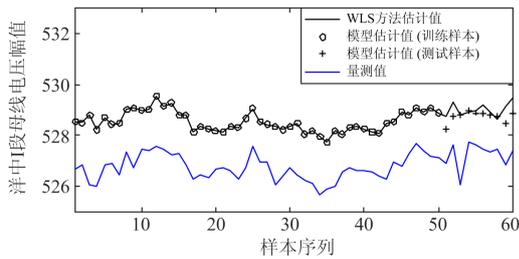


图 3 电压幅值建模效果(1)

Fig. 3 Modelling effect of voltage amplitude (I)

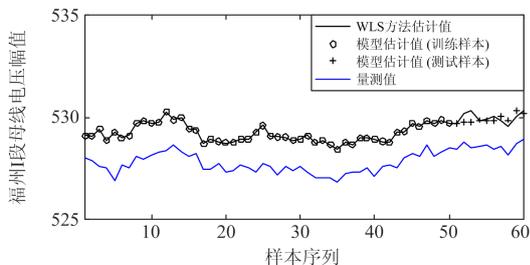


图 4 电压幅值建模效果(2)

Fig. 4 Modelling effect of voltage amplitude (II)

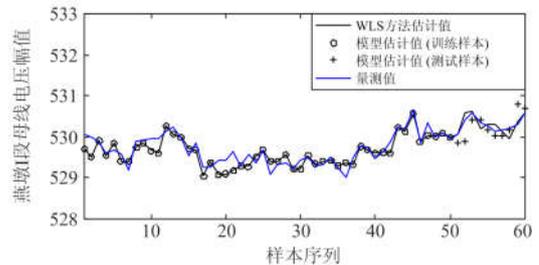


图 5 电压幅值建模效果(3)

Fig. 5 Modelling effect of voltage amplitude (III)

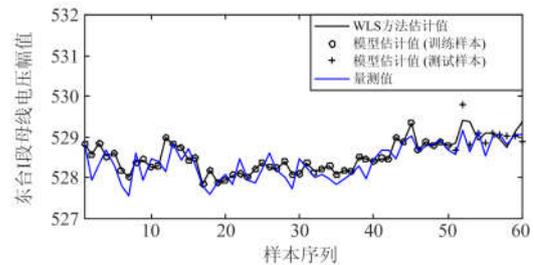


图 6 电压幅值建模效果(4)

Fig. 6 Modelling effect of voltage amplitude (IV)

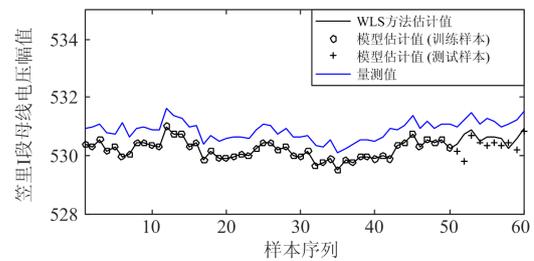


图 7 电压幅值建模效果(5)

Fig. 7 Modelling effect of voltage amplitude (V)

2.6 模型对比

本文将基于 ϵ -FT 的状态估计方法与基于 FT、BPNN 和 LSSVM 的方法进行了对比, 误差结果如表 2 所示。其中, 训练样本均方根误差记为 P_{RMSE} ; 测试样本均方根误差记为 Q_{RMSE} ; 将经过变量选择的建模方式记为条件 1; 将未经过变量选择(与母线直接或者间接相连的所有设备量测作为模型输入数据)的建模方式记为条件 2。可以看出, 条件 1 的估计精度要高于条件 2 的估计精度, 表明经过变量选

择提高了模型的估计精度, 通过压缩变量个数可以将量测数据中的不良数据限制在局部, 减少对整个电网状态估计的影响。几种方法中, 基于 ϵ -FT 的状态估计方法均方根误差较小, 估计精度较高, 要明显强于基于 FT、BPNN 和 LSSVM 的状态估计方法。文中采用的训练样本较少, 几种方法的训练时间没有较大差别, 均小于 0.5 s, 这里没做详细比较, 但条件 1 的模型训练时间要明显小于条件 2 的模型训练时间。

