

DOI:10.12158/j.2096-3203.2021.01.009

基于极端场景分析的中长期交易校核方法

代江¹, 田年杰¹, 单克¹, 赵翔宇¹, 张德亮², 黄红伟²

(1. 贵州电网有限责任公司电力调度控制中心, 贵州 贵阳 550002;

2. 北京清大科越股份有限公司, 北京 100084)

摘要:为解决新能源、负荷等边界数据波动影响电力市场交易校核结果的问题,提出一种基于极端场景分析的中长期交易校核方法。首先,根据边界数据预测偏差对校核结果的影响,将波动性边界数据划分为正向与负向数据两大类;其次,对照传统确定性校核方法,定义中长期交易校核中的极端场景;然后,基于多时序机组组合模型,构建面向极端场景的中长期交易校核方法,量化不同发电企业交易电量的预期执行情况;最后,对我国某省电网实际数据构造的算例进行分析,结果表明极端场景分析能有效辨识基态场景下难以发现的运行问题。所提方法能更准确地辨识极端场景下中长期交易电量的执行偏差,提升交易校核结果的可行性,适用于高比例新能源接入的省级电网。

关键词:中长期市场;安全校核;极端场景;边界数据;多时序机组组合

中图分类号: TM743

文献标志码: A

文章编号: 2096-3203(2021)01-0065-07

0 引言

中长期市场交易是我国当前电力市场化交易的主要形式。随着我国市场化改革的不断深入,中长期交易电量规模快速增长。以贵州省为例,近三年市场交易电量年均增长率近30%,目前交易电量已超过全省用电量的50%。交易规模的快速增长,对中长期交易校核的准确性提出了更高要求,调度机构亦面临着严峻挑战^[1-3]。

中长期交易校核是指调度机构按照电网安全稳定运行控制要求,依据新能源预测等边界数据,判定各发电厂市场交易预出清结果可行性,并提出修正意见的过程^[4-5]。根据我国中长期市场有关规定,调度机构不仅负责中长期交易校核,同时应保证交易结果执行^[6]。电力市场建设之初,市场交易规模较小,调度机构对边界数据预测误差导致的执行偏差调控手段较为充足,因此多采用确定性校核方法。文献[4-5]介绍了电网现行的中长期市场交易校核模式,提出了基于“安全约束机组组合+安全约束经济调度”的双层校核体系,通过模拟调度运行过程分析交易结果的可行性。文献[7]对上述方法进一步简化,选取典型场景确定机组负荷率合理区间,并采用月度机组组合模型进行校核。文献[8]提出了针对双边交易的简化校核方法,通过评估交易双方联络通道的承载能力和系统调峰需求,

得到校核结果。

随着市场发展,中长期交易电量规模快速增长。同时新能源快速发展下,燃煤电厂的发电空间受到挤压。交易校核环节的边界数据不确定性增大,传统确定性交易校核方法面临严峻挑战^[9-11]。如何考虑边界数据不确定性,提升校核准确率已成为该领域研究的重点。目前该方向的研究尚处于起步阶段,部分文献借鉴传统机组组合领域研究,提出了基于多场景预测数据的校核方法^[12]。然而由于交易校核与机组组合目标不同,上述方法中大量预测场景并非交易校核中所需研究的极端场景,容易出现关键场景被数据湮没的情况。

为此,文中提出一种基于极端场景分析的中长期交易校核方法。首先,介绍极端场景的基本概念,根据不同类型数据对交易校核结果的影响,将波动性边界数据划分为正向、负向数据;其次,考虑边界数据的组合情况,按照极端场景的筛选标准,选定需要重点考虑的极端场景;然后,在此基础上,利用多时序机组组合模型对极端场景下调度运行过程进行模拟,计算校核结果及其发生概率;最后,利用某省电网实际数据构造算例,对文中所提方法的有效性进行验证。

1 极端场景概念与筛选

文中研究的极端场景筛选是指中长期市场交易中考虑多场景边界数据,筛选得到最不利于交易结果执行的边界数据场景集合。首先研究中长期交易校核所依据的边界数据,根据对校核结果的影

收稿日期:2020-07-15;修回日期:2020-08-29

基金项目:国家自然科学基金资助项目“具备强解释性的深度神经网络透明化智能电网故障诊断模型”(51907035)

