

DOI:10. 20033/j. 1003-7241. (2026) 10-0163-05

基于供电服务指挥平台的电力大数据融合方法

许德成, 梅春华, 周 哲, 张柏松

(南网数字运营软件科技(广东)有限公司,广东 深圳,518000)

摘 要:以实现电力大数据的全面整合、有效融合为目的,加强电力企业业务服务,本文提出基于供电服务指挥平台的电力大数据融合方法。首先,设计分层式供电服务指挥平台,包含外部层、营销配业务数据层、服务层和指挥层,各层协同完成数据采集、集成与融合。在服务层,针对多源异构数据特征,引入卡尔曼滤波算法作为基础融合手段,并针对其在大规模数据聚集下融合误差大、冗余传输多的问题,提出基于事件驱动的分布式卡尔曼滤波改进算法。该改进通过定义需求协方差作为事件触发阈值,在各节点引入二进制变量与给定协方差值,判断相邻节点间是否执行数据交换;仅当需求协方差大于阈值时传输关键数据,从而有效控制节点间通信次数,减少冗余数据传输,并在状态预测、事件监测、数据融合和状态估计四步迭代中完成高精度融合。实验结果表明,所提改进算法的需求协方差收敛后稳定值仅为 0.015,远低于传统算法的 0.03;在 15%固定丢包率与连续丢包率两类场景下,融合数据的互信息值稳定高于 0.12,全数据量区间内的融合误差均显著低于两类对照算法,可有效为供电服务指挥平台的多模块协同运行提供高可靠、低时延的高质量数据支撑。

关键词:供电服务指挥平台;电力大数据;数据融合方法;改进卡尔曼滤波算法;冗余数据;需求协方差

中图分类号: TP311.13;TM62 **文献标志码:** A **文章编号:** 1003-7241(2026)10-0163-05

Power big data fusion method based on power supply service command platform

Xu Decheng, Mei Chunhua, Zhou Zhe, Zhang Baisong

(Southern Power Grid Digital Platform Technology (Guangdong) Co. , Ltd. , Shenzhen 518000, Guangdong, China)

Abstract: With the aim of achieving comprehensive integration and effective fusion of power big data, and strengthening the business services of power enterprises, this article proposes a power big data fusion method based on the power supply service command platform. Firstly, a hierarchical power supply service command platform is designed, which includes an external layer, business deployment data layer, service layer, and command layer. Each layer collaborates to complete data collection, integration, and fusion. At the service layer, the Kalman filter algorithm is introduced as the basic fusion method for multi-source heterogeneous data features, and an event driven distributed Kalman filter improvement algorithm is proposed to address the problems of large fusion errors and redundant transmission in large-scale data aggregation. This improvement defines the requirement covariance as the event triggering threshold, introduces binary variables and a given covariance value at each node, and determines whether data exchange is performed between adjacent nodes; Only transmit critical data when the demand covariance is greater than the threshold, effectively controlling the number of communication between nodes, reducing redundant data transmission, and achieving high-precision fusion in the four step iteration of state prediction, event monitoring, data fusion, and state estimation. The experimental results show that the requirement covariance of the proposed improved algorithm converges to a stable value of only 0.015, which is much lower than the traditional algorithm's 0.03; In two scenarios of 15% fixed packet loss rate and continuous packet loss rate, the mutual information value of the fused data remains stable above 0.12, and the fusion error within the entire data volume range is significantly lower than the two control algorithms. This can effectively provide high-quality data support with high reliability and low latency for the multi module collaborative operation of the power supply service command platform.

