

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.211485

基于联合卡尔曼滤波的配电网多源异构数据融合

夏伟¹, 蔡文婷¹, 刘阳¹, 李宏杰²

(1. 南方电网数字电网研究院有限公司, 广东 广州 510000; 2. 武汉大学, 湖北 武汉 430079)

摘要: 由于传统方法没有对配电网多源异构数据采集的时间进行配准, 导致配电网多源异构数据融合时误差大、效率低。针对该问题, 提出了基于联合卡尔曼滤波的配电网多源异构数据融合方法。构建了数据纠偏机制, 采用最小二乘法对数据采集的时间配准, 并采用拉格朗日插值方法对时序数据填充, 计算数据关联性。在此基础上, 采用联合卡尔曼滤波算法将相同数据融合到同一个类中, 以此实现配电网多源异构数据融合。实验结果表明, 所研究的数据融合方法不仅能够根据需求一直追踪需求的融合误差, 还能够降低节点电压与功率估计的相对误差、提高配电网多源异构数据融合的效率。实验结果不仅证明了所研究融合方法的有效性, 还证明了联合卡尔曼滤波算法在数据融合中的适用性。

关键词: 联合卡尔曼滤波; 多源异构数据; 融合; 配准; 填充

Multi-source heterogeneous data fusion of a distribution network based on a joint Kalman filter

XIA Wei¹, CAI Wenting¹, LIU Yang¹, LI Hongjie²

(1. China Southern Power Grid Digital Grid Research Institute Co., Ltd., Guangzhou 510000, China;
2. Wuhan University, Wuhan 430079, China)

Abstract: The traditional method does not register the time of multi-source heterogeneous data collection in the distribution network. This results in large errors and low efficiency in the fusion of multi-source heterogeneous data. Thus a distribution network multi-source heterogeneous data fusion method based on joint Kalman filtering is proposed. First, a data correction mechanism is constructed, the least squares method is used to register the time of data collection, and the Lagrangian interpolation method is used to fill the time series data to calculate the data relevance. Then, the joint Kalman filtering algorithm is used to fuse the same data into the same class, so as to realize the multi-source heterogeneous data fusion of the distribution network. Experimental results show that the method not only can track the fusion error of the demand according to the demand, but also reduce the relative error of node voltage and power estimation, and improve the efficiency of multi-source heterogeneous data fusion, demonstrating the effectiveness of the proposed method and applicability of the joint Kalman filter algorithm in data fusion.

This work is supported by the Science and Technology Project of China Southern Power Grid Co., Ltd. (No. 670000KK58200011).

Key words: joint Kalman filter; multi source heterogeneous data; fusion; registration; filling

0 引言

随着智能电网的不断发展, 电力大数据的来源也日益丰富^[1-2]。由于这些数据来源于不同的系统, 各系统遵循的建模标准也不统一, 增加了数据融合的难度, 致使配电网多源异构数据融合效果差^[3]。

为了将配电网所有数据有效融合, 国内外学者开展了相关数据融合方法的研究。文献[4]建立了二次设备状态评估指标体系, 并结合多种机器学习算法的差异性, 提出了基于多模型融合集成学习的二次设备状态评估法, 可以准确地评估二次设备的运行状态。文献[5]提出一种基于数据中台和物元可拓理论的二次设备运行状态综合评估方法, 可有效提高二次设备状态评估结果的合理性与准确性, 可为

基金项目: 南方电网科技项目资助(670000KK58200011)

二次设备的运维检修提供有效助力。文献[6]提出了一种新的综合管廊电力舱状态分析判断方法,有效解决了针对综合管廊电力舱运维数据的利用和分析不足、未实现基于大数据的智能运维问题。文献[7]利用多平台进行配电网多源异构数据联合跟踪,采用红外多站联合对目标进行检测,同时应用无迹卡尔曼滤波进行跟踪融合。上述方法能够实现配电网数据的融合,但是由于没有考虑数据采集的时间配准问题,可能会出现融合时间长、误差大的情况,不能满足数据处理的需求。

联合卡尔曼滤波算法配合多个传感器工作,使每个传感器都能够并行工作,并且能与局部传感器输出的结果融合。根据该算法的优点,提出了一种基于联合卡尔曼滤波器的配电网多源异构数据融合方法,在数据纠偏机制下进行配电网多源异构数据采集时间配准和数据填充,根据数据预处理结果计算数据关联性,采用联合卡尔曼滤波算法融合数据,以改善配电网多源异构数据融合效果。仿真实验结果表明,本文方法的融合误差较小,融合效率较高。

1 数据预处理

配电网中各条线路会安装多种电力信息测量设备,通过这些测量设备能够获取不同种类的电力测量数据,如同步相量单元(Phasor Measurement Unit, PMU)数据、气象数据、设备数据与光伏数据等。面对多种种类的电力数据,产生更多样的噪声数据,增加了数据融合的难度,为此在配电网数据融合之前,预先对数据预处理。