响对其进行分类;基于上述边界数据分类,结合边界数据多场景预测实际情况,提出极端场景筛选标准和实施流程。

1.1 边界数据特性分类

由于中长期交易校核时间跨度较长,所依据的新能源功率预测、负荷预测等边界数据均存在较大的不确定性^[13-14]。依据边界数据的不确定性程度,可将中长期交易所依据的边界数据划分为确定性和波动性边界数据两大类,如图1所示。

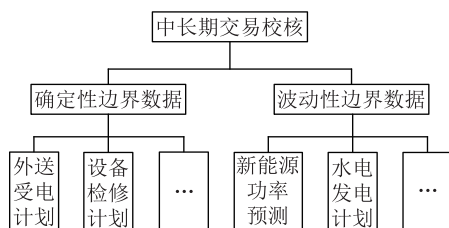


图1 中长期交易校核边界数据分类

Fig.1 Boundary data classification of long and medium-term trading check

所谓确定性边界数据是指该类数据波动概率较低,可不考虑其波动性对校核结果的影响,主要包括外送受电计划、设备检修计划等。而新能源功率预测、水电发电计划等波动性边界数据,受气象预报等因素影响较大,不确定性较高,中长期校核期间预测数据误差较大,须考虑预测误差对校核结果的影响^[15-16]。

按照预测误差对交易校核的影响,可进一步将波动性边界数据划分为正向和负向数据两类。正向数据是指实际执行中该边界数据的正向波动,即实际数值高于预测值,有利于校核结果执行。而负向数据则与之相反,当其产生正向预测误差时,不利于校核结果的执行。以负荷预测和新能源预测为例进行说明,当系统负荷存在正向预测误差,即实际负荷高于预测值时,发电需求增加,有利于交易结果实际执行;若风电、光伏等新能源出现正向预测误差,为消纳新能源,必将调减其他类型电源发电,燃煤电厂的发电空间将受到挤压,影响其交易结果的执行。

1.2 极端场景筛选

传统确定性中长期交易校核中,主要采用发生概率最高的波动性边界数据场景。文中将传统确定性中长期交易校核依据的场景称为基态场景。为量化波动性边界数据预测误差对交易校核的影响,主要采用多场景预测模型。多场景预测结果如图2所示。对于正向数据,若高于基态场景下的预测数据,均有利于交易结果执行,不属于极端场景

考虑范畴;而对于负向数据,若低于基态场景下的预测数据,也不属于极端场景的考虑范畴。

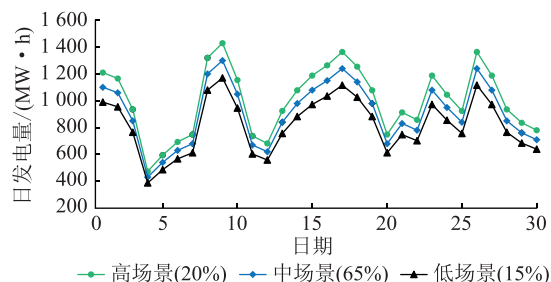


图2 多场景预测结果

Fig.2 Multi-scenario forecast results

进一步考虑不同类型波动性边界数据的组合情况,文中中长期交易校核研究的极端场景为所有波动性边界数据均为不利于交易校核的场景组合。各波动性边界数据不同预测场景组合下的判定结果如表1所示。

表1 极端场景组合分析

Table 1 Extreme scenario combination analysis

场景	新能源预测误差	水电发电计划误差	负荷预测误差	极端场景
一	正向	正向	正向	否
二	正向	正向	负向	是
三	正向	负向	正向	否
四	正向	负向	负向	否
五	负向	正向	正向	否
六	负向	正向	负向	否
七	负向	负向	正向	否
八	负向	负向	负向	否

由表1可知,只有当新能源预测、水电发电计划高于基准场景预测值,而负荷预测低于基准场景预测值时,符合极端场景判定标准。相较于原场景组合,极端场景数量显著下降,校核结果判定准确率明显提升。表1中,基于风电、光伏、负荷的多场景预测数据,全网可能的运行场景组合共8项;而极端场景数仅1项。因此,考虑极端场景的校核方法将大幅减少需考虑的场景数量。但从校核目标来看,极端场景能够量化最恶劣的校核边界情况,直接对极端场景进行分析更有利于调度机构把握实际运行的极端状况。

