

DOI: 10.19783/j.cnki.pspc.240207

# 基于特征匹配和灵敏度辅助决策的配电网优化调控技术

严 晗<sup>1</sup>, 徐晓春<sup>1</sup>, 张 毅<sup>2</sup>, 袁洲茂<sup>2</sup>, 汤同峰<sup>1</sup>, 周 鑫<sup>1</sup>, 戴 晖<sup>1</sup>, 窦晓波<sup>2</sup>

(1. 国网江苏省电力有限公司淮安供电分公司, 江苏 淮安 223001; 2. 东南大学电气工程学院, 江苏 南京 210096)

**摘要:** 分布式电源、电动汽车和储能等高比例接入配电网, 提高了配电网的智能性、可控性, 同时也对配电网的优化调控提出了更复杂的经济安全要求。针对实时量测缺失的配电网在线优化调控问题, 提出一种基于特征匹配和灵敏度辅助决策的配电网优化调控方案。首先, 构建了考虑不同运行特性下的配电网历史特征库与策略库, 提高特征匹配的精度和速度, 通过源网荷储协调优化有效降低了网络损耗和电压波动。其次, 提出了基于特征匹配的配电网匹配策略生成方法, 摆脱了潮流模型的限制, 大幅提升了实时优化效率。最后, 为了修正特征匹配偏差引起的策略误差, 提出了计及部分实时量测的配电网在线优化调控辅助决策方法, 设计基于系统匹配偏差率的指令权重系数, 提高了在线调控指令的精度。通过算例仿真验证了所提方案的准确性和可行性。

**关键词:** 配电网; 源网荷储; 数据驱动; 特征匹配; 辅助决策

## Optimization and control technology of a distribution network based on feature matching and sensitivity-assisted decision making

YAN Han<sup>1</sup>, XU Xiaochun<sup>1</sup>, ZHANG Yi<sup>2</sup>, YUAN Zhoumao<sup>2</sup>, TANG Tongfeng<sup>1</sup>, ZHOU Xin<sup>1</sup>, DAI Hui<sup>1</sup>, DOU Xiaobo<sup>2</sup>

(1. Huai'an Power Supply Branch of State Grid Jiangsu Electric Power Co., Ltd., Huai'an 223001, China;

2. School of Electrical Engineering, Southeast University, Nanjing 210096, China)

**Abstract:** Distributed power supply, electric vehicles and energy storage are connected to the distribution network at a high proportion. This improves the intelligence and controllability of the distribution network, and also brings forward more complex economic and security requirements for the optimization and regulation of the network. There is a problem of online optimal control of the distribution network without real-time measurement, so an optimal control scheme for the network based on feature matching and sensitivity-assisted decision making is proposed. First, a distribution network historical feature database and strategy database considering different operational characteristics are constructed to improve the accuracy and speed of feature matching. Network loss and voltage fluctuation are effectively reduced through source-network-load-storage coordination optimization. Secondly, the generation method of the network matching strategy based on feature matching is proposed. This removes the limitations of the power flow model and greatly improves the efficiency of real-time optimization. Finally, in order to correct the strategic error caused by the feature matching deviation, an auxiliary decision-making method for online optimization control of the network is proposed. A command weight coefficient based on the system matching deviation rate is designed to improve the accuracy of online control instructions. The accuracy and feasibility of the proposed scheme are verified by simulation examples.

This work is supported by the Science and Technology Project of State Grid Corporation of China (No. J2022054).

**Key words:** distribution network; source-network-load-storage; data-driven; feature matching; auxiliary decision

## 0 引言

大量分布式电源(distributed generation, DG)、储能(energy storage, ES)系统和电动汽车(electric vehicle,

EV)使传统配电网向主动配电网(active distribution network, ADN)变化<sup>[1]</sup>, 并使其“网-荷”二元结构演变为“源-网-荷-储”四元结构<sup>[2]</sup>。但由于 DG、EV 具有不确定性和波动性强等特点, 导致电源与负荷之间难以匹配, 威胁配电网运行的经济安全性<sup>[3]</sup>。同时, 中压配电网通信设施覆盖不全<sup>[4]</sup>和线路开关状态发生计划性或非计划性的改变, 带来了实时量测数

**基金项目:** 国家电网有限公司科技项目资助(J2022054);  
国家自然科学基金项目资助(52077036)

据缺失<sup>[5]</sup>和网络拓扑不定期变化的问题, 传统基于潮流计算的配电网实时优化调控方法不再适用。

现有 ADN 优化调控中, 需对 DG 进行不确定性分析, 主要通过随机优化<sup>[6]</sup>、机会约束<sup>[7]</sup>和鲁棒优化<sup>[8]</sup>进行处理, 但存在统计优性(决策精度与统计数量有关)与保守性<sup>[9]</sup>等问题。文献[10]以最大化可再生能源利用率和用户满意度以及最小化网损为目标, 通过协调优化储能和柔性负荷手段, 建立 ADN 集中优化调度模型; 文献[11]构建 ADN 与 EV 两阶段主从博弈模型, 实现最大化双方收益的同时缩小负荷峰谷差; 文献[12]通过长时间尺度下全局优化与短时间尺度下区域自治相协调, 统筹可调资源的有功无功, 实现 ADN 能量管理。文献[10-12]的优化模型侧重系统的经济效益和源、网、荷、储单侧的安全性等问题, 对系统运行安全性考虑欠佳。在此基础上, 文献[13]计及分布式电源的出力不确定性, 提出考虑越限风险的源网荷储协调规划方法, 提升系统运行安全性和经济性。文献[10-13]均采用基于集中式方法进行求解, 然而集中式方法存在通信压力、隐私保护等问题, 协调互动效果有限。文献[14-15]在考虑最小化网损的前提下改善电压质量, 基于本地信息和相邻节点之间的弱通信进行分布式求解, 解决源网荷储一体化互动下的通信压力和维数灾难问题, 提高分布式电源的自消纳水平和运行安全性。

以上文献所述优化方法均依赖于配电网精确的物理模型, 未考虑到实时量测缺失、拓扑变化的实际情况, 存在计算量大、优化效率低、决策时间不满足实时优化需求等问题。随着电网的智能化升级, 数据挖掘技术为 ADN 实时优化调控方法提供了新的思路。文献[16]基于拉伊达准则匹配历史相似场景的负荷分布, 以网损以及电压偏移量为评价指标, 基于熵权法选取最优无功优化方案; 文献[17-18]基于皮尔逊相关系数法匹配历史运行数据, 选取总体偏离度最低的场景对应历史策略直接进行无功优化; 而上述的数据匹配方法限于服从近似正态分布的负荷数据, 受参数设定和异常数据影响较大, 对数据质量提出了较高要求。文献[19]将配电网历史运行数据输入到深度置信网络进行训练, 学习系统特征与无功优化策略的非线性映射关系, 通过神经网络的拟合能力克服了文献[16-18]存在的问题。目前, 数据挖掘技术在配电网优化调控应用方面逐渐成熟, 而 DG、EV 等随机负荷的不确定性难以通过客观物理特性直接描述, 现有的配电网在线优化调控策略多基于最优潮流计算获得各类可控资源的调控计划, 实时量测数据缺失、拓扑动态变化的问题

给传统在线优化调控方法带来了挑战, 影响调控策略的效果。因此, 亟需探索出适用于量测信息缺失和拓扑变化的主动配电网在线优化调控技术, 提高在线调控指令的精度, 保障配电网运行安全与经济性。

综上, 本文针对源网荷储各类资源运行特征各异降低特征匹配精度、速度的问题, 提出了数据驱动的配电网历史特征库与策略库构建方案; 针对实时量测不足、拓扑动态变化的问题, 提出了基于深度特征匹配的配电网匹配策略生成方法; 为进一步修正匹配策略的误差, 提出了计及部分实时量测的配电网在线优化调控辅助决策方法。

## 1 配电网历史特征库与策略库构建方案

### 1.1 源荷储模型

ADN 中可控资源包括分布式电源、可控开关(即可调节拓扑)、可控负荷和储能系统等。下面分别对 PV、EV 和 ES 逐一进行分析并构建模型。

#### 1.1.1 分布式光伏模型

PV 有功出力参考文献[20]所述的模型, 考虑到分布式光伏出力全消纳, 本文不对 PV 有功出力进行削减, 仅对其无功出力进行优化。PV 的无功出力约束为

$$-P_{PV,i} \frac{\sqrt{1-\cos^2\theta_i}}{\cos\theta_i} \leq Q_{PV,i} \leq P_{PV,i} \frac{\sqrt{1-\cos^2\theta_i}}{\cos\theta_i}, i \in \Omega_{PV} \quad (1)$$

式中:  $P_{PV,i}$  和  $Q_{PV,i}$  分别为第  $i$  个 PV 节点的有功和无功功率;  $\cos\theta_i$  为第  $i$  个 PV 节点的最小功率因数;  $\Omega_{PV}$  为配电网所有 PV 节点的集合。

