

计及多类型需求响应的风-火-荷两阶段协同调度

朱飞宇<sup>1,2</sup>, 徐志宇<sup>1</sup>, 许维胜<sup>1</sup>, 章佳辉<sup>1,2</sup>, 吕晓俞<sup>1</sup>, 付 敏<sup>1</sup>

(1. 同济大学电子与信息工程学院, 上海 201804;  
2. 博洛尼亚大学电气电子与信息工程学院, 意大利 博洛尼亚 40136)

**摘要:** 针对大规模风电并网的消纳难题,利用需求响应(DR)实现了日前-日内两阶段的源荷协同优化调度。日前阶段基于风电出力场景集,运用价格型需求响应(PBDR)拉平净负荷曲线,缓解风电反调峰特性的影响;然后以电网运行成本最小为目标,考虑激励型需求响应(IBDR)平衡风电波动的作用,决策出一个满足各出力场景下消纳需求的机组组合和IBDR订单合同方案。日内阶段运用滚动灰色预测实现精确的超短期风电预测,从而在日前方案基础上,确定实际的机组出力、弃风和IBDR响应容量。选取24h风电/负荷比为34.8%的算例,仿真结果显示PBDR参与度水平越高,电力系统的调度成本越低。4种DR组合方案的对比分析表明,合理配置DR资源使得风电消纳率提升了6.05%,同时验证了采用两阶段调度比日内一次性调度节约成本5.36%。

**关键词:** 需求响应; 两阶段优化; 机组组合; 灰色预测; 风电消纳

**DOI:** 10.12067/ATEEE1811003      **文章编号:** 1003-3076(2020)01-0012-10      **中图分类号:** TM614

1 引言

风电是目前发展最快、应用最广的可再生能源,对解决能源危机与保护环境至关重要。然而风电在时空分布上的波动性、间歇性,风电的反调峰特性,是制约其大规模并网消纳的关键因素<sup>[1]</sup>。源-荷互动旨在借助需求侧柔性控制负荷,促进发电资源的合理利用,有效提高了大规模风电接入下电网的可靠性、电能质量和经济性<sup>[2,3]</sup>。

需求响应(Demand Response, DR)是源-荷互动的重要形式,一般分为价格型(Price-Based Demand Response, PBDR)和激励型(Incentive-Based Demand Response, IBDR),分别通过价格信号和激励机制,引导负荷侧主动调整电力消费模式,响应电源侧的电力供应变化。DR可以有效降低电力系统出现供需失衡的概率,从而为风电的消纳提供一条新途径<sup>[4,5]</sup>。文献[6]研究PBDR,建立描述用户响应行为的电量电价弹性矩阵,通过优化负荷曲线大幅降低机组的启停费用,降低风电随机性对电力系统运行的影响,节约了系统总运行费用,同时兼顾了用

户满意度。文献[7]将可转移负荷模型融入到含风电场的日前调度中,从用户响应的积极性分析,参与水平越高,DR实施效果越明显。文献[8]通过分析IBDR的机理和对响应用户进行综合评估,验证IBDR能够降低分布式能源间歇性带来的不利影响,有效提高了微电网运行的可靠性和经济性。文献[9]建立了两阶段多目标随机调度模型,分析论证了IBDR不仅能够补偿风电的随机性,还有利于节约系统运行成本和碳排放成本。上述文献通过建模和数值仿真,分别研究了各种类型DR在电力系统运行中起到的作用。

在此基础上,国内外学者又进一步探讨了多种DR组合的实施效果。文献[10]提出了多种DR参与下的供需侧两阶段联合调度模型。在日前、日内两个时间尺度上配置不同的DR资源,有助于减少弃风,提高电网经济效益。但在运用PBDR进行调峰时并未考虑风电出力的情况,且峰平谷时段划分也比较单一。文献[11]提出的含风电电力系统调度二层规划模型验证了价格信号和激励机制能够使得负荷曲线更加平稳,有效促进风电接纳,使用户效