数据预处理主要分为三个模块,缓存模块、配置规则与处理模块。缓存模块主要用来缓存数据,在数据缓存时会为每一种数据类型建立一个对应的临时表,临时表中清空数据的频率与采集该类型数据的设备采集频率一致;配置规则主要承担用户配置纠偏规则工作,通过配置规则模块配置出合适的纠偏规则,并将规则存储到数据库中;处理模块承担数据纠偏工作,对用户配置规则中逐一对缓存模块中数据处理^[8-9]。预处理流程如图1所示。

如图1所示,先从数据源中抽取数据,并将原始数据存储到对应的临时表中,建立与数据类型相对应的处理线程^[10]。然后从临时表将获取到的数据遍历,按照纠偏规则,判断数据是否存在异常情况,如果有异常情况,则对数据处理,并生成纠偏记录。具体处理过程如下所示。

1.1 数据纠偏机制构建

本文的数据纠偏机制主要分为选择模块与自写模块,选择模块主要是根据用户的需求,选择系统

固定的纠偏内容,自写模块主要是指用户按照自身的需求,按照给定的数据纠偏规则,自行编写纠偏内容^[11]。

其中,选择模块主要分为纠偏表、纠偏类型与异常数据处理模式;自选模块主要分为纠偏规则与被阻止的书写^[12]。选择模块与自选模块离不开规范表的编制,纠偏规则书写规范表如表1所示。

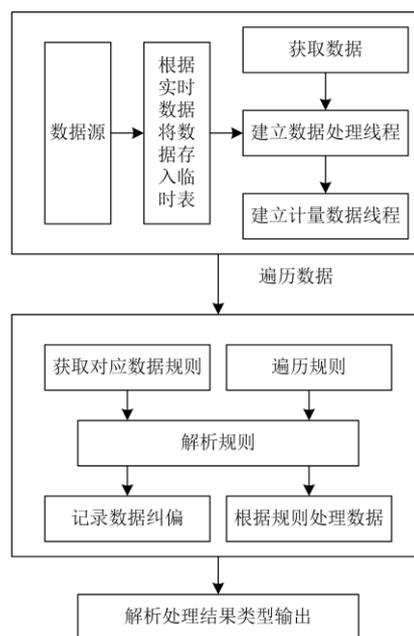


图1 预处理流程图

Fig. 1 Preprocessing flow chart

表1 纠偏规则书写规范表

Table 1 Specification table for correction rules writing

序号	规则名称	规则内容简介
1	字段长度纠偏 书写规则	等于长度 M
		大于长度 M
		小于长度 M
		大于等于长度 M
2	字段范围纠偏 书写规则	小于等于长度 M
		大于 \min , 小于 \max
		大于等于 \min , 小于等于 \max
		大于 \min , 小于等于 \max
		大于等于 \min , 小于 \max
3	字体要求	无穷大
		无穷小
		书写的符号统一为英文符号

其中: M 表示字段长度; \min 表示最小字段范围; \max 表示最大字段范围。采用表1对数据进行衡量,规范待处理的数据。

1.2 时间配准

在异构数据融合中,传感器采样周期数据不同,

采集的数据会出现时间不匹配的现象。并且还会受到通信网络延迟的影响,导致各个平台传感器与融合中心之间存在时间误差,为此,将不同步的数据进行配准是非常重要的。野值为非正常测量的劣值,在配准之前,需要对野值进行检测^[13],在野值检测上,主要根据修正值和阈值比较来判断该测量值是否为野值,将修正形式表示为

$$\mu(k) = \frac{r_{\text{new}}(k)}{\max\{Z(k), X(k|k-1)\}} \quad (1)$$

式中: $Z(k)$ 为第 k 个指标的修正值; $r_{\text{new}}(k)$ 为新信息; X 为野值判断参数。

通过修正值能够获得该测量值^[14],并将其作为真实估计值的权重,将加权函数形式表示为

$$\lambda(k) = e^{-c \cdot \mu(k)} \quad (2)$$

式中: e 为自然对数; c 为常数; $-c \cdot \mu(k)$ 为估计值 μ 的权重。

在此基础上对数据配准^[15],在时间配准算法中,以两种不同类型的传感器数据为例进行时间配准,主要采用最小二乘法处理。将其记作 A 和 B ,传感器 A 数据的采样周期记作 τ ,传感器 B 数据的采样周期记作 T ,采样周期的比例系数为整数,将其记作 n ,将传感器数据 A 最近一次状态估计的时刻记作 $(k-1)\tau$,则当前时刻可以表示为 $k\tau = [(k-1)\tau + nT]$,这代表在传感器 A 的一个周期内,传感器 B 数据的目标状态估计次数为 n 。在时间配准上,主要将传感器 B 得到的测量值记作虚拟测量值,并将该测量值与传感器 A 数据的测量值融合。在融合过程中,将 B 的测量序列记作 $Z_n = (z_1, z_2, \dots, z_n)^T$,其中 z_n 代表传感器 A 的测量值,将 $U = (z, \hat{z})^T$ 表示为 n 个估计值的融合值以及其倒数构成的测量集合^[16],将测量的新的表达形式记作