#### 1.1.2 电动汽车充电站模型

考虑 EV 广泛接入电力系统, 可控负荷以 EV 充电站为例, EV 充电站的充电模型为

$$P_{EV}(t) = \bar{P}_{EV} s_{EV}(t) \quad (2)$$

式中:  $P_{EV}(t)$  为  $t$  时刻 EV 实际充电功率;  $\bar{P}_{EV}$  为 EV 额定充电功率;  $s_{EV}(t)$  为 EV 充电状态函数,  $s_{EV}(t) = 0$  表示充满电,  $s_{EV}(t) = 1$  表示未充满。

#### 1.1.3 储能系统模型

ES 中的蓄电池因其容量大、成本低的优势得到了广泛应用。蓄电池的充放电模型为

$$W_{ES}^{t+\Delta t} = W_{ES}^t (1 - \mu_{ES,loss}) + (\eta_{ES,ch} P'_{ES,ch} - \frac{P'_{ES,dis}}{\eta_{ES,dis}}) \Delta t \quad (3)$$

$$\text{s.t.} \begin{cases} 0 \leq s'_{ES,ch} P'_{ES,ch} \leq P_{ES,ch}^{\max} \\ 0 \leq s'_{ES,dis} P'_{ES,dis} \leq P_{ES,dis}^{\max} \\ s'_{ES,ch} + s'_{ES,dis} \leq 1 \end{cases} \quad (4)$$

式中:  $W_{ES}^t$  为  $t$  时刻蓄电池存储的电量, 单位为 kWh;  $\mu_{ES,loss}$  为蓄电池使用过程中的能量损耗率;  $\eta_{ES,ch}$  和  $\eta_{ES,dis}$  分别为蓄电池充电和放电时的效率;  $P_{ES,ch}^t$  和  $P_{ES,dis}^t$  分别为  $t$  时刻蓄电池充电和放电功率, 单位为 kW;  $\Delta t$  为时间间隔;  $P_{ES,ch}^{\max}$  和  $P_{ES,dis}^{\max}$  分别为  $t$  时刻蓄电池充电和放电功率的最大值;  $s_{ES,ch}^t$  和  $s_{ES,dis}^t$  分别为蓄电池  $t$  时刻的充电和放电状态,  $s_{ES,ch}^t = 1$  表示蓄电池正在充电,  $s_{ES,dis}^t = 1$  表示蓄电池正在放电。

## 1.2 历史特征库构建方法

配电网运行的关键电气量特征能够反映系统的运行状态, 通过特征向量之间的相似度匹配从而为在线待优化状态匹配历史典型特征。本文利用节点电压、有功和无功功率等配电网历史运行数据, 离线构建历史特征库。为提高深度特征匹配的精度和速度, 依据不同优化目标、运行特性在匹配前对历史运行特征进行两次特征分类, 得到配电网历史典型特征库。首先, 基于 Newton-Raphson 潮流计算方法, 计算得到网络中各节点的电压、功率等参数, 分别根据电压控制和网损优化的目标进行第一次特征分类, 先依据电压控制目标划分出电压越上限和越下限两种类型, 再在电压满足安全约束的基础上划分出网损过高的特征, 最终将历史特征划分为: 电压越上限、电压越下限和网损过高三类, 如表 1 所示。

表 1 三种特征类型

Table 1 Three feature types

| 特征类型 | 优化目标  | 表达式                      |
|------|-------|--------------------------|
| 1    | 电压越上限 | $V_i > V^{up} = 1.05$    |
| 2    | 电压越下限 | $V_i < V^{low} = 0.95$   |
| 3    | 网损过高  | $\eta_{P_{loss}} > 10\%$ |

本文设置电压的正常范围为  $[0.95 \sim 1.05]$  p.u.,  $V_i$  为节点  $i$  的电压幅值,  $V^{up}$  和  $V^{low}$  分别为节点  $i$  的电压上下限; 根据经验值, 10 kV 配电网规定总网损率的阈值为 10%,  $\eta_{P_{loss}}$  为系统网损率。

$$\eta_{P_{loss}} = \frac{P_{loss}}{P_{sup}} \times 100\% \quad (5)$$

式中:  $P_{loss}$  为系统有功网损;  $P_{sup}$  为系统总供应电能。

接下来, 为提高特征匹配的精度和速度, 在第一次特征分类的基础上, 分别基于 K-means 聚类算法<sup>[21]</sup>进行第二次特征分类, 通过计算欧氏距离度量特征间数据的相似性, 得到特征缩减后具有高相似性运行特性的特征聚类簇群。

## 1.3 计及网络重构的历史策略库生成方法

网络重构是 ADN 进行优化的有效手段之一。本文针对配电网历史特征库中网损过高的特征, 首先采用有序环网矩阵编码<sup>[22]</sup>的方式对网络拓扑进行排序, 再基于 PSO 算法<sup>[23]</sup>以降低系统有功网损为目标进行网络重构, 以联络开关、分段开关为控制对象, 调控开关的断开组合并计算适应度函数, 迭代更新粒子的位置和速度, 求解配电网优化运行策略。网络重构的目标函数如式(6)。

$$\begin{cases} F_1 = \min P'_{loss} \\ \text{s.t. } P'_{loss} < 0.2 \end{cases} \quad (6)$$

式中,  $P'_{loss}$  为网络重构后配电网的有功网损。系统网损计算公式为

$$P_{loss} = \sum_{(ij) \in \Omega_{br}} r_{ij} I_{ij}^2 \quad (7)$$

$$I_{ij}^2 = \frac{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2}{V_i^2} \quad (8)$$

式中:  $\Omega_{br}$  为配电网所有支路的集合;  $I_{ij}$  和  $r_{ij}$  分别为支路  $ij$  的电流和电阻;  $P_{ij}$  和  $Q_{ij}$  分别为支路  $ij$  首端的有功功率和无功功率。由于网络重构需考虑支路上的开关状态, 在式(7)基础上可得

$$P'_{loss} = \sum_{(ij) \in \Omega_{br}} s_{ij} r_{ij} I_{ij}^2 \quad (9)$$

式中,  $s_{ij}$  为支路  $ij$  上的开关状态,  $s_{ij} = 1$  表示开关闭合,  $s_{ij} = 0$  表示开关断开。

接着, 基于网络重构的结果进一步进行电压控制, 消除电压越限并减小电压波动, 提高配电网电压质量。以最小化系统网损和电压波动为目标, 综合考虑网损水平和消除电压越限的经济安全约束条件, 控制对象为光伏、储能和电动汽车充电站, 离线阶段生成与历史特征相对应的历史优化策略, 并构建历史策略库储存控制对象和生成的优化策略。历史优化策略的目标函数如式(10)所示。

$$\begin{cases} F_2 = \min(\alpha P'_{loss} + \beta \Delta U) \\ \text{s.t. } \begin{cases} P'_{loss} < 0.2 \\ V^{low} \leq V_i \leq V^{up} \end{cases} \end{cases} \quad (10)$$

式中:  $\alpha$  和  $\beta$  为权重系数;  $\Delta U$  为系统电压偏差量。

$$\Delta U = \sqrt{\frac{1}{N_{bus}} \sum_{i=1}^{N_{bus}} (V_i - \bar{V})^2} \quad (11)$$

式中:  $N_{bus}$  为配电网的节点总数目;  $\bar{V}$  为节点  $i$  的额定电压, 用标幺值表示为  $\bar{V} = 1.0$  p.u.。

历史优化策略还需要满足控制变量约束, 包括 PV 无功出力约束式(1)以及 ES 充放电约束式(4)。

同时, 还需要满足系统安全运行约束式(12)。

$$\sqrt{P_{ij}^2 + Q_{ij}^2} \leq S_{ij, \max} \quad (12)$$

式中,  $S_{ij, \max}$  为支路  $ij$  的最大允许容量。

## 2 策略匹配生成及在线辅助决策框架

对于实时量测缺失、拓扑动态变化的系统, 传统的配电网实时优化调控方法难以适用。为此, 本文提出基于特征匹配的策略生成及在线辅助决策控制策略, 其框架如图 1 所示。在构建了历史特征库与策略库的基础上, 基于深度学习技术, 以历史典型特征的节点数据作为输入, 将待优化在线状态的特征匹配结果作为输出; 特征匹配之后, 从历史策略库中直接调用匹配策略作为在线状态的实时优化调控方案。

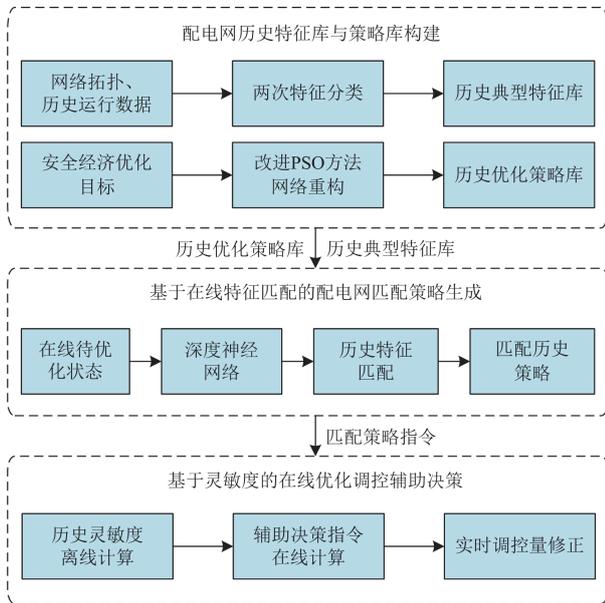


图 1 特征匹配与灵敏度辅助决策配电网优化调控框架

Fig. 1 Distribution network optimization and regulation framework for feature matching and sensitivity-assisted decision-making

