光电技术及应用

DOI：10.16818/j.issn1001－5868.20250102002

基于多源异构数据融合的电网调度防误大数据仓库构建方法

白宏宇[1*]，汪成军[2]，王榆楗[1]，杨　粤[1]，杨　帅[1]，杜　江[1]

（1. 贵州电网有限责任公司电力调度控制中心，贵阳 550002；2. 南京南瑞信息通信科技有限公司，南京 210000）

摘　要： 电网调度过程中产生的海量电力测量数据具有多源异构特点，如何实现多源异构数据的有效融合并构建电网调度防误大数据仓库，是提升电网调度安全的重大挑战。文章提出一种基于多源异构数据融合的电网调度防误大数据仓库构建方法。首先，分别采用视觉几何组19层网络和基于双向变换器的编码表示模型提取图像和文本数据中丰富的视觉信息特征和语义信息特征，并利用联合卡尔曼滤波算法对多源异构数据进行特征融合；其次，搭建电网调度防误大数据仓库架构，实现电网大数据的高效管理、快速检索及智能化防误；然后，基于大数据仓库和分类与回归树算法，实现电网防误智能检索；最后，利用仿真验证所提方法的有效性。仿真结果表明，所提方法实现了对电网调度数据的高效管理和快速检索，有效提升电网调度防误的智能化水平。

关键词： 多源异构数据融合；电网调度；大数据仓库；防误

中图分类号： TM76　**文章编号：** 1001－5868(2025)04－0750－07

Multisource Heterogeneous Data Fusion-Based Big-Data Warehouse Construction for Preventing Power Grid Scheduling Error

BAI Hongyu[1], WANG Chengjun[2], WANG Yujian[1], YANG Yue[1], YANG Shuai[1], DU Jiang[1]

(1. Power Dispatching and Control Center of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, CHN;
2. Nanjing Nanrui Information and Communication Technology Co., Ltd., Nanjing 210000, CHN)

Abstract: Owing to the vast and heterogeneous nature of power measurement data generated during power grid scheduling, integrating multisource heterogeneous data and constructing a big data warehouse for power grid scheduling error prevention present significant challenges. This study proposes a method for developing a big data warehouse for power grid scheduling error prevention through the fusion of multisource heterogeneous data. First, the Bidirectional Encoder Representations from Transformers and the Visual Geometry Group Network with 19 layersmodels were employed to extract comprehensive semantic and visual features from text and image data, respectively. Thereafter, a joint Kalman filter algorithm was implemented for feature fusion of the multisource heterogeneous data. Furthermore, an architecture for the power grid scheduling error prevention big data warehouse was developed to facilitate efficient management, rapid retrieval, and intelligent error prevention of power grid big data. Intelligent retrieval for power grid error prevention was achieved using the big data warehouse coupled with the Classification and Regression Tree algorithm. Finally, the effectiveness of the proposed method was validated through simulated

收稿日期：2025－01－02.

基金项目：中国南方电网有限责任公司科技项目（GZKJXM20220105）.

* **通信作者：**白宏宇

experiments. The simulation results demonstrated that the proposed method achieved efficient management and rapid retrieval of power grid scheduling data, which effectively enhanced the level of intelligent error prevention in power grid scheduling.

Key words: multisource heterogeneous data fusion; power grid scheduling; big data warehouse; error prevention

0 引言

随着现代电力系统的快速发展和智能化水平不断提升，电网调度的安全性和可靠性成为电力行业关注的焦点[1-2]。在电力系统中，电网调度作为核心环节，其准确性直接影响电力供应的稳定性和电网的安全运行[3-5]。然而，电网调度过程中存在诸多不确定性因素，如设备故障、外部环境变化等，都可能导致电网运行状态突变，甚至引发电网事故[6-7]。因此，实现电网调度的高效防误和实时监控，对于保障电网安全稳定运行具有重要的现实意义。

现代电力系统中具有各种各样的传感器，能够实时获取多种电力测量数据，如同步相量单元数据、气象数据、设备数据与光伏数据等[8-9]。这些数据来源于不同的传感器，各传感器遵循的协议标准也不统一，导致这些电力测量数据具有多源异构的特点[10]。电网调度防误的关键在于对大量电网多源异构数据的准确采集、处理和分析[11]。

