

基于粒子群优化方法的电力系统状态向量估计模型

李树林¹, 王 琨², 郝艳军³

(1. 国网甘肃省电力公司, 兰州 730000; 2. 国网甘肃省电力公司营销服务中心, 兰州 730000;
3. 西安创奕信息科技有限公司, 西安 710100)

摘要: 电力系统状态向量估计是电力系统能量管理系统的重要组成部分; 在电力系统实时监控中, 传统的基于最小二乘法的状态向量估计方法, 存在估计值与实际电力系统中的参数值相差较大的问题, 基于此提出了一种适用于电力系统实时监控的有效状态估计模型; 该模型采用了一种基于直角坐标系的加权最小二乘法, 由一组与测量量和状态变量相关的非线性方程组描述, 使用预测-校正迭代技术求解状态估计器模型; 利用粒子群算法优化同步相量测量单元 (phasor measurements unit, PMU) 仪表的分配, 增强了算法的有效性; 该模型被应用于 IEEE14 总线和 IEEE-30 总线测试系统; 结果表明, 与传统算法相比, 所开发的电力系统状态向量估计模型在执行时间、准确性和迭代次数方面均有明显的优势, 所提出的估计模型对于实时监控应用具有很好的应用前景。

关键词: 状态估计; 直角坐标; 同步相量测量单元; 预测-校正迭代技术

State Vector Estimation Model of Power System Based on Particle Swarm Optimization

Li Shulin¹, Wang Kun², Hao YanJun³

(1. State Grid Gansu Electric Power Company, Lanzhou 730000, China;
2. State Grid Gansu Electric Power Company Marketing Service Center, Lanzhou 730000, China;
3. Xi'an Chuang Yi Information Technology Co., Ltd., Xi'an 710100, China)

Abstract: Power system state vector estimation is an important part of power system energy management. In the real-time monitoring of power system, the traditional state vector estimation method based on least square method has the problem that the estimated value is quite different from the actual power system parameter value. Based on this, an effective state estimation model suitable for real-time monitoring of power system is proposed. The model uses least squares based on a rectangular coordinate system. It is described by a set of nonlinear equations related to measured quantities and state variables. The state estimator model is replaced by a prediction correction technique. The particle swarm optimization algorithm is used to optimize the allocation of synchronous phasor measurement units (PMU), thereby improving the effectiveness of the algorithm. This model is called IEEE14 bus and IEEE-30 bus test system. The results show that compared with the traditional algorithm, the developed power system state vector estimation model has obvious advantages in terms of execution time, accuracy and iteration times. The proposed estimation model has a good application prospect for real-time monitoring application.

Keywords: state estimation; cartesian coordinates; synchronous phasor measurement unit; prediction-correction iterative technology

0 引言

电力系统状态向量估计是电力系统能量管理系统的重要组成部分。在电力系统实时监控中, 状态估计是一种必不可少的分析方法。状态估计通过适当的系统模型处理可用的测量值, 从而确定系统的最佳静态状态 (电压幅度和相位角)。自从状态估计的概念被提出以来, 针对状态估计的各种功能已经进行了广泛的研究^[1-2], 已经提出了覆盖网

络拓扑处理的不同方法^[3-4]。文献 [5] 已经证明了通过保持系统的可观性来改进状态估计器, 在不良数据检测和消除方面已经引入了多种技术。状态向量的最优估计一直是许多研究者关注的问题。求最优解向量最常用的方法是加权最小二乘法 (Weighted Least Square, WLS)。状态估计器模型由一组有关测量量和状态变量的非线性方程描述。文献 [6] 提出一种基于变量代换内点法的电力系统 WLAV 估计方法, 该方法通过添加中间变量, 将非线性量测方程

收稿日期: 2020-10-05; 修回日期: 2020-11-05。

基金项目: 国网甘肃省电力公司科技项目 (52273119100B)。

作者简介: 李树林 (1972-), 男, 甘肃张掖人, 硕士, 高级工程师, 主要从事电能计量研究与管理方向的研究。

引用格式: 李树林, 王 琨, 郝艳军. 基于粒子群优化方法的电力系统状态向量估计模型[J]. 计算机测量与控制, 2021, 29(5): 184-188.