Keywords: power supply service command platform; power big data; data fusion method; improve the Kalman filter algorithm; redundant data; covariance of demand

电力作为国家尤为重要的一项基础设施,对于人们的工作生活以及国家建设均存在直接关联,电力系统的不断建设和发展,使当下各个电力企业均面临海量的用户信息,同时用户在需求供电服务可靠性的基础上,对于电能质量以及相应的用电服务需求也明显提升,促使电力体制面临

较大改革,使电力企业对于电网的管理、服务水平提升,均向精细化服务、智能化管理的方向转变^[1]。随着智能化、信息化电网体系的全面构建,电力领域进入大数据时代。在此过程中,各类海量数据混合在一起,对于数据的安全性、可用程度以及利用率均造成较大影响^[2],并且电网管理和

收稿日期:2025-08-20;录用日期:2025-10-13

作者简介:许德成(1985—),男,工程师,研究方向为电力信息化。

引用本文:许德成,梅春华,周哲,等.基于供电服务指挥平台的电力大数据融合方法[J].自动化技术与应用,2026,45(10):163-167.(Xu Decheng, Mei Chunhua, Zhou Zhe, et al. Power big data fusion method based on power supply service command platform[J]. Techniques of Automation and Applications, 2026, 45(10): 163-167.)

服务主要依据可靠的数据完成,因此数据作为电网运行的核心,快速有效地完成海量数据的处理具有重要意义。

供电服务指挥平台是在电网管理改革、服务提升等责任和使命的促使下,形成一种供电服务指挥中心,其主要以提升用户需求响应能力为核心,依据后台的大数据分析实现服务精细化^[3]。电力大数据融合作为数据重要的处理手段,融合效果直接决定数据的可靠性以及可用性,因此,针对电力大数据的融合,文献[4]提出多传感器融合的智能电力系统设计与应用,该系统是由多个传感器组成,对不同的开关站进行采集、处理,然后由主控制器STM32F407进行计算和判定,并将告警信息以短消息的方式传送到用户的手机上。文献[5]提出电力大数据融合最新进展研究,电力大数据融合指的是将来自不同来源的数据进行组合的过程,目的是产生比每个来源单独提供的信息更完整、更完善、更精确的信息。由于系统连通性的持续增长、物联网(IoT)的出现以及处理大数据的需求等因素,数据融合范式最近一直在增长。上述方法可实现

电力大数据的高效处理,但是处理后的数据存在缺失现象或者冗余数据,对于精细化数据应用的需求还无法完全满足。因此,本文提出基于供电服务指挥平台的电力大数据融合方法,实现电力大数据的全面管理和可靠融合,保证数据融合完整性的前提下,实现冗余数据的去除,提供可靠的数据应用。

1 电力大数据融合

1.1 基于供电服务指挥平台架构

供电服务指挥平台数据源由营调配业务数据提供,以电网架构为参考,构建统一的实时运行数据库,以数据库为数据支撑、以精细化服务目标和内容为核心、以智能化运营管理为导向,实现电力大数据的深度融合^[6],完成指挥层的建设和实现。