调度机构开展中长期交易校核时,重视极端场景的根本原因在于调度机构不仅负责交易校核,还应保障交易结果执行。因此,在校核环节必须充分考虑极端场景下交易结果的执行风险,为实际执行预留足够的裕度。特别是新能源占比较高的地区,由于中长期预测准确率难以保证,新能源预测偏差

导致交易结果执行困难的问题将更加突出,极端场景分析的需求更为迫切。

2 面向极端场景的交易校核流程与方法

2.1 实施流程

基于上述极端场景的定义与筛选,提出面向极端场景的交易校核实施方法,主要包括 3 个关键步骤。

(1) 极端场景筛选。

新能源、负荷、水电等多场景预测技术已较为成熟,可参考文献[17—20]计算得到多场景预测结果。对于正向数据,数值低于基准场景的所有场景均属于负向误差范畴;而对于负向数据,数值高于基准场景的所有场景均属于正向误差范畴。按照表 1 中的极端场景组合特性进行筛选组合即可得到极端场景列表。

需要特别注意的是,由于极端场景剔除了大量无效场景,组合后极端场景概率将小于 1。为此,需要对极端场景概率进行还原,可表示为:

$$\hat{\rho}_s = \frac{1}{P_T} \rho_s \quad (1)$$

式中: ρ_s , $\hat{\rho}_s$ 分别为还原前、后极端场景的发生概率; P_T 为极端场景还原前总概率,即极端场景发生概率之和,可表示为式(2)。

$$P_T = \sum_{s=1}^{N_s} \rho_s \quad (2)$$

式中: N_s 为极端场景总数。

(2) 基于多时序机组组合的运行模拟。

根据各极端场景的波动性边界数据预测值,实施运行模拟即可得到该场景下的交易校核结果。为简化计算量,采用文献[7]提出的多时序机组组合模型对极端场景进行运行模拟分析。

(3) 基于极端场景运行模拟的交易校核分析。

汇总各极端场景下的校核结果,并进行统计分析,为调度运行人员交易校核提供决策参考。

2.2 基于多时序机组组合的运行模拟

极端场景下机组组合模型以极端场景的新能源预测、负荷预测、水电发电计划为边界。模型以期望交易电量执行偏差最小为优化目标,可表示为:

$$\min \sum_{p=1}^{N_p} \sum_{s=1}^{N_s} \hat{\rho}_s (\Delta E_{p,s}^{CF} + \Delta E_{p,s}^{CN}) \quad (3)$$

式中: N_p 为全网发电厂数量; $\Delta E_{p,s}^{CF}$, $\Delta E_{p,s}^{CN}$ 分别为发电厂 p 在极端场景 s 下的正、负向电量偏差。

所需要考虑的约束条件包括电力平衡约束、断面传输能力约束、机组发电能力约束、机组爬坡能

力约束、机组启停状态变量约束、机组最小持续时间约束、电厂交易电量偏差约束、水电站运行约束、偏差电量取值范围约束和机组状态变量取值范围约束。依次可表示为:

$$\sum_{c=1}^{N_C} P_{c,s,d,t}^C + \sum_{n=1}^{N_N} P_{n,s,d,t}^N + \sum_{w=1}^{N_W} P_{w,s,d,t}^W = \sum_{b=1}^{N_B} P_{b,s,d,t}^B \quad (4)$$

$$P_o^{S,\min} \leq \sum_{c=1}^{N_C} G_{c,o} P_{c,s,d,t}^C + \sum_{n=1}^{N_N} G_{n,o} P_{n,s,d,t}^N + \sum_{w=1}^{N_W} G_{w,o} P_{w,s,d,t}^W + \sum_{b=1}^{N_B} G_{b,o} P_{b,s,d,t}^B \leq P_o^{S,\max} \quad (5)$$

$$u_{c,d} P_c^{C,\min} \leq P_{c,s,d,t}^C \leq u_{c,d} P_c^{C,\max} \quad (6)$$

$$u_{c,d} P_c^{PC,\min} \leq P_{c,s,d,t}^C - P_{c,s,d,t-1}^C \leq u_{c,d} P_c^{PC,\max} \quad (7)$$

