

基于凝聚层次聚类的电力市场需求侧协同调度优化方法

谭慧娟¹, 谢恩彦², 吴岳洲¹, 郑文杰¹, 仲卫²

(1. 广东电网有限责任公司电力调度控制中心, 广东 广州 510000;

2. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 210000)

摘要: 用电负荷提升导致电力市场需求侧用电困难。为解决该问题, 提出基于凝聚层次聚类的电力市场需求侧协同调度优化方法。采用凝聚层次聚类方法对电力市场需求侧用电负荷数据进行分析, 将用电负荷大数据划分为柔性用电负荷与可转移用电负荷, 根据聚类用电负荷建立电力市场需求侧用电负荷预测模型, 根据预测结果构建电力市场需求侧协同调度模型, 采用改进的遗传算法对协同调度模型进行优化。实验结果显示该方法能够有效解决极端场景下的潮流爬坡问题解决与电压不稳定问题, 具有较好的普适性与稳定性。

关键词: 凝聚层次聚类; 需求侧; 协同调度优化; 用电负荷预测; 目标函数; 遗传算法

中图分类号: TP181; TM714 文献标识码: A 文章编号: 1003-7241(2025)07-0005-05

Optimization Method of Demand Side Coordinated Dispatching in Power Market Based on Agglomerative Hierarchical Clustering

TAN Huijuan¹, XIE Enyan², WU Yuezhou¹, ZHENG Wenjie¹, ZHONG Wei²

(1. Electric Power Dispatching Control Center of Guangdong Grid Co., Ltd., Guangzhou 510000, China;

2. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 210000, China)

Abstract: The increase in electricity load leads to difficulties in electricity consumption on the demand side of the power market. To solve this problem, a collaborative scheduling optimization method based on aggregation hierarchical clustering is proposed for the demand side of the power market. Using the aggregation hierarchical clustering method to analyze the demand side electricity load data of the power market, the electricity load big data is divided into flexible electricity load and transferable electricity load. Based on the clustering electricity load, a demand side electricity load prediction model of the power market is established. Based on the prediction results, a demand side collaborative scheduling model of the power market is constructed, and an improved genetic algorithm is used to optimize the collaborative scheduling model, experimental results show that this method can effectively solve the problem of power flow climbing and voltage instability in extreme scenarios, and has good universality and stability.

Keywords: agglomerative hierarchical clustering; demand side; collaborative scheduling optimization; electricity load forecasting; objective function; Genetic Algorithm

0 引言

电网规模持续提升导致其运行过程中的波动性更为复杂^[1], 电网控制难度逐渐提升。为了更好地向用户提供电力服务, 相关领域专家提出需求侧配合供给侧的理念^[2], 由此更好地实现电力市场中的供需平衡^[3]。

为更好地处理需求侧调度问题, 相关学者进行大量研究。朱伟业等人在研究需求侧响应协同调度问题过程中, 从热负荷弹性角度出发, 以分时电价优化为目标构建调度模型^[4]。该模型应用过程中主要针对具体问题进行分析, 具有较强的针对性, 普适性较差。彭茜等人在研究需求侧响应协同调度问题过程中, 以用电负荷为目的函

数构建调度模型, 利用改进遗传算法求解模型^[5]。该模型构建过程中未考虑用电负荷类别的差异性, 导致最终调度结果应用性较差。刘丽军等人在研究需求侧响应协同调度问题过程中, 采用混合整数二阶锥规划方法构建调度模型, 并采用遗传算法对模型进行求解^[6]。该模型求解过程中有较大概率陷入局部最优解问题, 导致最终求解结果应用效果不理想。针对这些问题, 提出基于凝聚层次聚类的电力市场需求侧协同调度优化方法, 并通过实验验证所提方法的应用性能。

1 电力市场需求侧协同调度优化方法

1.1 基于凝聚层次聚类的负荷预测

电力市场需求侧用电负荷数据分布在广域空间内,

*基金项目: 广东电网有限责任公司科技项目(2018YFB0904900)

