



基于嵌入式技术的电力数据支持风险控制方法

杨成月¹, 于宙¹, 赵园园², 陈常龙¹

(1. 国家电网有限公司大数据中心, 北京 100032;

2. 北京国电通网络技术有限公司, 北京 100070)

摘要: 为了提高电力系统风险控制中不良数据识别能力和故障定位精度, 利用嵌入式技术, 设计出电力系统的新型风险控制方法。使用 S3C2440 芯片作为中央处理器, 通过同步向量测量单元 (phasor measurement unit, PMU) 技术甄别电力系统中出现的不良数据, 提高了甄别的效率; 在传统的多元宇宙算法基础上进行改进, 基于 PMU 采集的数据进行故障定位, 有效提高故障定位精度。在仿真实验中, 该方法的不良数据识别效率至少提高 33.76%, 故障定位的精度提高 26.33%, 效率至少提高 43.4%。所提方法在电力系统中具有良好的风险控制能力。

关键词: 电力系统; 风险控制; 嵌入式; PMU; 数据识别; MVO 算法

中图分类号: TP391

文献标志码: A

doi: 10.11959/j.issn.1000-0801.2024030

Risk control method for power data support based on embedded technology

YANG Chengyue¹, YU Zhou¹, ZHAO Yuanyuan², CHEN Changlong¹

1. State Grid Big Data Center Co., Ltd., Beijing 100032, China

2. State Grid Information & Telecommunication Group Co., Ltd., Beijing 100070, China

Abstract: In order to improve the ability of bad data identification and fault location accuracy in power system risk control, a new risk control method for power systems using embedded technology was designed. S3C2440 chip was used as the central processing unit, the phasor measurement unit (PMU) technology was used to identify bad data in the power system, improving the efficiency of identification. Improved on the basis of traditional multiverse algorithms, fault localization was based on data collected by PMU, effectively improving the accuracy of fault localization. In the simulation experiment, the efficiency of identifying bad data by the proposed method has been improved by at least 33.76%, the accuracy of fault localization has been improved by 26.33%, and the efficiency has been improved by at least 43.4%. The proposed method has good risk control capabilities in the power system.

Key words: power system, risk control, embedded, PMU, data recognition, MVO algorithm

0 引言

随着电力技术的不断发展, 电网系统变得越

来越复杂。保证电网的安全运行是电网控制的首要任务, 维护人员需要通过系统中各个电力设备及节点的相关电力数据判断电网是否存在故障,



并通过电流状态进行简单的故障定位。因此，对电网的风险控制显得尤为重要。

通常在电网的风险控制中，先采集相关电力支持数据，再根据判断标准进行故障诊断。但不良数据的甄别不够精确和算法限制等原因，造成电力系统风险识别和故障定位的效率较低。

对此，文献[1]采用大数据分析技术，对火电机组设备中存在的不良电力数据进行识别，以超短期功率为例，建立马尔可夫模型，但过程较为烦琐，且识别精度不高。文献[2]使用神经网络技术，构建双层网络构架，对原始数据进行分解重构，算法较为精简，但计算时间较长，效率不高。文献[3]基于粒子群算法设计免疫粒子群算法，应用免疫机理建立记忆细胞，并引入抗体浓度用于电网故障定位，但故障定位的时间较长。文献[4]以遗传算法为基础，对故障的电网系统建立数学模型，并构造适应度函数，在电网中实现故障的自动化定位，但定位精度不高。

综上所述，本次研究通过同步向量测量单元（phasor measurement unit, PMU）技术对不良数据进行识别，并在传统的多元宇宙优化（multi-verses optimization, MVO）算法基础上进行改进，通过构建 33 节点的电气和电子工程师协会（IEEE）电力系统进行仿真实验，并与其他算法进行对比以验证本文所设计的风险识别方法的可行性。

1 基于高级微处理器的电力设备风险控制方法总体设计

针对上述研究存在的技术缺口，本文设计了一种新型电力系统的风险控制方法。通过 PMU 进行不良数据甄别操作，提高数据的可靠性；改进 MVO 算法，用于电力系统中的故障定位，提高了故障定位的精度与效率。最后，通过仿真实验验证该方法的可行性。