已有研究通过多源异构数据融合技术实现电网调度。文献[12]提出一种基于电力大数据的融合方法，通过双向的参数融合技术，提高了多源异构数据的融合效率，并满足电网调度中心的运行需求。文献[13]研究基于电力大数据异构数据混合采集方案的电力数据仓库系统，通过构建统一管理的电力数据仓库，对电力企业管辖范围内的所有相关应用软件提供统一的数据服务。文献[14]设计一套电网调度操作风险评估与辅助决策系统，通过融合多源异构数据，实现了对电网调度操作风险的量化评估，并提供决策支持，以提高调度操作的效率和准确性。此外，文献[15]研究电网调度自动化系统的常见故障，通过加强通信链路冗余、优化数据处理架构、实施控制指令验证机制和统一系统接口标准，增强了电网调度自动化的可靠性和稳定性。

然而，当前电网调度防误大数据仓库的构建在实施中仍面临诸多挑战。首先，现有的多源异构数据融合方法未能有效整合多源异构数据，过度依赖单一类型的数据源，当数据源出现质量问题时，难以提供全面和准确的电网运行状态评估。其次，现有的大数据仓库构建方法在处理大规模、高维度、快速变化的电力测量数据时，存在融合误差大、检索效率低的问题，且难以适应电力测量数据的多样性和复杂性，易造成严重的数据壁垒，影响电网调度防误的准确性和实时性。

针对上述挑战，本文提出基于多源异构数据融合的电网调度防误大数据仓库构建方法。首先，分别采用视觉几何组19层网络（Visual Geometry Group Network with 19 layers, VGG-19）和基于双向变换器的编码表示（Bidirectional Encoder Representations from Transformers, BERT）模型提取图像和文本数据中丰富的视觉信息特征和语义信息特征，并利用联合卡尔曼滤波算法对多源异构数据进行特征融合；其次，搭建电网调度防误大数据仓库架构，实现电网大数据的高效管理、快速检索及智能化防误；然后，基于大数据仓库和分类与回归树（Classification and Regression Tree, CART）算法，实现电网防误智能检索；最后，利用仿真验证所提方法的有效性。

1 基于联合卡尔曼滤波的多源异构数据融合方法法

基于联合卡尔曼滤波的多源异构数据融合原理如图1所示，采用BERT和VGG-19模型提取现代电力系统中多源异构数据的语义信息特征，并利用联合卡尔曼滤波实现多源异构数据的特征融合。

1.1 多源异构数据特征提取

按照数据构成的不同，将同步相量单元数据、气象数据、设备数据与光伏数据等多源异构数据划分为文本数据和图像数据。文本数据由N个词向量构成，表示为$\boldsymbol{A}=\{\boldsymbol{a}_1,\cdots,\boldsymbol{a}_n,\cdots,\boldsymbol{a}_N\}$，其中，$\boldsymbol{a}_n$表示第$n$个词向量。图像数据由$M$块图像块构成，表示为$\boldsymbol{B}=\{\boldsymbol{b}_1,\cdots,\boldsymbol{b}_m,\cdots,\boldsymbol{b}_M\}$，其中，$\boldsymbol{b}_m$表示第$m$个图像块。

首先，采用BERT和VGG-19模型提取文本和图像数据中丰富的语义信息特征和视觉信息特征，表示为：

$$\boldsymbol{R}_n^{\text{text}}=\text{BERT}(\boldsymbol{a}_n) \tag{1}$$

$$\boldsymbol{R}_m^{\text{image}}=\text{VGG}(\boldsymbol{b}_m) \tag{2}$$

式中，$\boldsymbol{R}_n^{\text{text}}$为词向量$\boldsymbol{a}_n$的原始语义特征；$\boldsymbol{R}_n^{\text{image}}$表示图像块$\boldsymbol{b}_m$的原始视觉特征；BERT(•)为预训练的BERT模型；VGG(•)为预训练的VGG模型。