平台采用分层设计,各层独立运行却相互关联,协同完成数据处理和应用,包含外部层、营调配业务数据层,服务层以及指挥层,平台整体运行架构如图1所示。

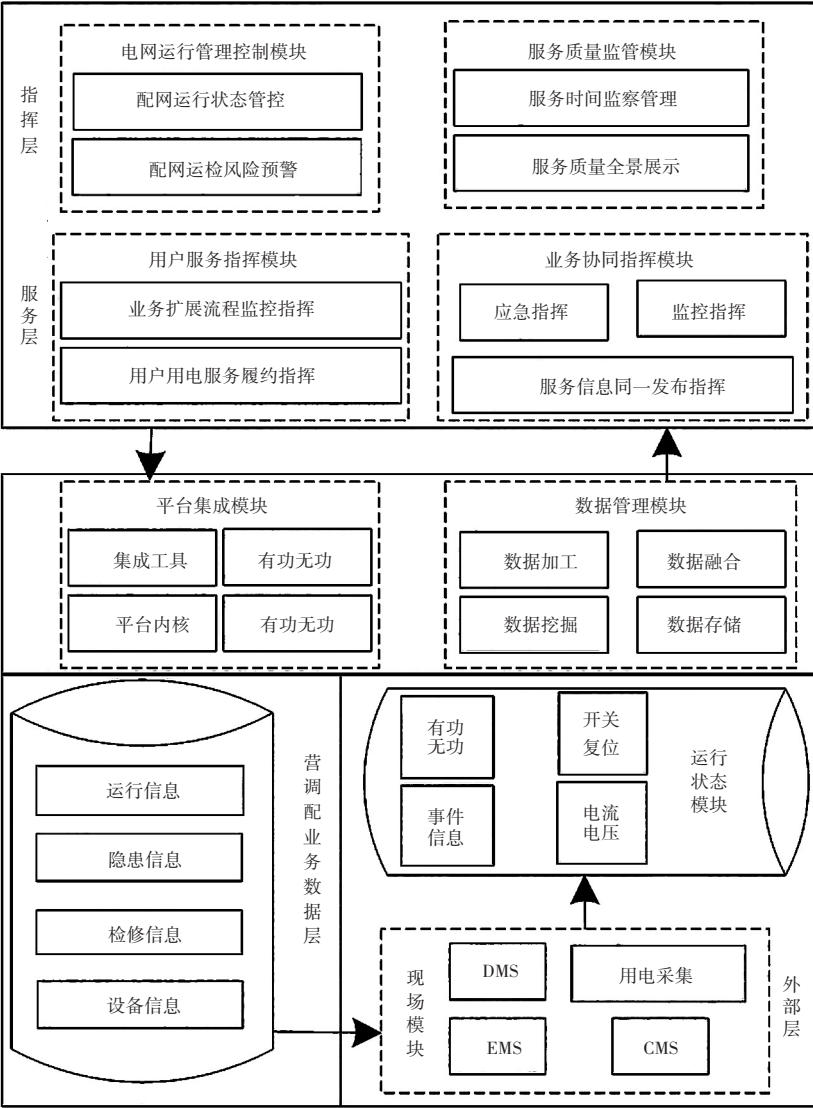


图 1 供电服务指挥平台架构

Fig. 1 Architecture of power supply service command platform

由图 1 可知,外部层、营调配业务数据层可提供电力运行状态数据、现场作业数据、供电服务营调数据,为服务层的数据融合提供数据支撑和来源;各类数据传入服务层后,通过基础集成后,形成集成包,通过卡尔曼滤波算法完成数据融合,在此基础上构建指挥层,该层包含四个模块,分别为用户服务指挥模块、业务协同指挥模块、电网运行管理控制模块以及服务质量监管模块,四个模块依据数据融合完成构建和运行,实现各个模块的指挥目标。

1.2 卡尔曼滤波改进下的数据融合

在电力大数据中,数据源中的数据类别、大小、长度等均存在差异,即为多源异构数据^[7],并且存在大量的冗余数据和无效数据,基于此,本文采用基于卡尔曼滤波算法完成数据融合,为保证融合后数据质量,对其实行改进,对节点间的通信次数实行控制,显著降低冗余数据的传输^[8],提高融合效率。

1.2.1 卡尔曼滤波算法

线性系统的离散模型公式为

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_{k+1} &= \mathbf{A}\mathbf{x}_k + \mathbf{B}\omega_k \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}\mathbf{x}_k + v_k \end{aligned} \quad (1)$$

式中, $\mathbf{x}_{k+1}$ 表示状态向量, $\mathbf{z}_k$ 表示观测向量,两者均属于估计目标(该目标可为指挥层中各个模块的任意指挥目标),且在 k 时间内, $\mathbf{x}_{k+1} \in \mathbb{R}^{m \times 1}$, $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^{m \times 1}$; $\mathbf{A}$ 表示状态转移矩阵, $\mathbf{A} \in \mathbb{R}^{n \times n}$; $\mathbf{H}$ 表示观测矩阵, $\mathbf{H} \in \mathbb{R}^{m \times n}$; $\mathbf{B}$ 表示过程噪声驱动矩阵; ω_k 表示过程噪声, v_k 表示观测噪声,均在 k 时间内; $\mathbf{Q}$ 表示过程协方差矩阵, $\mathbf{R}$ 表示观测协方差矩阵,其公式分别为

