

深度学习辅助的区域交直流配电网区间状态估计

费有蝶, 黄蔓云, 卫志农, 孙国强

(河海大学能源与电气学院, 江苏省南京市 211100)

摘要: 针对区域交直流混合配电网中实时量测覆盖率低、量测误差分布具有不确定性的问题, 提出了基于深度神经网络(DNN)伪量测建模的交直流配电网区间状态估计方法。该方法首先对DNN进行离线训练, 然后将实时量测数据和电压源换流器控制的变量值作为DNN的输入特征, 建立伪量测模型; 接着, 在实时量测更新时, 利用已训练好的DNN快速生成伪量测; 最后, 对伪量测和实时量测的不确定性采用区间形式建模并进行区间状态估计, 进而准确监测交直流系统状态。算例仿真结果表明, 所提方法能够避免对量测误差的概率分布进行假设, 并且能够在低冗余量测配置或量测缺失时, 准确获得交直流配电网状态变量的上下界信息。

关键词: 交直流配电网; 区间状态估计; 深度神经网络; 伪量测; 不确定性

0 引言

随着越来越多的分布式电源(distributed generator, DG)和直流负荷接入配电系统^[1-2], 传统交流配电网将面临新能源消纳、供电可靠性、运行经济性等方面的挑战; 另一方面, 基于电压源换流器(voltage source converter, VSC)的直流配电网易于对DG进行并网控制, 具有供电可靠性高、网损低、电力变换环节少等优势^[3-4], 可有效解决传统配电网所面临的问题。因此, 建设灵活的交直流混合配电系统是未来城市配电网发展的必然趋势^[5-7]。

而交直流配电网的安全运行和协调控制需要状态估计(state estimation, SE)为其提供完整、精确的基础数据。然而, DG发电的间歇性、电动汽车负荷的随机性、量测设备的误差等都会增加交直流配电网运行状态的不确定性^[8-10]。以加权最小二乘(weighted least square, WLS)为代表的点估计算法^[11-12]对系统中不确定性的处理方法是假设量测误差服从高斯分布(Gaussian distribution, GD), 并根据标准差确定权重。但现实中, DG出力、负荷功率以及量测设备的误差等不确定性变量都很难以某一种具体的概率分布刻画, 往往只能确定其上下界限^[13]。相比于点估计, 区间SE以区间形式描述不确定性变量, 无须获取变量具体的分布情况, 并且能

够为调度人员提供更直观的状态量上下界信息, 而实现对电网安全、经济运行状态的监测。

在求解区间SE的算法中, 文献[14-15]提出区间约束传播法, 通过代数方法增加约束以降低估计区间的宽度, 但由于忽略了不同约束条件下同一区间变量的相关性, 使估计结果具有较高的保守性。文献[16-17]提出了基于混合量测的Krawczyk算子区间分析法, 考虑了多种类型的不确定因素, 包括量测误差、DG出力及线路参数, 但没有考虑提高伪量测模型的精度, 对伪量测误差区间的设置较大, 估计结果的保守性仍然较高。文献[18]提出区间SE的优化模型, 将量测函数线性化, 采并用迭代方法求解状态变量的上下界。文献[19]将这一线性化方法用于配电网区间SE中, 提出用区间数描述各类量测的不确定性。文献[20]利用区间SE的优化求解法, 对异常量测进行检测。文献[21]将区间SE的优化模型与不良数据辨识相结合, 增强了区间SE的鲁棒性。此外, 文献[22]引入算子标记误差代替区间数的运算, 提出了基于中值定理的线性化方法, 保证了估计区间的可靠性。

除了不确定因素的影响外, 实时量测配置不足也阻碍了交直流配电网SE的有效应用。建立精确的伪量测模型^[23]能够提高数据冗余度, 对交直流配电网SE具有重要意义^[24]。数据驱动方法能够挖掘高维复杂数据的特征^[25], 在提高伪量测模型的精度方面有非常优越的效果。文献[26-27]利用神经网络进行伪量测建模, 但为了确定伪量测权重, 需要提前知晓全年的误差分布。文献[28]基于深度

收稿日期: 2021-06-16; 修回日期: 2021-08-20。

上网日期: 2021-09-30。

国家自然科学基金资助项目(U1966205); 中央高校基本科研业务费专项资金资助项目(B200201067)。

信念网络预测节点注入功率,但负荷的随机性波动导致了其伪量测建模精度较低。

针对交直流配电网实时量测配置不足、量测误差分布无法确定的问题,本文利用深度学习技术辅助交直流配电网进行区间状态估计。首先,考虑VSC的不同控制策略,建立交直流混合配电网的量测模型。其次,利用大量历史断面的量测数据以及VSC的控制变量值对深度神经网络(deep neural network, DNN)进行离线训练,有效提高了节点注入功率伪量测模型的精度;在线应用阶段,DNN能在实时量测更新后快速生成伪量测,保证了系统的可观测性。最后,将伪量测与实时量测输入区间状态估计器,利用缩放参数和VSC的控制信息降低估计区间的保守性。在基于IEEE 33节点系统改进的交直流混合配电网中验证了所提方法的有效性。

1 SE基本原理

1.1 点估计

将节点电压的幅值和相角作为状态变量,用向量 x 表示。量测值 z 与状态变量 x 的关系为:

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

式中: $h(x)$ 为量测估计值 \hat{z} 关于状态变量 x 的函数; v 为量测误差,一般假设其服从均值为0,方差为 σ 的GD,即 $v \sim \sigma N(0, 1)$ 。