分解为两步线性方程和两步非线性变换, 并建立两步线性方程的 WLAV 估计数学模型。文献 [7] 采用目前比较成熟的粒子群优化算法, 以均方误差最小化为目标, 对相关模型参数进行寻优, 并通过采用系统历史状态数据对回归模型进行训练, 从而建立起系统状态预测模型。文献 [8] 介绍了通过引入辅助状态变量和辅助测量量的双线性方法进行状态估计。

由于加权最小二乘法状态估计器的解决方案是基于迭代技术的, 因此开发一种可以在短时间内准确确定最佳状态并适合实时应用的算法非常重要。本文提出了一种有效的算法, 该算法基于状态向量的直角坐标, 使用加权最小二乘法来获得最优状态向量。所提出的算法在确定状态向量时采用了预测-校正迭代技术, 同时, 该算法与基于粒子群优化技术的算法相结合, 来识别 PMU 仪表和常规仪表的优化配置^[9]。

1 方法论

1.1 传统的加权最小二乘法

测量向量与状态向量相关, 由以下非线性方程表示:

$$[z] = [h_{i(x)}] + [e_i] \quad (1)$$

其中: $[z]$ 表示测量向量。 $[h_{i(x)}]$ 为根据状态变量描述的第 i 个测量量的非线性函数。 x 为系统状态向量 (电压幅度和相位角)。 $[e_i]$ 为第 i 个测量量的误差。

状态估计向量 x 的最优解可以通过最小化残差的加权平方和来确定, 即:

$$\min J(\bar{x}) = \sum_{i=1}^m \frac{e_i^2}{\sigma_i^2} \quad (2)$$

其中: $[w_i] = [R_i]^{-1} = [\frac{1}{\sigma_i^2}]$ 。 $[R_i]$ 是一个对角矩阵, 其元素为测量误差的方差。 $[w_i]$ 为加权因子, 是由测量方差的倒数定义的。因此, 较高质量的测量值具有与其权重相关的较小方差。式 (2) 可以用矩阵形式表示, 即:

$$\min J(\bar{x}) = [z - h(\bar{x})]^T R^{-1} [z - h(\bar{x})] \quad (3)$$

必要条件为:

$$g(x) = \frac{\partial J(x)}{\partial x} = -H(x)^T R^{-1} [z - h(\bar{x})] = 0 \quad (4)$$

其中: $[H(x)] = [\frac{\partial h(x)}{\partial x}]$

$$x^{k+1} = x^k - [G(x^k)]^{-1} \cdot g(x^k) \quad (5)$$

$$G(x^k) = \frac{\partial g(x^k)}{\partial x} = [H(x^k)]^T R^{-1} [z - h(x^k)] \quad (6)$$

$$G(x^k) = [H(x^k)]^T R^{-1} [H(x^k)] \quad (7)$$

$$[G(x^k)] [\Delta x^{k+1}] = [F(x_i)] \quad (8)$$

其中: $[F(x_i)] = [H(x^k)]^T R^{-1} [z - h(x^k)]$ 。 Δx^{k+1} 为状态因子偏差, $\Delta x^{k+1} = x^{k+1} - x^k$ 。 $[H(x)]$ 是维数为 $(m \times n)$ 的测量雅可比矩阵。 k 为迭代指数。 x^k 为迭代 k 次的状态向量。 $[G(x)]$ 为增益矩阵。

对状态向量迭代求解方程式 (8), 直到 $Max |\Delta x^k| < \epsilon$, 其中 ϵ 是一个非常小的值。

1.2 直角坐标表示状态估计器

直角坐标系比极坐标系对加权最小二乘估计过程有更好的适应性。由于极坐标由超越函数表示, 因此这些函数的泰勒级数展开是无限的。直角坐标系是基于二次项的, 这导致了在直角坐标系中可以简化 $J(x)$ 的泰勒级数展开式。电力系统中的母线电压用以下形式描述:

$$V_i = e_i + jf_i \quad (9)$$

其中: e_i, f_i 分别是电力系统中母线 i 电压的实部和虚部。

系统的状态向量描述为 $[x]^T = [f_2, f_3, \dots, f_n, f_1, f_2, \dots, e_n]$ 。母线 i 上的实际功率和无功功率分别为:

$$P_i = \sum_{j=1}^N (e_i e_j G_{ij} - e_i f_j B_{ij} + e_j f_i B_{ij} + f_i f_j G_{ij}) \quad (10)$$

$$Q_i = \sum_{j=1}^N (-e_i e_j B_{ij} - e_i f_j G_{ij} + e_j f_i G_{ij} - f_i f_j B_{ij}) \quad (11)$$