$$u_{c,d} - u_{c,d-1} = u_{c,d}^s - u_{c,d}^e \quad (8)$$

$$\sum_{\tau=d_1}^{d_4+T_{L,\min}} (u_{c,\tau}^s + u_{c,\tau}^e) \leq 1 \quad (9)$$

$$\sum_{c,c \in p} \sum_{d=1}^{N_D} \left(\Delta T \sum_{t=1}^{N_T} P_{c,s,d,t}^C \right) - E_c^C - \Delta E_{p,s}^{CF} + \Delta E_{p,s}^{CN} = 0 \quad (10)$$

$$\sum_{t=1}^{N_T} P_{w,s,d,t}^W = E_{w,s,d}^W \quad (11)$$

$$\Delta E_{p,s}^{CF}, \Delta E_{p,s}^{CN} \geq 0 \quad (12)$$

$$u_{c,d}, u_{c,d}^s, u_{c,d}^e \in \{0,1\} \quad (13)$$

式中: N_C , N_N , N_W , N_B 分别为全网燃煤机组台数、新能源座数、水电站数量和负荷节点数; $P_{c,s,d,t}^C$, $P_{n,s,d,t}^N$, $P_{w,s,d,t}^W$, $P_{b,s,d,t}^B$ 分别为燃煤机组 c 、新能源 n 、水电站 w 和负荷节点 b 在极端场景 s 下第 d 天时段 t 的发电功率或负荷需求; $P_o^{S,\max}$, $P_o^{S,\min}$ 分别为运行断面 o 最大、最小传输能力; $G_{c,o}$, $G_{n,o}$, $G_{w,o}$, $G_{b,o}$ 分别为燃煤机组 c 、新能源 n 、水电站 w 和负荷节点 b 与运行断面 o 的功率转移分布因子; $P_c^{C,\max}$, $P_c^{C,\min}$ 分别为燃煤机组 c 最大、最小发电能力; $P_c^{PC,\max}$, $P_c^{PC,\min}$ 分别为燃煤机组 c 最大、最小爬坡能力; $T_{L,\min}$ 为燃煤机组的最小持续运行时间; d_1 为任意的运行日; N_D 为待校核月的天数; N_T 为每个运行日时段数; ΔT 为对应划分时段间隔时长; E_c^C 为燃煤机组 c 的电量计划; $E_{w,s,d}^W$ 为极端场景 s 下水电站 w 在第 d 天的电量计划; $u_{c,d}$, $u_{c,d}^s$, $u_{c,d}^e$ 分别为燃煤机组 c 的运行状态变量、启动状态变量和停机状态变量。上述约束关系均为多时序机组组合问题中常用的约束条件,各表达式及变量具体含义可参考文献[7]。

以式(3)为优化目标、式(4)—式(13)为约束条件,即可构建基于极端场景的中长期机组组合模型。该模型本质上为混合整数线性规划问题,可采

用分支定界法等数学优化方法或直接调用 Cplex 等商用规划软件包求解,详细求解过程可参考文献 [21—22]。通过求解该模型,不仅可以得到极端场景下交易电量执行偏差期望值,还能得到存在交易电量执行偏差的极端场景及对应的偏差电量。

2.3 基于极端场景运行模拟的交易校核分析

若某一极端场景下交易电量执行偏差不为 0,则表明该场景交易校核不通过。当利用极端场景运行模拟进行分析,并制定交易校核结论时,为保证清洁能源消纳,需要综合考虑校核不通过的极端场景发生概率及其执行偏差电量水平。为此,规定当且仅当校核不通过的极端场景总发生概率及其期望交易电量执行偏差均在可控范围内时,交易校核通过。校核标准为:

$$\sum_{e=1}^{N_E} \rho_e \leq \rho_{lim} \quad (14)$$

$$\sum_{e=1}^{N_E} \hat{\rho}_e E_e^{CF} \leq E_{lim}^{CF} \quad (15)$$

式中: N_E 为校核不通过的极端场景数; ρ_e , $\hat{\rho}_e$ 分别为校核不通过的极端场景 e 还原前后发生概率; E_e^{CF} 为极端场景 e 的交易电量执行偏差; ρ_{lim} , E_{lim}^{CF} 分别为校核中采用的概率限值和预期电量执行偏差限值,可由调度人员根据电网实际情况、参考历史经验设定。