建立目标函数对 v 进行优化,优化结果即为状态变量的点估计值,不同的估计算法^[29]对应不同的目标函数。使用最广泛的是WLS,该算法具有模型简单、收敛性能好的优点。当量测误差服从GD时,可以获得较精确的估计结果,目标函数 $J(x)$ 为:

$$\min J(x) = (z - h(x))^T R^{-1} (z - h(x)) \quad (2)$$

式中: $R = \text{diag}\{\sigma_1^2, \sigma_2^2, \dots, \sigma_m^2\}$ 为协方差矩阵, $\sigma_1, \sigma_2, \dots, \sigma_m$ 为 σ 的元素, m 为 σ 的维度。一般使用牛顿法,将量测函数线性化后代求解。

1.2 区间估计

不同于点估计,区间SE认为量测误差的分布规律未知,但上下界已知,用区间 $[v]$ 表示。误差区间与量测精度的关系^[30]见附录A。若由某一组状态变量 x' 计算出的量测误差 v' 满足已知的范围,则 x' 为状态量的可能值。满足条件的可能值不唯一,因此区间SE的求解目标是状态变量可能值所在的整个区间 $[x]$ 。数学模型为:

$$S = \{x \in [x], z - \hat{z} \in [v] | \hat{z} - h(x) = 0\} \quad (3)$$

由于量测误差的区间是按量测设备或伪量测模型的最大不确定度设置的,因此估计结果必然会有一些的保守性;而设置过窄的误差区间又可能导致估计区间不包含状态变量的真值,称之为无效估计

区间。考虑到量测误差并不会同时处于最大值,本文引入缩放参数 $\lambda(0 < \lambda < 1)$ ^[21],将量测值区间表示为:

$$z - \lambda v^- \leq \hat{z} \leq z + \lambda v^+ \quad (4)$$

式中: v^+ 和 v^- 分别为量测误差在正、负方向上的最大绝对值, $v^+ > 0, v^- > 0$ 。

λ 与量测误差的来源有关,应在保证量测值区间包含量测量真值的情况下尽量小。根据式(3)和式(4),基于文献[18]中的处理方法,对每一个状态变量 x_i ,建立以下2个优化模型求出其最小值和最大值。

$$\begin{cases} \min x_i \\ \max x_i \\ \text{s.t. } z - \lambda v^- \leq \hat{z} \leq z + \lambda v^+ \\ \hat{z} - h(x) = 0 \end{cases} \quad (5)$$

若系统具有 n 维状态变量,则式(5)的2个目标函数分别需要进行 n 次求解,才能得到所有状态变量的下界和上界。

2 交直流配电网SE建模

以VSC作为耦合元件的交直流配电网分为3个部分:交流配电网、VSC支路、直流配电网。与传统交流配电网相比,交直流配电网SE的差异主要有以下几点。

1)引入VSC交流出口侧节点的电压及直流配电网节点的电压作为状态变量。

2)增加与VSC控制模式各类设定值相关的量测方程及直流配电网节点注入功率、支路电流等量测方程。

3)考虑VSC交流侧与直流侧的功率平衡。

以上差异须在量测模型中予以考虑。

2.1 VSC的稳态模型及控制伪量测方程

作为柔性直流系统的关键装置,VSC的一侧连接交流系统,另一侧连接直流系统,实现交流侧与直流侧之间的功率交换。本文将VSC等效为等值交流支路与理想VSC串联的形式^[31]。设交直流配电网中第 i 个VSC为VSC $_i$,相关物理量及参考方向如图1所示。

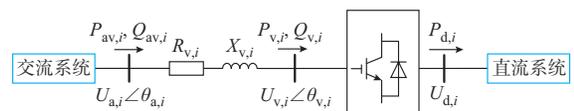


图1 VSC的等效模型
Fig. 1 Equivalent model of VSC

图1中: $U_{a,i} \angle \theta_{a,i}$ 为VSC $_i$ 所连接的交流并网点的电压相量; $U_{v,i} \angle \theta_{v,i}$ 为VSC $_i$ 交流出口侧节点的电

压相量; $U_{d,i}$ 为 VSC_i 直流侧节点的电压幅值; $P_{d,i}$ 为 VSC_i 直流侧有功功率; $P_{av,i}$ 和 $Q_{av,i}$ 分别为 VSC_i 交流侧有功功率、无功功率; $P_{v,i}$ 和 $Q_{v,i}$ 分别为流入 VSC_i 的有功功率、无功功率; $R_{v,i}$ 和 $X_{v,i}$ 分别为 VSC_i 的等值电阻和电抗。VSC_i 支路的等值电导 $G_{v,i}$ 和电抗 $B_{v,i}$ 分别为:

$$G_{v,i} = \frac{R_{v,i}^2}{R_{v,i}^2 + X_{v,i}^2} \quad (6)$$

$$B_{v,i} = -\frac{X_{v,i}^2}{R_{v,i}^2 + X_{v,i}^2} \quad (7)$$

每个 VSC 的控制方式是有功变量(交流侧有功功率 $P_{av,i}$ 、直流侧电压 $U_{d,i}$)和无功变量(交流侧无功功率 $Q_{av,i}$ 、交流侧电压 $U_{a,i}$)的组合^[32-33]。需要说明的是,当交直流配电网由多个 VSC 耦合时,为了维持直流配电网有功功率的平衡,必须有 1 个且只有 1 个 VSC 控制直流电压,充当直流配电网的平衡电源。根据 VSC 的控制方式添加 VSC 支路的伪量测:

$$\begin{cases} P_{av,i}^{\text{set}} = P_{av,i} + v_{P_{av,i}} = U_{a,i}^2 G_{v,i} - \\ U_{a,i} U_{v,i} (G_{v,i} \cos \theta_{av,i} + B_{v,i} \sin \theta_{av,i}) + v_{P_{av,i}} \\ U_{d,i}^{\text{set}} = U_{d,i} + v_{U_{d,i}} \end{cases} \quad (8)$$

$$\begin{cases} Q_{av,i}^{\text{set}} = Q_{av,i} + v_{Q_{av,i}} = -U_{a,i}^2 B_{v,i} - \\ U_{a,i} U_{v,i} (G_{v,i} \sin \theta_{av,i} - B_{v,i} \cos \theta_{av,i}) + v_{Q_{av,i}} \\ U_{a,i}^{\text{set}} = U_{a,i} + v_{U_{a,i}} \end{cases} \quad (9)$$