表 2 不同状态估计方法对比

Table 2 Comparison of different state estimation methods

	福州-洋中 I 段母线				福州-福州 I 段母线				福州-燕墩 I 段母线	
	条件 1		条件 2		条件 1		条件 2		条件 1	
	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV
ϵ -FT	3.5×10^{-4}	0.388 6	0.059 9	0.744 0	4.5×10^{-4}	0.294 4	0.019	0.808 9	4.8×10^{-4}	0.311 0
FT	0.006 9	2.580 3	0.057 4	0.806 6	0.003 6	0.831 5	0.057 6	0.847 5	0.001 8	2.984 8
BPNN	0.222 8	0.476 2	0.124 5	0.303 0	0.156 6	0.332 9	0.186 0	0.479 2	0.123 5	0.547 6
LSSVM	0.004 1	0.484 4	0.003 9	0.428 7	0.004 1	0.621 5	0.004 2	0.656 7	0.003 4	0.601 6

	福州-东台 I 段母线				福州-笠里 I 段母线				福州-燕墩 I 段母线	
	条件 1		条件 2		条件 1		条件 2		条件 2	
	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV	P_{RMSE}/kV	Q_{RMSE}/kV
ϵ -FT	9.0×10^{-4}	0.309 1	0.007 5	0.786 8	3.9×10^{-4}	0.360 9	0.003 1	0.820 0	0.003 5	0.800 4
FT	0.017 2	1.589 9	0.058 1	0.850 7	0.004 3	2.247 2	0.058 6	0.827 1	0.058 1	0.836 6
BPNN	0.177 2	0.368 1	0.174 8	0.467 8	0.142 0	0.494 3	0.164 7	0.315 6	0.105 1	0.475 5
LSSVM	0.003 6	0.599 3	0.003 4	0.637 5	0.003 5	0.386 0	0.003 4	0.416 3	0.003 4	0.609 5

3 状态估计方法鲁棒性验证

现场量测量常常含有不良数据, 如果不能有效地辨识这些数据, 将会影响电网状态估计的精度, 因此研究鲁棒性较强的状态估计方法具有重要的意义。为了验证本文所提状态估计方法具有抵抗不良数据的能力, 在训练样本中加入信噪比为 25 的随机噪声和 30 个异常值。然后, 基于上述的数据, 建立了母线福州-东台 I 段母线、福州-福州 I 段母线、福州-笠里 I 段母线、福州-燕墩 I 段母线和福州-洋中 I 段电压幅值模型, 并与未加入不良数据的模型进行了对比, 10 组测试样本均方根误差对比如图 8 所示。从图中可以看出, 两种情况下的误差精度相

当, 5 段母线电压幅值的均方根误差依次仅增大了 0.028 5 kV、0.032 3 kV、0.020 7 kV、0.043 6 kV、0.065 kV, 说明该方法能够有效地抵抗量测量中的不良数据, 具有较强的鲁棒性和抗粗差能力。

4 结论

本文提出了基于 ϵ -FT 的电力系统状态估计方法, 主要结论如下:

- 1) ϵ -FT 方法适合处理电力系统状态估计中的非线性复杂建模问题, 相比 FT、BPNN 和 LSSVM, 具有训练时间短, 估计精度高的优点。
- 2) 所提的基于 ϵ -FT 的状态估计方法能够有效地抵抗量测量中的不良数据, 具有较高的估计精度和较强的鲁棒性。
- 3) 通过对电网网络结构分析进行变量选择, 提高了估计精度, 压缩了建模所需变量的个数, 降低了模型的维数和复杂程度, 可以将不良数据限制在局部, 减少对整个电网状态估计的影响。
- 4) 所提的基于 ϵ -FT 的状态估计方法经过福州电网部分历史运行数据验证, 状态估计结果可以达到考核标准, 具有一定的工程借鉴意义。