收稿日期: 2023-11-21

具有显著的地域性特征与多样性特征^[7],同时受不同因素影响,发展规律多样化。为科学有效地实现电力市场侧用电负荷数据分析,需依照用电负荷的地域性分布特征构建预测分区,分析不同区域范围内电力市场需求侧用电负荷规律,在此基础上利用大数据分析技术中的凝聚层次聚类算法,划分电力市场需求侧用电负荷类别,将变化特征一致度较高的用电负荷归为相同类别。针对相同类别内用电负荷,考虑区域范围内经济与城市规划等数据分析用电负荷不同影响因素间的相关性^[8],在区域范围内电力市场需求侧用电负荷结构分析基础上实现用电负荷综合预测。图1所示为电力市场需求侧用电负荷数据预测框架。

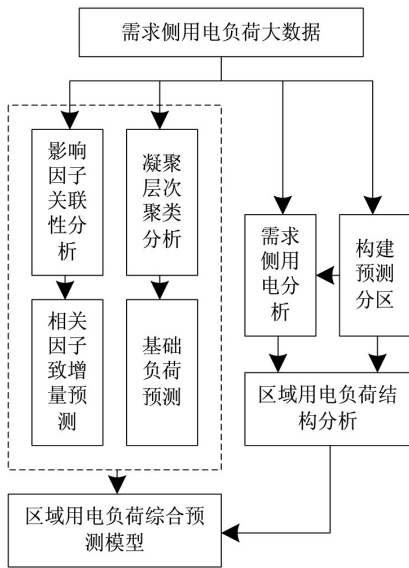


图1 电力市场需求侧用电负荷数据预测框架

用电负荷预测过程中,采用凝聚层次聚类算法对电力市场需求侧用电负荷大数据进行聚类分析,该算法作为一种由下至上的聚类算法,主要特征为无需设定聚类簇数量,且对距离判断标准选择不敏感^[9]。

凝聚层次聚类算法中,先将不同电力市场需求侧用电负荷数据理解为一个单一的簇^[10],在此基础上确定全部簇之间的距离,由此实现簇的合并,直至将全部簇合并为一个簇为止。利用凝聚层次聚类算法对电力市场需求侧用电负荷数据进行聚类分析的详细过程描述如下:

(1) $X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 表示电力市场需求侧用电负荷数据样本集,将其中的各个用电负荷数据分别理解为一个单一的簇,其中 x_i 和 n 分别表示电力市场需求侧用电负荷数据特征向量与样本数量。

(2) 以 average linkage 距离作为分析两个不同簇间距离的度量标准^[11],如式(1)所示获取两个不同簇间的距离,构建距离矩阵:

$$d_{avg}(c_i, c_j) = \frac{\sum_{x \in c_i} \sum_{x' \in c_j} \|x - x'\|}{\beta_i \beta_j} \quad (1)$$

式中, $d_{avg}(c_i, c_j)$ 和 $\|x - x'\|$ 分别表示簇 c_i 与簇 c_j 之间的 average linkage 距离和用电负荷数据特征向量 x 与 x' 间的欧氏距离; β_i 和 β_j 分别表示簇 c_i 与簇 c_j 内用电负荷数据特征向量数量。

(3) 迭代过程中,将距离最小的两个簇合并成一个簇。

(4) 循环(3)过程至全部电力市场需求侧用电负荷数据点合并为一个簇为止,在此基础上确定需要多少个簇。

图2为 n 值为5的条件下,凝聚层次聚类算法聚类过程,其中圆形与长方形分别代表 $X=(x_1, x_2, x_3, \dots, x_n)$ 内不同用电负荷数据点与凝聚层次聚类算法聚类过程所得簇。

通过凝聚层次聚类算法可将电力市场需求侧用电负荷数据类别划分为柔性用电负荷与可转移用电负荷等不同类别。完成基于凝聚层次聚类算法的电力市场需求侧用电负荷数据聚类后,依照不同类别用电负荷的波动趋势与周期性差异,基于聚类别所有用电负荷波动特征构建电力市场需求侧用电负荷数据预测模型^[12],类 c_j 在 t 时间段后的用电负荷预测模型为

$$p_t = p_0(1 + \phi_t) + Q_i \sin\left(\frac{2\pi t}{\varepsilon_i} + \varphi\right) \quad (2)$$