为了修正匹配策略的误差并进一步提高在线优化调控指令的精度, 根据调用的历史策略库中的策略, 本文提出一种基于灵敏度的在线优化辅助决策方法。首先, 根据历史数据以及重构拓扑参数离线计算各个历史特征的灵敏度, 获取待优化在线状态的匹配灵敏度; 其次, 根据实时量测节点的电压变化需求和网损变化需求, 利用基于灵敏度的辅助决策模型快速求解辅助决策指令; 最后, 设计基于系统有功匹配偏差率的指令权重系数, 加权至匹配策略指令与辅助决策指令, 指导关键控制对象的实时

功率调控。

## 3 基于深度特征匹配的配电网匹配策略生成方法

### 3.1 基于深度学习的特征匹配方法

ADN 优化调控是一个多变量、多约束的大规模非线性规划问题。深度学习技术中的深度神经网络 (deep neural network, DNN) 模型能够有效应对数据拟合、分类、预测等问题。特征匹配作为数据分类问题, 适用于通过 DNN 模型求解。

配电网的潮流分布和各节点的功率大小有关, 节点注入功率和电压之间存在唯一映射的隐函数关系, 即配电网潮流模型<sup>[24]</sup>, 以功率和电压数据作为输入进行特征匹配, 不仅计及了历史特征数据信息, 也考虑到了配电网潮流分布。

输入层  $\mathbf{X}$  为同类历史典型特征的功率和电压数据, 如式(13)所示。

$$\mathbf{X} = \begin{bmatrix} \mathbf{V}_f \\ \mathbf{P}_f \\ \mathbf{Q}_f \end{bmatrix} \quad (13)$$

式中,  $\mathbf{V}_f$ 、 $\mathbf{P}_f$ 、 $\mathbf{Q}_f$  为  $M \times N_{\text{bus}}$  的矩阵, 依次是各个历史典型特征的节点电压、节点注入有功功率和无功功率矩阵, 其中  $M$  为历史典型特征数目。

输出层为  $M \times M$  的矩阵  $\mathbf{Y}$ , 是基于神经网络比较测试集输入的节点数据与历史典型特征的节点数据之间的相似程度得到, 表示  $M$  个历史典型特征的匹配度。

$$\mathbf{Y} = \begin{bmatrix} y_{11} & y_{12} & \cdots & y_{1M} \\ y_{21} & y_{22} & \cdots & y_{2M} \\ \vdots & \vdots & & \vdots \\ y_{M1} & y_{M2} & \cdots & y_{MM} \end{bmatrix} \quad (14)$$

式中, 每行数值表示  $M$  个历史典型特征的匹配度, 各行最大值所在列号为匹配的历史典型特征编号。

深度特征匹配的深层神经网络示意图如图 2 所示。DNN 测试模型与训练模型神经网络架构一致, 测试集的输入为在线状态的实时量测数据, 输出为在线状态在  $M$  个历史典型特征中的匹配结果。

### 3.2 匹配效果和优化效果评估

为了评估特征匹配的效果和匹配策略的优化效果, 提出了相应的评价指标进行量化评估。

#### 3.2.1 匹配效果评估

为评估深度特征匹配效果, 提出了节点匹配偏差率和系统匹配偏差率。对于第  $k$  个在线状态匹配的历史典型特征, 可以通过 3.1 节中神经网络输出矩阵  $\mathbf{Y}$  中第  $k$  行中的最大值所在列得到, 假设  $y_{km}$  为

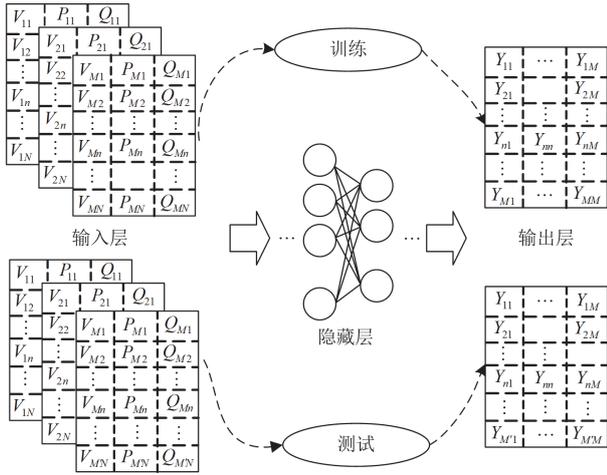


图2 深度特征匹配的深层神经网络结构

Fig. 2 Deep neural network structure of deep feature matching

矩阵  $Y$  中第  $k$  行中的最大值，则该在线状态匹配度最高的历史典型特征为第  $m$  个，节点  $i$  的匹配偏差率  $\xi_{k,i}$  如式(15)所示。

$$\xi_{k,i} = \left| \frac{L_{k,i}^m - L_{k,i}}{L_{k,i}} \right| \times 100\% \quad (15)$$

式中： $L_{k,i}$  为第  $k$  个在线状态下节点  $i$  的实际值，即节点电压和有功、无功数据； $L_{k,i}^m$  为节点  $i$  的匹配值，即匹配到的第  $m$  个历史典型特征的历史节点电压和有功、无功数据。

在式(15)的基础上，系统匹配偏差率  $\xi_{k,L}$  为

$$\xi_{k,L} = \sqrt{\frac{1}{N_{\text{bus}}} \sum_{i=1}^{N_{\text{bus}}} (\xi_{k,i})^2} \quad (16)$$

### 3.2.2 优化效果评估

为量化匹配策略优化效果，提出了系统降损率和系统降压率两项指标进行评估。系统网损降低率(降损率)为

$$\xi_{\text{loss}} = \frac{P_{\text{loss}} - P_{\text{loss}}^{\text{op}}}{P_{\text{loss}}} \times 100\% \quad (17)$$

式中， $P_{\text{loss}}$  和  $P_{\text{loss}}^{\text{op}}$  分别为优化前后的系统有功网损。

系统电压偏差量降低率(降压率)为

$$\xi_{\Delta U} = \frac{\Delta U - \Delta U^{\text{op}}}{\Delta U} \times 100\% \quad (18)$$

式中， $\Delta U$  和  $\Delta U^{\text{op}}$  分别为优化前后的系统电压偏差。

综上，本文提出了基于深度特征匹配的配电网匹配策略生成方法，包括离线阶段和在线阶段，流程图如图3所示。

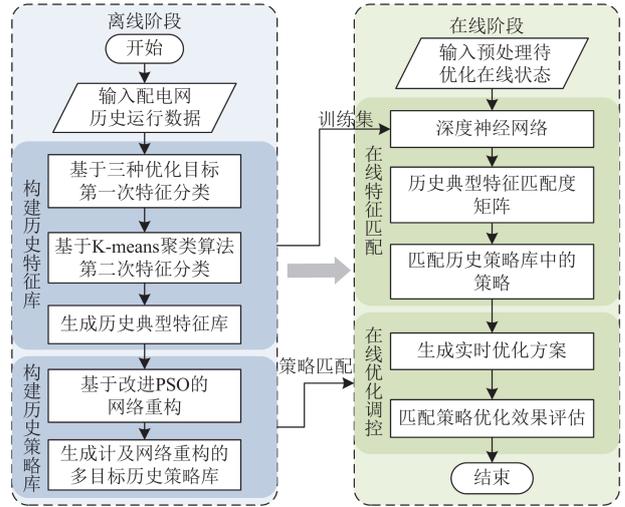


图3 基于深度特征匹配的匹配策略生成方法流程图

Fig. 3 Flow chart of matching policy generation method based on deep feature matching

## 4 计及部分实时量测的配电网在线优化调控辅助决策方法

### 4.1 经典灵敏度方程

#### 4.1.1 电压灵敏度

配电网的潮流和电压分布与实际拓扑中各节点功率分布相关，节点注入功率和电压之间存在唯一映射的隐函数关系，其修正方程如式(19)所示。

$$\begin{bmatrix} \Delta P/V \\ \Delta Q/V \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial \Delta P}{\partial \theta} & \frac{\partial \Delta P}{\partial V} \\ \frac{\partial \Delta Q}{\partial \theta} & \frac{\partial \Delta Q}{\partial V} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} V \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} = J \begin{bmatrix} V \Delta \theta \\ \Delta V \end{bmatrix} \quad (19)$$