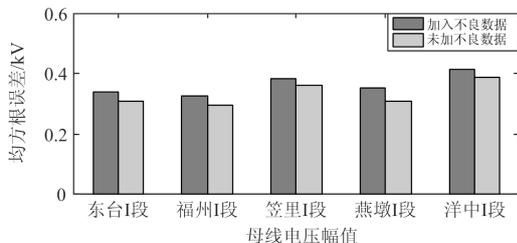


图 8 测试样本均方根误差对比

Fig. 8 Comparison of test sample root mean square error

参考文献

- [1] 于尔铿. 电力系统状态估计[M]. 北京: 水利电力出版社, 1985.
- [2] 丁宏恩, 戴则梅, 霍雪松, 等. 基于混合量测的二次线性状态估计方法及其工程应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(13): 163-170.
DING Hongen, DAI Zemei, HUO Xuesong, et al. Hybrid measurement based secondary linear state estimation method and its engineering application[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(13): 163-170.
- [3] 成锐, 刘文霞, 金秋龙, 等. 基于分布估计和智能存储的复杂电网可靠性评估方法[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(19): 5541-5548.
CHENG Rui, LIU Wenxia, JIN Qiulong, et al. Reliability evaluation in composite power system based on estimation of distribution algorithm and intelligent storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(19): 5541-5548.
- [4] 卢伟, 林建泉, 刘柏林. 一种鲁棒预测辅助电力系统状态估计算法[J]. 现代电力, 2017, 34(4): 33-39.
LU Wei, LIN Jianquan, LIU Bolin. A robust forecasting-aided state estimation algorithm for power system[J]. Modern Electric Power, 2017, 34(4): 33-39.
- [5] 公茂法, 柳岩妮, 姜文, 等. 基于可信状态集合的状态估计方法在最优潮流中的应用[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(17): 78-82.
GONG Maofa, LIU Yannan, JIANG Wen, et al. State estimation method based on trusted state set in the application of the optimal power flow[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(17): 78-82.
- [6] 蔡永智, 陈皓勇, 万楚林. 基于最小二乘估计融合的分布式电力系统动态状态估计[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(8): 29-35.
CAI Yongzhi, CHEN Haoyong, WAN Chulin. Distributed dynamic state estimation for power systems based on least square estimation fusion[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(8): 29-35.
- [7] 刘科研, 盛万兴, 何开元, 等. 基于拉格朗日松弛技术的复杂有源配电网分布式状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(15): 125-132.
LIU Keyan, SHENG Wanxing, HE Kaiyuan, et al. Distributed state estimation of complex active distribution network based on Lagrange relaxation technique[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(15): 125-132.
- [8] 谢仕炜, 胡志坚, 吴方劫, 等. 基于递推最小二乘法的多端口外网静态等值参数辨识方法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(3): 26-34.
XIE Shiwei, HU Zhijian, WU Fangjie, et al. Static equivalent parameter identification method of multi-port external network based on recursive least squares algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(3): 26-34.
- [9] 李春, 卫志农, 孙国强, 等. 考虑风力发电波动引起频率偏差的电力系统状态估计[J]. 电网技术, 2015, 39(5): 1301-1306.
LI Chun, WEI Zhinong, SUN Guoqiang, et al. State estimation of power system considering frequency deviation caused by fluctuation of wind power generation[J]. Power System Technology, 2015, 39(5): 1301-1306.
- [10] 牛胜锁, 张达, 梁志瑞, 等. 基于抗差总体最小二乘法的电力系统谐波状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(11): 106-111.
NIU Shengsuo, ZHANG Da, LIANG Zhirui, et al. Power system harmonic state estimation based on robust total least squares[J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(11): 106-111.
- [11] 黄知超, 谢霞, 王斌. 结合模糊综合评价与决策的电力系统状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(7): 65-69.
HUANG Zhichao, XIE Xia, WANG Bin. Power system state estimation combined with fuzzy comprehensive evaluation and decision-making[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(7): 65-69.
- [12] 喻圣, 邹红波, 余凡, 等. 模糊神经网络在电力系统短期负荷预测中的应用[J]. 智慧电力, 2018, 46(11): 88-91.
YU Sheng, ZOU Hongbo, YU Fan, et al. Application of fuzzy neural network in power short-term load forecasting[J]. Smart Power, 2018, 46(11): 88-91.
- [13] HE Jinghan, LIU Lin, DING Fanfan, et al. A new coordinated backup protection scheme for distribution network containing distributed generation[J]. Protection and Control of Modern Power Systems, 2017, 2(2): 102-110. DOI: 10.1186/s41601-017-0043-3.
- [14] 李国平, 赵平, 张晋维, 等. 考虑通讯时延的电力系统分布式经济调度[J]. 智慧电力, 2018, 46(11): 14-20.
LI Guoping, ZHAO Ping, ZHANG Jinwei, et al. Distributed economic dispatch of power system considering communication delay[J]. Smart Power, 2018, 46(11): 14-20.
- [15] 韩富春, 王娟娟. 基于神经网络的电力系统状态估计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2002, 14(6): 49-51.
HAN Fuchun, WANG Juanjuan. State estimation in power system based on neural network[J]. Proceedings of