式中, p_0 和 $\phi_t = \sum_{i=1}^{m'} w_i \phi_i$ 分别表示初始用电负荷数据与类 c_j 负荷的增长率均值,其中 m' 和 w_i 分别表示类 c_j 负荷总数与响应负荷权重值; $Q_i = \sum_{i=1}^m w_i q_i$ 和分 ε_i 分别表示平均波幅与平均周期; φ 表示相位修正角。

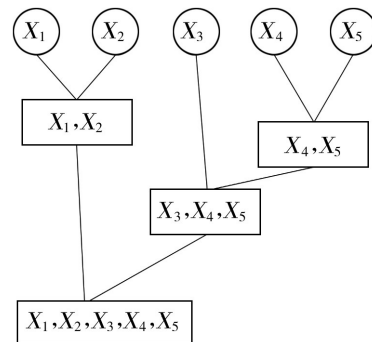


图2 凝聚层次聚类算法聚类过程示意图

通过上述过程能够实现电力市场需求侧用电负荷数据的预测,基于用电负荷预测电力市场需求侧协同调度模型。

1.2 基于用电负荷预测的电力市场需求侧协同调度模型

1.2.1 目标函数构建

针对单一区域, Y 表示区域范围内整体运行成本,构建电力市场需求侧协同调度模型,目标函数表达式如下:

$$\min Y = \sum_{t=1}^T \{Y^G + Y^w + Y^s + Y^i + Y^p\} \quad (3)$$

式中, Y^G 和 Y^w 分别表示火电机组出力成本和风力发电机组弃风惩罚成本; Y^s 和 Y^i 分别表示电力市场需求侧柔性用电负荷成本与可转移用电负荷出力成本; Y^p 表示电力系统备用容量配置整体成本。

(1) 电机组出力成本

Y^G 中大致包括火电机组发电损耗成本与机组启动、终止成本, 具体为

$$Y^G = \sum_{i=1}^{N_G} a_i + b_i (P_{i,t}^G) + c_i (P_{i,t}^G)^2 + Y_{in_on} \quad (4)$$

式中, N_G 和 a_i 、 b_i 、 c_i 分别表示火电机组数量和机组 i 出力成本系数; $P_{i,t}^G$ 和 Y_{in_on} 分别表示 t 时刻下机组 i 的出力与机组启动、终止成本。

u_i^t 表示 t 时刻下机组 i 的状态, 则 Y_{in_on} 公式描述如下:

$$Y_{in_on} = \sum_{i=1}^{N_G} S_i^U (1 - u_i^{t-1}) u_i^t + S_i^D (1 - u_i^t) u_i^{t-1} \quad (5)$$

式中, G_i^U 和 G_i^D 分别表示 t 时刻下机组 i 启动、终止成本系数。

(2) 风力发电机组弃风惩罚成本 Y^w , 则 Y^w 描述如下:

$$Y^w = \sum_{w=1}^{N_w} C_w^w \Delta p_{w,t}^w \quad (6)$$

式中, N_w 和 $\Delta p_{w,t}^w$ 分别风电机组数量和 t 时刻下机组 w 的弃风量。

(3) 电力市场需求侧柔性用电负荷成本

柔性用电负荷用于描述虚拟储能形式, Y^s 为

$$Y^s = \sum_{j=1}^{N_s} C_{c_j}^s |P_{s,t}^s| \quad (7)$$

式中, $C_{c_j}^s$ 和 $P_{s,t}^s$ 分别表示柔性用电负荷 c_j 的工作成本系数与 t 时刻下的出力 ($P_{s,t}^s$ 值大于0的条件下说明储能系统处于能量存储状态; $P_{s,t}^s$ 值小于0的条件下说明储能系统处于放电状态)。