从母线 i 到母线 j 的实际功率和无功功率流分别为:

$$P_{ij} = -e_i^2 G_{ij} + e_i e_j G_{ij} - e_i f_j B_{ij} - f_i^2 G_{ij} + e_j f_i B_{ij} + f_i f_j G_{ij} \quad (12)$$

$$Q_{ij} = e_i^2 B_{ij} - e_i e_j B_{ij} - e_i f_j G_{ij} + f_i^2 B_{ij} + e_j f_i G_{ij} - f_i f_j B_{ij} \quad (13)$$

测量雅可比矩阵 $[H]$ 的结构如下:

$$[H] = \begin{bmatrix} \frac{\partial V}{\partial f} & \frac{\partial V}{\partial e} \\ \frac{\partial P_i}{\partial f} & \frac{\partial P_i}{\partial e} \\ \frac{\partial Q_i}{\partial f} & \frac{\partial Q_i}{\partial e} \\ \frac{\partial P_{ij}}{\partial f} & \frac{\partial P_{ij}}{\partial e} \\ \frac{\partial Q_{ij}}{\partial f} & \frac{\partial Q_{ij}}{\partial e} \end{bmatrix}$$

1.3 基于粒子群优化算法的电力系统状态向量估计模型

在所提出模型的初始阶段, 需要使用粒子群优化技术对要安装的 PMU 设备进行最佳配置^[10-11], 该最佳位置将在测量中保持适当冗余并提高系统的可观察性。

1.3.1 估计器模型中 PMU 的增强

令 $[z_2]$ 表示 PMU 的测量量, 其中包含电压幅值、相位角、电流相量的实部和虚部。矩阵 $[R_2]$ 表示测量量 $[z_2]$ 的测量误差协方差矩阵。通过将 PMU 的测量量 $[z_2]$ 的向量与常规测量量 $[z_1]$ 的向量相加, 得出新的测量集 $[z]$, 其可表示为:

$$[z] = \begin{bmatrix} z_1 \\ z_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} z_1 \\ V_{PMU_mag} \\ V_{PMU_ang} \\ I_{PMU_real} \\ I_{PMU_img} \end{bmatrix} \quad (14)$$

其中: V_{PMU_mag} 是由 PMU 测量的电压幅值, V_{PMU_ang} 为 PMU 测量的相位角。 I_{PMU_real} 和 I_{PMU_img} 分别为是 PMU 测得的电流的实部和虚部。

可以通过使用矩形表示法将当前相量测量包括在状态估计模型^[12-13]中:

$$I_{PMU_real} = e_j G_{ij} - e_j G_{ij} - f_j B_{ij} + f_j B_{ij} - \frac{B}{2} f_i \quad (15)$$

$$I_{PMU_img} = f_j G_{ij} - f_j G_{ij} + e_j B_{ij} - e_j B_{ij} + \frac{B}{2} e_i \quad (16)$$

令 $[h(x)]$ 和 $[h_2(x)]$ 分别表示新测量集 $[z]$ 和 PMU 测量量 $[z_2]$ 的非线性方程。得到测量集 $[z]$ 对应的新的雅可比矩阵如下:

$$[H] = \begin{bmatrix} H_1 \\ H_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial h_1(x)}{\partial x} \\ \frac{\partial h_2(x)}{\partial x} \end{bmatrix} \quad (17)$$

因此, 加权最小二乘法状态估计器的状态解可以写为:

$$[x_{i+1}] = [x_i] + [H^T R^{-1} H]^{-1} [H]^T [R]^{-1} [z - h(x_i)] \quad (18)$$

其中: 测量集 $[z]$ 的误差协方差矩阵可表示为:

$$R = \begin{bmatrix} R_1 & 0 \\ 0 & R_2 \end{bmatrix} \quad (19)$$

1.3.2 粒子群优化算法

粒子群优化算法 (Particle Swarm Optimization, PSO) 是求解优化非线性问题的广义群智能方法中的一种, 它是一种基于种群的搜索算法, 其中每个个体被称为粒子, 代表一个候选解。粒子群算法中的每个粒子都以一种可适应的速度在搜索空间中飞行, 该速度根据粒子自身的飞行经验以及其他粒子的飞行经验进行动态修改。在粒子群优化算法中, 每个粒子都努力通过模仿成功同伴的特征来改进自己。此外, 每个粒子都有记忆, 因此能够记住它曾经访问过的搜索空间中的最佳位置。对应于最佳适应度的位置称为 pbest, 而种群中所有粒子中的最佳位置称为 gbest。粒子群优化算法 (PSO) 是一种基于种群的人工智能算法, 是遗传算法 (GA) 的良好替代。

