基于误差修正的电力传感器失调节点定位

失调节点的定位直接影响无线传感器网络在智能电网应用的范围，为了获得理想的电力传感器失调节点定位结果，提出一种基于误差修正的电力传感器失调节点定位方法。首先分析当前电力传感器失调节点定位的研究现状，并指出了当前电力传感器失调节点定位方法存在的问题；然后采用经典DV－Hop算法对失调传感器节点进行初步定位，并采用极限学习机对定位误差进行修正；最后利用Matlab 2014工具箱对电力传感器失调节点定位性能进行测试。结果表明，该方法的电力传感器失调节点定位准确性要优于传统方法，同时加快了电力传感器失调节点定位速度。

菅有为　冯迎春　任庆帅　陈仁刚／国网山东省电力集团公司检修公司

菅有为／工程师

关键词／Keywords
传感器节点·
误差修正·
非线性建模·
节点定位·
极限学习机·

0　引言

随着计算机技术、信息技术以及通信技术的飞速发展和成熟，无线传感器网络随之产生，作为当前一项重要的网络核心技术在许多领域具有广泛的应用前景，如智能电网、环境监测等。在智能电网的实际应用中，无线传感器网络中的节点由于受自身技术、环境的影响，不可避免地会使一些节点失去作用，即节点失调现象，使整个网络生存时间以及信息采集准确性受到影响。为此，如何对电力传感器失调节点进行准确定位十分关键，这也成为当前智能电网管理研究中的热点问题。

为了提高电力传感器失调节点定位的准确性，同时提高智能电网的实际应用价值，国内外研究人员进行了一些探索，构建了一种行之有效的电力传感器失调节点定位算法。当前电力传感器失调节点定位算法有三角法、DV－Hop算法和粒子群优化算法等，各种算法均具有自己的优点，同时亦存在一定的不足，为此有学者在此基础上进行了一系列的改进，如针对粒子群优化算法易陷入局部极值的缺陷，引入了遗传算法对粒子的最优位置进行交叉和变异操作，在一定程度上提高了电力传感器失调节点定位准确度；文献[1] 利用神经网络的自适应拟合能力，引入神经网络对电力传感器失调节点进行定位，但是神经网络要求节点数据相当多，因此定位结果不稳定，且可靠性差，实际应用范围受到一定的限制。文献[2]提出一种基于关联挖掘的电力传感器失调节点定位方法，在DV－Hop算法的基础上引入关联挖掘算法，定位准确度得到了一定程度的改善。

为了获得理想的电力传感器失调节点定位结果，提出一种基于误差修正的电力传感器失调节点定位方法。首先采用经典DV－Hop算法对失调传感器节点进行初步定位，然后采用极限学习机对定位误差进行修正，最后利用Matlab 2014工具箱对电力传感器失调节点定位性能进行测试和分析。

1　误差修正的电力传感器失调节点定位

1.1　DV－Hop算法

在所有传感器节点定位算法中，DV－Hop算法相对更加简单，而且易实现，因此受到了人们的青睐，其工作步骤具体如下：

1）在传感器节点工作过程中，锚节点的位置信息已经事先知道，锚节点和

中国知网 https://www.cnki.net

待定位传感器节点之间的距离可以通过最小跳数估计得到，这样每个锚节点在网络不断发出数据包{(ID,(x,y),Hop)，待定位传感器节点收到锚节点数据时，就会记录下锚节点之间的最小跳数，并转发给其他传感器节点。

2）根据待定位传感器节点与所有锚节点之间的跳数，计算它们的平均每跳距离，具体如下

$$\text{Hopsize}_i=\frac{\sum_{j\neq i}\sqrt{(x_i-x_j)^2+(y_i-y_j)^2}}{\sum_{j\neq i}\text{Hop}_i} \tag{1}$$

式中，(x_i, y_i)和(x_j, y_j)为锚节点i、j的位置。

3）通过步骤2）可以得到待定位传感器节点$D(x, y)$与所有锚节点(x_1, y_1)，(x_2, y_2)，…，(x_n, y_n)之间的距离分别为$d_1, d_2, \cdots, d_n$，则有

$$\begin{cases}\sqrt{(x-x_1)^2+(y-y_1)^2}=d_1\\ \sqrt{(x-x_2)^2+(y-y_2)^2}=d_1\\ \vdots\\ \sqrt{(x-x_n)^2+(y-y_n)^2}=d_n\end{cases} \tag{2}$$