收稿日期: 2018-11-02  
基金项目: 国家自然科学基金项目(61773292; 71401125)、贵州电网有限责任公司技术研发项目(GZKJXM20160635)  
作者简介: 朱飞宇(1993-),男,浙江籍,硕士研究生,研究方向为智能电网控制;  
徐志宇(1982-),男,山西籍,高级工程师,博士,研究方向为智能自动化应用。

益增加的同时降低火电成本。但第一层只进行负荷曲线优化,缺乏对电网运行的预调度,且调度中也未考虑机组启停约束。文献[12]研究了DR对多微网系统的最优化运行所产生的影响。算例指出不同DR的组合方式对微网内部的优化运行、微网之间的交易及多微网系统的总运行成本都能发挥重要作用。但是文章并没有深入研究不同DR的建模机制,因此只是依据DR的作用方式不同进行划分,而忽略了不同DR类型其响应速度也不同,不能简单地随机组合。

为此,本文提出的两阶段调度模型,综合考虑了PBDR和IBDR在响应特性上的“互补关系”,以及风电在日前-日内时间尺度上预测的差异性。其中PBDR起到的削峰填谷作用和通过蒙特卡洛方法模拟风电出力场景适用于电力系统的短期调度,被引入到本文的日前模型中;而IBDR的平衡风电波动作用和灰色模型的实时预测特性适用于超短期调度,运用到日内模型中。由此本文构建的两阶段渐进优化模型,在考虑风电随机性的情况下显著提升了电网调度的经济性。基于模型的特殊性,设计了二进制粒子群算法(Binary Particle Swarm Optimization, BPSO)结合二次规划算法对日前模型进行求解;日内模型通过GUROBI优化器求解。算例验证了模型和算法的有效性。

## 2 需求响应模型

### 2.1 PBDR模型

PBDR的电价信号主要包含实时电价、分时电价(Time-Of-Use, TOU)和尖峰电价三类。在未考虑电力批发实施出清的情况下,PBDR主要通过分时电价进行日负荷曲线优化。基于消费者心理学理论,可以将用户对TOU的响应情况划分为死区、响应区和饱和区三个区域。当各时段电价差较小时,用户对TOU不敏感,各时段用电量不发生转移,基本维持不变;当电价差位于响应区时,用户在两时段之间转移的负荷量与两时段之间的电价差表现为线性关系;当电价差进入饱和区后,用户对TOU的响应达到极限,此时各时段转移的负荷量将不随电价差的增大而发生变化。

为更清晰地建立电价差与负荷转移量的联系,引入负荷转移率,即高电价时段向低电价时段转移的负荷与高电价时段总负荷的比值。根据上述分析,可采用分段函数描述负荷转移率与电价差之间

的关系,如图1所示。其中 $\Delta\lambda_{ij}$ 为电价差, $\theta_{ij}$ 为负荷转移率。

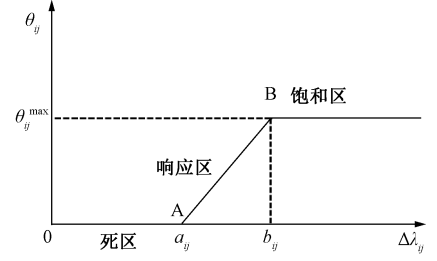


图1 负荷转移率曲线

Fig.1 Load transfer rate curve

$i$ 时段到 $j$ 时段的负荷转移率可以由式(1)和式(2)给出:

$$\theta_{ij} = \begin{cases} 0 & 0 \leq \Delta\lambda_{ij} < a_{ij} \\ K_{ij}(\Delta\lambda_{ij} - a_{ij}) & a_{ij} \leq \Delta\lambda_{ij} < b_{ij} \\ \theta_{ij}^{max} & \Delta\lambda_{ij} \geq b_{ij} \end{cases} \quad (1)$$

$$\Delta\lambda_{ij} = \lambda_i - \lambda_j \quad (2)$$

式中, $\Delta\lambda_{ij}$ 为各时段之间电价差; $a_{ij}$ 、 $b_{ij}$ 分别为死区阈值和饱和区阈值; $\theta_{ij}^{max}$ 为最大负荷转移率; $K_{ij}$ 为响应区负荷转移率曲线斜率。