式中: $U_{d,i}^{\text{set}}$ 、 $U_{a,i}^{\text{set}}$ 、 $P_{av,i}^{\text{set}}$ 、 $Q_{av,i}^{\text{set}}$ 分别为 VSC_i 直流侧电压幅值、交流并网点电压幅值、交流侧有功功率、交流侧无功功率伪量测; $\theta_{av,i} = \theta_{a,i} - \theta_{v,i}$, 为相角差; $v_{U_{d,i}}$ 、 $v_{U_{a,i}}$ 、 $v_{P_{av,i}}$ 、 $v_{Q_{av,i}}$ 分别为 VSC_i 直流侧电压幅值、交流并网点电压幅值、交流侧有功功率、交流侧无功功率的量测误差。

式(8)为有功类的定交流有功功率、定直流电压控制;式(9)为无功类的定交流无功功率、定交流电压控制。VSC 控制变量的实际值接近于设定值,利用这一特点,在交直流混合配电网的区间 SE 中可以为该伪量测设置较小的误差区间^[34]。

2.2 交流配电网的量测方程

本文选取交流配电网的量测量为节点注入有功功率和无功功率、节点电压幅值、支路首端电流幅值。对于与 VSC 连接的交流节点,注入功率需要考虑 VSC 支路的影响,为简化量测方程的计算,将 VSC 出口节点作为交流系统的拓展节点,并将 VSC 支路添加到导纳矩阵中,使得交流配电网的量测方程与传统纯交流配电网相同^[35]。

2.3 直流配电网的量测方程

直流配电网相当于纯阻性的网络,选取直流节点电压 $U_{dc,i}$ 、支路电流 $I_{dc,ij}$ 、节点注入有功功率 $P_{dc,i}$ 作为量测量。各个量测方程为:

$$U_{dc,i}^m = U_{dc,i} + v_{U_{dc,i}} \quad (10)$$

$$I_{dc,ij}^m = g_{ij}(U_{dc,i} - U_{dc,j}) + v_{I_{dc,ij}} \quad (11)$$

$$P_{dc,i}^m = U_{dc,i} \sum_{j \in N_{dc}} G_{dc,ij} U_{dc,j} - \sum_{i \in N_{dc}^{\text{vsc}}} P_{d,i} + v_{P_{dc,i}} \quad (12)$$

式中: $U_{dc,i}^m$ 、 $I_{dc,ij}^m$ 、 $P_{dc,i}^m$ 分别为直流节点电压、支路电流、节点注入有功功率的量测量; g_{ij} 为直流支路 ij 的电导; N_{dc} 为所有直流节点的集合; N_{dc}^{vsc} 为与 VSC 相连的直流节点的集合; $v_{U_{dc,i}}$ 、 $v_{I_{dc,ij}}$ 、 $v_{P_{dc,i}}$ 分别为直流节点电压、直流支路电流、直流节点注入有功功率的量测误差; $G_{dc,ij}$ 为直流配电网节点导纳矩阵中的对应元素。

由于 VSC_i 在换流桥臂的损耗已由 $R_{v,i}$ 等效,因此 $P_{d,i}$ 与 $P_{v,i}$ 相等:

$$P_{d,i} = P_{v,i} = -U_{v,i}^2 G_{v,i} - U_{v,i} U_{a,i} (G_{v,i} \cos \theta_{va,i} + B_{v,i} \sin \theta_{va,i}) \quad (13)$$

式中: $\theta_{va,i} = \theta_{v,i} - \theta_{a,i}$, 为相角差。

3 基于 DNN 的伪量测建模

在配电网中,实时量测装置配置不足,难以满足 SE 的要求,因此需要大量使用伪量测数据,提高数据冗余度。本文使用 DNN 建立负荷节点注入功率的伪量测模型,本质上是利用 DNN 对数据特征的学习能力拟合高维非线性函数。

3.1 DNN 模型构建

本文为每一个负荷节点的注入功率构建单独的深度学习网络,包括交流配电网的节点注入有功功率和无功功率、直流配电网的节点注入有功功率。采用多层前馈 DNN,第 1 层为输入层、最后一层为输出层,中间是隐含层。输入层接收当前时刻交直流配电网的节点电压幅值量测、支路电流幅值量测以及 VSC 支路的相关量测,输出层产生当前时刻的节点注入功率。层与层之间为全连接,组成每一层的基本单元是神经元。神经元接收多个输入,使用连接权重和偏置对输入进行线性组合作为激活函数的自变量,激活函数产生的响应再传递给下一层的每个神经元。输入层和隐含层神经元的激活函数采用 ReLU 函数,输出层神经元的激活函数采用 Sigmoid 函数。

3.2 DNN 训练

DNN 参数的初始值不能使输出层产生目标输出,需要通过训练对参数进行调整,才能使 DNN 获得较强的拟合能力。训练 DNN 的过程是前向计算

和反向传播交替进行的过程。在前向计算阶段,输入数据逐层传播,得到最后一层的输出值。在反向传播阶段,将DNN的输出与特定时间步长的负荷真值进行比较,以最小化损失函数为目标,通过梯度下降算法更新连接权重和偏置。本文选择均方误差(mean square error, MSE)作为损失函数。