本文有以下创新点。

（1）使用 PMU 技术对电力系统中的不良数据进行识别并修正。PMU 数据和数据采集与监视控制系统数据来源不同，因此可建立模型计算相对应的预测值，并以标准化残差为检测指标，进行不良数据识别，此方法有效地提高了不良数据的识别精度。

（2）使用改进型 MVO 算法进行故障定位。MVO 算法是一种运算简单、精度高的优化算法，适用于复杂电网系统的故障定位，此方法有效提高了故障定位的效率与精度。

2 新型风险控制方法的设计

随着电力系统的扩大，其网络结构和运行方式也越来越复杂，电力系统需要更为严谨的故障诊断及风险识别来确保系统正常运转^[5]。本文以嵌入式技术为基础，对电力系统进行风险控制，并在传统的风险控制方法基础上设计出新型风险控制方法，以提高风险控制能力。整个系统的核心是微型可编程控制器，即中央处理器。系统原理如图 1 所示。

在图 1 中，系统初始化后，数据采集设备将采集的电力系统相关数据传输给中央处理器芯片，接着判断数据组中是否存在不良数据，若存在，则进行数据修正处理；反之，则根据标准数据指标判断电力系统中是否存在故障。若有故障，及时作出告警处理。系统中进行分析的数据，以及故障的判断数据都会通过通信接口模块传输至上位机进行存储^[6]。

系统硬件部分主要包括数据采集设备、中央处理器、通信接口单元、数据存储单元等。

- 数据采集设备主要包括传感器、潮流计等可实时监控电力系统中设备状态的元器件。例如，利用 SnO_2 半导体传感器测量电力系统中变压器设备的油气分离物的浓度^[7]，这种气敏元件的阻值会根据气体浓度的变化而变化^[8]；利用潮流计等设备

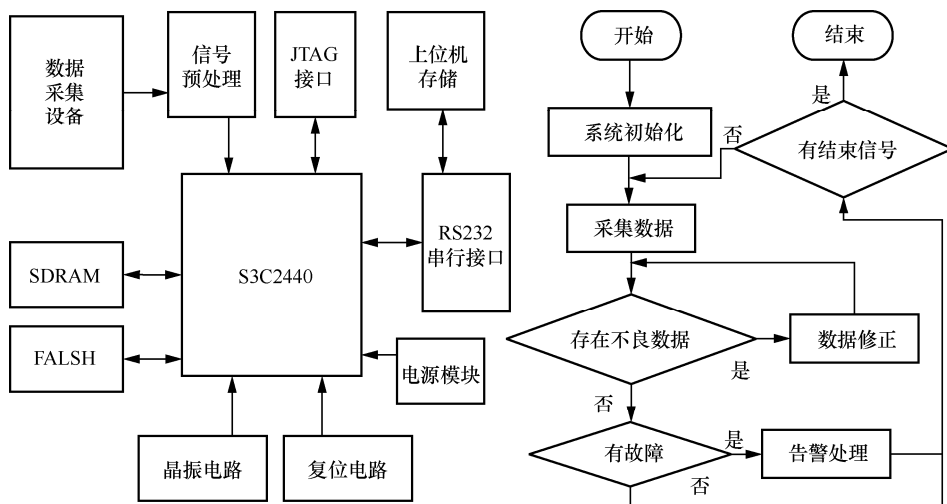


图1 系统原理

检测电网中电流、电压、功率等指标。

- 中央处理器选用 S3C2440 芯片，实现数据处理功能。为保证系统稳定运行，电源模块选用稳压直流电源。中央处理器的接口是联合测试工作组（Joint Test Action Group, JTAG）接口^[9]，主要用于芯片内部仿真测试。通信模块采用 RS232 串行接口与上位机连接，串行发送信息，实现通信功能^[10]。

在对电力设备的状态监测和风险识别过程中，需要存储大量数据，本文采用 AT2404 芯片作为可编程只读存储器（erasable programmable read-only memory, EPROM）的扩展芯片，这种芯片具有较高的适应性，且保存数据的时间长。芯片引脚及其对应功能见表 1。