3 算例分析

3.1 基础数据

以某省区电网实际数据构造算例验证所提方法的有效性。该省区电网共有燃煤电厂 15 座,总装机容量 21 000 MW,总交易电量 96 亿 kW·h,详细数据见表 2。

多场景负荷预测结果见图 3。系统负荷预测包括高、中、低 3 个场景,其发生概率依次为 20%, 50%, 30%, 对应用电需求分别为 125.8 亿 kW·h, 132.5 亿 kW·h, 139.1 亿 kW·h。

多场景水电站发电计划见图 4。水电站发电计划包括高、中、低 3 个场景,其月发电量计划分别为 16.05 亿 kW·h, 14.5 亿 kW·h, 12 亿 kW·h, 对应发生概率分别为 20%, 50%, 30%。

多场景新能源预测见图 5。新能源功率预测包括 5 个场景,其发生概率依次为 10%, 20%, 45%, 15%, 10%, 对应月度发电量分别为 8.11 亿 kW·h, 9.13 亿 kW·h, 10.14 亿 kW·h, 11.15 亿 kW·h, 12.17 亿 kW·h。

需要说明的是,为简化计算分析过程,算例中各

表 2 燃煤电厂基本信息

Table 2 Basic information of coal-fired power plants

序号	单机容量 /MW	机组数 /台	总装机 /MW	交易电量 /(亿 kW·h)
1	600	4	2 400	12.1
2	600	4	2 400	11.6
3	600	4	2 400	11.2
4	600	4	2 400	10.5
5	600	2	1 200	5.1
6	600	2	1 200	4.9
7	300	4	1 200	5.6
8	300	4	1 200	5.4
9	300	4	1 200	5.4
10	300	4	1 200	5.4
11	300	4	1 200	5.4
12	300	4	1 200	5.4
13	300	2	600	2.7
14	300	2	600	2.6
15	300	2	600	2.6

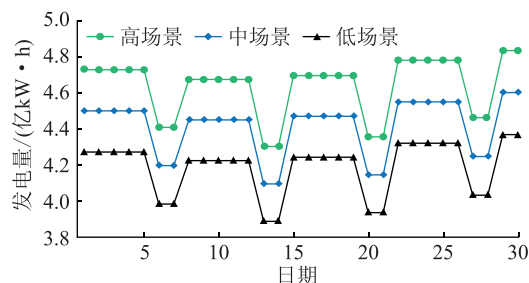


图 3 多场景负荷预测

Fig.3 Multi-scenario load prediction

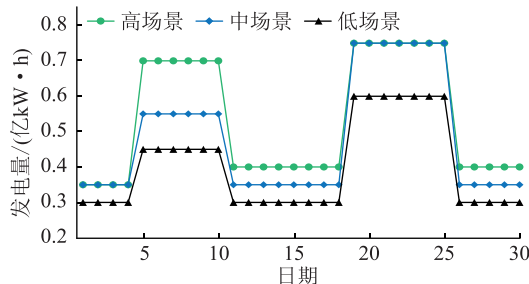


图 4 多场景水电站发电计划

Fig.4 Multi-scenario hydropower station generation schedule

运行日的负荷曲线、水电发电曲线、新能源发电曲线均采用 1 h 为间隔的典型日曲线,其中新能源采用峰谷比为 1.2 的典型曲线。若需更细致地分析各运行日不同峰谷特性下的运行差异,可进一步细化场景划分,对文中所提方法的使用并无显著差异。

3.2 极端场景筛选

确定性交易校核方法以发生概率最高的场景作为边界开展校核分析。算例中的负荷预测方案、

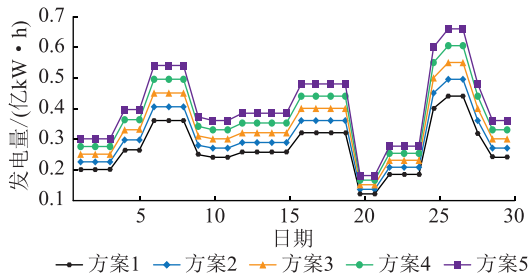


图5 多场景新能源预测

Fig.5 Multi-scenario new energy prediction

水电发电计划方案和新能源预测方案3共同构成确定性交易校核方法的边界数据。根据表1所述的极端场景组合方式,算例中需要研究的极端场景包括2个,详见表3。需要说明的是,根据极端场景对应的负荷、水电、新能源方案,可计算得到其发生概率分别为0.9%,0.6%,按照式(1)进行还原,得到对应的概率分别为60%,40%。