在离线训练阶段,输入DNN的量测值来自潮流真值加上量测误差。量测误差通常采用GD进行模拟,但误差受多种因素影响,实际分布规律往往无法知晓。若使用仅含有高斯噪声的实时量测作为DNN的输入特征进行训练,则当误差分布规律改变时,得到的伪量测的误差就会有所增加。由于误差未知但有界^[17],因此本文采用均匀分布(uniform distribution, UD)模拟实时量测的误差,使得DNN在在线应用阶段就能对处于已知界限内任意分布的误差均产生准确率较高的伪量测。具体训练过程如下。

1)根据负荷曲线进行交直流配电网潮流计算,并保存配置了实时量测的节点电压和支路电流所对应的真值。

2)在潮流计算所得真值的基础上添加UD的随机误差,生成实时量测。

3)将实时量测和VSC控制的变量值输入DNN,以负荷节点注入有功功率或无功功率作为目标输出训练网络。

4)保存训练好的DNN参数,并保存测试集的输出与实际负荷节点功率之间的相对误差。

3.3 DNN的在线应用

训练好的DNN可用于在线SE,先将实时量测和VSC的控制信息输入DNN,获得负荷节点的注入功率,再将实时量测、伪量测、虚拟量测一起输入状态估计器进行交直流混合配电网SE。在区间SE中,输入为各量测值的误差区间,其中节点注入伪量测的误差区间由DNN的预测精度决定。本文根据测试集的最大相对误差设定伪量测的误差区间,该区间包含最大相对误差并保留一定的裕度;在WLS估计中,输入为量测值及其权重,由伪量测误差区间获得其权重的计算公式见附录A。本文方法的总体流程图如图2所示。

4 算例分析

测试算例为基于IEEE 33节点系统拓展的交直流混合配电网^[36]。直流配电网通过3个VSC换流站接入交流电网,系统结构如附录A图A1所示。VSC的控制模式及设定值如附录A表A1所示,参考方向见图1。量测配置见附录A表A2。

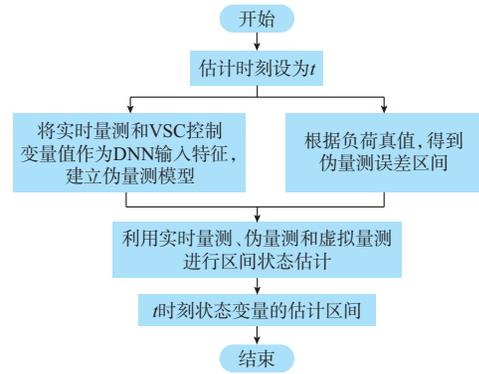


图2 所提方法流程图
Fig. 2 Flow chart of proposed approach

4.1 伪量测模型测试

根据3.2节中的步骤对DNN进行训练,电压幅值的量测噪声模拟为实际值的 $[-1\%, +1\%]$,支路电流幅值量测噪声为 $[-3\%, +3\%]$ 。以15 min为一个断面,共6 200个时间断面,其中第6 001至第6 200个断面作为测试集。通过不断的测试和k折交叉验证确定DNN的模型参数,具体过程如附录B所示。

为验证伪量测模型的准确性,本文改变测试集中实时量测的误差分布规律,将DNN输出功率与负荷真值相比较。量化指标采用有功功率和无功率的最大相对误差 $e_{p, \max}$ 和 $e_{q, \max}$ 。

$$e_{p, \max} = \max \left\{ \left| \frac{\hat{P}_{t,i} - P_{t,i}}{P_{t,i}} \right|, i \in N_{ac,L}, i \in N_{dc,L} \right\} \quad (14)$$

$$e_{q, \max} = \max \left\{ \left| \frac{\hat{Q}_{t,i} - Q_{t,i}}{Q_{t,i}} \right|, i \in N_{ac,L} \right\} \quad (15)$$

式中: $\hat{P}_{t,i}$ 和 $\hat{Q}_{t,i}$ 分别为DNN的有功功率和无功率输出值; $P_{t,i}$ 和 $Q_{t,i}$ 分别为负荷的有功功率和无功率真值; $N_{ac,L}$ 和 $N_{dc,L}$ 分别为交流配电网、直流配电网中的负荷节点集合。

DNN的输出结果如图3所示。由图3可见,对于UD、GD、混合高斯分布(Gaussian mixture distribution, GMD)这3种不同的误差分布,DNN输出伪量测的最大相对误差均不超过5%,能够保证伪量测的准确性。

4.2 区间SE的准确性测试

为了验证缩放参数 λ 对交直流配电网区间SE估计精度的影响,本文调整 λ 的取值,并对每个取值都进行了100次测试,实时量测误差采用GD进行模拟。零注入虚拟量测的区间设为 $[-10^{-5}, 10^{-5}]$;VSC控制设定值的波动区间设为 $[-0.1\%, 0.1\%]$;DNN输出的伪量测误差区间设为 $[-5\%, +5\%]$ 。