表 1 芯片引脚及其对应功能

引脚	具体功能
VDD	接 3.3 V 电压
WP	保护引脚，芯片读写
SCL	时钟输入
SDA	数据存储
A0	接地
A1	接地
A2	接地
GND	接地

在表 1 中，WP 引脚在不实施芯片读写功能时接地，SCL 和 SDA 用于与中央处理器连接。在传统方法的基础上进行改进，在数据采集后，基于 PMU 技术识别不良数据，并对其进行修正，再通过改进神经网络判断电力系统中是否存在故障，并做相应处理。

3 新型风险控制方法的实施

3.1 基于 PMU 的不良数据甄别

在数据采集过程中，难免存在许多由硬件条件所产生的误差，误差较大时，会影响电力系统的运行及故障风险识别，对不良数据的鉴别与修正极其重要。

由于 PMU 数据源与数据采集与监视控制（supervisory control and data acquisition, SCADA）系统并不相同，所以两组数据间相互独立，故可使用 PMU 技术计算出与 SCADA 系统中对应节点的状态信息值，通过标准化残差这一数据指标进行检测。

首先计算 PMU 中的估计值。电路的节点电压为复数，表达式为：

$$\dot{V}_i = e_i + jf_i \quad (1)$$

其中， e_i 是节点电压的实部， $e_i = v_i \cos \theta_i$ ； f_i 是



节点电压的虚部, $f_i = v_i \sin \theta_i$ 。

节点电流为:

$$\dot{I}_i = \sum_{j=1}^N y_{ij} \dot{V}_j, \quad \dot{I}_i = \sum_{j=1}^N y_{ij} + \dot{V}_j \quad (2)$$

节点 i 和节点 j 的电流为:

$$\begin{cases} \frac{[e_i - e_j + j(f_i - f_j)](g_T + jb_T)}{k} + (e_i + jf_i) \frac{1-k}{k^2} (g_T + jb_T) \\ \frac{[e_j - e_i + j(f_j - f_i)](g_T + jb_T)}{k} + (e_j + jf_j) \frac{1-k}{k^2} (g_T + jb_T) \end{cases} \quad (4)$$

电力系统由许多等价电路相连, 系统有 n 个节点, 则本系统的 m 维向量方程为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{A}\mathbf{x} + \boldsymbol{\varepsilon} \quad (5)$$

其中, $\mathbf{z}$ 为 m 维向量, $\mathbf{x}$ 是需要进行求解的 $2n-1$ 维向量, $\mathbf{A}$ 是向量的系数矩阵, $\boldsymbol{\varepsilon}$ 是 m 维误差向量。

为了计算 PMU 中的估计值, 以使 $\mathbf{x}$ 取值最小为目的构建目标函数, 由式 (5) 可得目标函数为:

$$\min J(\hat{\mathbf{x}}) = (\mathbf{z} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}})^T \mathbf{P}^{-1} (\mathbf{z} - \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}) \quad (6)$$

其中, $\mathbf{P}$ 是由常数构成的权值矩阵。

由式 (6) 可知 $\mathbf{x}$ 的估计值为:

$$\hat{\mathbf{x}} = (\mathbf{A}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{A})^{-1} \mathbf{A}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{z} \quad (7)$$

其中, $\mathbf{A}$ 为雅可比矩阵, 是由一阶偏导数按一定规律排列形成的矩阵^[11]; 状态估计误差的方差矩阵为 $\mathbf{L} = (\mathbf{A}^T \mathbf{P}^{-1} \mathbf{A})^{-1}$, 测量估计误差的方差矩阵为 $\mathbf{M} = \mathbf{A} \mathbf{L} \mathbf{A}^T$ 。

同理可计算 SCADA 系统中的估计值。

系统的非线性向量状态方程为:

$$\mathbf{z} = \mathbf{h}(\mathbf{x}) + \mathbf{v} \quad (8)$$

其中, $\mathbf{z}$ 为 m 维向量, $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 是 m 维函数向量, $\mathbf{x}$ 是需要进行求解的 $2n-1$ 维向量, $\mathbf{v}$ 是 m 维误差向量, 且服从正态分布。