表3 极端场景
Table 3 Extreme scenes

极端场景	负荷预测方案	水电发电计划	新能源预测方案	发生概率/%
一	低	高	4	60
二	低	高	5	40

3.3 校核结果分析

进一步利用多时序机组组合算法对表3的极端场景进行运行模拟。各电厂机组开停计划下的运行情况如图6所示。

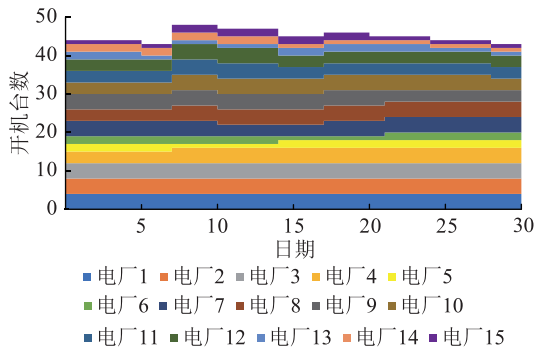


图6 电厂机组运行情况

Fig.6 Operation of power plant units

在此基础上,可计算得到交易电量执行偏差累计1.74亿kW·h,各电厂电量偏差分布情况如表4所示。其中正偏差表示较交易计划需要增加发电量,负偏差表示较交易计划需要减少发电量,其中最大偏差电量为0.56亿kW·h。

若更细致地分析不同场景下的交易电量偏差情况,可以发现基态场景和极端场景一均能满足运行要求,而极端场景二存在交易电量执行偏差,偏

表4 电厂偏差电量

Table 4 Power plant deviation power

编号	偏差电量/(亿kW·h)	编号	偏差电量/(亿kW·h)
1	-0.12	9	-0.32
2	0	10	0.21
3	0	11	0
4	0.56	12	0
5	0	13	0
6	0	14	0
7	-0.43	15	0
8	0.10		

差电量为1.74亿kW·h。根据该省实际情况,在利用极端场景分析法实施交易校核时,设定的出现交易电量执行偏差极端场景发生概率及预期偏差电量分别为3%,0.5亿kW·h。尽管极端场景二发生概率仅为0.6%,低于发生概率限值,但其偏差电量期望为0.7亿kW·h,超过了偏差电量限值。该结果表明,尽管出现交易电量执行偏差的极端场景发生概率较低,但其产生偏差电量的期望较大,一旦出现极端场景,偏差电量难以通过调度优化调整消除,此时校核不通过。该情况下,应对上述存在偏差电量的发电厂预出清结果做适当调整,为实际执行预留足够的调整空间。基于极端场景分析得到的各发电厂机组组合方式及偏差电量情况,对预期执行偏差进行统计。存在预期执行偏差的发电厂交易校核不通过,应对其交易电量进行调整。若执行偏差为正向电量偏差,则表明该发电厂交易电量计划不足,需要匹配基数电量,保证电网运行控制要求;若执行偏差为负向电量偏差,则表明该发电厂交易电量计划超出电网承载能力,需要调减其交易计划。

4 结语

与传统确定性校核方法相比,文中所提基于极端场景分析的中长期交易校核分析依据的是极端场景数据,更适用于清洁能源装机比例较高的省区,可为实际执行中消纳清洁能源、保障交易执行创造更有利的调控空间。后续可从3个层面开展进一步研究:

(1) 极端场景的精确辨识。更细致地分析不同边界数据的影响程度,开展不同场景下更加精细的校核分析。

(2) 多场景的交易校核方法。研究面向多场景的交易校核方法,提升运行模拟计算分析的执行效率。

(3) 概率化校核结果决策分析。研究基于概率化校核结果的判定方法,为调度人员提供更进一步

的决策参考。

本文得到贵州电网有限责任公司科技项目“电力中长期交易安全校核与优化调度研究及实现”(066500KK52180005)资助,谨此致谢!