其次，通过具有ReLU激活函数的全连接层，将特征张量调整为$d\times 1$维，得到文本全局语义特征$\boldsymbol{F}^{\text{text}}$和图像全局语义特征$\boldsymbol{F}^{\text{image}}$，表示为：

$$\boldsymbol{f}_n^{\text{text}}=\text{Relu}(\boldsymbol{W}^{\text{text}}\boldsymbol{R}_n^{\text{text}}+\boldsymbol{V}^{\text{text}}) \tag{3}$$

$$\boldsymbol{f}_m^{\text{image}}=\text{Relu}(\boldsymbol{W}^{\text{image}}\boldsymbol{R}_m^{\text{image}}+\boldsymbol{V}^{\text{image}}) \tag{4}$$

式中，Relu(•)为ReLU激活函数；$\boldsymbol{W}^{\text{text}}$，$\boldsymbol{V}^{\text{text}}$分别为全连接层中处理原始语义特征的权重矩阵和偏置矩阵；$\boldsymbol{W}^{\text{image}}$，$\boldsymbol{V}^{\text{image}}$分别为全连接层中处理原始视觉特征的权重矩阵和偏置矩阵；$\boldsymbol{f}_n^{\text{text}}$为词向量$\boldsymbol{a}_n$的文本语义特征；$\boldsymbol{f}_m^{\text{image}}$为图像块$\boldsymbol{b}_m$的图像语义特征。

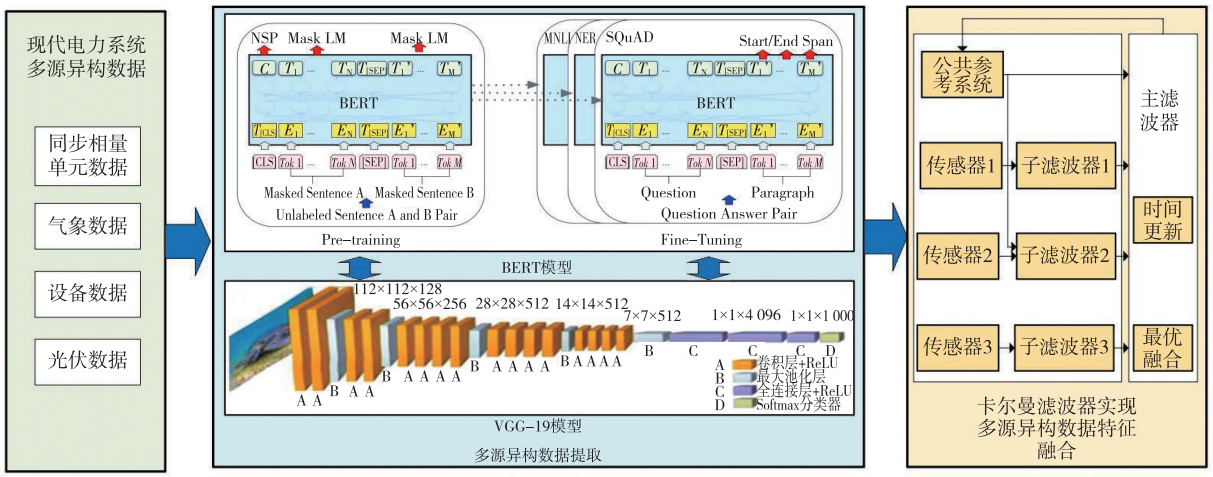


图1 基于联合卡尔曼滤波的多源异构数据融合原理图

1.2 多源异构数据融合

为实现电网调度多源异构数据的高效融合，计算上述特征提取后的文本语义特征和图像语义特征的关联性，并采用联合卡尔曼滤波算法实现特征融合。首先，进行文本语义特征和图像语义特征的关联性计算，具体步骤如下：