式中： $P$  为节点注入有功功率的对角矩阵，各对角元素为  $P_i/V_i^2$ ； $Q$  为节点注入无功功率的对角矩阵，各对角元素为  $Q_i/V_i^2$ ； $V$  和  $\theta$  分别为节点电压幅值和相角矩阵； $J$  为 Jacobian 矩阵； $\Delta P$ 、 $\Delta Q$ 、 $\Delta V$  和  $\Delta \theta$  分别表示有功功率、无功功率、节点电压幅值和相角矩阵的变化量。

将 Jacobian 矩阵中的对角元素简化为与非对角元素相似的结构<sup>[25]</sup>，有

$$J = \begin{bmatrix} V \\ V \end{bmatrix} \left\{ \begin{array}{l} \begin{bmatrix} B \cos \theta & -G \cos \theta \\ G \cos \theta & B \cos \theta \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} G \sin \theta & B \sin \theta \\ -B \sin \theta & G \sin \theta \end{bmatrix} \\ \begin{bmatrix} -Q & P \\ P & Q \end{bmatrix} \end{array} \right\} \begin{bmatrix} V \\ V \end{bmatrix} \quad (20)$$

式中， $G \cos \theta$  和  $B \cos \theta$  是简写形式，各元素分别为

$G_{ij}\cos\theta_{ij}$  和  $B_{ij}\cos\theta_{ij}$ ,  $G_{ij}$  和  $B_{ij}$  分别为支路  $ij$  的电导和电纳, 其余项  $G\sin\theta$ 、 $B\sin\theta$  结构类似。

一般情况下节点电压相角  $\theta_{ij}$  很小, 则有  $\sin\theta_{ij} \approx 0$ ,  $\cos\theta_{ij} \approx 1$ 。因此式(20)可简化为

$$\begin{bmatrix} \mathbf{B} + \mathbf{Q} & -\mathbf{G} - \mathbf{P} \\ \mathbf{G} - \mathbf{P} & \mathbf{B} - \mathbf{Q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \mathbf{V}\Delta\theta \\ \Delta\mathbf{V} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{P}/\mathbf{V} \\ \Delta\mathbf{Q}/\mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (21)$$

由于配电网正常运行状态下电压幅值的标幺值可近似为 1.0 p.u., 通过高斯消去法简化式(21), 得

$$\begin{bmatrix} \mathbf{B} + \mathbf{Q} & -\mathbf{G} - \mathbf{P} \\ \mathbf{G} - \mathbf{P} & \mathbf{B} - \mathbf{Q} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta\mathbf{V} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{P} \\ \Delta\mathbf{Q} \end{bmatrix} \quad (22)$$

由式(22)可得, 有功-电压灵敏度和无功-电压灵敏度分别为

$$\begin{cases} \mathbf{K}_{VP} = ((\mathbf{B} + \mathbf{Q})(\mathbf{G} - \mathbf{P})^{-1}(\mathbf{B} - \mathbf{Q}) + (\mathbf{G} + \mathbf{P}))^{-1} \\ \mathbf{K}_{VQ} = -((\mathbf{G} - \mathbf{P})(\mathbf{B} + \mathbf{Q})^{-1}(\mathbf{G} + \mathbf{P}) + (\mathbf{B} - \mathbf{Q}))^{-1} \end{cases} \quad (23)$$

式中,  $\mathbf{K}_{VP}$  和  $\mathbf{K}_{VQ}$  分别为电压-有功功率灵敏度矩阵和电压-无功功率灵敏度矩阵。

进而得到节点电压变化与节点注入有功和无功功率变化的关系如式(24)所示。

$$\Delta\mathbf{V} = \mathbf{K}_{VP}\Delta\mathbf{P} + \mathbf{K}_{VQ}\Delta\mathbf{Q} \quad (24)$$

#### 4.1.2 网损灵敏度

系统有功网络损耗为所有节点注入功率之和, 如式(25)所示。

$$P_{\text{loss}} = \sum_i \sum_j V_i V_j G_{ij} \cos\theta_{ij} \quad (25)$$

根据式(25), 对除平衡节点以外的任意节点  $k$  的相角  $\theta_k$  和电压幅值  $V_k$  进行求导:

$$\begin{cases} \frac{\partial P_{\text{loss}}}{\partial \theta_k} = -2 \sum_i V_i V_k G_{ik} \sin\theta_{ik} \\ \frac{\partial P_{\text{loss}}}{\partial V_k} = 2 \sum_i V_i G_{ik} \cos\theta_{ik} \end{cases} \quad (26)$$

由此可得, 各节点电压幅值和相角变化与系统网损变化  $\Delta P_{\text{loss}}$  之间的关系如式(27)所示。

$$\Delta P_{\text{loss}} = \begin{bmatrix} \frac{\partial P_{\text{loss}}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{\text{loss}}}{\partial \mathbf{V}} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta\mathbf{V} \end{bmatrix} \quad (27)$$

根据式(22)可得, 系统网损对各节点注入有功和无功功率的灵敏度为

$$\begin{aligned} \Delta P_{\text{loss}} &= \mathbf{K}_{\text{lossP}}\Delta\mathbf{P} + \mathbf{K}_{\text{lossQ}}\Delta\mathbf{Q} = \\ &\begin{bmatrix} \frac{\partial P_{\text{loss}}}{\partial \theta} & \frac{\partial P_{\text{loss}}}{\partial \mathbf{V}} \end{bmatrix} \mathbf{J}^{-1} \begin{bmatrix} \Delta\mathbf{P} \\ \Delta\mathbf{Q} \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (28)$$

式中,  $\mathbf{K}_{\text{lossP}}$  和  $\mathbf{K}_{\text{lossQ}}$  分别为网损-有功功率灵敏度矩阵和网损-无功功率灵敏度矩阵。

#### 4.2 基于灵敏度的辅助决策模型

基于电压/网损灵敏度的辅助决策模型, 其目标函数仍为最小化系统网络损耗和电压偏差, 如式(10)所示, 其无需反复计算潮流, 寻优速度快。

辅助决策模型中,  $V_i$  为实时量测节点  $i$  的电压幅值, 根据式(28), 采用电压变化量叠加的方式, 将其用电压灵敏度表示为

$$V_i = V_i^{(0)} + \Delta V_i' = V_i^{(0)} + K_{V_i P} \Delta P_i' + K_{V_i Q} \Delta Q_i' \quad (29)$$

式中:  $V_i^{(0)}$  和  $\Delta V_i'$  分别为实时量测节点  $i$  的电压初始值和电压变化量;  $K_{V_i P}$  和  $K_{V_i Q}$  分别为实时量测节点  $i$  的电压-有功灵敏度和电压-无功灵敏度;  $\Delta P_i'$  和  $\Delta Q_i'$  分别为辅助决策给出的实时量测节点的有功和无功调控量, 可调实时量测节点包含 PV、EV、ES 节点, 非可调实时量测节点的功率调节量为 0。

同理, 系统网损也可采用网损变化量叠加的方式, 基于网损灵敏度可得到

$$P_{\text{loss}} = P_{\text{loss}}^{(0)} + \Delta P_{\text{loss}}' = P_{\text{loss}}^{(0)} + \sum_{i=1}^{N_{\text{rt}}} (K_{\text{lossP}_i} \Delta P_i' + K_{\text{lossQ}_i} \Delta Q_i') \quad (30)$$

式中:  $P_{\text{loss}}^{(0)}$  为系统初始网损值, 由于实时量测数据缺失, 无法实时获取系统网损的初始值, 本文将特征匹配的初始网损视作当前在线的原网损值;  $\Delta P_{\text{loss}}'$  为网损变化量;  $K_{\text{lossP}_i}$  与  $K_{\text{lossQ}_i}$  分别为实时量测节点的有功-网损灵敏度和无功-网损灵敏度;  $N_{\text{rt}}$  为实时量测节点的数目。

此外, 辅助决策模型所需满足的约束条件与 1.3 节中历史优化策略的约束条件相同。

综上所述, 计及部分实时量测的配电网在线优化调控辅助决策的具体步骤如下所述。

步骤 1: 根据基于深度特征匹配的配电网匹配策略, 输入系统有功匹配偏差率  $\xi_L^P$ 、匹配策略指令  $\Delta P$  和  $\Delta Q$ 、匹配灵敏度  $K_V^{\text{match}}$  和  $K_{\text{Loss}}^{\text{match}}$ 。

步骤 2: 获取实时量测节点的电压初始值  $V_i^{(0)}$ , 实时电压变化需求量  $\Delta V_i'$  和网损变化需求量  $\Delta P_{\text{loss}}'$ 。

步骤 3: 基于 3.2 节中的辅助决策模型, 计算辅助决策指令  $\Delta P_i'$  和  $\Delta Q_i'$ 。

步骤 4: 基于式(31)生成与系统有功匹配偏差率相关的匹配策略指令与辅助决策指令的权重系数。

$$\lambda = 1 - \xi_L^P \quad (31)$$

匹配策略指令的权重系数为  $\lambda$ , 辅助决策指令的权重系数为  $1 - \lambda$ 。

步骤 5: 修正匹配策略的误差, 计算实际在线

优化调控指令如式(32)。

$$\begin{cases} \Delta P_{\text{final}} = \lambda \Delta P + (1 - \lambda) \Delta P' \\ \Delta Q_{\text{final}} = \lambda \Delta Q + (1 - \lambda) \Delta Q' \end{cases} \quad (32)$$