$$\mathbf{Q}\delta_l^k = \mathbf{E}[\omega_k \omega_k^T] \quad (2)$$

$$\mathbf{R}\delta_l^k = \mathbf{E}[v_k v_k^T] \quad (3)$$

式中, ω_l 和 v_l 分别表示 l 刻的过程噪声向量和观测噪声向量; $\mathbf{E}[\cdot]$ 表示数学期望; δ_l^k 为克罗内克函数,用于表征白噪声的统计独立特性。算法的时间更新公式为

$$\bar{\mathbf{x}}_{k+1|k} = \mathbf{A}\hat{\mathbf{x}}_{klk} \quad (4)$$

$$\mathbf{P}_{k+1|k} = \mathbf{A}\mathbf{P}_{klk}\mathbf{A}^T + \mathbf{Q} \quad (5)$$

式中, $\hat{\mathbf{x}}_{klk}$ 表示状态估计值, $\bar{\mathbf{x}}_{k+1|k}$ 表示状态先验估计值; $\mathbf{P}_{klk}$ 表示后验估计协方差矩阵, $\mathbf{P}_{k+1|k}$ 表示先验估计协方差矩阵。

通过上述过程可在损失较小的情况下,完成目标量测数据的融合,但是该过程中数据的海量聚集,会对运行效果造成较大影响,并且融合误差较大,冗余数据较多^[9-10]。因此,基于需求协方差的事件对该算法进行改进,即基于事件驱动的分布式卡尔曼滤波算法,获取更佳的数据融合结果。

1.2.2 基于改进的卡尔曼滤波算法

1) 基于需求协方差的事件定义。

设 $\mathbf{S}$ 表示需求协方差,融合误差和事件之间的关联用其进行描述^[11-12],文中将其用于事件传输策略的描述,表达式为

$$\mathbf{S}_k^i = \mathbf{E}[(\hat{\mathbf{x}}_k^i - \mathbf{x})^2] \quad (6)$$

式中,更新值用 $\hat{\mathbf{x}}_k^i$ 表示,属于节点 i ,且在 k 时间内;需求协方差用 $\mathbf{S}_k^i$ 表示,属于节点 i ,在 k 时间内的数值。

为判断是否触发事件,需依据阈值完成,则将二进制变量 F_k^i 引入各个节点中,同时引入的还有协方差值 μ ,该值为给定值,结合两者用于描述阈值,得

$$\begin{cases} \text{tr}(\mathbf{S}_k^i) > \mu, \text{触发事件}, F_k^i = 1 \\ \text{tr}(\mathbf{S}_k^i) \leq \mu, \text{关闭事件}, F_k^i = 0 \end{cases} \quad (7)$$

式中, $\text{tr}(\mathbf{S}_k^i)$ 为矩阵 $\mathbf{S}_k^i$ 的迹,以此作为标量特征与阈值 μ 进行比较。执行数据交换用 $F_k^i = 1$ 表示,不执行数据交换用 $F_k^i = 0$ 表示,均在 k 时间内,属于 i 和其相邻节点,并处于通信过程中;其中,两个节点的通信次数由 μ 决定,并且 μ 的选取和目标存在直接关联。

2) 基于事件驱动的分布式卡尔曼滤波。

完成数据采集和数据初始化后, $(\mathbf{q}_{klk}^i, \mathbf{\Omega}_{klk}^i)$ 表示信息对象,且为后验,用其表示可用信息,且为当前节点。信息数量用 n_k^i 表示,且在 k 时间内,并为最近的传输时,则该时刻的信息可用 $(\mathbf{q}_{k-n_k^i|k-n_k^i}^i, \mathbf{\Omega}_{k-n_k^i|k-n_k^i}^i)$ 表示。用式(8)、

(9)求解信息对 $(\bar{\mathbf{q}}_k^i, \bar{\mathbf{\Omega}}_k^i)$,为向邻居节点传送:

$$\bar{\mathbf{q}}_{k+1|k}^i = \mathbf{\Omega}_{k+1|k}^i \mathbf{A} (\mathbf{\Omega}_{klk}^i)^{-1} \mathbf{q}_{klk}^i \quad (8)$$

$$\bar{\mathbf{\Omega}}_{k+1|k}^i = \mathbf{Q}^{-1} - \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A} (\mathbf{\Omega}_{klk}^i + \mathbf{A} \mathbf{Q}^{-1} \mathbf{A}) \mathbf{A} \mathbf{Q}^{-1} \quad (9)$$