$$z_i = Z_n + (i-n)TZ_n + v_i \quad (3)$$

式中, v_i 为数据测量过程中出现的噪声值。

将传感器 B 数据的测量向量表示为

$$W_n = \begin{bmatrix} 1 & 1 & \dots & 1 \\ (1-n)T' & (2-n)T' & \dots & (n-n)T' \end{bmatrix}^T \quad (4)$$

式中, T' 为融合时间。

在上述计算后,将采集数据配准,获得高精度测量数据。

1.3 时序数据填充

在配电网中,各个装置数据采集的频率^[17]不同,为实现各个装置中的时序数据密度一致,将拉格朗日插值方法应用到时序数据填充中,将时序数据^[18]对应的拉格朗日多项式函数表示为

$$\begin{cases} Function(t)_{\text{scada}} = \sum_s x_j l_j(t) \\ l_j(t) = \frac{(t-t_1) \dots (t-t_{j-1})(t-t_{j+1}) \dots (t-t_s)}{(t_j-t_1) \dots (t_j-t_{j-1})(t_j-t_{j+1}) \dots (t_j-t_s)} \end{cases} \quad (5)$$

式中: $Function(t)_{\text{scada}}$ 为时序数据对应的拉格朗日差值函数式; $l_j(t)$ 为插值基函数; t_s 为时序数据 s 对应的时间; t_j 为时序数据。

基于上述过程对时序数据填充^[19],在此基础上对时序数据降噪,用公式表示为

$$\begin{cases} pmu_i = \alpha_1 y_i + (1-\alpha_1)(pmu_{i-1} + trend_{i-1}) \\ trend_i = \alpha_2 (pmu_i - pmu_{i-1}) + (1-\alpha_2)t_{i-1} \\ y_{i+h} = pmu_i + h \times trend_i \end{cases} \quad (6)$$

式中: pmu_i 为时间 i 上的时序数据真实值; y_i 为数据一次步长的平滑值; $trend_{i-1}$ 为二次平滑值; α_1 、 α_2 分别为趋势平滑参数; h 为预测步长。

通过上述处理,获得降噪后的时序数据,为数据融合提供基础。

2 配电网数据融合实现

计算上述预处理后的配电网多源异构数据关联性,根据预处理结果,采用联合卡尔曼滤波算法对异构数据进行融合。

2.1 数据关联性计算

为将相同数据融合到同一个类中,进行数据关联性计算,具体步骤如下:

步骤1 结合概率数据关联算法对每个传感器中的信息进行滤波估计^[20]。

步骤2 在估计后,进行证据分类^[21],证据分类输出结果 A_i 可表示为

$$A_i = \frac{|\hat{z}_{i,k}|}{\sum_{i=1}^n |\hat{z}_{i,k}|} \quad (7)$$

式中, $\hat{z}_{i,k}$ 为 k 时刻的测量值,是通过式(1)进行修正得到的。

步骤3 计算权重系数^[22],用公式表示为

$$m(\mu_i) = \frac{\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)}{1-K} \quad (8)$$

式中: $\sum_{A_i \cap B_j = A} m_1(A_i) \cdot m_2(B_j)$ 为两个证据数据的冲突

函数; K 代表时间段。冲突越大,代表两个数据的相关性越差,冲突越小,相异性越小。

步骤4 状态更新^[23], 将综合状态更新方程表示为

$$X_f(k|k) = \sum_n^{i=1} \mu_i \cdot \hat{X}_i(k|k) \quad (9)$$

式中, μ_i 为第 i 个指标的状态更新参数。

通过上述对数据关联性的计算, 为数据融合提供基础。

2.2 配电网多源异构数据融合

以上述工作为基础, 采用联合卡尔曼滤波算法实现异构数据的融合^[24], 联合卡尔曼滤波算法的结构图如图2所示。

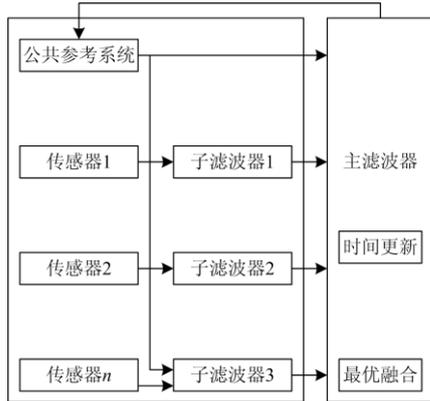


图2 联合卡尔曼滤波算法结构图

Fig. 2 Structure diagram of joint Kalman filter algorithm

基于图2能够看出, 联合卡尔曼滤波算法的数据处理过程主要分为主滤波器和局部子滤波器的两个处理过程^[25-27]。在计算中, 各个子滤波器是独立工作的, 即时间更新与测量值更新是分开运行的^[28-29]。滤波过程如图3所示。

