

基于LGBM算法的互联微电网能量优化管理

曾希哲¹, 曾松¹, 黄仁志¹, 曾峰²

(1. 国网江西省电力有限公司赣州供电分公司, 江西 赣州 341000; 2. 国网江西省电力有限公司萍乡供电分公司, 江西 萍乡 337000)

摘要:安全灵活、经济高效与节能环保是分布式发电技术的内在优势,分布式发电对促进我国可再生能源的深度开发利用意义重大。微电网的提出旨在充分发挥分布式电源效能,有效提高分布式电源的利用效率。随着未来微电网大量出现,一定区域内多个微电网互联互供将形成互联微电网,实现能源利用的互补,能够进一步提高可再生能源利用效率,减少能量损耗,降低成本,同时增强系统的灵活性和适应性,如何实现互联微电网的能量优化成为亟待解决的问题。因此建立了互联微电网能量优化管理双层调度模型,下层优化以微电网全天总收益为目标对分布式电源及储能装置协调优化,采用LGBM集成学习算法进行上层能量优化,全面提升了对各微电网输出功率计算的准确度,并极大减少了对历史数据训练所需时间,算例结果表明,基于LGBM算法的互联微电网上层能量优化更能适应调度需求,提高了可再生能源消纳能力和互联微电网运行经济性。

关键词:互联微电网;双层调度;粒子群算法;BP神经网络;LGBM算法

中图分类号:TM 73 **文献标志码:**B **文章编号:**1006-348X(2024)05-0022-05

0 引言

随着国家政策的开放,以风力发电、光伏发电为代表的低碳发电产业得到了快速的发展,如我国风电装机容量持续增长,2023年累计装机容量近4.7亿千瓦,同比增长20.7%,这一数据反映了我国风电产业的快速发展和对可再生能源的重视。具体到全球比例,我国风电装机容量占全球风电装机总量的比例不断提升,2023年,中国大陆风力发电量占全球的比重为38.1%,显示了我国在全球风电领域的重要地位和贡献。我国大型风电场和太阳能电场主要位于西北部风能、太阳资源丰富的地区,与东南沿海的负荷中心成逆向分布,造成这些地区“三弃现象”的产生。因此,迫切需要促进风能、光伏等可再生能源的消纳,改善燃煤带来的环境污染问题^[1]。

1 互联微电网能量优化管理

微电网作为分布式电源与大电网之间的“接

口”^[2],弥补了分布式电源作为“不可控源”的不足,实现了分布式电源的大规模接入,使得分布式电源的优势得以充分地发挥,具有清洁能源容纳能力强、分布式电源接入方式多样、储能装置管理方便、运营方式灵活、适应发展趋势等特点。

微电网有并网运行和孤岛运行两种模式^[3],在这两种模式下,微电网内的分布式电源及储能装置可以存在多种运行状态、出力组合,如何配合这些电源的特性,联合起来控制电源发电量,对微电网稳定经济运行具有重大意义。微电网的能量管理即通过发电优化调度、储能管理及负荷协调等方式,实现微电网的优化运行^[4]。

2 基于双层调度结构的互联微电网能量管理

2.1 互联微电网能量管理模型

互联微电网能量管理常见的方式包括集中式和分布式优化,集中优化可以实现多个微电网的聚合操作,可以优化互联微电网系统中各分布式电源输出,提高整体效益,缺点是其要求各微电网充分共享内部

收稿日期:2024-07-10

作者简介:曾希哲(1994),男,硕士,工程师,主要从事变电一次检修及试验工作。

信息,在计算过程中增多了维数,降低了求解速度及准确性^[5];分布式优化通过微电网之间连续交换变量来实现分布式迭代求解,变量一般为微电网中的负荷、发电、成本的整体信息,微电网各主体隐私性较好,缺点为主体数量增加,导致信息交互和计算复杂化,容易缺失信息。若将互联微电网分层调控求解问题,按层次分为互联层面调度的主问题和微电网内部调度的子问题,在子问题求解过程中保证各个微电网经济运行求取最优调控方案,在主问题求解过程中考虑各个微电网之间的协调调度,耦合各个子问题的变量关系,通过上层管控,引导各个微电网寻优的导向^[6],即采用互联微电网双层调度结构,则兼顾了两者的优点,规避了不足。图1为互联微电网双层调度结构,下层为微电网的优化控制,上层为互联微电网的互联管理层。