种群中的每个粒子 (个体) 都可以视为候选解。每个个体的速度通过以下方程式调整:

$$v_i^{k+1} = w_i v_i^k + c_1 rand_1 \times (Pbest_i - s_i^k) + c_2 rand_2 \times (Gbest_i - s_i^k) \quad (20)$$

其中: v_i^k 是个体 i 在迭代 k 处的当前速度; $rand_1$ 和 $rand_2$ 是 0 到 1 之间的随机数; s_i^k 是个体 i 在迭代 k 处的当前位置; $Pbest_i$ 是粒子本身搜索过的最优位置, 是个体 i 的 $Pbest$; $Gbest_i$ 是粒子群搜索过的最优位置, 是该组的 $Gbest$; w_i 是个体 i 速度的权重函数。一般来说, 随着迭代过程的继续, w_i 的值在 0.9 到 0.4 之间呈线性变化; c_i 为常数。

通常, 权重函数用以下方程式确定:

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} \times iter \quad (21)$$

其中: w_{max} 为初始权重, w_{min} 为最终权重, $iter_{max}$ 为最大迭代次数, $iter$ 为迭代指数。利用上式 (21), 可以逐渐减小粒子群的多样化特性。由式 (20) 可计算逐渐接近 Pbest 和 Gbest 的速度。当前位置 (解空间中的搜索点) 可以通过以

下公式进行调整:

$$s_i^{k+1} = s_i^k + v_i^{k+1} \quad (22)$$

1.3.3 PMU 的优化布局算法

PMU 的优化布局算法可以分为以下几个步骤。

步骤 1: 输入传统的数据采集与监控测量值, 包括母线电压、线路流量和功率注入。同时输入 PMU 测量值, 包括电压幅度、相位角、电流的实部和虚部。

步骤 2: 初始化粒子群优化算法参数。设置一个粒子群优化算法参数集, 参数集包括个体数 (变量数 (N))、加速度因子 (C1 和 C2)、最大迭代次数、最大惯性权重、最小惯性权重和总体大小 (种群规模)。

步骤 3: 使用传统方法, 即加权最小二乘法计算状态估计。

步骤 4: 随机创建一个初始的个体种群 (PMU 的位置) 以及个体的位置和速度。设置迭代计数器的值为 0。

步骤 5: 对于每个个体 (PMU 的位置), 如果总线数量在限制范围内, 则使用加权最小二乘法计算状态估计^[14-15]。否则, 该个体 (PMU 的位置) 是不可用的。

步骤 6: 记录和更新最佳值。在搜索过程中, 每个个体都沿着与它之前达到的最优解相关的方向移动, 该最佳解被存储为 Pbest。另一个要存储的最优解是 Gbest, 它表示邻近个体获得的全局最优解。Pbest 和 Gbest 是目标函数的最小值, 此步骤同时更新了 Pbest 和 Gbest。首先, 首先将每个个体的适应度与其 Pbest 进行比较。如果当前解优于其最优解 Pbest, 则将 Pbest 替换为当前解, 然后将任何其他粒子的适应度与 Gbest 进行比较。如果任何个体的适应度都比 Gbest 好, 那么 Gbest 就会被取代。

步骤 7: 更新 PMU 位置的速度和位置。利用式 (20) 更新个体 (PMU 位置) 的速度和位置。在选择的总线方向上的运动是由一个个体的速度来表示的。同时, 利用式 (22) 更新个体位置。

步骤 8: 检查结束条件。如果满足结束条件, 则算法停止; 否则, 重复步骤 3~7, 直到满足结束条件为止。在这项工作中, 个体为 PMU 的位置, 如下所示:

$$P_{particle} = [X_1 X_2 X_n] \quad (23)$$

其中: n 为所选总线的 PMU 数量, 该数量受系统大小和限制而定。X 为 PMU 的位置。

1) 约束条件。

粒子群优化程序必须满足一定的约束条件: ①对 PMU 的每个位置进行测试, 以验证位置数是否在 $2 \sim N$ 个总线之间; ②每条总线上只能放置一个 PMU; ③两个 PMU 不能位于同一电力线边缘的总线上。由于 PMU 也提供关于连接到一条总线的线路中电流相量的信息, 因此有足够的信息来确定另一条总线上的电压相量。