式中, $\mathbf{Q}$ 为过程噪声协方差矩阵; $\mathbf{\Omega}$ 是信息矩阵。

在 $k > 0$ 时,将求解结果结合式(7)可得出式(10)、(11),即

$$\bar{\mathbf{x}}_k^i = (\bar{\mathbf{\Omega}}_k^i)^{-1} \bar{\mathbf{q}}_k^i \quad (10)$$

$$\hat{\mathbf{x}}_k^i = \bar{\mathbf{x}}_k^i + \mathbf{K}_k^i [\mathbf{y}_k^i - \bar{\mathbf{x}}_k^i] + \mathbf{H}_k^i \mathbf{Z}_k^i \sum_{j \in N_j} [\bar{\mathbf{x}}_k^j - \bar{\mathbf{x}}_k^i] \quad (11)$$

式中,预测值用 $\bar{\mathbf{x}}_k^i$ 表示,在 k 时间内; $\mathbf{K}_k^i$ 、 $\mathbf{Z}_k^i$ 、 $\mathbf{H}_k^i$ 均表示增益,依次分别对应滤波器、一致性、事件驱动; $\mathbf{y}_k^i$ 表示状态信息,属于观测目标。

基于事件驱动的分布式卡尔曼滤波算法共包含 4 个步骤,第 1 步为目标状态监测^[13-14]、第 2 步为事件监测、第 3 步为数据融合、第 4 步为状态估计。详细流程如下所述。

步骤 1 对数据实行初始化,节点 $i \in N$ 、初始时刻 $\mathbf{p}_0^i = \mathbf{p}_0$ 、 $\bar{\mathbf{x}}_0^i = \mathbf{x}_0$ 。

步骤 2 依据 $(\mathbf{q}_{k-n_k^i|k-n_k^i}^i, \mathbf{\Omega}_{k-n_k^i|k-n_k^i}^i)$,其属于 $\mathbf{y}_k^i$ 和更新节点 i ,求解 $(\mathbf{q}_{klk}^i, \mathbf{\Omega}_{klk}^i)$ 。

步骤 3 事件判定:如果 $\text{tr}(\mathbf{S}_k^i) > \mu$,那么 $F_k^i = 1$;如果 $\text{tr}(\mathbf{S}_k^i) \leq \mu$,那么 $F_k^i = 0$ 。

步骤 4 在 $F_k^i = 1$ 时,向下一个邻居节点 $j+1$ 传送 $(\mathbf{q}_{klk}^i, \mathbf{\Omega}_{klk}^i)$,同时接受自身信息对 $(\mathbf{q}_{klk}^i, \mathbf{\Omega}_{klk}^i)$,其由上一邻居节点 $j-1$ 传送^[15];在 $H_k^i = 0$,转至步骤 6。

步骤 5 求解先验信息对 $(\mathbf{q}_{k+1|k}^i, \mathbf{\Omega}_{k+1|k}^i)$,属于节点 i 。

步骤 6 对部分滤波值实行更新,为 $\bar{\mathbf{x}}_{k+1}^j, \mathbf{p}_{k+1}^i$ 。

基于上述内容可知,当需求协方差值大于阈值 μ 时,相邻的两个节点之间则进行数据交互;当其小于阈值时,

两者之间不进行数据交互,可将其理解成各个相邻节点间发生交互的数据仅为关键性数据,且具备选择性,因此,可保证在传输过程中,极大程度降低冗余数据的传输,保证更佳的数据融合结果。

2 测试分析

为测试本文方法对于数据融合的性能以及效果,将其用于某电力公司的高压输电线路的状态监测数据集为实验测试数据,各个状态的数据采集均由3个传感器节点同时完成,采集时间间隔为1.5 s,共采集500个时间间隔,共采集数据750 GB。采集的数据包括空气温度和湿度数据、大气压数据、故障数据。