步骤 6: 最后, 下发在线有功调控指令  $\Delta P_{\text{final}}$  和无功调控指令  $\Delta Q_{\text{final}}$  至馈线各可调资源。

### 5 算例分析

配电网历史数据集采用 UCI 机器学习库中提供的用户实际负荷数据, 采用 ELIA 提供的光伏出力数据<sup>[26]</sup>, 共计 4649 组历史数据, 每组历史数据含节点电压、注入有功和无功信息。本文算例系统基于 IEEE 33 节点配电网, 其拓扑结构如附录 A 图 A1 所示, 包括 11 个分段开关和 5 个联络开关。其中, 1 号节点电压设为 1.02 p.u.; 接入的分布式光伏、电动汽车充电站、储能信息如附录 A 表 A1 所示。

利用 4649 组历史数据离线构建配电网历史特征库, 根据 Newton-Raphson 潮流计算算法判断优化目标进行第一次特征分类, 按照表 1 对历史特征库进行排序, 3 类特征分别包含 655、1044、2952 个历史特征。在此基础上, 采用 K-means 聚类进行第二次特征分类生成历史典型特征库, 设定聚类数目  $N_{\text{clu}} = 5$ , 3 种优化目标特征的聚类结果以及各类特征的占比如附录 A 图 A2—图 A4 所示。

基于有序环网矩阵编码的方式对算例配电网网络拓扑进行排序, IEEE 33 节点配电网的有序环网编码拓扑见图 4, 支路 B33、B34、B35、B36、B37 是联络线支路, 其余支路上是分段开关, 故基本环路为 5 条, IEEE 33 节点配电网编码后的有序环网矩阵如式(33)所示。

$$S_{33} = \begin{bmatrix} 2 & 3 & 4 & 5 & 6 & 7 & 18 & 19 & 20 \\ 8 & 9 & 10 & 11 & 21 & 33 & 35 & 0 & 0 \\ 12 & 13 & 14 & 34 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 15 & 16 & 17 & 29 & 30 & 31 & 32 & 36 & 0 \\ 22 & 23 & 24 & 25 & 26 & 27 & 28 & 37 & 0 \end{bmatrix} \quad (33)$$

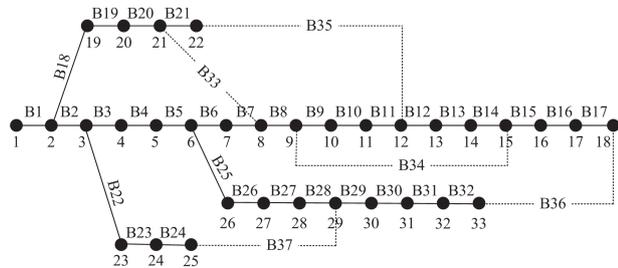


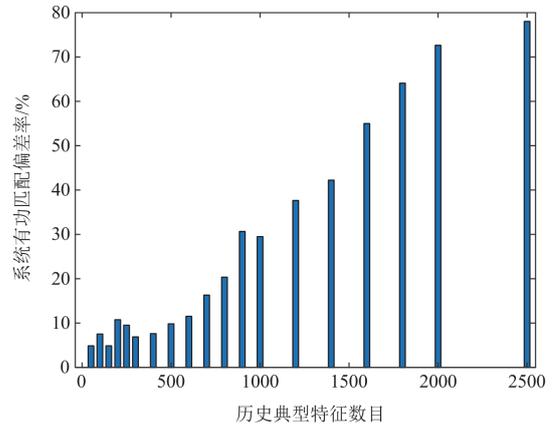
图 4 IEEE 33 节点配电网的有序环网编码形式

Fig. 4 A coded form of ordered ring network for IEEE 33 bus distribution networks

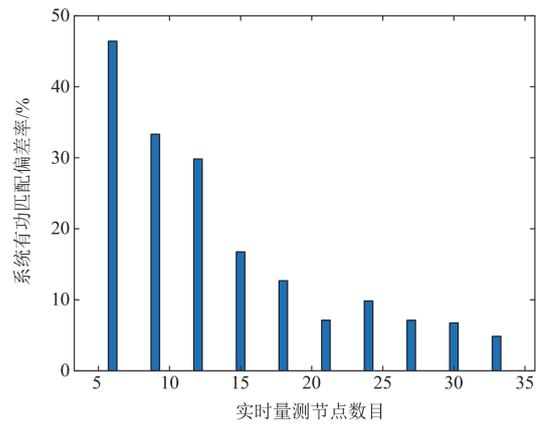
### 5.1 匹配效果影响因素分析

为了验证历史典型特征数目与实时量测节点数据对于特征匹配效果的影响, 本文选取历史特征库中的确定性特征进行匹配测试, 分别分析历史典型特征数目、实时量测节点数目(此时设定同类历史典型特征数目为 150)对匹配效果的影响。其影响效果如图 5 所示。

由图 5(a)可知, 随着历史典型特征数目的增加, 特征匹配的偏差越来越大; 当历史典型特征数目大于 800 时, 系统有功匹配偏差率将达到 20% 以上, 特征匹配精度较低。由图 5(b)可知, 随着实时量测节点数目的减小, 特征匹配的偏差越来越大; 当实时量测节点数目少于 15 个, 即节点总数目的 50%, 系统有功匹配偏差率将达到 16.75% 以上。因此, 在实时量测节点数目高于 50% 时, 针对性地对同类历史典型特征进行匹配, 可以有效提高匹配精度和速度。



(a) 系统有功匹配偏差率与历史典型特征数目的关系



(b) 系统有功匹配偏差率与实时量测节点的关系

图 5 匹配效果影响因素分析

Fig. 5 Analysis of influencing factors of matching effect

### 5.2 特征匹配策略优化效果分析

为了验证本文所提的基于深度特征匹配策略的

效果, 选取一组待优化在线状态的测试样本数据进行仿真验证。表 2 展示了测试样本与全部历史特征比较后的最优特征匹配结果, 附录 A 图 A5—图 A7 依次展示了匹配历史特征的有功、无功和电压匹配结果。

表 2 测试样本的特征匹配结果

| 匹配历史特征编号 | 系统匹配偏差率/% |       |      |
|----------|-----------|-------|------|
|          | 有功        | 无功    | 电压   |
| 11       | 6.73      | 7.05  | 0.10 |
| 1        | 21.8      | 23.56 | 0.23 |

由表 2 可知, 对于该测试样本, 11 号历史特征的系统匹配偏差率显著低于 1 号历史特征, 由附录 A 图 A5—图 A7 的匹配结果可知, 11 号历史特征与实时量测节点数据吻合程度远优于 1 号历史特征, 验证了本文提出的深度特征匹配方法能较好地匹配出历史相似特征。

在特征匹配后, 直接调用匹配历史特征在历史策略库中相应的历史策略, 即匹配策略, 作为在线状态的实时优化调控方案, 分析测试样本的优化效果。测试样本的系统初始电压偏差量为 0.0451 p.u., 系统初始有功网损为 0.244 MW。表 3 展示了该测试样本调用不同匹配历史特征的网络重构策略后的优化结果, 表 4 展示了该测试样本调用不同匹配特征历史优化策略后的优化效果, 图 6 展示了不同策略下的测试样本的电压优化结果。

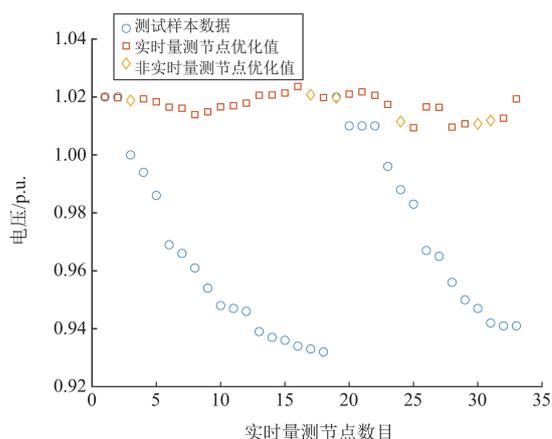
由表 3、表 4 及图 6 分析可知, 通过匹配策略的优化, 能够有效降低测试样本的网络损耗和电压波动, 提高系统的安全经济性, 验证了匹配策略的有效性和可行性。其中, 11 号历史特征对应的匹配策略优化后的降压率和降损率远高于 1 号历史特征, 说明了匹配效果更好的 11 号历史特征的匹配策略优化效果显著优于 1 号历史特征, 验证了在线状态的优化效果与系统匹配偏差率密切相关, 系统匹