1)结合概率数据关联算法对文本语义特征和图像语义特征进行滤波估计；

2)在滤波估计后，进行证据分类，输出结果可表示为：

$$c_n^{\text{text}}=\frac{|\boldsymbol{f}_n^{\text{text}}|}{\sum_{n'=1}^{N}|\boldsymbol{f}_{n'}^{\text{text}}|+\sum_{m'=1}^{M}|\boldsymbol{f}_{m'}^{\text{image}}|} \tag{5}$$

$$c_m^{\text{image}}=\frac{|\boldsymbol{f}_m^{\text{image}}|}{\sum_{n'=1}^{N}|\boldsymbol{f}_{n'}^{\text{text}}|+\sum_{m'=1}^{M}|\boldsymbol{f}_{m'}^{\text{image}}|} \tag{6}$$

式中，c_n^{text}，c_m^{image}分别为文本语义特征和图像语义特征的证据分类结果。

3)计算权重系数μ，可表示为：

$$\mu=\frac{\sum_{l=1}^{\min(N,M)}c_l^{\text{text}}\cdot c_l^{\text{image}}}{\sqrt{\sum_{n'=1}^{N}|c_{n'}^{\text{text}}|^2}\cdot\sqrt{\sum_{m'=1}^{M}|c_{m'}^{\text{image}}|^2}} \tag{7}$$

其中，权重系数越大，说明文本数据和图像数据的相关性越大，冲突越小。

其次，采用联合卡尔曼滤波算法实现文本语义特征和图像语义特征的融合。联合卡尔曼滤波算法的状态预测方程可表示为：

$$\boldsymbol{X}_{l+1}=\boldsymbol{J}_l\boldsymbol{X}_l+\boldsymbol{K}_l\boldsymbol{y}_l \tag{8}$$

式中，$\boldsymbol{X}_l$，$\boldsymbol{y}_l$，$\boldsymbol{J}_l$和$\boldsymbol{K}_l$分别为第l时间步的系统状态、输入向量、状态转移矩阵以及控制输入矩阵。

联合卡尔曼滤波算法的观测方程可表示为：

$$\boldsymbol{Z}_{l+1}=\boldsymbol{H}_l\boldsymbol{X}_l+\boldsymbol{E}_l \tag{9}$$

式中，$\boldsymbol{Z}_l$，$\boldsymbol{H}_l$和$\boldsymbol{E}_l$分别为第l时间步的观测向量、观测矩阵以及观测噪声。

卡尔曼增益可表示为：

$$\boldsymbol{G}_{l+1}=\boldsymbol{P}_{l+1|l}\boldsymbol{H}_{l+1}^{\text{T}}(\boldsymbol{H}_{l+1}\boldsymbol{P}_{l+1|l}\boldsymbol{H}_{l+1}^{\text{T}}+\boldsymbol{S}_{l+1})^{-1} \tag{10}$$

式中，$\boldsymbol{G}_{l+1}$为卡尔曼滤波增益；$\boldsymbol{S}_{l+1}$为观测噪声的

协方差矩阵；$P_{l+1|l}$为先验估计协方差矩阵，其更新过程表示为：

$$P_{l+1|l+1}=(I-G_{l+1}H_{l+1})P_{l+1|l} \tag{11}$$

式中，I为单位矩阵。

因此，综合状态更新方程可表示为：

$$\hat{X}_{l+1|l+1}=\hat{X}_{l+1|l}+\mu G_{l+1}(Z_{l+1}-H_{n+1}\hat{X}_{l+1|l}) \tag{12}$$

式中，$\hat{X}_{l+1|l}$，$\hat{X}_{l+1|l+1}$分别为先验估计状态向量和后验估计状态向量。

2　电网调度防误大数据仓库构建方法

在联合卡尔曼滤波的多源异构数据融合方法的基础上，考虑搭建电网调度防误大数据仓库架构，将多源异构数据融合方法应用于实际的电网调度系统中，实现数据的高效管理、快速检索及智能化防误操作。电网调度防误大数据仓库架构图如图2所示。