表1记录了 λ 取0.7、0.8、0.9、1.0的统计结果。

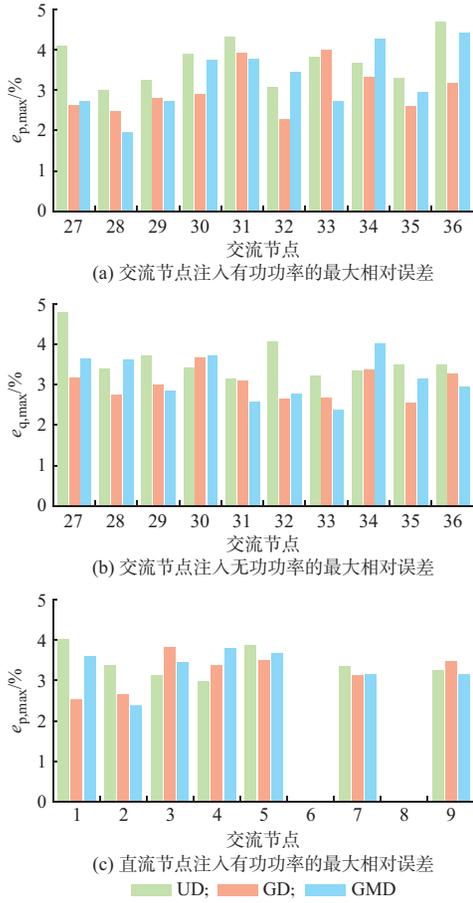


图3 不同误差分布下伪量测的最大相对误差

Fig. 3 Maximum relative error of pseudo measurements with different error distributions

当 λ 取0.9、1.0时,该方法可保证所有估计区间的准确性。当 λ 减小至0.8和0.7时,出现了无效估计区间。由于部分量测值区间无法包含量测量真值,出现了优化问题没有可行解的情况。

表1 不同缩放参数下的统计结果

Table 1 Statistical results with different scaling parameters

λ	含无效估计区间的测试数				无可行解的测试数
	0个无效估计区间	1~10个无效估计区间	11~20个无效估计区间	>20个无效估计区间	
1.0	100	0	0	0	0
0.9	100	0	0	0	0
0.8	96	0	2	1	1
0.7	80	6	7	1	6

以交流节点15和直流节点1的状态量为例,连续6个时间断面下 λ 取1.0、0.9、0.8的估计结果如图4所示。由图4可见,区间SE能够准确跟踪节点电压的变化;较小的 λ 能使状态变量的估计区间变得

更窄。但为了避免出现无效估计区间以及无可解的情况, λ 取值应不小于0.9。在实际应用中,为了更加精准地估计状态量区间,可以对不同类型的量测,甚至对不同量测点分别取不同的缩放参数。

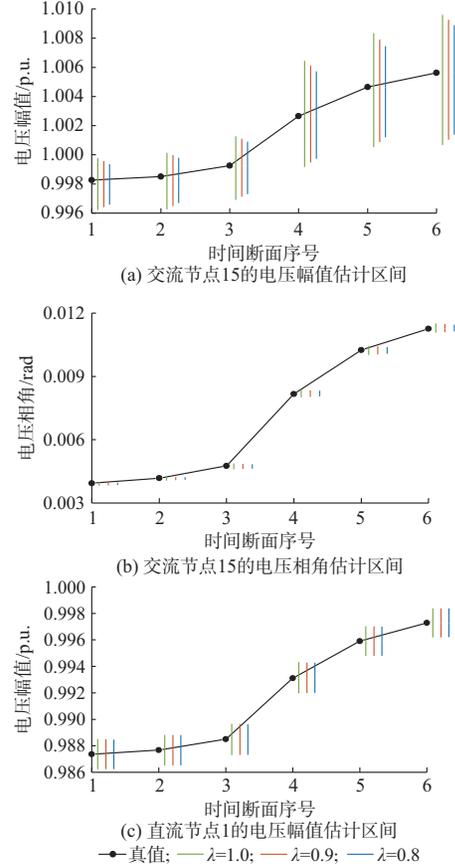

 图4 不同 λ 的SE区间

Fig. 4 State estimation intervals with different λ

4.3 不同量测误差分布的测试

将实时量测误差模拟为3种不同的概率分布:GD、UD、GMD。分别进行100次测试,同时使用WLS进行估计。采用以下2种指标评估区间SE算法的性能:1)状态变量的估计区间是否包含其真值;2)估计区间的平均宽度。

$$\Delta x_{\text{avg}} = \frac{1}{100n} \sum_{k=1}^{100} \sum_{i=1}^n (x_{i,k}^{\text{max}} - x_{i,k}^{\text{min}}) \quad (16)$$

式中: Δx_{avg} 为估计区间的平均宽度; $x_{i,k}^{\text{min}}$ 和 $x_{i,k}^{\text{max}}$ 分别为第 k 次测试中状态变量 x_i 估计的最小值和最大值,在交直流配电网中, x_i 可为交流电压幅值、交流电压相角、直流电压; n 为状态变量总数。

采用平均估计误差 e_{avg} 衡量WLS的估计效果:

$$e_{\text{avg}} = \frac{1}{100n} \sum_{k=1}^{100} \sum_{i=1}^n |x_{i,k}^{\text{est}} - x_{i,k}^1| \quad (17)$$

式中: $x_{i,k}^{\text{est}}$ 和 $x_{i,k}^1$ 分别为第 k 次测试中状态变量 x_i 的估计值和真值。

两种算法的估计结果如表2所示。当量测误差分布规律为GD和GMD、 λ 取0.9时,在所有测试中估计区间均包含真值,其中,交流电压幅值的平均区间宽度小于0.005 p.u.,电压相角小于0.002 rad,直流电压小于0.003 p.u.,说明该方法具有准确的估计效果。当量测误差分布规律为UD、 λ 取1时,有5次测试有可行解但未达到100%的真值覆盖率,原因

在于部分量测量的真值溢出其约束区间。因此,应适当扩大 $[v^-, v^+]$,以对实时量测误差进行合理的区间建模,提高估计区间对真值的覆盖率。此外,值得注意的是,当误差分布为GD和GMD时,本文提出的区间SE方法取得了比WLS更精确的电压相角估计结果;在3种误差分布下,区间SE对直流节点电压的估计效果均优于WLS。

表2 不同误差分布下状态变量的估计结果
Table 2 Estimation results of state variables with different error distributions