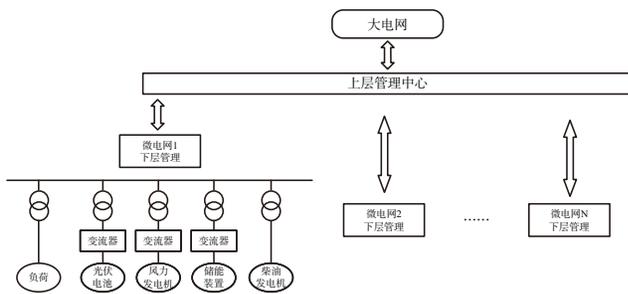


图1 上下双层互联微电网能量管理

2.2 目标函数

以 $P_{xy}(t)$ 表示 t 时段微电网 x 和微电网 y 之间的能量交互功率,大电网交互功率为 $P_d(t)$,而在日前调度情形已知各微电网报出的电价 I_{xy} 和生产成本 C_{xy} , t 时段从大电网购售电费用为 $C_d(t)$,则 t 时段互联微电网总收益 $F(t)$ 为:

$$F(t) = \sum F_x(t) + \sum (I_{xy} - C_{xy}) P_{xy}(t) - C_d(t) P_d(t) \quad (1)$$

其中,式(1)右边第一部分为下层控制反馈的优化后收益,第二部分为通过交互产生的收益减去互联微电网互联的线路运行维护的费用,第三部分为与大电网交互的购售电支出(收益)。

对于互联层,其目标函数为:

$$F_U(t) = \max(F(t)) \quad (2)$$

互联层的目标函数为互联微电网总收益最大,基于各个微电网反馈的富余或缺额能量,微电网间采用潮流计算模型并考虑网损、功率平衡等多方面影响,考虑向大电网购售电,微电网间能量交互产生的费

用,基于粒子群优化算法求得最优,并将最优结果下发至各单个微电网得到具体结果。

2.3 约束条件

互联的微电网间考虑电网物理模型约束,满足潮流计算约束条件,为了方便计算机计算潮流,通常会对电网中的节点进行划分,包括PQ节点、PV节点和平衡节点。PQ节点有功功率和无功功率已知,PV节点有功功率和节点电压已知,而平衡节点全网只有一个,起到平衡电网潮流的作用,其节点电压幅值和相位已知^[7]。

将互联微电网等效为潮流计算的节点,其类型也能用这三种节点概括,大电网接入点可视为平衡节点,将下层优化反馈的微电网有功缺额和富余能量视为PQ节点的有功,可以将微电网表示为潮流计算节点,如图2所示。对于作为节点的微电网,若其分布式电源和储能装置容量不足以保证微电网内所有负荷在主电源的正常供电时,采取策略是:优先考虑从互联微电网中有富余能量的节点获取,按照内部报价计算成本及效益;其次是从大电网购电满足微电网负荷,即平衡节点供电,按照大电网协议价格计算成本及效益;最后是撤出微电网部分可规划负荷以最大限度地保证重要负荷供电,即减少部分节点负荷需求,考虑负荷规划成本计算支出及效益。

通过潮流计算,可以真实而有效地计算出微电网之间的能量交互量,即 t 时段微电网 x 和微电网 y 之间的能量交互功率。文中采用牛顿-拉夫逊法进行潮流计算。

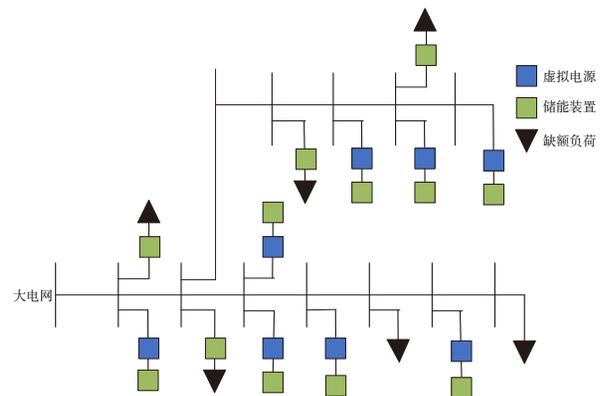


图2 互联微电网潮流计算等效模型

2.4 LGBM算法

LGBM(Light Gradient Boosting Machine)算法是梯度提升决策树的一种,梯度提升算法的每一个子模型都是一个决策树,其具有训练效果好、不易过拟合

等优点,被用于排序、分类、回归等多种机器学习任务,支持高效率的并行训练。LGBM包含两个关键点:L即轻量级,GBM即梯度提升机,采用了学习算法进行的决策树。

决策树作为一种分类和回归的方法,其结构呈树形结构,大多数情况下为二叉树,在每一个叶子节点上,根据某一判断条件,输出“符合条件”和“不符合条件”两类,不断重复向下输出,可以认为是定义在特定空间与类空间上的条件概率分布。决策树的创建包括3个主要步骤:特征选择、决策树的生成和决策树的修剪,该方法具有可读性高、分类速度快的优点。决策树的分裂方法分为两类,一类是按层分裂的学习方法,如图3所示;另一类是按叶子分裂的学习方法,如图4所示。