为了计算 SCADA 系统中的估计值, 以使 $\mathbf{x}$ 取值最小为目的构建目标函数:

$$J(\mathbf{x}) = [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})]^T \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x})] \quad (9)$$

其中, $\mathbf{R}$ 是 $m \times m$ 的权值矩阵。

$$\begin{cases} \dot{I}_{ij} = [e_i - e_j + j(f_i - f_j)](g + jb) + (e_i + jf_i)jy_c \\ \dot{I}_{ji} = [e_j - e_i + j(f_j - f_i)](g + jb) + (e_j + jf_j)jy_c \end{cases} \quad (3)$$

由此可知, 变压器 i 侧支路和变压器 j 侧支路

电流为:

将 $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ 在初值附近展开, 代入式 (9) 目标函数中, 得:

$$J(\mathbf{x}) = [\Delta \mathbf{z} - \mathbf{H}(\mathbf{x}_0) \Delta \mathbf{x}]^T \mathbf{R}^{-1} [\Delta \mathbf{z} - \mathbf{H}(\mathbf{x}_0) \Delta \mathbf{x}] \quad (10)$$

其中, $\Delta \mathbf{z} = \mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_0)$; $\Delta \mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}_0$; $\mathbf{H}(\mathbf{x}_0)$ 是 $m \times n$ 维的雅可比矩阵, $\mathbf{H}(\mathbf{x}_0) = \left. \frac{\partial \mathbf{h}(\mathbf{x})}{\partial \mathbf{x}} \right|_{\mathbf{x}=\mathbf{x}_0}$ 。

由此可以得到目标函数的解 $\hat{\mathbf{x}}$ 为:

$$\hat{\mathbf{x}} = \mathbf{x}_0 + \mathbf{S} \mathbf{H}^T(\mathbf{x}_0) \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\mathbf{x}_0)] \quad (11)$$

构建迭代方程, 如式 (12) 所示。

$$\begin{cases} \hat{\mathbf{x}}_{k+1} = \mathbf{x}_k \\ \Delta \hat{\mathbf{x}}_k = \mathbf{S} \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}_k) \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k)] \end{cases} \quad (12)$$

当式 (12) 的方程经过 k 次迭代, 并符合判断标准时, 有:

$$\Delta \hat{\mathbf{x}}_k = \hat{\mathbf{x}}_{k+1} - \mathbf{x}_k = \mathbf{S} \mathbf{H}^T(\hat{\mathbf{x}}_k) \mathbf{R}^{-1} [\mathbf{z} - \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}}_k)] \approx 0 \quad (13)$$

式 (13) 就是状态最优估计值, 即 $\hat{\mathbf{x}} = \hat{\mathbf{x}}_k$, 向量的估计值为 $\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{h}(\hat{\mathbf{x}})$, 估计误差的方差矩阵为 $\mathbf{T} = \mathbf{H} \mathbf{S} \mathbf{H}^T$ 。

现将 PMU 测量值与 SCADA 系统估计 PMU 的值进行比较。使用最小二乘法可计算 SCADA 系统的估计值 $\hat{\mathbf{x}}^{(\text{conv})}$ 以及对应的状态估计误差的方差矩阵 $\mathbf{S}^{(\text{conv})}$, 将估计值代入所构建的方程中进行计算, 可得估计的 PMU 值为 $\hat{\mathbf{z}}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})} = \mathbf{h}_{\text{PMU}}(\hat{\mathbf{x}}^{(\text{conv})})$, 测量估计误差的方差矩阵为 $\mathbf{T}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}$, 且满足:

$$\mathbf{T}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})} = \mathbf{H}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})} \mathbf{S}^{(\text{conv})} (\mathbf{H}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})})^T \quad (14)$$

其中, $\mathbf{H}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}$ 是 SCADA 系统测量值的雅可比矩阵。

状态估计误差的方差矩阵为:

$$\mathbf{S}^{(\text{conv})} = \left[\left(\mathbf{H}_{\text{conv}}^{(\text{conv})} \right)^T \mathbf{R}_{\text{conv}}^{-1} \left(\mathbf{H}_{\text{conv}}^{(\text{conv})} \right) \right]^{-1} \quad (15)$$