参考文献:

- [1] 陈皓勇,陈玮,朱刚毅,等. “电力市场设计学”的基本概念及方法论[J]. 电力大数据,2018,21(6):1-8.
CHEN Haoyong, CHEN Wei, ZHU Gangyi, et al. Concepts and methodology of electricity market design science [J]. Power Systems and Big Data, 2018, 21(6): 1-8.
- [2] 丁军策,许喆,陈玮,等. 南方区域与东南亚国家的跨国电力交易模式设计[J]. 广东电力,2020,30(6):20-27.
DING Junce, XU Zhe, CHEN Wei, et al. Design of cross-border power trading mode between southern region and Southeast Asia [J]. Guangdong Electric Power, 2020, 30(6): 20-27.
- [3] 刘怡君,夏晨杰,关惠方,等. 电力市场下风电电力系统旋转备用风险-成本模型[J]. 电力工程技术,2019,38(1):42-48.
LIU Yijun, XIA Chenjie, GUAN Huifang, et al. Risk-cost model of spinning reserve of power system incorporated wind power in electricity market [J]. Electric Power Engineering Technology, 2019, 38(1): 42-48.
- [4] MA Q, WANG Y, LIU M, et al. Operation mechanism of security check technical specification in medium and long term power market [C]//2018 International Conference on Power System Technology (POWERCON). IEEE, 2018: 606-611.
- [5] WANG G, CHEN W, LI L, et al. Mechanism design for medium and long-term electric quantity security check adapted to decentralized trading [C]//2018 2nd IEEE Conference on Energy Internet and Energy System Integration (EI2). IEEE, 2018: 1-5.
- [6] 国家发展改革委,国家能源局. 关于印发《电力中长期交易基本规则(暂行)》的通知(发改能源[2016]2784号)[Z].
National Development and Reform Commission, National Energy Administration. Notice on the issuance of the basic rules for long and medium-term power transaction (interim) (Energy [2016] No. 2784) [Z].
- [7] 梁振成,卢纯颖,王刚,等. 基于多时段机组组合的中长期市场安全校核方法[J]. 电力大数据,2019,22(10):16-22.
LIANG Zhencheng, LU Chunhao, WANG Gang, et al. Long and medium-term power market security check method based on multi-period unit commitment [J]. Power Systems and Big Data, 2019, 22(10): 16-22.
- [8] 杜延菱,张志,李远卓,等. 电力市场过渡期的中长期交易安全校核[J]. 电气自动化,2018,40(6):78-80.
DU Yanling, ZHANG Zhi, LI Yuanzhuo, et al. Medium and long-term trade security check in power market transition period [J]. Electrical Automation, 2018, 40(6): 78-80.
- [9] 施云辉,王樽裕,陈玮,等. 基于风电预测误差聚类的分布鲁棒含储能机组组合[J]. 电力系统自动化,2019,43(22):3-16, 121.
SHI Yunhui, WANG Luyun, CHEN Wei, et al. Distributed robust unit commitment with energy storage based on forecasting error clustering of wind power [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 3-16, 121.
- [10] 吉斌,莫峻,王佳瑶. 基于区块链技术的弱中心化电力互济交易通信可靠性研究[J]. 广东电力,2019,32(1):85-92.
JI Bin, MO Jun, WANG Jiayao. Study on communication reliability of weakly centralized electricity mutual transaction based on blockchain technology [J]. Guangdong Electric Power, 2019, 32(1): 85-92.
- [11] 晋宏杨,孙宏斌,牛涛,等. 考虑风电与高载能负荷调度不确定性的鲁棒机组组合[J]. 电力系统自动化,2019,43(22):13-20.
JIN Hongyang, SUN Hongbin, NIU Tao, et al. Robust unit commitment considering uncertainties of wind and energy intensive load dispatching [J]. Automation of Electric Power Systems, 2019, 43(22): 13-20.
- [12] QIU G, LI G, XIAO G, et al. Long and medium-term power market trading security checking method based on multi-scenario new energy prediction [C]//2019 IEEE Innovative Smart Grid Technologies-Asia (ISGT Asia). IEEE, 2019: 2926-2931.
- [13] YANG L, JIAN J, DONG Z, et al. Multi-cuts outer approximation method for unit commitment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017, 32(2): 1587-1588.
- [14] SALVADOR P, RICARDO F, MORALES J. Time-adaptive unit commitment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(5): 3869-3878.
- [15] 夏沛,邓长虹,龙志君,等. 含抽水蓄能机组的风电消纳鲁棒机组组合[J]. 电力系统自动化,2018,42(19):41-53.
XIA Pei, DENG Changhong, LONG Zhijun, et al. Robust unit commitment with pumped storage units for wind power accommodation [J]. Automation of Electric Power Systems, 2018, 42(19): 41-53.
- [16] XAVIER Á, QIU F, WANG F, et al. Transmission constraint filtering in large-scale security-constrained unit commitment [J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2019, 34(3): 2457-2460.
- [17] 叶林,李智,孙铂皓,等. 基于随机预测控制理论和功率波动相关性的风电集群优化调度[J]. 中国电机工程学报,2018,38(11):3172-3183.
YE Lin, LI Zhi, SUN Bohao, et al. Optimal dispatch of system integrated wind farm clusters based on stochastic model predictive control considering temporal correlation of wind power [J]. Proceedings of the CSEE, 2018, 38(11): 3172-3183.
- [18] 杨阳,杨璐,郎劲,等. 基于LS-SVM算法的多场景风功率预测研究[J]. 智慧电力,2017,45(7):58-63.
YANG Yang, YANG Lu, LANG Jin, et al. Study on multi-scenario wind power prediction based on LS-SVM algorithm [J]. Smart Power, 2017, 45(7): 58-63.
- [19] 郭威麟,蒋晓艳,罗意,等. 基于EEMD-GABP的某地区短期负荷预测研究[J]. 电力工程技术,2019,38(6):93-98.
GUO Weilin, JIANG Xiaoyan, LUO Yi, et al. Short-term load forecasting in a certain area based on EEMD-GABP [J]. Elec-