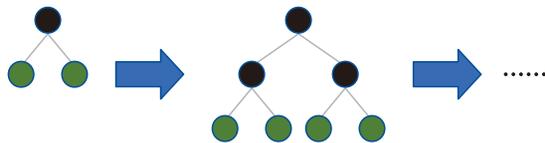


图3 按层分裂方式

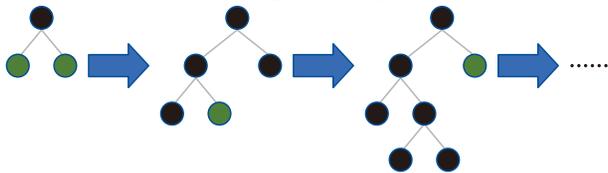


图4 按叶子分裂方式

提升算法是用一系列子模型的线性组合来完成学习任务的^[8],它分为两种类型:AdaBoost和梯度提升,LGBM属于梯度提升,梯度提升的思想是:一次性迭代变量,迭代过程中,逐一增加子模型,并且保证损失函数不断减小。

假设 $f_1(X)$ 为子模型,复合模型为:

$$F_m(X) = \partial_0 f_0(X) + \partial_1 f_1(X) + \dots + \partial_m f_m(X) \quad (3)$$

损失函数为 $L[F_m(X), Y]$,每一次加入新的子模型后,是损失函数不断朝着信息含量次高的梯度减小:

$$L[F_m(X), Y] < L[F_{m-1}(X), Y] \quad (4)$$

在微电网大样本和高维度的环境下,传统的提升算法在效率和可扩展性上不能满足需求,主要的原因就是传统的提升算法需要对每一个特征都要扫描所有的样本点,选择最好的切分点,非常耗时。LGBM被提出的主要原因是为了解决处理海量数据遇到的问题,让提升算法可以更好更快地应用于实

践。LGBM采取了两种办法,减少大样本高纬度数据的环境下耗时的问题:一是基于梯度的单边采样,不是使用所用的样本点来计算梯度,而是对样本进行采样来计算梯度;二是互斥特征捆绑,其并非使用所有的特征来进行扫描获得最佳的切分点,而是将某些特征捆绑在一起,降低特征的维度,是寻找最佳切分点的消耗减少。

LGBM算法是分布式的、高效的、前沿的^[9],它具有以下优势:速度和内存使用的优化,减少分割增益的计算量、通过直方图的相减来进行进一步的加速、减少内存的使用,减少并行学习的通信代价;稀疏优化;准确率的优化:按叶子分裂的决策树生长策略、类别特征值的最优分割;网络通信的优化;并行学习的优化:特征并行、数据并行、投票并行;GPU支持可处理大规模数据。

2.5 基于LGBM算法的最优能量管理求解

在基于双层调度结构的互联微电网能量管理模型中,通过机器学习算法,对历史优化数据进行学习训练,可以预测下层反馈数据对应的互联层,最终优化结果,下层则可以直接应用于微电网的能量优化,因此可将互联微电网能量管理上层优化基于LGBM进行,此时互联微电网能量管理结构如图5所示。

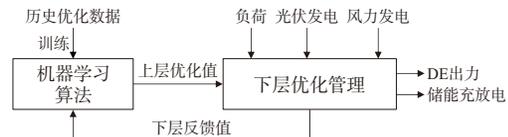


图5 基于LGBM算法的最优能量管理求解

通过历史数据应用,双层调度能量优化模型可以得到大量的下层优化第一次反馈数据、及上层的最终优化的各微电网出力数据,通过该数据训练BP神经网络,则能了解下层反馈数据对上层最终优化结果的映射关系的逼近,从而省去复杂的上层优化和上、下层信息联动过程。

3 算例分析

基于MATLAB编程,将五个微电网系统加入IEEE5节点系统模型进行互联,互联网架参数如图6所示。五个微电网分布式电源及储能装置相关参数^[10]如表1和表2所示,微电网1配备一个额定装机容量150 kW的风力发电机和一个额定容量为200 kW

的光伏电池,微电网2配备一个额定容量为250 kW的光伏电池,微电网3配备一个额定装机容量150 kW的风力发电机,微电网4一个额定装机容量250 kW的风力发电机,微电网5配备一个额定容量为150 kW的光伏电池。五个微电网均配备了1台极限出力50 kW的柴油发电机,和一个容量上限1 000 kWh,充放电上限100 kW的储能装置。