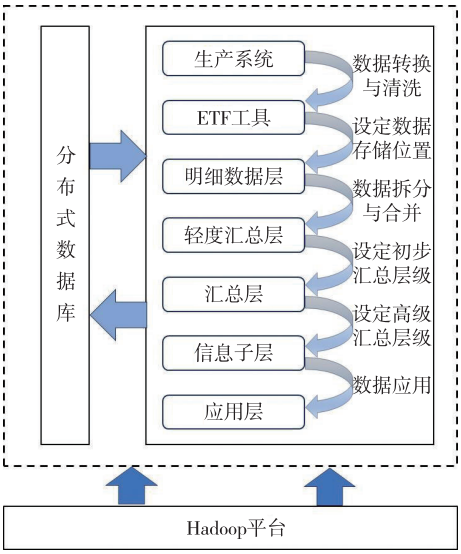


图2　电网调度防误大数据仓库架构图

2.1　Hadoop主要功能

Hadoop平台在电网调度防误大数据仓库中，提供了对海量数据的分布式存储与处理框架。作为电网调度防误大数据仓库的重要组成部分，Hadoop在设计上考虑到了硬件的不稳定性，通过软件方式实现了数据和计算的高可靠性。这不仅维持了与传统架构相同的结构化数据查询和更新性能，还降低了在扩展电力调度防误大数据仓库时所需的存储和计算成本。在电力调度防误的大规模数据仓库中，Hadoop框架提供了处理和存储大量数据的分布式方案。

2.2　分布式数据库

新型MPP数据库在构建电网调度防误大数据仓库中扮演着关键角色。数据采用无共享架构设计，基于软件层面的创新和多副本策略，有效提高了系统的高可用性。MPP数据库能够处理大量并发操作，满足电网调度在大数据环境下的需求。电网调度防误大数据仓库由多个松散耦合的处理单元构成，每个单元都安装有操作系统和副本数据库，它们能够支持PB级别的数据存储量，并提供SQL功能，展现出极高的开放性和灵活性。

2.3　数据分级存储

电网调度防误大数据仓库在构建时，采用数据生命周期管理策略，以适应不同阶段数据的性能需求和成本效益。在数据的早期生命周期，即在线数据阶段，对高性能存储的需求较高，以确保快速的数据访问和实时处理能力。随着数据逐渐老化，它们会根据访问频率和业务需求，逐步迁移到成本较低、性能一般的存储设备上，此过程形成了一个清晰的分级存储策略，能够有效释放主数据仓库的资源压力。

2.4　数据分层

电网调度防误大数据仓库的数据层级结构由信息子层、明细数据层、ODS层、应用层、汇总层以及轻度汇总层组成。电网调度数据直接从各生产系统流入ODS层，并通过ETF工具进行编码替换和数据清洗，不涉及数据间的关联。在明细数据层，根据主题域对ODS层数据进行分割和重组。轻度汇总层对明细数据进行维度聚合，以适应用户需求。汇总层服务于信息子层，目的是减少计算负担和时间消耗。信息子层整合了报表数据、多维数据和指标库，而应用层则包含与业务应用直接相关的定制数据。这种分层方法优化了数据管理和分析流程，提高了电网调度的效率与精确性。

3　基于大数据仓库和CART的电网防误智能检索方法

大数据仓库具有种类多、数据量大的特点，为实现电网的高效防误，需实现大数据仓库的智能快速检索。

CART算法视决策树为二叉结构，通过递归对每个特征进行二分，将数据集划分为多个子集。在

这些子集上，进一步确定预测的概率分布。在构建回归树时，该算法以最小化平方误差为目标；而在构建分类树时，则以最小化基尼不纯度为准则。

将输入空间划分为 Q 个单元，表示为 $\{o_1,\cdots,o_q,\cdots,o_Q\}$，则回归树可表示为：

$$\delta(x)=\sum_{q=1}^{Q}p_q\kappa(x\in o_q) \tag{13}$$

式中，$\delta(x)$ 为回归树模型；$\kappa(x\in o_q)$ 是一个指示函数，若 x 落在单元 o_q 内，则 $\kappa(x\in o_q)=1$。$\{p_1,\cdots,p_q,\cdots,p_Q\}$ 为每个单元固定的输出值。

利用CART算法对电网调度防误数据进行递归处理，在训练集的输入空间中将每个输入区间细分为两个更小的区间，并为这些子区间确定相应的输出值，以此构建出一个二叉决策树，具体的步骤过程如下：