表 3 测试样本网络重构优化结果

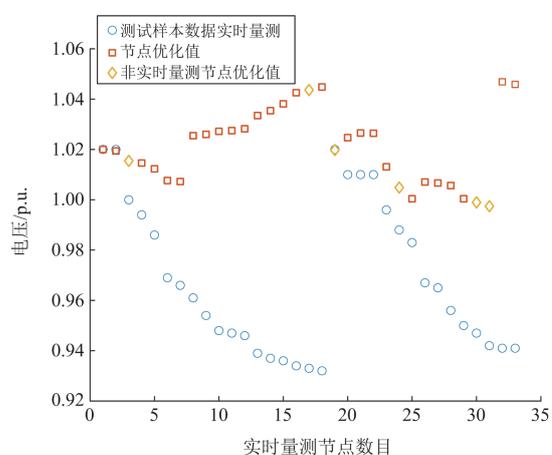
| 匹配历史特征编号 | 重构后网损/MW | 断开开关               |
|----------|----------|--------------------|
| 11       | 0.153    | B7、B27、B32、B33、B34 |
| 1        | 0.185    | B7、B28、B32、B33、B34 |

表 4 测试样本优化效果

| 匹配历史特征编号 | 优化后电压偏差量/p.u. | 优化后网损/MW | 降压率/% | 降损率/% |
|----------|---------------|----------|-------|-------|
| 11       | 0.0176        | 0.0138   | 60.98 | 94.34 |
| 1        | 0.0356        | 0.0623   | 21.06 | 74.47 |



(a) 11号历史特征对应的匹配策略优化结果



(b) 1号历史特征电压优化结果

图 6 测试样本在不同匹配策略下的电压优化结果

Fig. 6 Voltage optimization results of test samples under different matching strategies

配偏差率更高的匹配策略的优化效果更好。另一方面, 通过深度特征匹配, 直接调用匹配策略作为实时优化调控方法, 耗时仅为毫秒级, 突破了实时量测缺失和拓扑变化的配电网实时优化调控技术瓶颈, 不依赖于物理模型, 决策速度快, 大幅提升了实时优化效率。

### 5.3 在线优化调控辅助决策效果

附录 A 表 A2 展示了 20 个待优化在线状态的指令权重系数  $\lambda$  与系统有功匹配偏差率  $\xi_L^p$  的关系。从表中可知, 系统有功匹配偏差率越小, 匹配策略指令的权重系数越大。

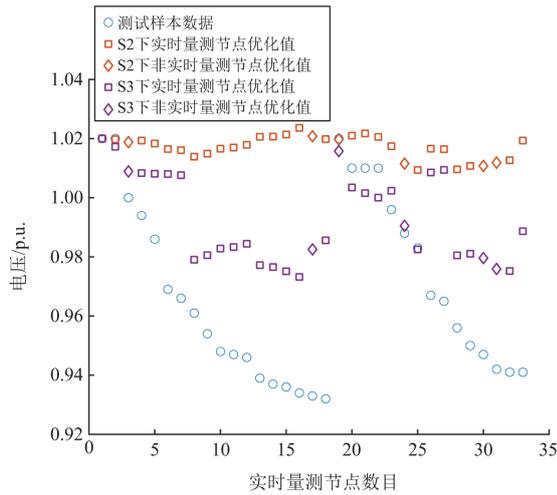
为进一步验证本文提出的计及部分实时量测的配电网在线优化调控辅助决策方法的有效性, 将计及部分实时量测的在线优化调控结果与匹配策略的优化结果进行对比分析, 不同调控策略如表 5 所示。优化结果如附录 A 表 A3 和图 7 所示, 其中, 表 A3

展示了不同策略下测试样本的优化结果。图 7 展示了不同策略下测试样本的电压优化结果。

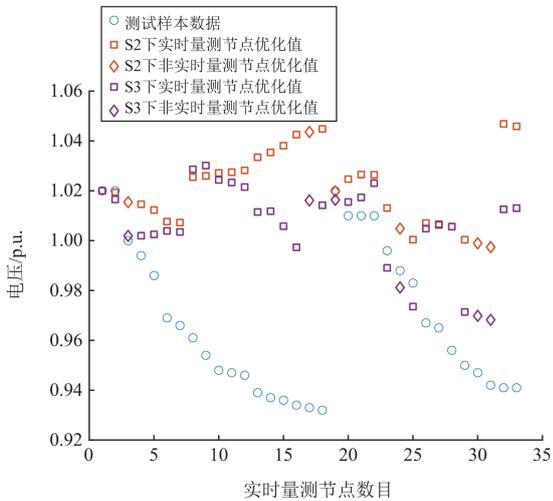
表 5 不同调控策略的编号

Table 5 The number of different control strategies

| 策略编号 | 所指调控策略   |
|------|----------|
| S1   | 无调控方法    |
| S2   | 匹配策略优化结果 |
| S3   | 在线优化调控结果 |



(a) 11号历史特征电压优化结果



(b) 1号历史特征电压优化结果

图 7 不同策略下测试样本的电压优化结果

Fig. 7 Voltage optimization results of test samples under different strategies

由表 A3 和图 7 可知，在线优化计及部分实时量测进行辅助决策后，S3 策略显著增大了系统有功匹配偏差率较高的 1 号匹配历史特征的降压率和降损率。其原因对于系统有功匹配偏差率较大的 1

号匹配历史特征，匹配策略所占比重减小，辅助决策策略权重增大，从而有效修正了匹配策略的误差，提高了在线调控指令的精度，进一步提升了配电网实时运行的安全经济性，验证了本文所提的计及部分实时量测的配电网在线优化调控辅助决策方法的有效性和优越性。

## 6 结论

本文在通过数据驱动方法建立历史典型特征库、策略库的前提下，基于深度学习技术，提出基于深度特征匹配的配电网匹配策略生成方法，进一步计及部分实时量测，基于双重灵敏度进行在线优化调控辅助决策，修正匹配策略误差，提高了配电网运行的安全性和经济效益。通过仿真验证，得到的主要结论如下：

- 1) 基于本文提出的数据驱动的配电网历史特征库与策略库构建方案，进一步提高了特征匹配的精度与速度。同时加入网络重构策略，充分发挥了拓扑自身的调节潜力。
- 2) 通过深度特征匹配方法，能快速调用优化策略，有效提升了优化效率，充分满足实时优化调度下的调控需求。
- 3) 结合部分实时量测，基于双重灵敏度进行在线优化辅助决策，有效降低了由于匹配策略误差带来的实时优化调控误差，进一步提升了配电网优化运行的经济性和安全性。

本文方法对于历史数据依赖性较强，因此在历史数据样本较小的情况下适应性较弱。下一步的研究重点为如何在小样本的情况下实现主动配电网实时优化调度。

## 附录 A

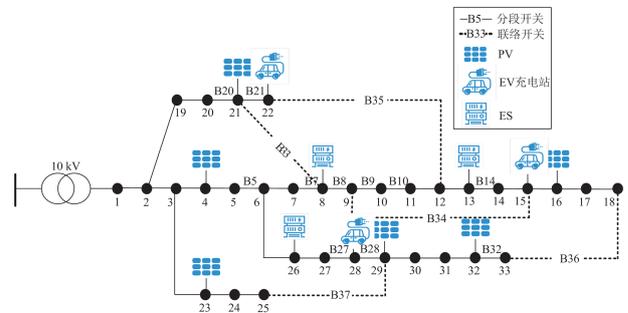
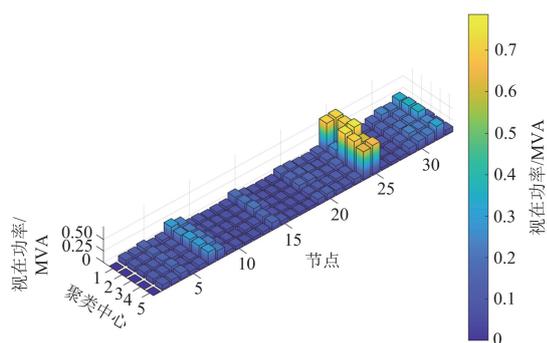
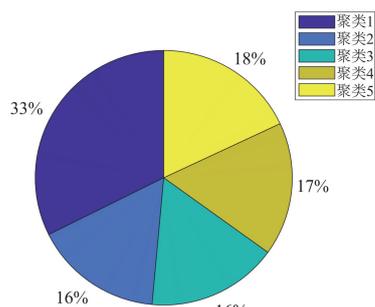