实时量 测误差 概率 分布	区间SE			WLS			
	全包含真值的次数/次	交流电压幅值估计 区间平均宽度/p.u.	交流电压相角估计 区间平均宽度/rad	直流电压估计区 间平均宽度/p.u.	交流电压幅值平 均估计误差/p.u.	交流电压相角平 均估计误差/rad	直流电压平均 估计误差/p.u.
GD	100	0.004 596	0.001 218	0.002 195	0.004 494	0.006 222	0.002 555
GMD	100	0.004 692	0.001 199	0.002 198	0.004 402	0.000 622	0.003 955
UD	95	0.003 728	0.000 982	0.002 128	0.006 318	0.000 825	0.004 575

某一时间断面下使用区间SE和WLS进行状态估计的结果如图5所示,量测误差分布为GD。交流节点47、直流节点12为VSC定电压控制节点,可见定电压控制能在一定程度上缩小状态变量的不确定区间。

4.4 计算效率

本文所提方法的计算时间由3个部分组成: DNN离线训练时间、伪量测在线生成时间、区间SE在线估计时间。表3给出了运行100次各部分耗费的时间,其中DNN1生成节点注入有功功率,DNN2生成节点注入无功功率。

为了求得整个网络中每个状态变量的上下界需要进行多次优化,因此累计运算时间较长。需要说明的是,每个节点的状态量区间可以采用并行计算方式,并且DNN的训练是离线进行,不需要重复训练。因此,所提方法对交流配电网每个节点状态区间的在线估计时间均小于1.2 s,直流配电网均小于0.6 s,在计算时间上能够满足配电网SE的要求。

5 结语

交直流配电网实时量测数据不足,难以保证系统的可观性,需要利用大量伪量测。同时,实时量测和伪量测误差的不确定性增加了交直流配电网SE的建模难度和计算精度。考虑到以上问题,本文提出了基于DNN进行伪量测建模的交直流配电网区间SE算法。该算法具有以下特点。

1)为提提高量测冗余度,本文利用大量历史量测数据建立基于DNN的伪量测模型。该模型能够快速提供精度较高的伪量测,为交直流配电网区间SE

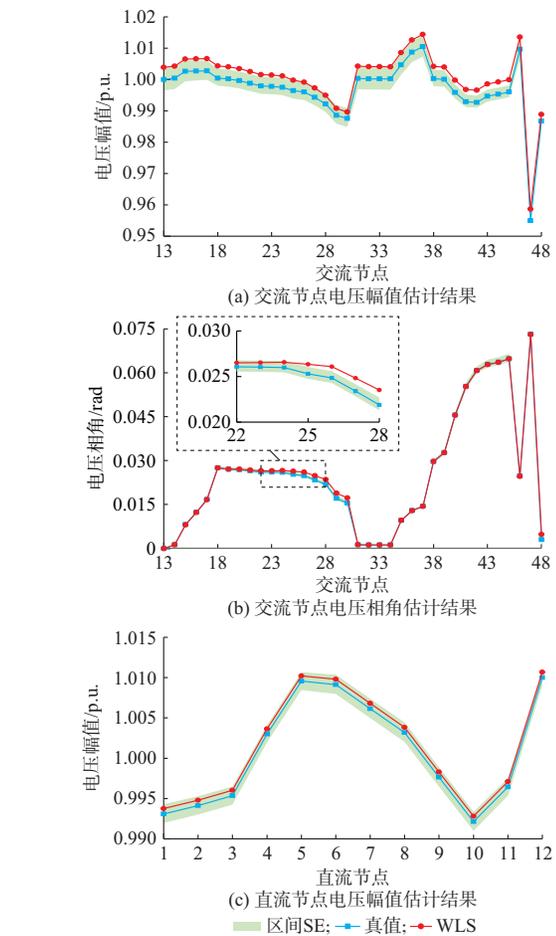


图5 区间SE和WLS的估计结果
Fig. 5 Estimation results of interval SE and WLS

的有效应用提供前提和保证。

2)为消除量测误差概率分布假设对SE的影响,本文用区间形式描述量测误差,建立交直流配

表3 所提方法的计算时间
Table 3 Calculation time of proposed method

计算部分	平均时间/s	最短时间/s	最长时间/s
DNN1 离线训练	44.015 3	43.266 9	45.865 5
DNN2 离线训练	43.574 5	42.967 0	44.816 0
在线有功功率生成	0.074 7	0.069 9	0.109 9
在线无功功率生成	0.076 6	0.069 9	0.109 9
区间SE在线估计	41.448 3	40.749 4	46.163 5

网区间SE模型。通过引入缩放参数,将已知的VSC控制信息作为优化模型的约束条件,在保证估计区间包含真值的同时显著降低了估计区间的保守性。

通过对拓展的IEEE 33节点系统进行分析表明,本文方法在量测冗余度低、量测误差具有不确定性的情况下能够准确获得状态的估计区间。未来研究可以在此基础上进一步考虑VSC控制方式的切换、VSC损耗和系统混合量测配置等因素,为配电网的安全运行提供技术支撑。

附录见本刊网络版(<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>),扫英文摘要后二维码可以阅读网络全文。

参 考 文 献

[1] 吴文传,张伯明,孙宏斌,等.主动配电网能量管理与分布式资源集群控制[J].电力系统自动化,2020,44(9):111-118.
WU Wenchuan, ZHANG Boming, SUN Hongbin, et al. Energy management and distributed energy resources cluster control for active distribution networks [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(9): 111-118.

[2] 巨云涛,林毅,王晶,等.考虑分布式电源详细模型的配电网多相状态估计[J].电力系统保护与控制,2016,44(23):147-152.
JU Yuntao, LIN Yi, WANG Jing, et al. Multi-phase distribution state estimation considering detailed models of distributed generators[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(23): 147-152.