2) 适应度函数 (目标函数)。

在这项工作中, 粒子群优化算法通过最小化以下目标函数来寻找 PMU 的最优位置:

$$FF_{min} = [R] - [H][G]^{-1}[H]^T \quad (24)$$

该过程将持续进行, 直到最大迭代次数和总体数量达到指定值为止。图 1 所示为粒子群算法的实现过程。表 1 所示为求解 PMU 最佳位置的粒子群算法参数。

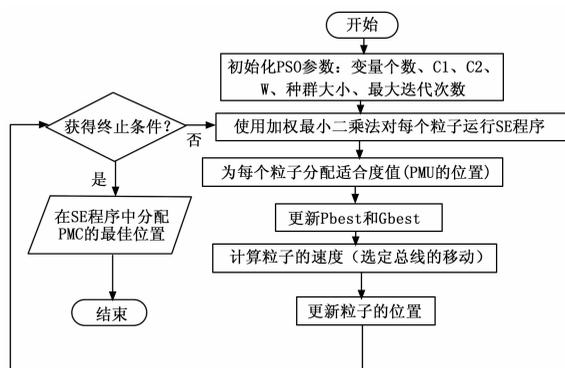


图 1 粒子群算法的实现过程

表 1 求解 PMU 最佳位置的粒子群算法参数

PMU 的最佳位置(PSO 参数)	数值
变量个数(N)(PMU 个数)	3
最大惯性权重	0.9
最小惯性权重	0.4
认知加速度因子(C1)	1.5
社会加速度因子(C2)	1.5
种群规模	25
最大迭代次数	100

1.3.4 预测—校正迭代技术

文献 [5] 已经成功地将预测—校正迭代技术应用于获得功率流解决方案。可以将预测—校正迭代技术应用于等式 (8), 得到如下形式:

$$[x_{i+1}] = [x_i] + 12[G_{(x_i)} + 10G_{(w)} + G_{(y)}]^{-1}[F_{(x_i)}] \quad (25)$$

其中: $[G_{(x_i)}]$ 表示在初始点计算的增益矩阵。 $[G_{(w)}]$ 表示在中心点处计算的增益矩阵。 $[G_{(y)}]$ 表示在预测点计算的增益矩阵。

对状态向量迭代求解方程式 (25), 直到 $\text{Max} |\Delta x^k| < \epsilon$, 其中 ϵ 是非常小的值。

2 结果与讨论

将提出的基于粒子群优化方法的电力系统状态向量估计模型在 IEEE-14 和 IEEE-30 总线标准测试系统上进行了测试。为了评估状态估计器的性能, 将各系统的功率流解决方案作为基准进行比较。以均方误差 (Mean Square Error, MSE) 作为指标来说明所提出算法的准确性。均方误差 (MSE) 定义如式 (26) 所示:

$$\text{MSE} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (|A_i^{\text{true}} - A_i^{\text{est}}|^2) \quad (26)$$

其中: N 表示测量量的数值, A_i^{true} 表示测量量 i 的真实值, A_i^{est} 表示测量量 i 的估计值。

2.1 IEEE-14 总线系统

基于粒子群优化方法的电力系统状态向量估计模型适

用于确定一组具有 41 个常规仪表的 IEEE-14 总线测试系统的最佳估计矢量。为了提高可观察性, 需要在系统中另外增加 3 个 PMU 仪表。将状态向量估计模型应用于 IEEE-14 总线测试系统, 发现电表的最佳位置是总线 11、12 和 14。IEEE-14 总线系统母线电压幅值和相位角的实际值和估计值比较结果分别如图 2 和图 3 所示。