图 A1 IEEE 33 节点配电网拓扑结构

Fig. A1 IEEE 33 bus distribution network topology



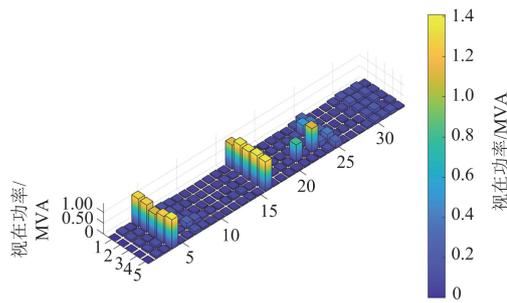
(a) 聚类中心



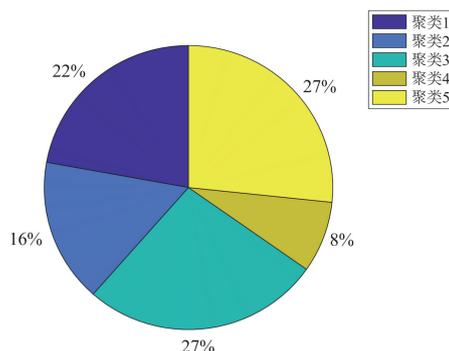
(b) 各类特征占比

图 A2 网损过高特征下的 K-means 聚类结果

Fig. A2 K-means clustering results of high network loss features



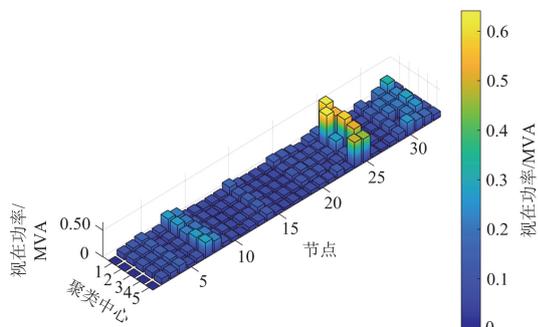
(a) 聚类中心



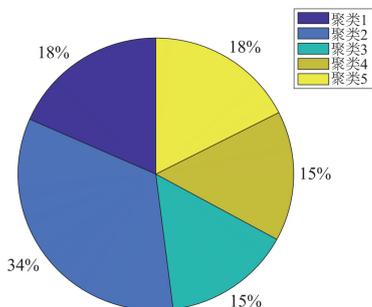
(b) 各类特征占比

图 A4 电压越上限特征下的 K-means 聚类结果

Fig. A4 K-means clustering results of voltage exceeding the upper limit features



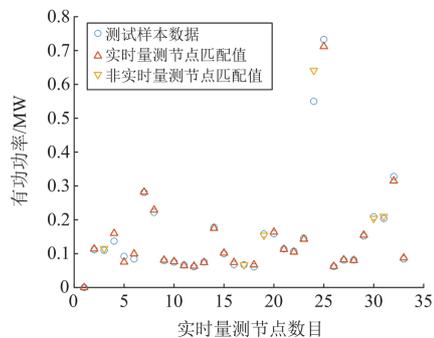
(a) 聚类中心



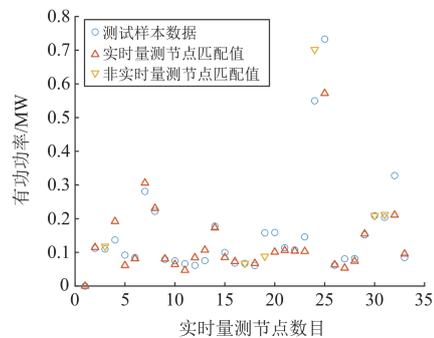
(b) 各类特征占比

图 A3 电压越下限特征下的 K-means 聚类结果

Fig. A3 K-means clustering results of voltage exceeding the lower limit features



(a) 11号历史特征



(b) 1号历史特征

图 A5 测试样本的有功数据匹配结果

Fig. A5 Active data matching results of the test sample

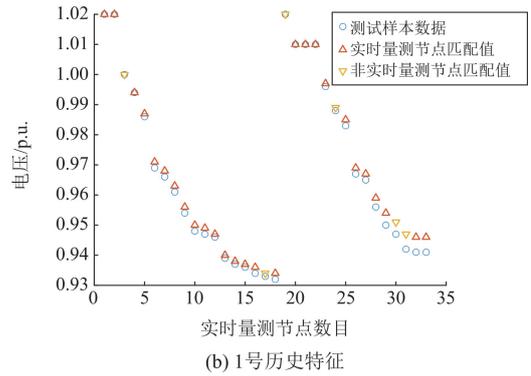
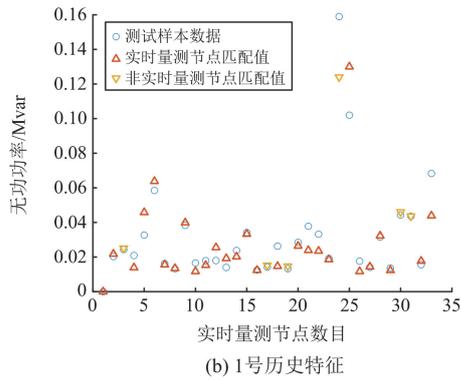
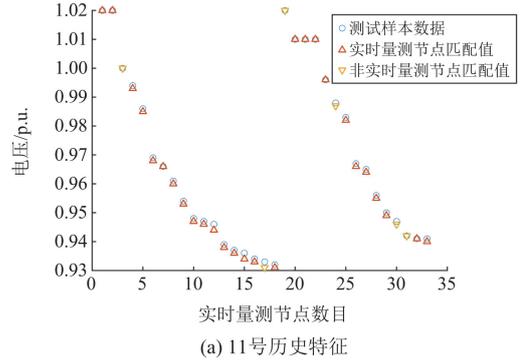
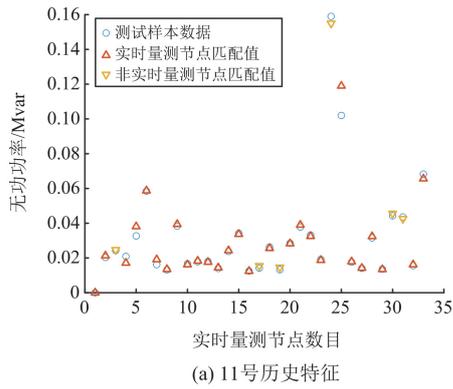


图 A6 测试样本的无功数据匹配结果

图 A7 测试样本的电压数据匹配结果

Fig. A6 Reactive data matching results of the test sample

Fig. A7 Voltage data matching results of the test sample

表 A1 分布式光伏、电动汽车充电站、储能信息

Table A1 Information of distributed PV, EV, and ES

| 接入设备 | 接入节点位置 | 容量/MW | 接入设备 | 接入节点位置 | 容量/MW |
|------|--------|-------|------|--------|-------|
| PV1  | 4      | 2     | ES1  | 8      | 0.5   |
| PV2  | 16     | 2     | ES2  | 13     | 0.5   |
| PV3  | 21     | 2     | ES3  | 26     | 0.5   |
| PV4  | 23     | 2     | EV1  | 15     | 0.8   |
| PV5  | 29     | 1     | EV2  | 22     | 0.8   |
| PV6  | 32     | 1     | EV3  | 28     | 0.8   |

表 A2 待优化在线状态的指令权重系数

Table A2 Command weight coefficients for the online state to be optimized

| 待优化在线状态 | $\xi_L^p/\%$ | $\lambda$ | $1-\lambda$ | 待优化在线状态 | $\xi_L^p/\%$ | $\lambda$ | $1-\lambda$ |
|---------|--------------|-----------|-------------|---------|--------------|-----------|-------------|
| 1       | 6.35         | 0.9365    | 0.0635      | 11      | 5.80         | 0.9420    | 0.0580      |
| 2       | 7.82         | 0.9218    | 0.0782      | 12      | 5.89         | 0.9411    | 0.0589      |
| 3       | 3.21         | 0.9679    | 0.0321      | 13      | 10.58        | 0.8942    | 0.1058      |
| 4       | 8.32         | 0.9168    | 0.0832      | 14      | 8.68         | 0.9132    | 0.0868      |
| 5       | 2.99         | 0.9701    | 0.0299      | 15      | 2.65         | 0.9735    | 0.0265      |
| 6       | 8.12         | 0.9188    | 0.0812      | 16      | 8.47         | 0.9153    | 0.0847      |
| 7       | 10.77        | 0.8923    | 0.1077      | 17      | 7.09         | 0.9291    | 0.0709      |
| 8       | 9.93         | 0.9007    | 0.0993      | 18      | 11.71        | 0.8829    | 0.1171      |
| 9       | 7.67         | 0.9233    | 0.0767      | 19      | 10.16        | 0.8984    | 0.1016      |
| 10      | 5.97         | 0.9403    | 0.0597      | 20      | 5.97         | 0.9403    | 0.0597      |

表 A3 不同策略下测试样本的匹配历史特征的优化结果

Table A3 Optimization results of historical matching features of the sample under different strategies

| 匹配历史特征编号 | 优化后电压偏差量/p.u. |       | 优化后网损/MW |        | 降压率/% |       | 降损率/% |       |
|----------|---------------|-------|----------|--------|-------|-------|-------|-------|
|          | S2            | S3    | S2       | S3     | S2    | S3    | S2    | S3    |
| 11       | 0.0176        | 0.164 | 0.0138   | 0.0121 | 60.98 | 63.64 | 94.34 | 95.04 |
| 1        | 0.0356        | 0.178 | 0.0623   | 0.0165 | 21.06 | 60.53 | 74.47 | 93.24 |

参考文献

[1] 赵波, 王财胜, 周金辉, 等. 主动配电网现状与未来发展[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(18): 125-135.  
ZHAO Bo, WANG Caisheng, ZHOU Jinhui, et al. Present and future development trend of active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(18): 125-135.