现将 PMU 实际测量值与 SCADA 估计值作差, 如式 (16) 所示。

$$\mathbf{r}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}(i) = \mathbf{z}_{\text{PMU}}(i) - \hat{\mathbf{z}}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}(i) \quad (16)$$

式 (16) 服从正态分布, 故可由式 (17) 进行校验判断:

$$\mathbf{r}_{N \text{ PMU}}^{(\text{conv})}(i) = \frac{|\mathbf{r}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}(i)|}{\sigma_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}(i)} \leq \beta \quad (17)$$

其中, $\sigma_{\text{PMU}}^{(\text{conv})} = \sqrt{\mathbf{U}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}(i, i)}$, $\mathbf{U}_{\text{PMU}}^{(\text{conv})}$ 是协方差矩阵, β 是标准化残差的判别值。

接着将 SCADA 系统测量值与 PMU 估计 SCADA 系统的值进行比较。

同理, 得到的检验式为:

$$\mathbf{r}_{N \text{ conv}}^{(\text{PMU})}(i) = \frac{|\mathbf{r}_{\text{conv}}^{(\text{PMU})}(i)|}{\sigma_{\text{conv}}^{(\text{PMU})}(i)} \leq \eta \quad (18)$$

其中, $\sigma_{\text{conv}}^{(\text{PMU})}(i) = \sqrt{\mathbf{V}_{\text{conv}}^{(\text{PMU})}(i, i)}$, $\mathbf{V}_{\text{conv}}^{(\text{PMU})}$ 是 SCADA 实际测量值与 PMU 估计值对应的协方差矩阵, η 是判别值。

3.2 基于改进 MVO 算法的故障定位

MVO 算法与粒子群优化 (particle swarm optimization, PSO) 算法、遗传算法 (genetic algorithm, GA) 和免疫算法 (immunization algorithm, IA) 等多种优化算法都可应用于电网故障定位。MVO 算法模拟宇宙起源的过程, 宇宙大爆炸后, 白洞由膨胀率高的宇宙形成, 黑洞由膨胀率低的宇宙形成。白洞和黑洞中的物质都会通过冲动进行概率转移, 不断优化现有宇宙^[12]。

d 维空间中存在的宇宙为:

$$\mathbf{U} = \begin{bmatrix} x_1^1 & x_1^2 & \dots & x_1^d \\ x_2^1 & x_2^2 & \dots & x_2^d \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ x_N^1 & x_N^2 & \dots & x_N^d \end{bmatrix} \quad (19)$$

其中, x_i^j 代表宇宙种群中的第 i 个宇宙中的第 j 个变量, N 是宇宙种群中包含的个体数量。

在 MVO 算法中, 虫洞存在概率 (wormhole existence probability, WEP) 和旅行距离速率 (travelling distance rate, TDR) 是两个非常重要的参数^[13], 现对这两个参数进行优化改进以提高算法性能。

在标准的 MVO 算法中, WEP 的变化曲线是一条单调递增的直线, 值域为 $[0.2, 1.0]$, 现以提高搜索效率对其进行改进, 改进后的 WEP 表达式为:

$$\text{WEP} = 1 - 0.75e^{-\left(\frac{3g}{g_{\max}}\right)^2} \quad (20)$$

其中, g 是种群目前的迭代次数, $g_{\max}$ 是最大迭代次数, 改进前后的 WEP 如图 2 所示。

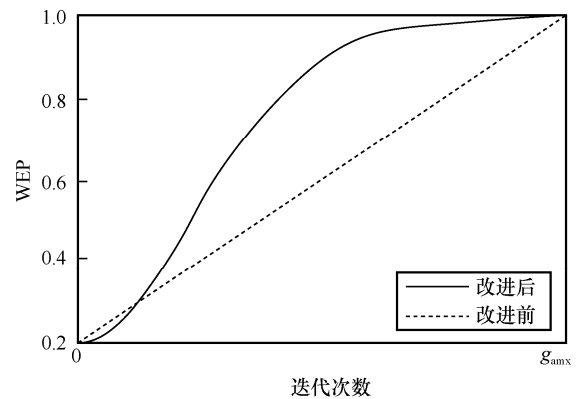


图 2 改进前后的 WEP

传统的 MVO 算法在计算后期以 TDR 为标准进行搜索, 但存在容易聚集在局部最优解附近的问题。为提升搜索能力, 本文对 TDR 进行改进, 对于其中的 p 值, 构建出动态结构, 如式 (21) 所示。