1）选择切分变量 t 和切分点 u，可表示为：

$$\min_{(t,u)}\theta=\sum_{q=1}^{Q}\sum_{x\in o_q}(\tilde{p}_q-p_q)^2 \tag{14}$$

式中，$\tilde{p}_q$ 为实际值。

2）采用最优的切分变量 t 和切分点 u 划分区域，可表示为：

$$\begin{cases}o_1(t,u)=\{x^{(t)}|x\leqslant u\}\\ o_2(t,u)=\{x^{(t)}|x>u\}\end{cases} \tag{15}$$

3）循环执行步骤1）到2），直到将输入区域划分为 Q 个单元。

4 仿真结果及分析

为验证所提电网调度防误大数据仓库的有效性，选取某配电网作为实例测试对象，利用传感器采集80 000组电力测量数据，包括设备数据和光伏数据，并将原始数据集随机分为75%和25%的训练和测试数据集。对比方法包括基于云计算的电力大数据技术和电力大数据的异构数据混合系统[14]，与所提算法运行在相同的实验平台上。

图3展示了不同方法进行多源异构数据融合所需的时间对比。随着数据量的不断增大，三种方法对多源异构数据进行融合的时间均随之增加，但所提方法的多源异构数据融合时间增长最为缓慢。当数据量为70 GB时，相比于对比方法1和对比方法2，所提算法的多源异构数据融合时间分别减小了72.94%和50.06%。这是因为所提方法考虑到了电力测量数据具有多源异构的特点，分别采用BERT和VGG-19模型提取文本数据和图像数据的语义信息特征，并进行多源异构数据的关联性计算，利用联合卡尔曼滤波实现多源异构数据的高效融合。而对比方法1和对比方法2均未考虑电力测量数据的多源异构特点，导致多源异构数据融合时间较长，效率较低。

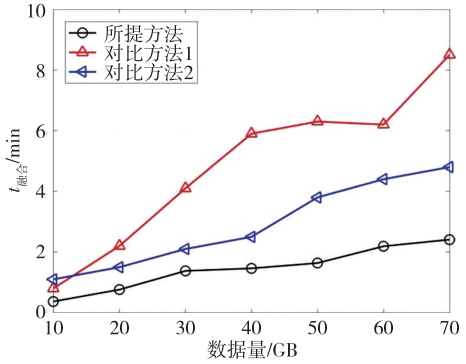


图3 不同方法的多源异构数据融合时间

图4展示了不同方法进行多源异构数据融合的相对误差。可以看出，经过多次实验，所提方法的相对误差保持在0.2%以下，进行多源异构融合后的数据能够有效表征原始数据的特征。相比于对比方法1和对比方法2，所提方法的平均相对误差分别降低了69.31%和72.63%。这是因为所提方法采用联合卡尔曼滤波算法对文本语义特征和图像语义特征进行特征融合时，考虑到了文本语义特征和图像语义特征的关联性计算，能够有效反应多源异构数据的冲突程度，及时调整联合卡尔曼滤波参数，实现了多源异构数据的相互补充与增强，能够较为全面地提取数据特征。

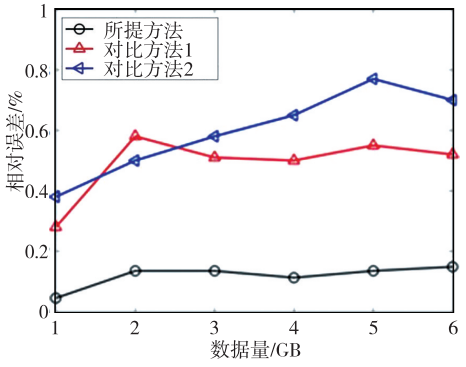


图4 不同方法的数据融合相对误差

图5展示了不同方法进行防误数据检索所需的时间。可以看出，所提方法在电网调度防误大数据仓库中检索数据所需的时间最短，保持在0.14 min左右。相比于对比方法1和对比方法2，所提方法的