[2] 王秀强. 新型电力系统构建“源网荷储”新生态[J]. 能源, 2021(7): 28-30.  
WANG Xiuqiang. The new power system builds a new ecology of "source network load and storage" [J]. Source of Energy, 2021(7): 28-30.

[3] 姚明明, 张新, 杨培宏, 等. 基于改进风光场景聚类联合虚拟储能的源网荷储低碳优化调度[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(15): 115-130.  
YAO Mingming, ZHANG Xin, YANG Peihong, et al. Low-carbon optimal scheduling of source-grid-load-storage based on improved wind-solar scene clustering combined with virtual energy storage[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(15): 115-130.

[4] CAVRARO G, ARGHANDEH R. Multistage robust unit commitment with dynamic uncertainty sets and energy storage[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(4): 3500-3509.

[5] 徐博涵, 向月, 潘力, 等. 基于深度强化学习的含高比例可再生能源配电网就地分散式电压管控方法[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(22): 100-110.  
XU Bohan, XIANG Yue, PAN Li, et al. Local decentralized voltage management of a distribution network with a high proportion of renewable energy based on deep reinforcement learning[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(22): 100-110.

[6] DING T, YANG Q, YANG Y, et al. A data-driven stochastic reactive power optimization considering uncertainties in active distribution networks and decomposition method[J]. IEEE Transactions on Smart Grid, 2018, 9(5): 4994-5004.

[7] 仇梦林, 胡志坚, 李燕, 等. 基于可行性检测的考虑风电和需求响应的机组组合鲁棒优化方法[J]. 中国电机工程学报, 2018, 38(11): 3184-3194.  
ZHANG Menglin, HU Zhijian, LI Yan, et al. A robust optimization method for unit commitment considering wind power and demand response based on feasibility testing[J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3184-3194.

[8] ÁLORC L, SUN X. Multistage robust unit commitment with dynamic uncertainty sets and energy storage[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(3): 1678-1688.

[9] 童潇宁, 王月强, 仇张权, 等. 基于数据驱动多面体集合的交直流混合配电网鲁棒调度方法[J]. 电力系统保护与控制, 2024, 52(3): 38-50.  
TONG Xiaoning, WANG Yueqiang, QIU Zhangquan, et al. Robust scheduling method for AC/DC hybrid distribution networks based on a data-driven polyhedral set[J]. Power System Protection and Control, 2024, 52(3): 38-50.

[10] 沙熠, 邱晓燕, 宁雪姣, 等. 协调储能与柔性负荷的主动配电网多目标优化调度[J]. 电网技术, 2016, 40(5): 1394-1399.  
SHA Yi, QIU Xiaoyan, NING Xuejiao, et al. Multi-objective optimization of active distribution network by coordinating energy storage system and flexible load[J]. Power System Technology, 2016, 40(5): 1394-1399.

[11] 张潇, 栗然, 马涛, 等. 基于主从博弈和贪心策略的含电动汽车主动配电网优化调度[J]. 电力自动化设备, 2020, 40(4): 103-110.  
ZHANG Xiao, LI Ran, MA Tao, et al. Stackelberg game and greedy strategy based optimal dispatch of active distribution network with electric vehicles[J]. Electric Power Automation Equipment, 2020, 40(4): 103-110.

[12] 尤毅, 刘东, 钟清, 等. 多时间尺度下基于主动配电网的分布式电源协调控制[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(9): 192-198, 203.  
YOU Yi, LIU Dong, ZHONG Qing, et al. Multi-time scale coordinated control of distributed generators based on active distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(9): 192-198, 203.

[13] 王杰, 王维庆, 王海云, 等. 考虑越限风险的主动配电网中 DG、SOP 与 ESS 的两阶段协调规划[J]. 电力系统保护与控制, 2022, 50(24): 71-82.  
WANG Jie, WANG Weiqing, WANG Haiyun, et al. Two-stage coordinated planning of DG, SOP and ESS in an active distribution network considering violation risk[J]. Power System Protection and Control, 2022, 50(24): 71-82.

[14] 寇凌峰, 吴鸣, 李洋, 等. 主动配电网分布式有功无功优化调控方法[J]. 中国电机工程学报, 2020, 40(6):

1856-1865.  
 KOU Lingfeng, WU Ming, LI Yang, et al. Optimization and control method of distributed active and reactive power in active distribution network[J]. Proceedings of the CSEE, 2020, 40(6): 1856-1865.

[15] SCHIFFER J, SEEL T, RAISCH J, et al. Voltage stability and reactive power sharing in inverter-based microgrids with consensus-based distributed voltage control[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology, 2016, 24(1): 96-109.

[16] 刘科研, 季玉琦, 陆凌芝, 等. 基于负荷分布匹配与熵权法的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2017, 41(12): 3980-3988.  
 LIU Keyan, JI Yuqi, LU Lingzhi, et al. Reactive power optimization in distribution network based on load distribution matching and entropy weight method[J]. Power System Technology, 2017, 41(12): 3980-3988.

[17] 朱孝文. 基于大数据自由熵与场景匹配的配电网无功优化[D]. 北京: 北京交通大学, 2019.  
 ZHU Xiaowen. Reactive power optimization of distribution network based on big data free entropy and scene matching[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2019.

[18] 安然. 基于随机矩阵理论的配电网无功优化方法研究[D]. 北京: 北京交通大学, 2021.  
 AN Ran. Research on reactive power optimization methods of distribution network based on random matrix theory[D]. Beijing: Beijing Jiaotong University, 2021.

[19] 邵美阳, 吴俊勇, 石琛, 等. 基于数据驱动和深度置信网络的配电网无功优化[J]. 电网技术, 2019, 43(6): 1874-1885.  
 SHAO Meiyang, WU Junyong, SHI Chen, et al. Reactive power optimization of distribution network based on data driven and deep belief network[J]. Power System Technology, 2019, 43(6): 1874-1885.

[20] 石玉东, 刘晋源, 徐松, 等. 考虑时序特性的配电网风光-储随机规划模型[J]. 电力系统保护与控制, 2019, 47(10): 23-32.  
 SHI Yudong, LIU Jinyuan, XU Song, et al. Integrated wind-photovoltaic-storage stochastic planning model considering time-varying characteristics in distribution network[J]. Power System Protection and Control, 2019, 47(10): 23-32.

[21] 李博, 孙建军, 余攀, 等. 基于负荷聚类与网络等效的配电网多维典型场景生成方法[J]. 中国电机工程学报, 2021, 41(8): 2661-2671.  
 LI Bo, SUN Jianjun, YU Pan, et al. A multi-dimensional typical scenarios generation algorithm for distribution network based on load clustering and network structure equivalence[J]. Proceedings of the CSEE, 2021, 41(8): 2661-2671.

[22] 陈春, 汪飒, 刘蓓, 等. 基于基本环矩阵与改进和声搜索算法的配电网重构[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(6): 55-60.  
 CHEN Chun, WANG Feng, LIU Bei, et al. Network reconfiguration based on basic ring matrix and improved harmony search algorithm[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(6): 55-60.

[23] 李佳, 刘天琪, 李兴源, 等. 改进粒子群-禁忌搜索算法在多目标无功优化中的应用[J]. 电力自动化设备, 2014, 34(8): 71-77.  
 LI Jia, LIU Tianqi, LI Xingyuan, et al. Application of improved particle swarm-tabu search algorithm in multi-objective reactive power optimization[J]. Electric Power Automation Equipment, 2014, 34(8): 71-77.

[24] 胡碧如, 窦晓波, 李晨, 等. 面向中低压配电网的分布式协同无功优化策略[J]. 电力系统自动化, 2021, 45(22): 47-54.  
 HU Junru, DOU Xiaobo, LI Chen, et al. Distributed cooperative reactive power optimization strategy for medium and low-voltage distribution network[J]. Automation of Electric Power Systems, 2021, 45(22): 47-54.

[25] 窦晓波, 蔡超, 段向梅, 等. 计及模型误差的分布式光伏配电网优化调控方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(12): 41-48.  
 DOU Xiaobo, CAI Chao, DUAN Xiangmei, et al. Optimal control method of distributed PV considering model errors in distribution network[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 41-48.

[26] 张科鑫, 窦晓波, 李炜祺, 等. 基于量测数据补全的有源配电网电压优化技术[J]. 电力自动化设备, 2023, 43(11): 67-74.  
 ZHANG Kexin, DOU Xiaobo, LI Weiqi, et al. Voltage optimization technology of active distribution network based on measurement data completion[J]. Electric Power Automation Equipment, 2023, 43(11): 67-74.

收稿日期: 2024-02-26; 修回日期: 2024-08-20

作者简介:

严 晗(1977—), 男, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力调度、配电网运行;

徐晓春(1970—), 女, 硕士, 高级工程师, 研究方向为电力系统自动化;

张 毅(2000—), 男, 通信作者, 硕士研究生, 研究方向为人工智能在电力系统中的应用. E-mail: 220225927@seu.edu.cn

(编辑 魏小丽)