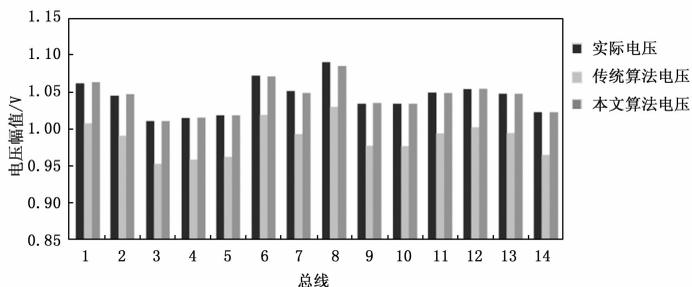


图 2 IEEE-14 总线系统母线电压幅值的实际值和估计值的比较

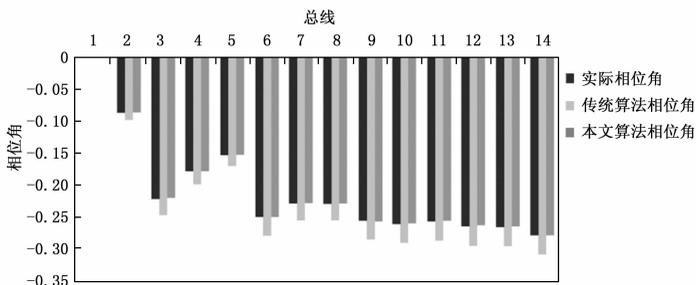


图 3 IEEE-14 总线系统母线相位角的实际值和估计值的比较

实际母线电压值与传统加权最小二乘法估计的电压值存在明显差异, 而利用状态向量估计模型得到的估计电压向量与实际电压值相近。可以看出, 与传统方法 (WLS) 相比, 本文方法的精度更高。如表 2 所示, 状态向量估计模型电压估计方法的均方误差 (0.000 005) 小于传统方法的均方误差 (0.003 11)。同样, 从表 3 可以看出, 状态向量估计模型母线相位角的均方误差 (0.000 000 04) 小于传统方法 (0.000 655)。

表 2 IEEE-14 总线系统母线电压幅值估计精度的比较

所用方法	传统方法	本文方法
母线电压幅度的均方误差(MSE)	0.00311	0.000005

表 3 IEEE-14 总线系统母线相角估计精度的比较

所用方法	传统方法	本文方法
母线相角的均方误差(MSE)	0.000 655	0.000 000 04

结果表明, 该算法在 7 次迭代内收敛, 而传统的方法在 13 次迭代内收敛。另一方面, 所提出的方法的执行时间少于传统方法, 表 4 所示。

表 4 IEEE-14 总线系统执行时间的比较

所用方法	传统方法	本文方法
CPU 执行时间	0.039 422	0.021 803

2.2 IEEE-30 总线系统

IEEE-30 总线系统的测量集由 93 个常规仪表组成。为了提高可观察性，同样需要在系统中另外增加 3 个 PMU 仪表。将基于粒子群优化算法的状态向量估计模型应用于系统以选择 PMU 仪表的最佳位置，发现仪表的最佳位置是总线 13、26 和 30。IEEE-30 总线系统母线电压幅值和相位角的实际值和估计值比较结果分别如图 4 和图 5 所示。

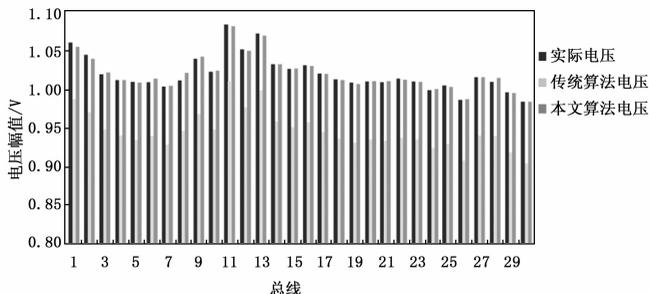


图 4 IEEE-30 总线系统母线电压幅值的实际值和估计值的比较

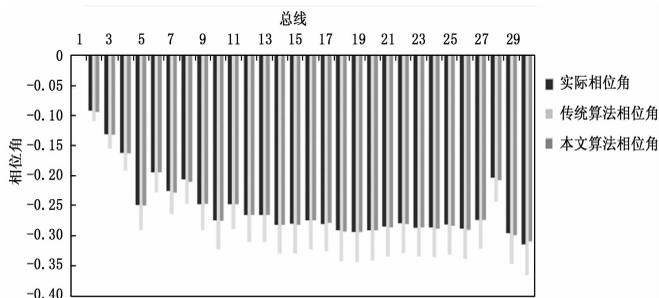


图 5 IEEE-30 总线系统母线相位角的实际值和估计值的比较

从图 4、图 5 中的 IEEE-30 总线测试系统的结果可以看出，状态向量估计模型比传统方法更准确。从表 5 可以看出，建议方法中用于电压估计的均方误差 (0.000 006 8) 小于传统方法的均方误差 (0.005 53)。如表 6 所示，所提出的方法中的母线电压相角均方误差 (0.000 001 7) 小于传统方法的均方误差 (0.001 85)。所提出方法的迭代次数 (7 次迭代) 小于传统方法 (12 次迭代)。另一方面，所提方法的执行时间小于传统方法，如表 7 所示。