平均检索时间分别减少了50.89%和52.21%，且所提方法多次检索数据的时间波动最小。这是因为所提方法构建了电网调度防误大数据仓库，基于Hadoop平台实现了海量多源异构数据的分布式存储，具备高度的开放性与灵活性。并且，所提方法利用CART算法的平方误差最小化准则和基尼指数最小化准则，有效实现数据的高效管理、快速检索及智能化防误。

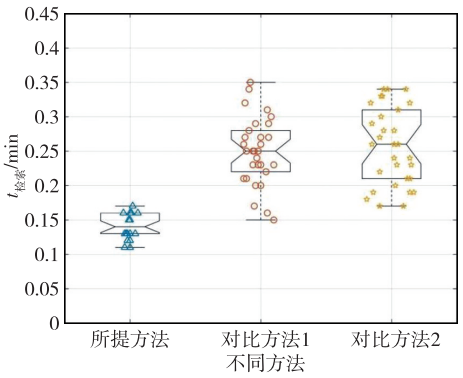


图5　不同方法的防误数据检索时间

图6展示了三种方法利用不同数据的防误准确率。可以看出，所提方法基于多源异构融合后的数据进行电网调度防误的准确率最高，约为98.8%。这是因为所提方法考虑到了电力测量数据具有多源异构的特点，实现了多源异构数据对电网调度防误的相互补充与增强。

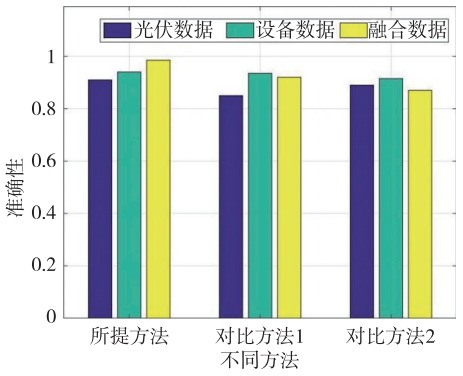


图6　不同数据的防误准确率

5　结论

针对电网调度过程中产生的海量电力测量数据具有多源异构的特点，导致电网调度防误数据融合效果差、检索效率低的问题。本文提出一种基于多源异构数据融合的电网调度防误大数据仓库构建方法。首先，采用BERT和VGG-19模型提取文本和图像数据中丰富的语义信息特征和视觉信息特征，并利用联合卡尔曼滤波算法对多源异构数据进行特征融合；其次，搭建电网调度防误大数据仓库架构，实现电网大数据的高效管理、快速检索及智能化防误；最后，基于大数据仓库和CART算法，实现电网防误智能检索。仿真结果表明，相比对比方法1和对比方法2，所提方法的平均检索时间分别减少50.89%和52.21%，有效实现数据的高效管理、快速检索及智能化防误。未来将探索边缘计算技术与电网调度大数据仓库的融合应用，以实现多源异构数据的就近处理，进一步提高电网调度防误的响应速度。

参考文献：

[1] 吴婧瑜. 基于多源数据融合的变电运维误操作风险识别研究[J]. 电工技术，2023(24)：63-65.
Wu Jingyu. Study on risk identification of misoperation in substation operation and maintenance based on multi-source data fusion[J]. Electric Engineering，2023(24)：63-65.

[2] 王彩玲，闫晶晶，张智栋. 基于多模态数据的人体行为识别方法研究综述[J]. 计算机工程与应用，2024，60(9)：1-18.
Wang Cailing，Yan Jingjing，Zhang Zhidong. Review on human action recognition methods based on multimodal data [J]. Computer Engineering and Applications，2024，60(9)：1-18.

[3] Katmah R，Al Shehhi A，Jelinek H F，et al. A systematic review of gait analysis in the context of multimodal sensing fusion and AI[J]. IEEE Transactions on Neural Systems and Rehabilitation Engineering，2023，31：4189-4202.

[4] 张换香，李梦云，张　景. 基于多模态信息融合的中文隐式情感分析[J]. 计算机工程与应用，2025，61(2)：179-190.
Zhang Huanxiang，Li Mengyun，Zhang Jing. Implicit sentiment analysis for Chinese texts based on multimodal information fusion [J]. Computer Engineering and Applications，2025，61(2)：179-190.