为衡量本文方法的数据融合性能,测试本文方法优化前后,在不同迭代次数下,需求协方差综合融合效果,结果如图2所示。

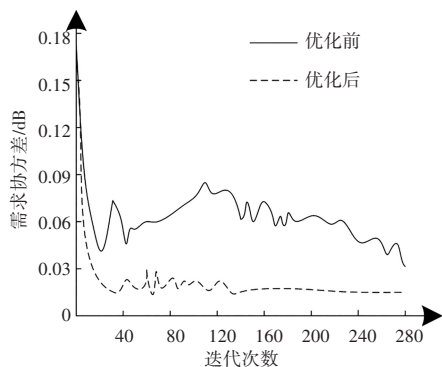


图2 需求协方差综合融合效果测试结果

Fig. 2 Test results of comprehensive fusion effect of demand covariance

依据图2测试结果可知:本文方法在优化前和优化后的需求协方差,在迭代次数逐渐增加时,呈现差异性变化,控制前,迭代次数低于40次时,呈现快速下降趋势,需求协方差结果在0.06左右,迭代次数超过40次以后,该结果则呈现小幅度的上升趋势,迭代次数达到120次时,需求协方差结果达到0.08左右,随着迭代次数的继续增加,由于发生小幅度的下降,当迭代次数达到280次时,需求协方差的结果最低,在0.03左右;控制后,迭代次数低于40次时,需求协方差迅速下降至0.015左右,当迭代次数在41~130次的范围内,协方差结果发生较小的波动,波动范围为0.15~0.30之间,当迭代次数继续增加,需求协方差结果则呈现稳定状态,处于0.15左右,不再发生变化。因此,本文对算法实行优化后,可保证更佳的数据融合效果,为供电服务指挥平台提供更为可靠的数据依据。

供电服务平台节点事件触发状态可直接体现算法的融合优势,测试3个节点在不同迭代次数下,事件触发结果,如图3所示。由于篇幅有限,以节点2为例,结果仅呈现节点2的测试结果。

依据图3测试可知:数据融合初期,节点间的连接较少,处于数据冗余去除阶段,随着融合的继续,达到融合中期时,节点间开始发生连接,表示数据中的冗余大部分被

去除,关键数据开始在节点之间交互,实行融合;当达到融合后期时,节点间的连接较为密集,此时数据中的冗余数据较少,为保证数据融合后的质量,节点之间通过频繁的数据交互。由此可得本文方法具备较好的融合性能,可保证融合后数据质量较高。

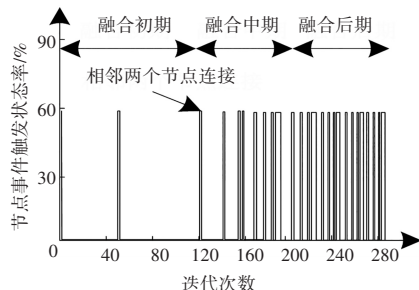


图3 节点事件触发状态测试结果

Fig. 3 Node event triggered state test results

为了进一步衡量本文方法的融合效果,采用互信息量作为衡量指标,其计算公式为

$$I(R, S) = \sum_{r \in R} \sum_{s \in S} p(r, s) \log \frac{p(r, s)}{p(r)p(s)} \quad (13)$$

式中, $p(r, s)$ 表示结果集合, $p(r)$ 和 $p(s)$ 均表示衡量指标对应结果集合。将文献[4]和文献[5]的基于改进型神经网络和基于电力调控数据挖掘的数据融合算法作为文本方法的对比方法,依据式(13)获取3种在不同数据量下的互信息量结果,如图4所示。