表 5 IEEE-30 总线系统母线电压幅值估计精度的比较

所用方法	传统方法	本文方法
母线电压幅度的均方误差(MSE)	0.005 53	0.000 006 8

表 6 IEEE-30 总线系统母线相角估计精度的比较

所用方法	传统方法	本文方法
母线相角的均方误差(MSE)	0.001 85	0.000 0017

表 7 IEEE-30 总线系统执行时间的比较

所用方法	传统方法	本文方法
CPU 执行时间	0.153 86	0.063 552

3 结束语

提出了一种获取状态向量最优估计模型。估计模型的建立是基于状态向量的直角坐标。文中采用预测-校正技术求解估计量的非线性模型。通过优化 PMU 仪表的布置，丰富了算法的内容。为了证明提出模型的有效性，文中给出了该算法在 IEEE-14 总线测试系统以及 IEEE-30 总线测试系统中的应用。结果表明，与传统算法相比，所开发的电力系统状态向量估计模型在执行时间、准确性和迭代次数方面均有明显的优势，所提出的估计模型对于实时监控应用具有很好的应用前景。

参考文献:

- [1] 黄知超, 谢霞, 王斌. 结合模糊综合评判与决策的电力系统状态估计 [J]. 电力系统保护与控制, 2015 (7): 65-69.
- [2] 朱杰, 张葛祥. 基于历史数据库的电力系统状态估计欺诈性数据防御 [J]. 电网技术, 2016 (6): 1772-1777.
- [3] 陈筱陆, 石菊增, 郭伟琪, 等. 基于动态参数变化的电力系统状态估计维护研究 [J]. 中国电力教育, 2014 (32): 199-200.
- [4] 李青芯, 孙宏斌, 吴文传, 等. 考虑电流幅值量测的变电站零阻抗网络拓扑可观测性分析 [J]. 中国电机工程学报, 2015, 35 (7): 1549-1556.
- [5] 张艳军, 刘海珊, 周苏荃. 新息图拓扑可观测性及不良数据可辨识性分析 [J]. 电力系统自动化, 2008 (6): 55-59.
- [6] 厉超, 卫志农, 倪明, 等. 基于变量代换内点法的加权最小绝对值抗差状态估计 [J]. 电力系统自动化, 2015 (6): 48-52.
- [7] 杨霁. 基于状态预测的电力系统状态估计及不良数据检测与辨识 [D]. 成都: 西南交通大学, 2015.
- [8] 陈艳波, 姚远, 杨晓楠, 等. 面向电-热综合能源系统的双线性抗差状态估计方法 [J]. 电力自动化设备, 2019 (8): 47-54.
- [9] 李伟光, 卢锦玲. 基于免疫离散粒子群算法的主动配电网 PMU 测量位置优化 [J]. 电测与仪表, 2018, 55 (21): 14-18.
- [10] 张思为, 牛胜锁, 梁志瑞, 等. 基于小生境优化的变权重粒子群算法在 PMU 优化配置中的应用 [J]. 陕西电力, 2012, 40 (4): 34-38.
- [11] 王小匆, 刘亚东, 盛戈皞, 等. 基于改进 BPSO 算法的 PMU 优化配置新方法 [J]. 广东电力, 2018, 239 (1): 62-67.
- [12] 程云峰, 陆超, CHENGYunfeng, 等. 复数域加权最小二乘法在相量量测状态估计中的应用 [J]. 电网技术, 2014, 38 (3): 700-706.
- [13] 苏蓉, 赵俊博, 张葛祥, 等. 一种计及全量测相关性的混合电力系统状态估计方法 [J]. 电网技术, 2018, 42 (8): 2651-2658.
- [14] 张开达. 考虑静态电压稳定分析需求的电网 PMU 优化配置研究 [D]. 长沙: 湖南大学, 2016.
- [15] 童晓阳, 王睿晗, 王洪彬, 等. 基于有限 PMU 的电网故障在线识别算法研究 [J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44 (19): 49-55.