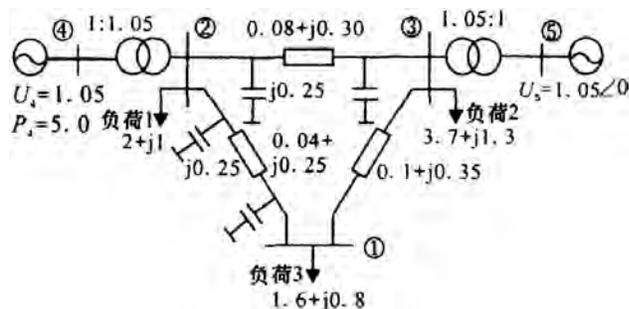


图6 IEEE5节点图

表1 五个微电网配置参数

指标	MG1	MG2	MG3	MG4	MG5
极限出力/kW	[0,400]	[0,300]	[0,200]	[0,300]	[0,200]
风电机组容量/kW	150	/	150	250	/
光伏发电容量/kW	200	250	/	/	150
柴油发电机/kW	50	50	50	50	50
储能装置容量上限/kWh	1 000	1 000	1 000	1 000	1 000
储能装置充放电上限/kW	100	100	100	100	100

表2 风机及光伏电池相关参数

微电网	风机参数			光伏电池参数	
	$v'(m/s)$	$v_m(m/s)$	$v_{out}(m/s)$	η	$A(m^2)$
微电网1	15	4	25	0.2	1 000
微电网2	/	/	/	0.2	1 250
微电网3	15	4	25	/	/
微电网4	15	4	25	/	/
微电网5	/	/	/	0.2	750

在日前经济调度背景下,调度周期为24 h,每个时段间隔为1 h。对现有365组数据,训练集测试集比例7:3,调用LGBM模块进行训练,单颗树的叶子数取31,学习率取0.05,树的数目取20,通过训练好的LGBM对测试集数据进行训练得到学习结果,整个训练过程所用时间为3.516 s。

从表3可以看出,通过LGBM实现上层优化计算的误差得到了显著的降低,其在1 h和1 d的预测结果中,EMAPE分别达到3.37%和4.93%,远低于BP神经网络的8.79%和12.78%;而LGBM的ERMSE也明显低于BP神经网络,这得益于LGBM在算法上的优越性,对一些扰动因素可以较好的加以排除;而更快更精准的预测,对于互联微电网的整体经济也起到了至关重要的作用。可得其24 h出力曲线和收益曲线

比较如图7、图8所示。可以看出LGBM的预测基本吻合原始优化数据。

表3 LGBM算法与BP神经网络训练结果指标对比

模型	不同时间下 $E_{MAPE}/\%$		不同时间下 E_{RMSE}/kW	
	1 h	1 d	1 h	1 d
LGBM算法	3.37	4.93	4.36	5.48
BP神经网络	8.79	12.78	12.61	17.96

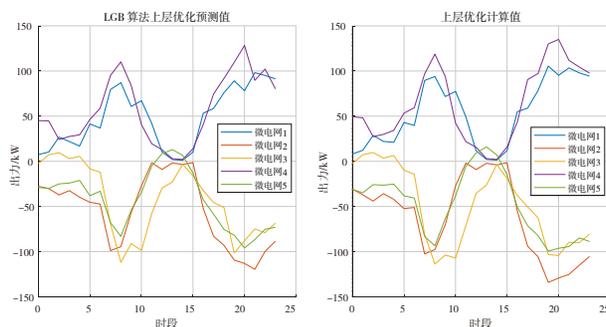


图7 LGBM算法对24 h出力预测曲线

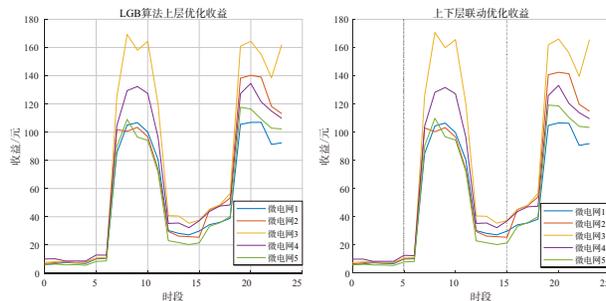


图8 基于LGBM算法的上层优化收益曲线

对微电网1出力单独分析如图9所示,从中可以看出,相较于BP神经网络,LGBM的预测结果与原始优化数据更贴近,而且不会出现某些时刻按比例大幅变化的情形,体现出了其对于扰动数据更好的鲁棒性。