$$\begin{cases} \text{TDR} = 0.65 \left(1 - \frac{g^{\frac{1}{p}}}{g_{\max}^{\frac{1}{p}}} \right) \\ p = 6.5 \left(\frac{g}{g_{\max}} \right) \end{cases} \quad (21)$$



其中, TDR 是非线性变化的, 以提高搜索的精度和速度。改进前后的 TDR 如图 3 所示。

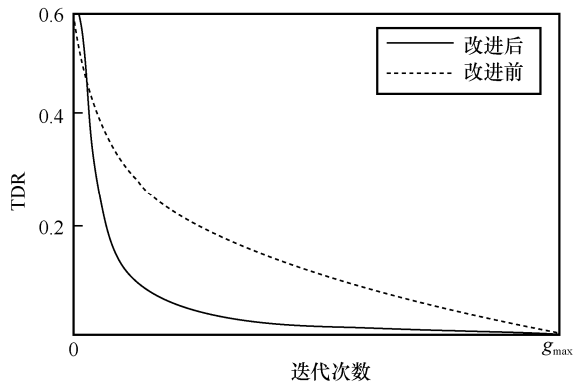


图 3 改进前后的 TDR

改进后的搜索过程可由式 (22) 表示。

$$x_i^k = \begin{cases} \left[X_k + \text{TDR} \times [(b_{k \min} - b_{k?}) \times r_2 + b_k] \right], & r_2 < \text{WEP} \\ X_k + \text{TDR} \times [(b_{k \min} - b_{k?}) \times r_2 + b_k], & r_2 \geq \text{WEP} \end{cases} \quad (22)$$

其中, X_k 是最优结果中的第 k 个变量, $b_{k \max}$ 和 $b_{k \min}$ 是此变量的范围; r_2 、 r_3 和 r_4 是随机数, 取值范围为 $[0,1]$ 。

当电网系统出现故障时, 整个系统的潮流分布和电流方向都会发生变化, 则电路中各个节点的故障电流被期望状态函数 $S_i(L)$ 为:

$$S_i(L) = \prod_{l=1}^{n_2} L_l - \prod_{l=1}^{n_{DG}} K_l \cdot \left(1 - \prod_{l=1}^{n_2} L_l \right) \cdot \prod_{l=1}^{n_2} L_l \quad (23)$$

其中, 第 i 个开关前部分的电缆线总数为 n_1 , 后半部分的电缆线总数为 n_2 ; n_{DG} 是后部分电源的总个数; K_l 是电源开关; L_l 是第 l 条电缆线发生故障的状态。

当故障发生时, 实际电流与期望电流的差最小时, 才能得到最优解, 评价函数可据此表示为:

$$E(S) = W - \left(\sum_{i=1}^N |S_i - S(L)| + \delta \sum_{i=1}^n |L_i| \right) \quad (24)$$

其中, W 的作用是确保式 (24) 恒为正数, 取值

在 10^3 左右; N 是电源开关的总个数; S_i 是发生故障时电网的实际电流; $S_i(L)$ 是由被期望状态函数计算出的期望电流; n 是电缆线总数; δ 为加权数, 一般不大于 1。