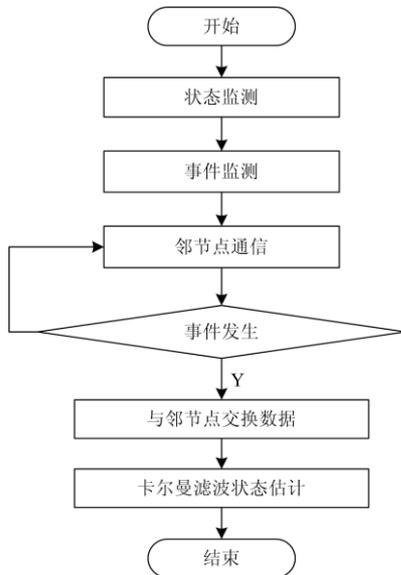


图3 滤波流程

Fig. 3 Filter process

将联合卡尔曼滤波算法的离散模型表示为

$$\begin{cases} X_{k+1} = Ax_k + B\omega_k \\ Z_k^i = H^i x_k + v_k^i \end{cases} \quad (10)$$

式中: x_k 为估计目标 k 时刻的状态向量; A 、 B 分别为目标估计的状态转移矩阵; H^i 为第 i 个数据的观测噪声; v_k^i 为第 k 个数据的噪声序列。

将联合卡尔曼滤波算法时间更新公式表示为

$$\begin{cases} \bar{x}_{k+1|k} = A\hat{x}_{k|k} \\ P_{k+1|k} = AP_{k|k}A^T + Q \end{cases} \quad (11)$$

式中: $\bar{x}_{k+1|k}$ 为第 k 个时刻的状态估计值; A^T 为 A 的转置矩阵; Q 为后验协方差估计参数。

将节点状态先验信息 $q_{k+1|k}^i$ 表示为

$$q_{k+1|k}^i = \Omega_{k+1|k}^i A(\Omega_{k|k}^i)^{-1} q_{k|k}^i \quad (12)$$

式中, $\Omega_{k+1|k}^i = Q^{-1} - Q^{-1}A(\Omega_{k|k}^i + A^TQ^{-1}A)A^TQ^{-1}$ 。

在实际融合中, 每个节点 i 都可以从子集 $N^i \in N$ 的节点接收数据, 每个节点 i 能够将自身的局部后验协方差 $P_{k+1|k}$ 发送到邻接节点的协方差矩阵中, 进行数据融合。不断重复上述过程, 直到所有数据融合完成即可结束。

3 仿真实验对比

为验证基于联合卡尔曼滤波的配电网多源异构数据融合方法在实际应用中的效果, 在 Matlab7.0、VS2010+OpenCV2.4.13、Windows10、Intel(R)Xeon(R) CPU E5-2603v4@2.20 GHz 操作平台、32 GB 内存下进行此次实验。为保证实验结果更具说明性, 将智能配电网多源数据融合方法、基于时空网格的数据融合方法与所研究方法进行对比, 比较三种方法的数据融合效果。

3.1 融合误差对比

融合误差主要通过两方面对比, 首先设定需求协方差值, 对比三种方法的追踪需求误差, 三种方法的追踪需求误差的实验数据来源如表2所示。

表2 实验数据来源

Table 2 Experimental data source

系统名称	数据来源	数据格式
生产管理系统	数据集1	结构化数据
电力营销系统	数据集1	非结构化数据
地理信息系统	数据集1	非结构化数据
配网自动化系统	数据集2	结构化数据
调度系统	数据集2	结构化数据
用电信息采集系统	数据集2	非结构化数据
气象系统	数据集3	非结构化数据
舆情监督系统	数据集3	结构化数据