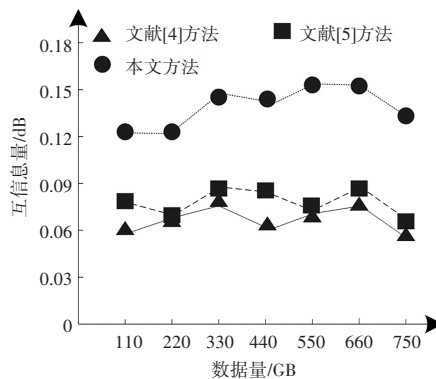


图4 3种方法的互信息量对比结果

Fig. 4 Comparison results of mutual information among three methods

依据图4测试结果可知:在相同数据量下,两种对比方法的互信息量结果与本文方法的互信息量结果存在明显差异,文本方法的结果显著高于两种对比方法,均在0.12以上,则两种对比方法的互信息量均低于0.09。

数据融合误差的大小,决定数据的价值水平和可利用程度,测试3种方法在15%固定丢包率以及连续丢包率两种情况下,数据的融合误差,结果如表1所示。

依据表1测试结果可知:在不同的丢包率情况下,随着数据量的增加,文本方法的误差结果明显低于两种对比方法,该结果直观体现本文方法优越的融合效果,最大程度保证融合后数据的精准性,更可靠地为供电服务指挥提供数据依据。

表 1 三种方法的融合误差结果
Tab. 1 Fusion error results of three methods

测试条件	数据/GB	误差结果		
		文本方法	文献[4]方法	文献[5]方法
15%固定 丢包率	110	0.032	0.044	0.049
	220	0.027	0.049	0.052
	330	0.039	0.046	0.055
	440	0.033	0.069	0.071
	550	0.057	0.074	0.076
	660	0.062	0.091	0.088
	750	0.074	0.114	0.106
连续 丢包率	110	0.041	0.072	0.069
	220	0.045	0.082	0.075
	330	0.052	0.089	0.081
	440	0.049	0.094	0.092
	550	0.076	0.097	0.104
	660	0.082	0.114	0.115
	750	0.112	0.133	0.131

3 结论

电力大数据的有效融合,是促进电力企业加强业务管控、全面整合、优化服务的基础,因此,本文提出基于供电服务指挥平台的电力大数据融合方法,以大数据融合为基础,实现供电服务指挥平台的建设和精细化服务的提供。将本文方法用于某电力企业进行相关测试,结果表明:该方法具备良好的大数据融合性能,可保证更佳的数据融合效果,为供电服务指挥平台,提供更为可靠的数据依据,并且可更好去除数据中的冗余数据,可更好地获取可用性以

及价值性较高的数据。

参考文献

[1]孙毅,毛烨华,李泽坤,等.面向电力大数据的用户负荷特性和可调节潜力综合聚类方法[J].中国电机工程学报,2021,41(18):6259-6271.

[2]苏蕊,闫润珍,王琼.基于 Spark/Shark 的电力大数据集中管控系统设计[J].自动化技术与应用,2021,40(9):33-38.

[3]付宁,胡怀伟,任涛,等.基于大数据的电力监控信号统计信息可视化传输系统[J].现代科学仪器,2021(2):187-192.

[4]胡锐,芮忠,董兴法,等.多传感器融合的智能电力系统设计与应用[J].现代电子技术,2021,44(17):178-181.

[5]Aljawarneh S A,Lara J A. Introduction to the special section on recent advancements in big data fusion[J]. Computers & Electrical Engineering, 2021,89(4):106-112.

[6]徐斌,王志伟,曹璐,等.基于数据决策的人力资源服务绩效模型[J].微型电脑应用,2022,38(1):96-98.

[7]梁勇奇,杨瑞霞,谢一涵,等.基于大数据的世界文化遗产属性深度融合与分析[J].遥感学报,2021,25(12):2441-2459.

[8]王新刚,朱彬若,顾臻.基于综合能源计量大数据的中长期用电量预测[J].中国电力,2021,54(10):211-216.

[9]瞿强,杨凯利,张其静,等.一种针对电力大数据融合与异常检测的改进方法[J].电力大数据,2021,24(7):24-30.

[10]胡如一,杨春晨,戚胡佳,等.基于电力营销大数据的数据融合共享平台研究与应用[J].工业控制计算机,2020,33(3):110-112.