本文PBDR实施策略是:基于TOU建立日负荷曲线优化模型。首先通过模糊聚类算法进行峰平谷时段划分,然后在满足各约束条件下,求解各个时段电价引导用户转移负荷,使得TOU后日负荷曲线的峰谷差达到最小。假设某一时段的转移负荷将均匀分布到另一时段上,例如峰谷时段之间发生负荷转移,即峰时段发生转移的负荷将平均的分配到谷时段的各个时刻上。由此实施TOU后 $t$ 时刻的负荷为:

$$P_{L,t} = \begin{cases} P_{L0,t} - \theta_{pf} P_{L,p}^{\Sigma} - \theta_{pv} P_{L,p}^{\Sigma} & t \in T_p \\ P_{L0,t} + \theta_{pf} P_{L,p}^{\Sigma} \frac{n_p}{n_f} - \theta_{fv} P_{L,f}^{\Sigma} & t \in T_f \\ P_{L0,t} + \theta_{pv} P_{L,p}^{\Sigma} \frac{n_p}{n_v} + \theta_{fv} P_{L,f}^{\Sigma} \frac{n_f}{n_v} & t \in T_v \end{cases} \quad (3)$$

式中, $P_{L0,t}$ 、 $P_{L,t}$ 分别为实施TOU前后 $t$ 时刻负荷; $T_p$ 、 $T_f$ 、 $T_v$ 分别为峰、平、谷时段; $\theta_{pf}$ 、 $\theta_{pv}$ 、 $\theta_{fv}$ 分别为峰到平、峰到谷、平到谷的负荷转移率; $P_{L,p}^{\Sigma}$ 、 $P_{L,f}^{\Sigma}$ 分别为实施TOU前峰时段和平时段总负荷与两时段各自的时间长度的比值; $n_p$ 、 $n_f$ 、 $n_v$ 分别为峰平谷各时段的时间长度<sup>[13,14]</sup>。

## 2.2 IBDR 模型

IBDR 实施机制是电网与参与用户签订相应的合同,合同中需要声明负荷削减量、补偿价格及用户响应偏差时所受惩罚等相关细节<sup>[15]</sup>。考虑到 IBDR 用户个体规模小、数量多、分布广,不便与电网公司直接联系,因此引入负荷聚合商概念,由负荷聚合商整合 IBDR 用户资源,与电网签订合约。

本文对 IBDR 建模引入可中断负荷 (Interruptible Load, IL) 机制。实施方式是:负荷聚合商整合用户日前用电计划向电网提交合同信息,内容包括可中断电量和补偿价格。电网根据日前调度安排与相应的负荷聚合商签订合同。考虑到日内调度时风电出力的波动,电网可依照合同约定,直接通知相关负荷聚合商调整合同中约定的电量,并在事后对负荷聚合商支付相应的经济补偿。IBDR 调度成本为:

$$Q_{\text{IBDR}} = \sum_{d=1}^{N_D} \sum_{t=1}^{24} I_{\text{IL},d,t} \rho_{\text{IL},d} P_{\text{IL},d,t} + \left( \sum_{d=1}^{N_D} \sum_{t=1}^{24} I_{\text{IL},d,t} \cdot \rho_{\text{IL},d}^+ P_{\text{IL},d,t}^+ + \sum_{d=1}^{N_D} \sum_{t=1}^{24} I_{\text{IL},d,t} \rho_{\text{IL},d}^- P_{\text{IL},d,t}^- \right) \Delta t \quad (4)$$