其次主要利用三种方法对某系统节点电压估计与节点功率融合，对比三种方法融合后与实际值的差距，即对比三种方法的融合误差。

三种方法协方差的对比结果如图 4 所示。

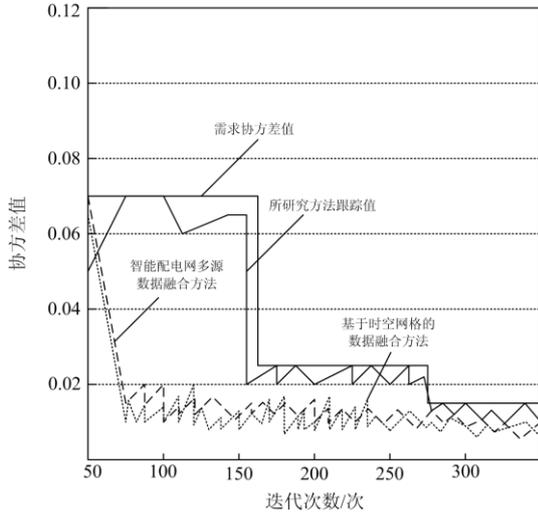


图 4 融合协方差对比

Fig. 4 Comparison of fusion covariance

通过分析图 4 可以看出，三种数据融合方法均能够满足给定的需求协方差值。但是，智能配电网多源数据融合技术融合误差一直处于稳定状态，没有根据需求的精度做调整，所以应用效果较差；基于时空网格的融合方法对精度的浪费也较高，追踪融合需求误差能力较低；所研究的数据融合方法一直能够追踪需求的融合误差，融合效果较好。

三种方法在节点电压融合上的相对误差对比结果如图 5 所示。

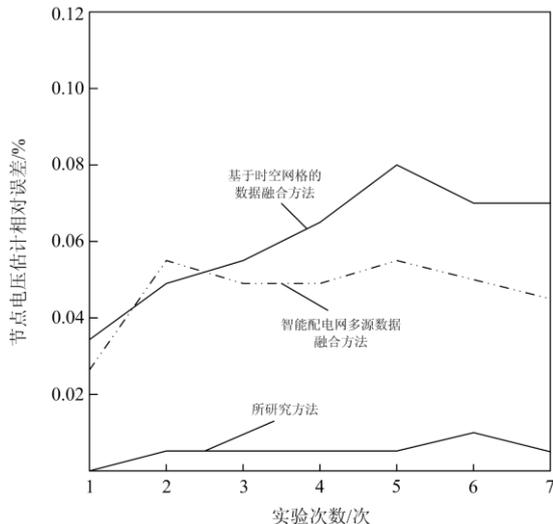


图 5 节点电压估计相对误差对比结果

Fig. 5 Relative error comparison of node voltage estimation

三种方法对节点功率融合后的误差对比结果如图 6 所示。

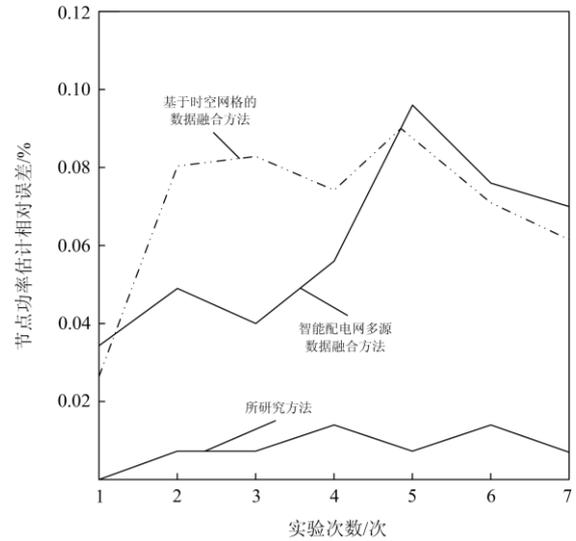


图 6 节点功率估计相对误差对比

Fig. 6 Relative error comparison of node power estimation

通过上述节点电压估计与节点功率估计对比结果可知，经所研究的方法融合后输出的值相对误差最小，小于其他两种方法的估计误差。原因是本文方法预先对数据采集与处理，并采用联合卡尔曼滤波方法对数据进行了综合处理，从而降低了节点功率融合后的误差。

3.2 融合效率对比

此部分实验中将某高压输电线路气象环境监测数据作为实验的测试数据，通过传感器采集测试数据，每 2 s 进行一次采集，实验监测的数据如表 3 所示。

表 3 实验监测数据

Table 3 Experimental monitoring data	
监测对象	数据量/GB
监测装置	35
输电线路风偏监测	20
舞动在线监测	35
导线温度	40
弧垂在线监测	40

将传感器采集的数据进行融合处理，图 7—图 9 为三种方法在数据集 1、2、3 上的数据融合效率对比结果。对比图 9 可知，在测试数据规模较小时，三种方法的效率相差较小。而智能配电网多源数据融合技术在融合数据集较小时效果较好，随着数据集规模增大后，效率降低。原因是节点之间进行数