[3] 陈红坤,夏方舟,袁栋,等.直流配电网中含光伏的电动汽车快速充电站优化配置方案[J].电力系统自动化,2020,44(16):53-60.
CHEN Hongkun, XIA Fangzhou, YUAN Dong, et al. Optimal configuration scheme of fast electric vehicle charging station with photovoltaic in DC distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2020, 44(16): 53-60.

[4] 张军六,王金浩,常潇,等.基于网络等值的直流配用电系统可靠性评估方法研究[J].电力工程技术,2020,39(5):107-112.
ZHANG Junliu, WANG Jinhao, CHANG Xiao, et al. Reliability evaluation of DC distribution system based on reliability network equivalent [J]. Electric Power Engineering Technology, 2020, 39(5): 107-112.

[5] 王成山,孙允勃,彭克,等.微电网交直流混合潮流算法研究[J].中国电机工程学报,2013,33(4):8-15.

WANG Chengshan, SUN Chongbo, PENG Ke, et al. Study on AC-DC hybrid power flow algorithm for microgrid [J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33(4): 8-15.

[6] AHMED H M A, SALAMA M M A. Energy management of AC-DC hybrid distribution systems considering network reconfiguration [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(6): 4583-4594.

[7] GUERRERO J M, LOH P C, LEE T L, et al. Advanced control architectures for intelligent microgrids—Part II : power quality, energy storage, and AC/DC microgrids [J]. IEEE Transactions on Industrial Electronics, 2013, 60(4): 1263-1270.

[8] 凌万水,刘刚.基于鲁棒优化的主动配电网分布式电源优化配置方法[J].电力系统保护与控制,2020,48(15):141-148.
LING Wanshui, LIU Gang. Distributed generation optimal configuration method for active distribution networks based on robust optimization [J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(15): 141-148.

[9] 徐俊俊,戴桂木,吴在军,等.计及电动汽车和光伏不确定性的主动配电网量测优化配置[J].电力系统自动化,2017,41(1):57-64.
XU Junjun, DAI Guimu, WU Zaijun, et al. Optimal meter placement for active distribution network considering uncertainties of plug-in electric vehicles and photovoltaic systems [J]. Automation of Electric Power Systems, 2017, 41(1): 57-64.

[10] KUHAR U, PANTOŠ M, KOSEC G, et al. The impact of model and measurement uncertainties on a state estimation in three-phase distribution networks [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2019, 10(3): 3301-3310.

[11] 张潼,王毅,翟明玉,等.含电压源换流器的交直流混联电网状态估计快速解耦法[J].电力系统自动化,2018,42(21):70-76.
ZHANG Tong, WANG Yi, ZHAI Mingyu, et al. Fast decoupling algorithm of state estimation for hybrid AC/DC power systems with voltage source converters [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(21): 70-76.

[12] XIA N, GOOI H B, CHEN S X, et al. Decentralized state estimation for hybrid AC/DC microgrids [J]. IEEE Systems Journal, 2018, 12(1): 434-443.

[13] 丁涛,崔翰韬,顾伟,等.基于区间和仿射运算的不确定潮流算法[J].电力系统自动化,2012,36(13):51-55.
DING Tao, CUI Hantao, GU Wei, et al. An uncertainty power flow algorithm based on interval and affine arithmetic [J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(13): 51-55.

[14] WANG B, HE G Y, LIU K C. A new scheme for guaranteed state estimation of power system [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2013, 28(4): 4875-4876.

[15] NGO V, WU W C, LOU Y N. Revised constraint-propagation method for distribution interval state estimation [J]. IET Generation, Transmission & Distribution, 2020, 14(7): 1329-1336.

[16] WU Z, ZHAN H Y, GU W, et al. Interval state estimation of distribution network with power flow constraint [J]. IEEE Access, 2018, 6: 40826-40835.

[17] ZHANG Y, WANG J H, LI Z S. Interval state estimation with uncertainty of distributed generation and line parameters in