[5] 王　鹏，方　凯，汪　晨，等. 基于多模态数据融合的室温预测算法研究[J]. 传感技术学报，2023，36(7)：1048-1054.
Wang Peng，Fang Kai，Wang Chen，et al. Research on room temperature prediction algorithm based on multimodal data fusion[J]. Chinese Journal of Sensors and Actuators，2023，36(7)：1048-1054.

[6] Datsi T，Aznag K，BenAli B A，et al. A short survey on multimodal data fusion in image classification [C]//2024 International Conference on Global Aeronautical Engineering and Satellite Technology，2024：1-4.

[7] 孙宇嫣，蔡泽祥，郭采珊，等. 基于深度学习的智能变电站通信网络故障诊断与定位方法[J]. 电网技术，2019，43(12)：4306-4314.
Sun Yuyan，Cai Zexiang，Guo Caishan，et al. Fault diagnosis and positioning for communication network in intelligent

substation based on deep learning [J]. Power System Technology, 2019, 43(12): 4306-4314.

[8] 武霁阳, 李 强, 陈 潜, 等. 知识图谱框架下基于深度学习的HVDC系统故障辨识[J]. 电力系统保护与控制, 2023, 51(20): 160-169.
Wu Jiyang, Li Qiang, Chen Qian, et al. Fault identification of an HVDC system based on deep learning in the framework of a knowledge graph[J]. Power System Protection and Control, 2023, 51(20): 160-169.

[9] 苏 蕊, 王亚婷, 闫润珍, 等. 基于近似匹配模型的电网多模态数据检索研究[J]. 电子设计工程, 2024, 32(7): 153-157.
Su Rui, Wang Yating, Yan Runzhen, et al. Research on power grid multimodal data retrieval based on approximate matching model[J]. Electronic Design Engineering, 2024, 32(7): 153-157.

[10] Zhang S, Liu Z, Su H. A Bayesian mixture neural network for remaining useful life prediction of lithium-ion batteries[J]. IEEE Transactions on Transportation Electrification, 2022, 8(4): 4708-4721.

[11] 王坚坚, 廖与禾, 杨 磊, 等. 基于多维复向特征融合与CNN-GRU的转子不平衡量识别方法[J/OL]. 中国机械工程, 2024: 1-12. (2024-10-15).
Wang Jianjian, Liao Yuhe, Yang Lei, et al. Rotor unbalance recognition based on multidimensional complex feature fusion and CNN-GRU [J/OL]. China Mechanical Engineering, 2024: 1-12. (2024-10-15).

[12] 许元斌. 基于电力大数据的多源异构参数融合方法的研究与应用[J]. 电子设计工程, 2016, 24(14): 14-16.
Xu Yuanbin. Research and application of fusion method of multi-source heterogeneous data based on large power parameters [J]. Electronic Design Engineering, 2016, 24(14): 14-16.

[13] 邹清林, 唐 健, 张元胜, 等. 多源数据融合的调度操作风险评估与辅助决策系统设计[J]. 电网与清洁能源, 2018, 34(3): 38-45.
Zou Qinglin, Tang Jian, Zhang Yuansheng, et al. Design of dispatching operation risk assessment and auxiliary decision-making system based on multi-source data fusion[J]. Power System and Clean Energy, 2018, 34(3): 38-45.

[14] 陈家璘, 查志勇, 詹 伟, 等. 电力大数据的异构数据混合采集系统模型研究[J]. 电气自动化, 2024, 46(3): 52-55.
Chen Jialin, Zha Zhiyong, Zhan Wei, et al. Research on heterogeneous data HybridCollection system model for power big data[J]. Electrical Automation, 2024, 46(3): 52-55.

[15] 王 珂. 电网调度自动化的常见故障及改进措施[J]. 自动化应用, 2024,65(S1): 222-224.
Wang Ke. Common faults and improvement measures in power grid dispatch automation[J]. Automation Application, 2024,65(S1): 222-224.

作者简介:

白宏宇(1996—),男,贵州省凯里市人,中级工程师,主要研究方向为电力系统运行及控制、电力系统自动化。