4 实验分析

现通过 MATLAB 软件, 搭建含有分布式电源的 33 节点 IEEE 电力系统进行仿真实验, 33 节点 IEEE 电力系统结构如图 4 所示。

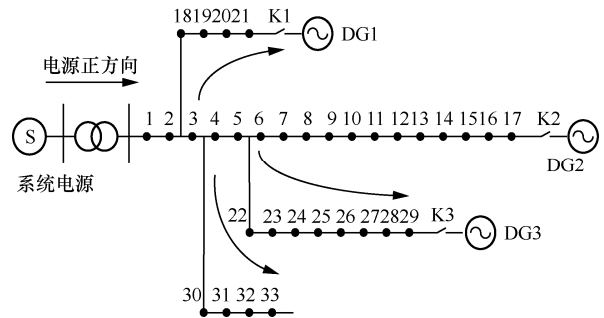


图 4 33 节点 IEEE 电力系统结构

图 4 中, 序号 1~33 代表电力系统中 33 个电路开关节点, K1、K2 和 K3 是控制分布式电源接入电路的开关, 本仿真实验在节点 12 和节点 30 的位置配备 PMU 检测设备^[14]。

以节点 30 为例, 验证本文所设计的基于 PMU 技术对不良数据识别方法是否成功。并与使用大数据分析技术以及记忆网络技术的不良数据识别进行对比。现将 3 种方法的计算值与节点 30 输出的实际电压幅值和电压相角对比, 3 种方法的计算效果相差不大, 电压幅值和电压相角的输出值误差均不大。计算得到 3 种方法的准确误差值, 并比较所需的计算时间, 3 种方法的计算时间和平均误差对比见表 2。

表 2 3 种方法的计算时间和平均误差对比

估计方法	迭代次数/次	计算时间/ms	平均误差
本文方法	25	181.5	1.73×10^{-5}
大数据技术	25	274.0	2.90×10^{-5}
记忆网络	25	336.1	5.88×10^{-5}

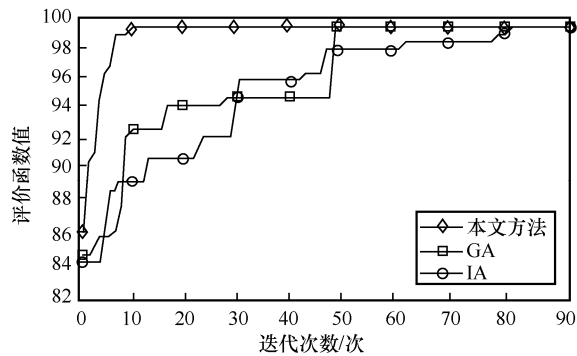


图7 3种方法的评价函数对比

3种方法故障定位的准确率和计算时间对比见表5。

表5 3种方法故障定位的准确率和计算时间对比

方法	准确率	时间/s
本文方法	97.3%	1.63
GA	59.9%	2.88
IA	73.1%	3.60

由表5可知,本文设计的改进型MVO算法准确率最高,用时最短,效率较GA和IA分别提高了43.4%和54.7%。对故障定位效率和精度提高有所帮助。

5 结束语

本文基于PMU技术和MVO算法设计出新型的电力系统风险控制方法,并通过仿真实验验证了方法的可行性。本文通过PMU技术对电力系统中不良数据进行识别,以标准化残差为判断标准,使数据精度大幅度提高,且数据识别效率提高33.76%;并对传统MVO算法进行改进,风险识别中故障定位这一功能效率和精度分别提高了43.4%和26.33%。

虽然不良数识别的精度大幅度提高,但需要构建出两个目标函数,分别计算再进行对比,导致步骤重复,较为烦琐。本文设计的风险识别方法可以完成基本的电力系统风险识别,但只设计了单一故障点的故障定位方法,并未考虑多故障点的情况,有一定的局限性,仍存在拓展空间。

参考文献:

- [1] 程辉. 基于大数据分析的2×1 000 MW火力发电机组不良数据识别方法研究[J]. 自动化与仪器仪表, 2020(2): 167-170.
CHENG H. Research on bad data identification method of 2 × 1000 MW thermal power generating set based on big data analysis[J]. Automation & Instrumentation, 2020(2): 167-170.
- [2] 杨智伟, 刘灏, 毕天姝, 等. 基于长短期记忆网络的PMU不良数据检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(7): 1-9.
YANG Z W, LIU H, BI T S, et al. PMU bad data detection method based on long short-term memory network[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(7): 1-9.
- [3] 赵乔, 王增平, 董文娜, 等. 基于免疫二进制粒子群优化算法的配电网故障定位方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2020, 48(20): 83-89.
ZHAO Q, WANG Z P, DONG W N, et al. Research on fault location in a distribution network based on an immune binary particle swarm algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2020, 48(20): 83-89.
- [4] 徐岩, 刘婧妍, 张诗杭, 等. 基于遗传算法的直流配电网线路故障定位方法[J]. 太阳能学报, 2020, 41(12): 1-8.
XU Y, LIU J Y, ZHANG S H, et al. Fault location method based on genetic algorithm for dc distribution network[J]. Acta Ener-giae Solaris Sinica, 2020, 41(12): 1-8.
- [5] 季胜蓝, 吴明芳, 王胜锋. 基于平均一致性的电力系统分布式故障诊断方法[J]. 电工技术, 2022(24): 68-72, 76.
JI S L, WU M F, WANG S F. Distributed fault diagnosis method for power system based on average consistency[J]. Electric Engineering, 2022(24): 68-72, 76.
- [6] SAEED S M, SINANOGLU O. A comprehensive design-for-test infrastructure in the context of security-critical applications[J]. IEEE Design & Test, 2017, 34(1): 57-64.
- [7] 梁玲君. 电力变压器油色谱在线监测技术的探讨[J]. 电工技术, 2019(6): 19-20, 23.
LIANG L J. Discussion on on-line monitoring technology of oil chromatography in power transformer[J]. Electric Engineering, 2019(6): 19-20, 23.
- [8] 储宇星, 刘海瑞, 闫爽. SnO₂/NiO复合半导体纳米纤维的制备及气敏性能研究[J]. 无机材料学报, 2021, 36(9): 950-958.
CHU Y X, LIU H R, YAN S. Preparation and gas sensing properties of SnO₂/NiO composite semiconductor nanofibers[J]. Journal of Inorganic Materials, 2021, 36(9): 950-958.
- [9] RAIS M H, AWAD R A, LOPEZ J Jr, et al. JTAG-based PLC memory acquisition framework for industrial control systems[J]. Forensic Science International: Digital Investigation, 2021(37): 301196.

- [10] 殷源力. 基于 RS232 通讯的热处理数据获取与处理[J]. 热处理技术与装备, 2017, 38(6): 59-61.
YIN Y L. Acquisition and processing of heat treatment data based on RS232 communication[J]. Heat Treatment Technology and Equipment, 2017, 38(6): 59-61.
- [11] HUANG K Y, SHI S Y, YANG S L. Differential Galoisian approach to Jacobi integrability of general analytic dynamical systems and its application[J]. Science China Mathematics, 2023, 66(7): 1473-1494.
- [12] 吴玲, 张秀锦, 刘秋华, 等. 基于多元宇宙优化算法的光伏发电 MPPT 控制算法[J]. 太阳能学报, 2023, 44(9): 204-211.
WU L, ZHANG X J, LIU Q H, et al. Mppt control algorithm of photovoltaic power generation based on multi-verse optimization algorithm[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2023, 44(9): 204-211.
- [13] 杨文珍, 何庆. 动态串行机制多元宇宙优化算法[J]. 计算机应用研究, 2021, 38(12): 3623-3628, 3633.
YANG W Z, HE Q. Dynamic multi-serial mechanism MVO optimization algorithm[J]. Application Research of Computers, 2021, 38(12): 3623-3628, 3633.
- [14] 陈可欣, 辛焕海, 高晖胜, 等. 计及多模态分量的新能源电力系统节点频率分析方法[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(10): 136-144.
CHEN K X, XIN H H, GAO H S, et al. Nodal frequency analysis method for renewable energy power system considering multimodal components[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(10): 136-144.

[作者简介]



杨成月 (1977-), 男, 博士, 国家电网有限公司大数据中心正高级工程师, 主要研究方向为大数据、人工智能等。



于宙 (1982-), 男, 国家电网有限公司大数据中心工程师, 主要研究方向为电力大数据分析、金融科技等。



赵园园 (1980-), 女, 北京国电通网络技术有限公司工程师, 主要研究方向为电力大数据分析。

陈常龙 (1990-), 男, 国家电网有限公司大数据中心工程师, 主要研究方向为电力大数据分析。