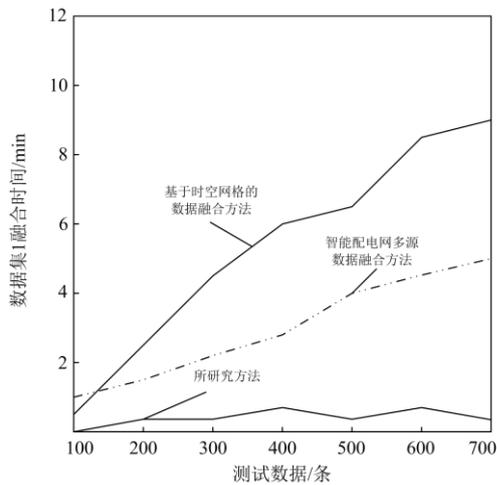


图7 数据集1融合效率对比结果

Fig. 7 Comparison of fusion efficiency based on data set 1

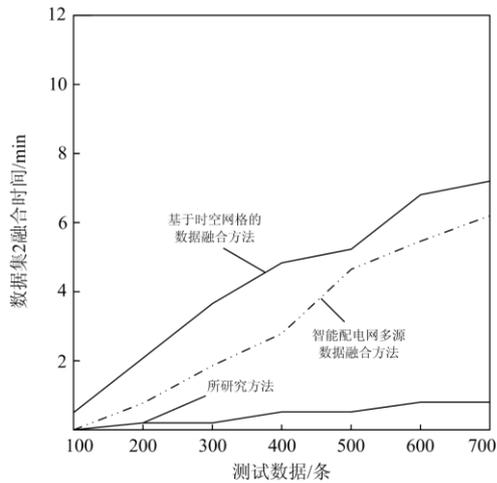


图8 数据集2融合效率对比结果

Fig. 8 Comparison of fusion efficiency based on data set 2

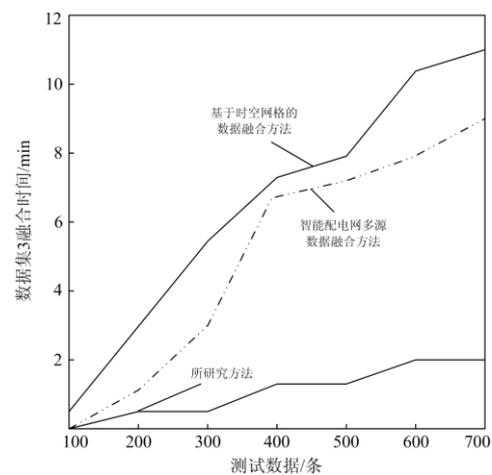


图9 数据集3融合效率对比结果

Fig. 9 Comparison of fusion efficiency based on data set 3

据共享时,数据集规模会快速增大,数据冗余量较高,降低了数据融合速度。基于时空网格的融合算法效率也较低,而所研究的数据融合技术的融合效率较高,满足数据融合需求。

综上,所研究的配电网多源异构数据融合方法不仅降低了数据融合误差,还提高了数据的融合效率。

4 结语

本文提出了基于联合卡尔曼滤波的配电网多源异构数据融合方法,实验结果不仅证明了所研究的融合方法的有效性,还证明了联合卡尔曼滤波算法在数据融合中的适用性。

本文首先设计了一个用户可配置数据的纠偏机制,预先对取值范围异常、数据长度异常的数据进行了处理;然后提出时间配准与数据填充方法,去除了数据噪声,获得了准确的配电网数据;最后构建联合卡尔曼滤波模型,实现了多源异构数据的融合。

此次研究方法虽获得了一定的融合效果,但是该方法还有很多方面值得深入研究,在后续研究中,如何利用数据挖掘、人工智能相关技术进行数据提取是重点需要研究的内容,以提高配电网多源异构数据融合方法的有效性。

参考文献

- [1] 林洁瑜, 崔维平. 基于双链区块链的电力数据资产交易系统架构[J]. 中国电力, 2021, 54(11): 164-170, 180.
LIN Jieyu, CUI Weiping. Power-data-asset trading platform architecture based on double-chained blockchain[J]. Electric Power, 2021, 54(11): 164-170, 180.
- [2] 尹积军, 潘巍巍. 基于电力大数据的企业复工电力指数研究与应用[J]. 浙江电力, 2021, 40(2): 26-32.
YIN Jijun, PAN Weiwei. Research and application of resumption power index based on power big data[J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(2): 26-32.
- [3] 李清. 基于改进 PSO-PFCM 聚类算法的电力大数据异常检测方法[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(18): 161-166.
LI Qing. Power big data anomaly detection method based on an improved PSO-PFCM clustering algorithm[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(18): 161-166.
- [4] 叶远波, 黄太贵, 谢民, 等. 基于多模型融合集成学习的智能变电站二次设备状态评估[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(12): 148-152.
YE Yuanbo, HUANG Taigui, XIE Min, et al. A state