在定位过程中，难免会产生一些随机误差ε，则可以建立如下线性方程组

$$\boldsymbol{AX}+\varepsilon=\boldsymbol{b} \tag{3}$$

式中，$\boldsymbol{A}=\begin{pmatrix}2(x_1-x_n) & 2(y_1-y_n)\\ 2(x_2-x_n) & 2(y_2-y_n)\\ \vdots & \vdots\\ 2(x_{n-1}-x_n) & 2(y_{n-1}-y_n)\end{pmatrix}$；

$\boldsymbol{b}=\begin{pmatrix}x_1^2-x_n^2+y_1^2-y_n^2-d_1^2+d_n^2\\ x_2^2-x_n^2+y_2^2-y_n^2-d_2^2+d_n^2\\ \vdots\\ x_{n-1}^2-x_n^2+y_{n-1}^2-y_n^2-d_{n-1}^2+d_n^2\end{pmatrix}$；$\boldsymbol{X}=\begin{pmatrix}x\\ y\end{pmatrix}$。

采用LS算法对式（3）进行求解，可以得到[3]

$$\boldsymbol{X}=(\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{A})^{-1}\boldsymbol{A}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{b} \tag{4}$$

1.2 极限学习机

对于数据：$\aleph_N=\{[x_i,t_i)\}_{i=1}^N$，$x_i\in R$，$t_i\in R$，极限学习机根据结构风险最小化原理，泛化能力好，这样极限学习机可以将一个回归问题转化为[4]

$$\min\left(\frac{1}{2}\beta_N^{\mathrm{T}}\beta_N+\frac{\gamma}{2}\varepsilon^{\mathrm{T}}\varepsilon\right)$$

s. t.

$$t_j=\sum_{i=1}^{L}\beta_i g(a_i x_j+b_i)-\varepsilon_j \tag{5}$$

式中，g()为激活函数；L为隐含层神经元数量；$a_i=[a_{i1}, a_{i2}, \cdots, a_{in}]$和$\beta_N=[\beta_1, \beta_2, \cdots, \beta_L]^{\mathrm{T}}$分别为隐含层的输入和输出权值。

为了对式（5）进行求解，引入拉格朗日乘子，建立如下函数

$$L(w,\varepsilon,\beta_N)=\frac{1}{2}\beta_N^{\mathrm{T}}\beta_N+\frac{\gamma}{2}\varepsilon^{\mathrm{T}}\varepsilon-w(H_N\beta_N-T_N-\varepsilon) \tag{6}$$

式中，$w=[w_1, w_2, \cdots, w_N]$为权值，且有$\boldsymbol{H}_N=\begin{pmatrix}G(a_1x_1+b_1) & \cdots & G(a_Lx_1+b_L)\\ \boldsymbol{M} & \cdots & \boldsymbol{M}\\ G(a_1x_N+b_1) & \cdots & G(a_Lx_N+b_L)\end{pmatrix}$，$\boldsymbol{T}_N=[t_1,t_2,\cdots,t_N]^{\mathrm{T}}$。

对式（5）中的各变量求偏导，可得β_N的解$\tilde{\beta}_N$为

$$\tilde{\beta}_N=\left(H_N^{\mathrm{T}}T_N+\frac{1}{\gamma}\right)-H_N^{\mathrm{T}}T_N \tag{7}$$

式中，$I\in R^{L\times L}$；$\tilde{\beta}_N=[\tilde{\beta}_1,\tilde{\beta}_2,\cdots,\tilde{\beta}_L]^{\mathrm{T}}$。

最后，可以得到极限学习的回归模型为

$$v=\sum_{i=1}^{L}\tilde{\beta}_i G(a_i u+b_i) \tag{8}$$

1.3 误差修改的失调节点定位

由于锚节点(x_i, y_i)，$i=1,2,\cdots,n$，与待定位节点(x,y)的实际距离为r_i，$i=1,2,\cdots,n$，那么$|r_i-d_i|<\varepsilon_i$，而且(x,y)满足如下条件

$$\begin{cases}d_1^2-\varepsilon_1^2\leqslant(x_1-x)^2+(y_1-y)^2\leqslant d_1^2-\varepsilon_1^2\\ d_2^2-\varepsilon_2^2\leqslant(x_2-x)^2+(y_2-y)^2\leqslant d_2^2+\varepsilon_2^2\\ \vdots\\ d_n^2-\varepsilon_n^2\leqslant(x_n-x)^2+(y_n-y)^2\leqslant d_n^2+\varepsilon_n^2\end{cases} \tag{9}$$