- unbalanced distribution systems [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2020, 35(1): 762-772.
- [18] AL-OTHMAN A K, IRVING M R. A comparative study of two methods for uncertainty analysis in power system state estimation[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2005, 20(2): 1181-1182.
- [19] 徐俊俊, 吴在军, 胡秦然, 等. 考虑多类型分布式电源和负荷不确定性的主动配电网区间状态估计[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3255-3266.
XU Junjun, WU Zaijun, HU Qinran, et al. Interval state estimation for active distribution networks considering uncertainties of multiple types of DGs and loads[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3255-3266.
- [20] WANG H Z, RUAN J Q, WANG G B, et al. Deep learning-based interval state estimation of AC smart grids against sparse cyber attacks[J]. IEEE Transactions on Industrial Informatics, 2018, 14(11): 4766-4778.
- [21] HUANG M Y, WEI Z N, PAU M, et al. Interval state estimation for low-voltage distribution systems based on smart meter data [J]. IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement, 2019, 68(9): 3090-3099.
- [22] NGO V, WU W C. Linear programming contractor for interval distribution state estimation using RDM arithmetic [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(3): 2114-2126.
- [23] SCHLÖSSER T, ANGIIONI A, PONCI F, et al. Impact of pseudo-measurements from new load profiles on state estimation in distribution grids [C]// 2014 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC), May 12-15, 2014, Montevideo, Uruguay: 625-630.
- [24] 李幸芝, 韩蓓, 李国杰, 等. 考虑非高斯耦合不确定性的交直流配电网两阶段概率状态估计[J]. 电工技术学报, 2020, 35(23): 4949-4960.
LI Xingzhi, HAN Bei, LI Guojie, et al. Two-stage probabilistic state estimation for AC/DC distribution network considering non-Gaussian coupling uncertainties [J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2020, 35(23): 4949-4960.
- [25] 周念成, 廖建权, 王强钢, 等. 深度学习在智能电网中的应用现状分析与展望[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(4): 180-191.
ZHOU Niancheng, LIAO Jianquan, WANG Qianggang, et al. Analysis and prospect of deep learning application in smart grid [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(4): 180-191.
- [26] MANITSAS E, SINGH R, PAL B C, et al. Distribution system state estimation using an artificial neural network approach for pseudo measurement modeling [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2012, 27(4): 1888-1896.
- [27] 黄蔓云, 孙国强, 卫志农, 等. 基于脉冲神经网络伪量测建模的配电网三相状态估计[J]. 电力系统自动化, 2016, 40(16): 38-43.
HUANG Manyun, SUN Guoqiang, WEI Zhinong, et al. Three-phase state estimation in distribution systems based on pseudo measurement modeling using spiking neural network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2016, 40(16): 38-43.
- [28] 孙国强, 钱婧, 陈亮, 等. 基于深度信念网络伪量测建模的配电网状态估计[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(12): 94-99.
SUN Guoqiang, QIAN Qiang, CHEN Liang, et al. State estimation of distribution system based on pseudo measurement modeling using deep belief network [J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(12): 94-99.
- [29] 李碧君, 薛禹胜, 顾锦汶, 等. 电力系统状态估计问题的研究现状和展望[J]. 电力系统自动化, 1998, 22(11): 53-60.
LI Bijun, XUE Yusheng, GU Jinwen, et al. Status quo and prospect of power system state estimation [J]. Automation of Electric Power Systems, 1998, 22(11): 53-60.
- [30] BARAN M E, ZHU J X, KELLEY A W. Meter placement for real-time monitoring of distribution feeders [C]// Power Industry Computer Applications Conference, May 7-12, 1995, Salt Lake City, USA: 228-233.
- [31] 鲍威, 凌卫家, 张静, 等. 含 VSC-MTDC 的交直流混合电网潮流计算模型及稀疏性处理技术[J]. 电力自动化设备, 2016, 36(5): 43-48.
BAO Wei, LING Weijia, ZHANG Jing, et al. Power flow calculation model and parse matrix disposal techniques for AC/DC hybrid power system with VSC-MTDC [J]. Electric Power Automation Equipment, 2016, 36(5): 43-48.
- [32] 杨艳红, 裴玮, 邓卫, 等. 计及换流站运行方式的交直流混合配电网潮流计算方法[J]. 高电压技术, 2016, 42(7): 2149-2157.
YANG Yanhong, PEI Wei, DENG Wei, et al. Method for calculating power flow of hybrid AC/DC power distribution system with converter station operation mode [J]. High Voltage Engineering, 2016, 42(7): 2149-2157.
- [33] AHMED H M A, ELTANTAWY A B, SALAMA M M A. A planning approach for the network configuration of AC-DC hybrid distribution systems [J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(3): 2203-2213.
- [34] 陈鹏伟, 肖湘宁, 唐松浩, 等. 交直流混合配电网区间潮流等效算法[J]. 中国电机工程学报, 2019, 39(4): 979-992.
CHEN Pengwei, XIAO Xiangning, TANG Songhao, et al. An equivalent algorithm of interval power flow applied to AC/DC hybrid distribution networks [J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(4): 979-992.
- [35] ABUR A, GOMEZ-EXPOSITO A. Power system state estimation: theory and implementation [M]. Boca Raton, USA: Marcel Dekker, 2004.
- [36] 马鑫, 郭瑞鹏, 柳劲松, 等. 三相不平衡下交直流配电网状态估计[J]. 电力系统自动化, 2019, 43(23): 65-71.
MA Xin, GUO Ruipeng, LIU Jinsong, et al. State estimation for three-phase unbalanced AC/DC distribution network [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(23): 65-71.

费有蝶(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向:电力系统状态估计。E-mail:2286520005@qq.com

黄蔓云(1991—),女,博士,讲师,主要研究方向:互联大电网状态估计、中低压配电网态势感知。E-mail:hmy_hhu@yeah.net

卫志农(1962—),男,通信作者,博士,教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统运行分析与控制、输配电系统自动化。E-mail:wzn_nj@263.net

(编辑 顾晓荣)

Deep-learning-assisting Interval State Estimation of Regional AC/DC Distribution Network

FEI Youdie, HUANG Manyun, WEI Zhinong, SUN Guoqiang

(College of Energy and Electrical Engineering, Hohai University, Nanjing 211100, China)

Abstract: Aiming at the problem of low coverage of real-time measurements and uncertainty of probability distribution of measurement errors, an interval state estimation method based on a pseudo measurement modeling method using deep neural networks (DNN) is proposed for regional AC/DC distribution network. Firstly, DNN is trained offline in this method. Then the real-time measurement data and the variable values controlled by VSC are used as the input features of DNN to establish a pseudo-measurement model. Secondly, the trained DNN is used to generate the pseudo measurements quickly when the real-time measurements are updated. Finally, the uncertainty of the pseudo-measurement and the real-time measurement is modeled in the interval form and the interval state estimation is carried out in order to accurately monitor the states of the AC/DC distribution system. The simulation results of the calculation example show that the proposed method can avoid the assumptions about the probability distribution of the measurement errors, and it can obtain the accurate upper and lower bounds of the state variables in the case of low real-time measurement redundancy or insufficient configuration.

This work is supported by National Natural Science Foundation of China (No. U1966205) and Fundamental Research Funds for the Central Universities (No. B200201067).

Key words: AC/DC distribution network; interval state estimation; deep neural network; pseudo measurement; uncertainty