- assessment method for intelligent substation secondary equipment based on multi-model ensemble learning[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(12): 148-152.
- [5] 王源涛, 潘武略, 马伟, 等. 基于数据中台和物元可拓理论的二次设备状态评估[J]. 浙江电力, 2021, 40(12): 111-116.
WANG Yuantao, PAN Wulue, MA Wei, et al. State assessment of power secondary equipment based on data center and matter-element extension theory[J]. Zhejiang Electric Power, 2021, 40(12): 111-116.
- [6] 王罡, 刘敬文, 李国鹏, 等. 基于多源异构数据融合的综合管廊电力舱系统保护[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(7): 103-109.
WANG Gang, LIU Jingwen, LI Guopeng, et al. System protection of a pipe corridor power cabin based on multi-source heterogeneous data fusion[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(7): 103-109.
- [7] 杨凯, 边月奎, 杨宁国, 等. 红外多站被动联合跟踪信息融合方法[J]. 火炮发射与控制学报, 2020, 41(3): 49-52, 57.
YANG Kai, BIAN Yuekui, YANG Ningguo, et al. Information fusion method of infrared multi-station passive joint tracking[J]. Journal of Gun Launch & Control, 2020, 41(3): 49-52, 57.
- [8] 王毅, 王智微, 何新. 智能电站数据中台建设与应用[J]. 中国电力, 2021, 54(3): 61-67, 176.
WANG Yi, WANG Zhiwei, HE Xin. Data middle platform construction and application of intelligent power stations[J]. Electric Power, 2021, 54(3): 61-67, 176.
- [8] 张青春, 何孝慈, 姚胜, 等. 基于 ROS 机器人的相机与激光雷达融合技术研究[J]. 中国测试, 2021, 47(12): 120-123.
ZHANG Qingchun, HE Xiaoci, YAO Sheng, et al. Research on the fusion technology of camera and lidar based on ROS intelligent mobile robot[J]. China Measurement & Test, 2021, 47(12): 120-123.
- [10] 张磊, 刘辛彤, 蔡硕, 等. 基于 Storm 架构的电力物联网流数据处理[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(20): 112-119.
ZHANG Lei, LIU Xintong, CAI Shuo, et al. Stream data processing of the power internet of things based on Storm architecture[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(20): 112-119.
- [11] 刘明堂, 秦泽宁, 齐慧勤, 等. 悬移质含沙量检测的 Kalman-GORBF 多源数据最优融合模型研究[J]. 应用基础与工程科学学报, 2020, 28(3): 191-201.
LIU Mingtang, QIN Zening, QI Huiqin, et al. Research on optimal model of multi-source data fusion for suspended sediment concentration detection based on Kalman-GORBF[J]. Journal of Basic Science and Engineering, 2020, 28(3): 191-201.
- [12] 曾飞, 黄哲忱, 卫志农, 等. 配电线路故障指示器三相同步精度检测方法研究[J]. 电力系统保护与控制, 2021, 49(19): 11-17.
ZENG Fei, HUANG Zhechen, WEI Zhinong, et al. Three-phase synchronization accuracy detection method for a distribution line fault indicator[J]. Power System Protection and Control, 2021, 49(19): 11-17.
- [13] 吴会会, 高淑萍, 彭弘铭, 等. 自适应模糊 C 均值聚类的数据融合算法[J]. 计算机工程与应用, 2019, 55(5): 32-41.
WU Huihui, GAO Shuping, PENG Hongming, et al. Adaptive fuzzy C-means clustering data fusion algorithm[J]. Computer Engineering and Applications, 2019, 55(5): 32-41.
- [14] 朱彦, 赵海波. 轨道客车多维速度检测信息的数据融合技术[J]. 城市轨道交通研究, 2019, 22(2): 15-18.
ZHU Yan, ZHAO Haibo. Data fusion of multi-dimensional speed measuring technology for rail transit vehicle[J]. Urban Mass Transit, 2019, 22(2): 15-18.
- [15] 庞维庆, 何宁, 李秀梅, 等. 室内环境的数据融合自适应调控方法研究[J]. 控制理论与应用, 2020, 37(3): 610-619.
PANG Weiqing, HE Ning, LI Xiumei, et al. Research on adaptive control method for indoor environment base on data fusion[J]. Control Theory & Applications, 2020, 37(3): 610-619.
- [16] 黄婷婷, 冯锋. 无线传感器网络异构数据融合模型优化研究[J]. 计算机科学, 2020, 47(2): 349-354.
HUANG Tingting, FENG Feng. Study on optimization of heterogeneous data fusion model in wireless sensor network[J]. Computer Science, 2020, 47(2): 349-354.
- [17] 王江华, 张莉, 孙思凡. 基于 Hammerstein 系统的卡尔曼滤波互补融合法[J]. 控制工程, 2019, 26(8): 1479-1483.
WANG Jianghua, ZHANG Li, SUN Sifan. Kalman filter complementary fusion method based on Hammerstein system[J]. Control Engineering of China, 2019, 26(8): 1479-1483.
- [18] 韩锬, 杨穷千. 融合运动状态信息的高速相关滤波跟踪算法[J]. 湖南大学学报(自然科学版), 2020, 47(4): 87-96.
HAN Kun, YANG Qiongqian. High speed correlation filter tracking algorithm integrating motion state information[J]. Journal of Hunan University (Natural Sciences), 2020, 47(4): 87-96.