式中,  $Q_{\text{IBDR}}$  为 IBDR 调度总成本;  $N_D$  为负荷聚合商总数;  $I_{\text{IL},d,t}$  为负荷聚合商  $d$  在时刻  $t$  是否被调用的布尔量,1 表示被调用,0 表示未被调用;  $\rho_{\text{IL},d}$  为合同中约定的负荷聚合商  $d$  单位电量补偿价格;  $\rho_{\text{IL},d}^+$ 、 $\rho_{\text{IL},d}^-$  为日内负荷聚合商  $d$  单位增减电量补偿价格;  $P_{\text{IL},d,t}$  为负荷聚合商  $d$  在时刻  $t$  的中断负荷量;  $P_{\text{IL},d,t}^+$ 、 $P_{\text{IL},d,t}^-$  为日内负荷聚合商  $d$  在时刻  $t$  的增减中断负荷量。

## 3 两阶段优化调度建模

### 3.1 风电场景生成与削减

研究表明风电功率预测误差服从正态分布<sup>[16]</sup>:

$$P_{\text{W},t} = P_{\text{F},t} + \xi_t \quad (5)$$

式中,  $P_{\text{W},t}$  为  $t$  时刻实际风电出力;  $P_{\text{F},t}$  为  $t$  时刻风电预测出力;  $\xi_t$  为  $t$  时刻风电出力的预测误差,服从正态分布  $[0, \sigma^2]$ 。

本文采用蒙特卡罗模拟生成数百个风电场景,再通过同步削减<sup>[17]</sup>得到  $N_S$  个典型的风电场景。

### 3.2 基于 PBDR 的日负荷曲线优化模型

在负荷转移过程中,考虑固定峰、平、谷时段不能有效应对风电的变化。而净负荷能更直观地反映负荷与风电的变化趋势,依据不同的风电出力预测划分峰、平、谷时段能更有效地实现风电的消纳。净负荷定义为负荷与风电的差值:

$$P_{\text{L},t}^* = P_{\text{L},t} - \sum_{s=1}^{N_S} \eta_s P_{\text{W},t,s} \quad (6)$$

式中,  $P_{\text{L},t}^*$ 、 $P_{\text{L},t}$  分别为  $t$  时刻的净负荷和初始负荷;  $P_{\text{W},t,s}$  为场景  $s$  下  $t$  时刻的风电出力预测;  $N_S$  为削减后的风电场景数;  $\eta_s$  为风电场景  $s$  的概率。

#### 3.2.1 目标函数

模糊聚类算法<sup>[18]</sup>划定峰平谷时段后,模型以 24h 净负荷峰谷差最小为目标函数:

$$\min \left[ \max_{1 \leq t \leq 24} (P_{\text{L},t}^*) - \min_{1 \leq t \leq 24} (P_{\text{L},t}^*) \right] \quad (7)$$

#### 3.2.2 约束条件

(1) 用户电费支出满意度

TOU 实施前用户电费支出:

$$C_0 = \lambda_0 q_0 \quad (8)$$

实施后电费支出:

$$C_{\text{TOU}} = \sum_{i=1}^3 \lambda_i q_i \quad (9)$$

用户电费满意度:

$$\psi = 1 - \frac{C_{\text{TOU}} - C_0}{C_0} \quad (10)$$

式中,  $\lambda_0$ 、 $q_0$  为实施 TOU 前电价和总电量;  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$ 、 $\lambda_3$  和  $q_1$ 、 $q_2$ 、 $q_3$  分别为峰平谷时段电价和电量;  $\psi \geq 1$  表示用户电费支出减少,反之利益受损。

(2) 电网实施 TOU 满意度

电网实施 TOU 后电费收益会有所损失,但要保证仍然能够获得合理的利润:

$$r = \frac{C_{\text{TOU}} - s_0 q_0}{s_0 q_0} \quad (11)$$

$$r_{\min} \leq r \leq r_{\max} \quad (12)$$

式中,  $r$  为电网售电利润率;  $s_0$  为电网单位购电价格;  $r_{\max}$ 、 $r_{\min}$  分别为利润率最大值和最小值。

(3) 合理电价比

为了避免用户过度响应,出现峰谷倒置现象,峰、平、谷三个时段的价格应满足严格递减关系:

$$\lambda_v < \lambda_f < \lambda_p \quad (13)$$

且峰谷电价比位于合理区间内:

$$k_1 \leq \frac{\lambda_p}{\lambda_v} \leq k_2 \quad (14)$$

式中,  $k_1$ 、 $k_2$  为峰谷电价比区间常数。

### 3.3 日前 (1h) 优化调度模型

#### 3.3.1 目标函数

日前调度以 1h 为调度时间单元,即  $\Delta t = 1\text{h}$ ,  $t = 1, 2, \dots, 24$ 。决策变量包括火电机组状态和出力、弃风量、IBDR 响应状态和响应容量;以电网调度