(4) 可转移用电负荷出力成本 Y^i 描述如下:

$$Y^i = \sum_{d=1}^{N_d} C_d^{in} \Delta p_{d,t}^{in} + C_d^{out} \Delta p_{d,t}^{out} \quad (8)$$

式中, C_d^{in} 和 $\Delta p_{d,t}^{in}$ 分别表示位于节点 d 的可转移用电负荷转入成本系数与时间段 t 相对用电负荷转入量; C_d^{out} 和 $\Delta p_{d,t}^{out}$ 分别表示可转移用电负荷转出成本系数与时间段 t 的转出量。

(5) 电力系统备用容量配置整体成本

p_k 表示第 k 个误差场景的概率, 则 Y^p 为

$$Y^p = \sum_{k=1}^{N_k} p_k (Y^{Gpr} + Y_k^i + Y_k^w + Y_k^s) \quad (9)$$

式中, N_k 和 Y^{Gpr} 分别表示误差场景数量与火电机组的旋

转备用成本; Y_k^i 和 Y_k^w 分别表示可终止负荷的终止成本和风力发电的二次弃风成本; Y_k^s 表示柔性用电负荷的计划成本。

1.2.2 约束条件

针对基于用电负荷预测的电力市场需求侧协同调度模型的目标函数, 设定约束条件为:

- (1) 不考虑网损条件下的等式约束;
- (2) 火电机组约束;
- (3) 可转移用电负荷约束;
- (4) 柔性用电负荷约束;
- (5) 潮流安全约束;
- (6) 联络线传输约束。

1.3 调度模型优化算法

优化算法主要采用改进遗传算法针对电力市场需求侧协同调度模型进行优化, 通过调度性能指标函数评价协同调度结果优劣。作为全局优化搜索算法, 遗传算法的主要优势体现在其搜索过程中不局限于搜索空间, 不限定所求解的不间断性, 且鲁棒性与并行性均较好。但遗传算法的实际应用也存在一些问题, 如有一定概率产生局部最优解, 以及无法保障收敛至全局最优等。针对这些问题, 对标准遗传算法进行改进, 具体改进内容如下:

(1) 选择处理: 遗传算法中, 各染色体都代表一个电力市场需求侧协同调度模型目标函数解, 利用轮盘赌选算法获取90%的模型目标函数解, 这样既保留了优秀的模型目标函数解, 同时也为部分较差的模型目标函数解提供了生存空间, 由此防止求解过程获取局部最优解。

(2) 交叉处理: 在判断两个电力市场需求侧协同调度模型目标函数解是否需要交叉时, 生成一个随机数与交叉概率进行对比, 满足条件即可实施交叉操作。

(3) 变异处理: 与交叉操作雷同。

(4) 进化逆转处理: 在交叉与变异处理基础上, 生成两个随机数, 并实施基因逆转, 确定进化后不同电力市场需求侧协同调度模型目标函数解的适应度值, 若结果更优则更新电力市场需求侧协同调度模型目标函数解。

(5) 精英选择处理: 排列模型目标函数解的适应度值, 选取十分之一插入至种群内, 保障种群数量与初始种群内的电力市场需求侧协同调度模型目标函数解数量相同。

2 结果与分析

本文提出基于凝聚层次聚类的电力市场需求侧协同调度优化方法。为验证本文方法在实际调度过程中的应用性能, 利用标准IEEE39节点系统作为研究对象进行本文方法测试, 系统中包含火电机组、风力发电机组以及用电负荷等, 测试过程中设定时间刻度为5 min。表1所示为本文方法测试过程中遗传算法求解目标函数时的参数

设定情况。表1所示为模型求解过程中遗传算法相关参数设定情况。

表1 参数设定

参数项	数值
种群规模	25
遗传代数	60
变异系数	0.75
惩罚参数寻优范围	0-100
核函数参数寻优范围	0-100
损失函数寻优范围	0.001-1
交叉概率	0.65
变异概率	0.65/染色体码长