- the CSU-EPISA, 2002, 14(6): 49-51.
- [16] 祝滨, 刘耀年, 朱洪博. 神经网络的同伦算法与电力系统状态估计[J]. 电力系统及其自动化学报, 2000, 12(1): 11-14.
ZHU Bin, LIU Yaonian, ZHU Hongbo. Homotopy method of neural network and power system state estimation[J]. Proceedings of the CSU-EPISA, 2000, 12(1): 11-14.
- [17] 陈刚, 闫飞, 龚啸, 等. 基于参数优化的最小二乘支持向量机状态估计方法[J]. 电力系统保护与控制, 2011, 39(19): 83-88.
CHEN Gang, YAN Fei, GONG Xiao, et al. State estimate based on parameter-optimized least square support vector machines[J]. Power System Protection and Control, 2011, 39(19): 83-88.
- [18] 贾嵘, 蔡振华, 刘晶, 等. 基于主成分分析和最小二乘支持向量机的电力系统状态估计[J]. 电网技术, 2006, 30(21): 75-78.
JIA Rong, CAI Zhenhua, LIU Jing, et al. Power system state estimation based on principal component analysis and least square support vector machines[J]. Power System Technology, 2006, 30(21): 75-78.
- [19] 罗玉春, 王毅, 戴则梅, 等. 基于多调度控制中心的分解协调状态估计[J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1516-1521.
LUO Yuchun, WANG Yi, DAI Zemei, et al. Decomposition and coordination state estimation for multi dispatching and control centers[J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1516-1521.
- [20] 胡春潮, 何杰, 马凯. 基于信息冗余的电力系统分布式状态估计[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(16): 111-115.
HU Chunchao, HE Jie, MA Kai. Power system distributed state estimation based on information redundancy of secondary system[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(16): 111-115.
- [21] ZHANG Wenguang, ZHANG Yue, BAI Xuejian, et al. A robust fuzzy tree method with outlier detection for combustion models and optimization[J]. Chemometrics and Intelligent Laboratory Systems, 2016, 158: 130-137.
- [22] MAO Jianqin, ZHANG Jiangang, YUE Yufang, et al. Adaptive-tree-structure-based fuzzy inference system[J]. IEEE Transactions on Fuzzy Systems, 2005, 13(1): 1-12.
- [23] 张伟, 毛剑琴. 基于最小 Wilcoxon 学习方法的模糊树模型[J]. 北京航空航天大学学报, 2013, 39(7): 973-977.
ZHANG Wei, MAO Jianqin. Least Wilcoxon learning method based fuzzy tree model[J]. Journal of Beijing University of Aeronautics and Astronautics, 2013, 39(7): 973-977.
- [24] ZHANG Wei, MAO Jianqin. Fuzzy tree modeling based on ϵ -insensitive learning method[C] // Proceedings of Conference on Industrial Electronics and Applications, IEEE, 2011, Piscataway, NJ, United States: 2074-2078.
- [25] 张文广, 张越. 基于 PLS 和 ϵ -FT 的电站锅炉 NO_x 排放特性研究[J]. 动力工程学报, 2017, 37(3): 186-191.
ZHANG Wenguang, ZHANG Yue. Study on NO_x emission of utility boilers based on partial least squares and ϵ -fuzzy tree method [J]. Journal of Chinese Society of Power Engineering, 2017, 37(3): 186-191.

收稿日期: 2018-03-16; 修回日期: 2018-07-03

作者简介:

张越(1989—), 男, 通信作者, 硕士, 工程师, 研究方向为电网调度自动化系统电网分析与控制; E-mail: zhangyue3655@163.com

单连飞(1987—), 男, 硕士, 工程师, 研究方向为电网调度自动化电网分析应用技术; E-mail: shanlianfei@sgepri.sgcc.com.cn

余建明(1979—), 男, 博士, 高级工程师, 研究方向为电网调度自动化应用技术。E-mail: yujianming@sgepri.sgcc.com.cn

(编辑 姜新丽)