对(x,y)的值进行估计，可以得到

$$f(x,y)=\sum_{i=1}^{n}\sqrt{(x_i-x)^2+(y_i-y)^2-d_i^2} \tag{10}$$

本文将极限学习机与DV－Hop算法相结合，提出了一种基于误差修正的电力传感器失调节点定位算法，以提高定位的准确性和可靠性，具体工作流程如图1所示。

中国知网 https://www.cnki.net

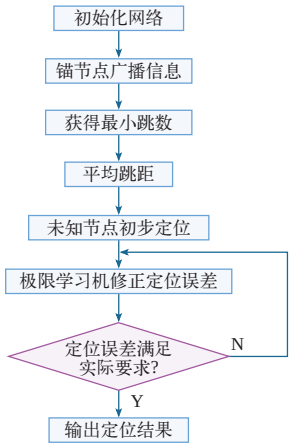

图1 误差修正定位算法的工作流程

2 电力传感器失调节点定位的仿真测试

2.1 实验环境

为了测试本文算法的电力传感器失调节点定位性能，利用Matlab 2014工具箱进行仿真测试，无线传感器网络的参数设置如下表所示。

表 无传感器网络的相关设置

参数	参数值
监测范围/m×m	100×100
传感节点数	100
通信半径/m	5～20
锚节点数量	10～30
仿真时间/s	100

为了使本文算法的结果具有可比性，采用单一DV－Hop算法和极限学习机实现电力传感器节点定位对比实验，并采用定位误差（error）分析其优劣，error计算公式为

$$\text{error}=\frac{1}{M}\sum_{i=1}^{M}\sqrt{(x_i-\hat{x}_i)^2+(y_i-\hat{y}_i)^2}\times 100\% \qquad (11)$$

2.2 结果与分析

所有算法的电力传感器失调节点定位结果的误差对比如图2所示。从图2的误差变化过程可知，本文算法的电力传感器失调节点定位误差要比单一DV－Hop算法和极限学习机少得多，而且电力传感器失调节点定位的准确性相当高，具有十分显著的定位优越性，因此可以获得更加理想的电力传感器失调节点定位结果。

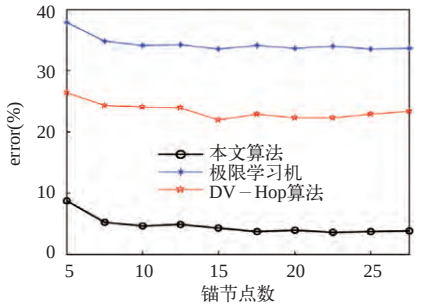

图2 电力传感器失调节点定位误差对比

3 结束语

针对传统方法的电力传感器失调节点定位误差大、可靠性低的缺陷，提出了一种误差修改的电力传感器失调节点定位算法，采用具体仿真实验可以得到如下结论：

1）由于电力传感器失调节点定位的特殊性，经典DV－Hop算法无法准确找到电力传感器失调节点位置，而且定位时间长，定位效率低。

2）通过引入误差修改的理念，采用极限学习机对经典DV－Hop算法的定位进行修正，定位准确性得到了显著的改善，定位误差明显低于其他电力传感器失调节点定位算法，定位结果更加可靠、有说服力，在智能电网管理中具有广泛的应用前景。

参考文献

[1] 吴健，赵德光，张志杰．基于神经网络的传感器动态补偿算法及DSP实现 [J]．计算机测量与控制，2011，21 (5)：1239-1242．

[2] 吴健，张志杰，王文廉．传感器动态误差高速并行修正方法及其FPGA实现 [J]．传感技术学报，2012，25 (1)：67-71．

[3] Fang Wei，Sun Jun，Xu Wenbo．A new mutated quantum-behaved particle swarm optimizer for digital IIR filter design [J]．EUROPP Journal on Advances in Signal Processing，2009，10 (2)：1-7．

[4] Liu N，Wang H．Ensemble based extreme learning machine [J]．IEEE Signal Processing Letters，2010，17 (8)：754-757．

（收稿日期：2015－08－14）EA

中国知网 https://www.cnki.net