2.1 用电负荷预测结果

采用本文方法对研究对象2022年3月—2022年7月间的用电负荷情况进行预测,并与实际用电负荷情况进行对比,所得结果如表2所示。分析表2得到,采用本文方法对研究对象的用电负荷进行预测时,预测误差基本在1.8%以内,由此说明本文方法具有较高的用电负荷预测精度,有利于后续需求侧协同调度优化的准确求解,可在一定程度上提升调度模型应用性能。

表2 用电负荷预测结果

时间	实际负荷值/亿 kWh	预测值/亿 kWh	误差率/%
2022年3月	8.352	8.205 1	1.76
2022年4月	9.001 5	9.125 4	1.38
2022年5月	10.088 1	10.235 6	1.46
2022年6月	10.713 4	10.582 4	1.22
2022年7月	11.215 4	11.406 5	1.70

2.2 本文方法调度结果

不同时间段不同区域内的风力发电与电力市场需求侧用电负荷在一定程度上都存在误差,但始终在该误差范围内变化。设定研究对象处于极端风险场景中:内部线路line21~22在某一时刻处于非计划检修状态,而风力发电机组G19和G31均产生显著预测误差状态下。在该极端风险场景下,采用本文方法对研究对象进行调度优化,总潮流爬坡问题解决与电压调度两方法验证本文方法性能。

2.2.1 潮流爬坡问题解决

在上述场景下,采用本文方法进行调度优化前后的潮流对比结果如图3所示。分析图3得到,在研究对象处于极端风险场景条件下,采用本文方法对研究对象进行调度优化前,研究对象用电负荷备用多汇聚在G12和G25风力发电机组上,剩余机组中的用电负荷备用较少,造成研究对象内联络线功率产生显著爬坡或越限问题。采用本文方法对研究对象进行调度优化后,研究对象内的柔性负荷参与到运行过程中,由此彻底解决了研究对象所产生的联络线间显著爬坡或越限问题。

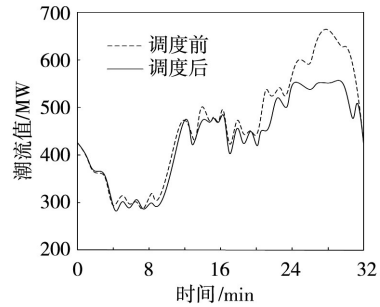


图3 采用本文方法前后的潮流对比结果

2.2.2 电压调度结果

在上述场景下,采用本文方法进行调度优化前后,研究对象内节点电压的波动情况如图4所示。分析图5可知,在研究对象处于极端风险场景的条件下,采用本文方法对研究对象进行调度优化,能够有效改善研究对象内局部电压幅值显著下降的问题,令各节点电压幅值始终保持在0.95 p.u以上。实验结果说明采用本文方法对研究对象进行调度优化能够有效提升研究对象极端风险场景下的局部电压稳定性。

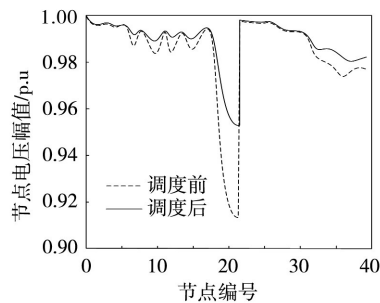


图4 自适应调度对节点电压的作用

2.3 普适性分析

为分析本文方法的普适性,设定研究对象内发电机组数量(包括火力发电机组与风力发电机组等)分别在4个、8个和16个的条件下,区域范围内整体运行成本、风电消纳率、弃风成本比例等普适性分析指标,所得结果如表3所示。分析表3得到,在研究对象火电机组数量逐步增长的条件,本文方法的区域范围内整体运行成本,弃风总成本和机组启、停成本也随之增长,但风电消纳率与弃风成本比例相对稳定,这表明本文方法具有较好的普适性与稳定性。

表3 普适性分析结果

普适性分析指标	发电机组数量/个		
	4	8	16
区域范围内整体运行成本/万元	50.55	119.94	563.32
弃风总成本/万元	2.96	6.83	24.03
机组启、停成本/万元	1.81	6.82	44.68
风电消纳率/%	91.01	96.97	98.22
弃风成本比例/%	4.68	5.17	4.32

(下转第17页)