- tric Power Engineering Technology, 2019, 38(6):93-98.
- [20] 郭建鹏, 余颖铃, 温步瀛. 基于 EEMD-ARIMA 模型的地区月负荷量预测[J]. 电力工程技术, 2018, 37(6):28-32.
GUO Jianpeng, SHE Yingling, WEN Buying. Regional monthly load forecast based on EEMD-ARIMA model [J]. Electric Power Engineering Technology, 2018, 37(6):28-32.
- [21] JELLE M, KRIS P, ERIK D. Applicability of a clustered unit commitment model in power system modeling[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2018, 33(2):2195-2204.
- [22] IGNACIO B, MORALES J. An efficient robust solution to the two-stage stochastic unit commitment problem[J]. IEEE Tran-

sactions on Power Systems, 2017, 32(6):4477-4488.

作者简介:



代江

代江(1985),男,硕士,高级工程师,从事发电调度运行与策划管理相关工作(E-mail: 553097875@qq.com);

田年杰(1976),男,硕士,高级工程师,从事电力系统运行与策划管理相关工作;

单克(1979),男,学士,高级工程师,从事电力系统运行与策划管理相关工作。

Long and medium-term power market security check based on extreme scenario analysis

DAI Jiang¹, TIAN Nianjie¹, SHAN Ke¹, ZHAO Xiangyu¹, ZHANG Deliang², HUANG Hongwei²

(1. Electric Power Dispatching and Control Center of Guizhou Power Grid Co., Ltd., Guiyang 550002, China; 2. Beijing Qingda Keyue Co., Ltd., Beijing 100084, China)

Abstract: In order to solve the problem of boundary data fluctuation influence on the security check result caused by new energy and load forecast, security check method based on extreme scenario analysis is proposed for the long and medium-term power market. The volatility boundary data is divided into two categories, namely positive data and negative data, according to their forecast deviation influence on the security check result. On this basis, the extreme scenario of long and medium-term power market is defined, compared to the traditional deterministic security check method. Based on the multi-period unit commitment model, long and medium-term security check method for extreme scenario is constructed, which can quantify the expected execution of the transaction quantity of different power generation enterprises. Finally, case study based on the actual data of a provincial power grid in China shows that extreme scenario analysis can effectively identify operation problems which are difficult to detect under the basic scenario. The results show that the proposed method can identify the execution deviation of long and medium-term power transaction under extreme scenarios more accurately and is suitable for provincial power grids with high proportion of new energy access to improve the feasibility of transaction verification results.

Keywords: long and medium-term power market; security check; extreme scenario; boundary data; multi-period unit commitment

(编辑 吴楠)