[11]陈荃,罗梓铭,郇嘉嘉,等.基于数据驱动碳排放流模型的配电网碳协同调度方法[J].电力自动化设备,2026,46(4):121-128.

[12]杨挺,张剑,蔡绍堂,等.计及隐私数据保护的多虚拟电厂协同调度方法[J].天津大学学报(自然科学与工程技术版),2024,57(8):836-846.

[13]杨怡,王勇.基于 AUKF 的分布式电源系统虚假数据攻击检测方法[J].电工电能新技术,2021,40(12):48-55.

[14]刘灏,王紫薇,毕天姝.基于改进容积卡尔曼滤波的含光伏配电网动态状态估计[J].电力系统自动化,2025,49(9):157-165.

[15]黄琪琳,李海强,周锴鹏,等.基于多传感器融合的变电站多节点数据传输方法[J].自动化技术与应用,2025,44(6):80-84.

[16]魏炜,季文文,黄旭,等.含高比例分布式电源配电系统的参数辨识方法[J].电力建设,2025,46(5):96-111.

(上接第 126 页)

[3]武东辉,许镜,陈继斌,等.基于融合注意力机制与 CNN-LSTM 的人体行为识别算法[J].科学技术与工程,2023,23(2):681-689.

[4]肖利雪,冀敏杰.基于二维骨架运动特征向量的行为识别[J].计算机与数字工程,2020,48(9):2201-2206.

[5]孙满贞,张鹏,苏本跃.基于骨骼数据特征的人体行为识别方法综述[J].软件导刊,2022,21(4):233-239.

[6]张家想,刘如浩,金辰曦,等.结合时空注意力机制和自适应图卷积网络的骨架行为识别[J].信号处理,2021,37(7):1226-1234.

[7]彭月,甘臣权,张祖凡.人类动作识别的特征提取方法综述[J].计算机应用与软件,2022,39(8):1-14,68.

[8]陈信强,郑金彪,凌峻,等.基于异步交互聚合网络的港船作业区域人员异常行为识别[J].交通信息与安全,2022,40(2):22-29.

[9]吴昊哲.基于人体骨架特征提取模型的动作识别方法研究[D].南京:南京邮电大学,2024.

[10]杨巨成,张泉钰,王波,等.基于图卷积神经网络的人体骨架动作识别研究进展[J].天津科技大学学报,2023,38(6):1-11.

[11]管文华,林春雨,杨尚蓉,等.基于人体关节点的低头异常行人检测[J].计算机科学,2021,48(5):163-169.

[12]刘志龙,聂常华,欧柱.核设备鉴定试验中仪控系统可靠性预测[J].

自动化仪表,2020,41(2):102-105,110.

[13]朱东升,章听,凌璐,等.基于 MDS 架构的智慧实验室管理系统设计与实现[J].自动化仪表,2022,43(6):76-80.

[14]付伟业.基于多尺度特征的人体行为识别[D].长沙:中南大学,2025.

[15]李朝,赵霞,赵继康,等.基于人体特征点提取和多维时间序列分类的驾驶行为识别方法[J].机械工程学报,2025,61(15):233-246.

[16]赵志财,于海,万秋华,等.光栅直线位移测量技术研究进展与展望[J].电测与仪表,2025,62(2):51-61.

[17]张卫,杨博玥,孙奕,等.非接触式光电液体计量装置设计[J].自动化仪表,2020,41(2):24-27.

[18]王铁铮,任博瀚,辛锋,等.基于实时视频的工业园区出入控制系统[J].自动化技术与应用,2024,43(5):182-188.

[19]张凤翔,毛锐,周泉,等.基于深度学习的散货港口接卸运载车辆识别方法[J].自动化技术与应用,2026,45(2):58-62,160.

[20]陈立邦,杜歆桐,张波,等.基于 ROS2 的稻麦轮作农田智能路径规划与自动导航系统[J].农机化研究,2026,48(3):145-153.

[21]蔡巍巍.基于深度学习的人体行为识别与定位方法[J].工业控制计算机,2023,36(1):100-101,104.