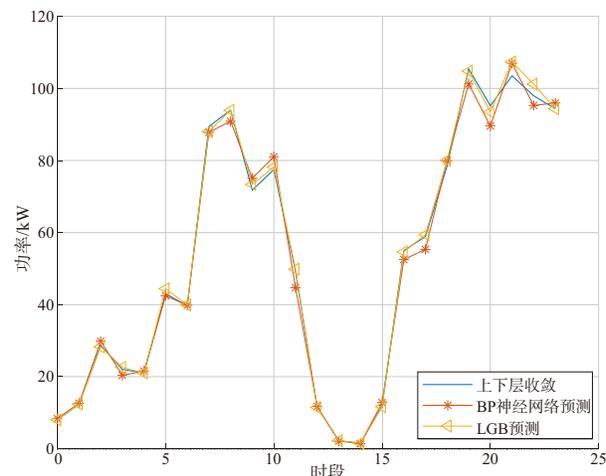


图9 微电网1出力预测结果比较

整体结果分析对比如表4、表5所示,由表中仿真数据可以看出,使用LGBM进行上层优化计算,相对

BP神经网络优化结果经济性上升,且最终用户利用的风光电能高于BP神经网络优化结果,且训练时间由BP神经网络的分钟级降至秒级,在各方面均优于BP神经网络,能够更好地应用于生产实践以及处理互联微电网的瞬时性问题。

表4 基于两种机器学习算法优化收益结果

微电网	基于LGBM算法的24h互联收益	基于上下层联动的24h互联收益
MG1	1 260.61	1 252.60
MG2	1 437.26	1 447.36
MG3	1 882.59	1 894.54
MG4	1 549.72	1 538.28
MG5	1 251.73	1 259.16
合计	7 381.93	7 391.96

表5 基于两种机器学习算法结果比较

指标	基于BP神经网络的24h优化	基于LGBM算法的24h优化
计算收益/元	7 296.65	7 381.93
风光利用电能/kWh	7 832.63	7 895.82
训练时间/s	1 413.367 2	3.516

4 结语

随着微电网技术的深入发展,未来终将出现多个微电网同时接入大电网的情况,对多微电网互联的能量优化调度的研究具有十分现实的意义。文中构建了一种针对互联微电网日前调度的双层调度结构的能量优化模型,下层为基于动态规划的微电网分布式电源及储能装置管理,通过协调风光储和常规发电元件实现微电网最大的经济收益,上层为采用潮流计算通过粒子群算法进行求解的互联层优化调度,潮流计算算法采用牛顿-拉夫逊法,上层与下层仅有少量的数据传输,对微电网隐私一定保护作用,通过上下层

信息联动,得出互联微电网整体经济性最优调度方案,同时各微电网自身经济性保持优化,文中采用了最新的机器学习算法LGBM算法,进行上层能量优化的预测,缩短了训练过程所需时间,并提升了预测精度,使得该模型更适用于生产实际和更短时间内的优化调度,更好地实现互联微电网能量优化管理。

参考文献:

- [1] 鲁宗相,王彩霞,闵勇,等.微电网研究综述[J].电力系统自动化,2007(19):100-107.
- [2] 王程,刘念.基于交替方向乘子法的互联微电网系统分布式优化调度[J].电网技术,2016,40(9):2675-2681.
- [3] 陈朝宽,张靖,何宇,等.基于Cornish-Fisher级数和半不变量法的含光伏配电系统风险评估[J].电力自动化设备,2021,41(2):91-96.
- [4] 梁龙基,张靖,何宇,等.基于博弈论的互联微电网多主体协同优化配置[J].电子科技,2021,34(7):43-49+78.
- [5] 米阳,李战强,吴彦伟,等.基于两级需求响应的并网微电网双层优化调度[J].电网技术,2018,42(6):1899-1906.
- [6] 陈其森,汪湘晋,池伟,等.多微电网互联系统能量管理方法研究[J].电力系统保护与控制,2018,46(11):83-91.
- [7] 王成山,郑海峰,谢莹华,等.计及分布式发电的配电系统随机潮流计算[J].电力系统自动化,2005(24):39-44.
- [8] 王天华.基于改进的GBDT算法的乘客出行预测研究[D].大连:大连理工大学,2016.
- [9] 张旭东,钱仲文,沈思琪,等.一种基于LSTM与LGBM的电力负荷预测算法[J].系统工程,2019,37(1):152-158.
- [10] 王鹤,李国庆.含多种分布式电源的微电网控制策略[J].电力自动化设备,2012,32(5):19-23.