- [19] 王磊,程向红,刘纯利,等.复杂环境下基于 Huber-RKF 的移动机器人信息融合算法[J].中国惯性技术学报,2019,27(1):60-65.
WANG Lei, CHENG Xianghong, LIU Chunli, et al. Huber-based rank Kalman filtering algorithm for mobile robot in complex environment[J]. Journal of Chinese Inertial Technology, 2019, 27(1): 60-65.
- [20] 周牧,耿小龙,谢良波,等.室内 Wi-Fi/PDR 自适应鲁棒卡尔曼滤波融合定位方法[J].电子学报,2019,47(1):9-15.
ZHOU Mu, GENG Xiaolong, XIE Liangbo, et al. Indoor Wi-Fi/PDR fusion localization based on adaptive and robust Kalman filter[J]. Acta Electronica Sinica, 2019, 47(1): 9-15.
- [21] 张乾君.基于时间序列聚类的多雷达数据融合[J].电讯技术,2019,59(2):145-150.
ZHANG Qianjun. Multi-radar data fusion based on time series clustering[J]. Telecommunication Engineering, 2019, 59(2): 145-150.
- [22] 牛胜锁,王康乐,梁志瑞.基于改进强跟踪无迹卡尔曼滤波的电力系统同步相量估计方法[J].电网技术,2019,43(9):3218-3225.
NIU Shengsuo, WANG Kangle, LIANG Zhirui. Synchronous phasor estimation method for power system based on modified strong tracking unscented Kalman filter[J]. Power System Technology, 2019, 43(9): 3218-3225.
- [23] 林瑀,陈日成,金涛.面向复杂信息系统的多源异构数据融合技术[J].中国测试,2020(7):1-7.
LIN Yu, CHEN Richeng, JIN Tao. Research on multi-source heterogeneous data fusion technology for complex information system[J]. China Measurement & Test, 2020(7): 1-7.
- [24] 冀振燕,宋晓军,皮怀雨,等.基于深度学习的融合多源异构数据的推荐模型[J].北京邮电大学学报,2019,42(6):39-46.
JI Zhenyan, SONG Xiaojun, PI Huaiyu, et al. Recommended model for fusing multi-source heterogeneous data based on deep learning[J]. Journal of Beijing University of Posts and Telecommunications, 2019, 42(6): 39-46.
- [25] 马捷,葛岩,蒲泓宇,等.基于多源数据的智慧城市数据融合框架[J].图书情报工作,2019,63(15):5-12.
MA Jie, GE Yan, PU Hongyu, et al. Intelligent city data fusion framework based on multi-source data[J]. Library and Information Service, 2019, 63(15): 5-12.
- [26] 胡建川,汤宝平,黄艺,等.基于卡尔曼滤波的机械振动 WSNs 时间抖动累积误差抑制方法[J].中国测试,2022,48(1):32-39.
HU Jianchuan, TANG Baoping, HUANG Yi, et al. A suppression method for the cumulative time jitter error of mechanical vibration WSNs based on Kalman filter[J]. China Measurement & Test, 2022, 48(1): 32-39.
- [27] 李鸿飞,魏勇,赵彦庆,等.语义模型支持的战场环境数据集成方法[J].测绘科学技术学报,2019,36(6):86-90.
LI Hongfei, WEI Yong, ZHAO Yanqing, et al. Battlefield environment data integration method supported by semantic model[J]. Journal of Geomatics Science and Technology, 2019, 36(6): 86-90.
- [28] 武法提,黄石华.基于多源数据融合的共享教育数据模型研究[J].电化教育研究,2020(5):59-65,103.
WU Fati, HUANG Shihua. Research on shared education data model based on multi-source data fusion[J]. E-education Research, 2020(5): 59-65, 103.
- [29] 张晓辉,刘涛,杜萍.面向灾害预警的空间数据概念增强[J].自然灾害学报,2020,29(5):193-203.
ZHANG Xiaohui, LIU Tao, DU Ping. Spatial data concept enhancement for disaster warning[J]. Journal of Natural Disasters, 2020, 29(5): 193-203.

收稿日期:2021-11-03; 修回日期:2022-01-26

作者简介:

夏伟(1982—),男,硕士,工程师,研究方向为智能配电网;E-mail:summerhi75@163.com

蔡文婷(1986—),女,硕士,高级工程师,研究方向为新型电力系统;

刘阳(1994—),女,硕士,工程师,研究方向为低压供电可靠性。

(编辑 张爱琴)