成本最小为目标,包含火电机组发电成本、弃风成本和 IBDR 调用成本:

$$\min \sum_{s=1}^{N_S} \eta_s \left\{ \sum_{t=1}^{24} \left[ \sum_{i=1}^{N_G} (a_{G,i} P_{G,i,t,s}^2 + b_{G,i} P_{G,i,t,s} + c_{G,i}) + C_W P_{Wcur,t,s} + \sum_{d=1}^{N_D} I_{IL,d,t} \rho_{IL,d} P_{IL,d,t,s} \right] \right\} \Delta t \quad (15)$$

式中,  $a_{G,i} P_{G,i,t,s}^2 + b_{G,i} P_{G,i,t,s} + c_{G,i}$  为火电机组  $i$  的发电成本;  $a_{G,i}$ 、 $b_{G,i}$ 、 $c_{G,i}$  为机组系数;  $N_G$  为火电机组台数;  $P_{G,i,t,s}$  为场景  $s$  下火电机组  $i$  在  $t$  时刻出力;  $C_W$ 、 $P_{Wcur,t,s}$  分别为风电的弃风成本和场景  $s$  下  $t$  时刻弃风量;  $I_{IL,d,t}$  为负荷聚合商  $d$  在  $t$  时刻被调用的状态;  $P_{IL,d,t,s}$  为场景  $s$  下负荷聚合商  $d$  在  $t$  时刻的中断负

### 3.3.2 约束条件

#### (1) 功率平衡约束

$$\sum_{i=1}^{N_G} P_{G,i,t,s} + P_{W,t,s} + \sum_{d=1}^{N_D} P_{IL,d,t,s} = P_{L,t} + P_{Wcur,t,s} \quad s = 1, 2, \dots, N_S \quad (16)$$

式中,  $P_{L,t}$  为经过日前调度优化后的  $t$  时刻的负荷。

#### (2) 火电机组约束

火电机组约束主要包括出力约束、上下爬坡约束、上下旋转备用约束、启停约束。

$$\begin{cases} I_{G,i,t} P_{G,i,\min} \leq P_{G,i,t,s} \leq I_{G,i,t} P_{G,i,\max} \\ P_{G,i,t,s} - P_{G,i,t-1,s} \leq U_{G,i}^R \\ P_{G,i,t-1,s} - P_{G,i,t,s} \leq D_{G,i}^R \\ (I_{G,i,t} - I_{G,i,t-1}) + (I_{G,i,t+v-1} - I_{G,i,t+v}) \leq 1, \\ v = 1, 2, \dots, (T_{on} - 1) \\ (I_{G,i,t-1} - I_{G,i,t}) + (I_{G,i,t+v} - I_{G,i,t+v-1}) \leq 1, \\ v = 1, 2, \dots, (T_{off} - 1) \\ I_{G,i,t} P_{G,i,\max} - P_{G,i,t,s} \geq R_{G,i}^U \\ P_{G,i,t,s} - I_{G,i,t} P_{G,i,\min} \geq R_{G,i}^D \end{cases} \quad (17)$$

式中,  $I_{G,i,t}$  为火电机组  $i$  在时刻  $t$  出力状态;  $P_{G,i,\max}$ 、 $P_{G,i,\min}$  分别为机组  $i$  出力上下限;  $U_{G,i}^R$ 、 $D_{G,i}^R$  分别为机组  $i$  的上下爬坡速率;  $T_{on}$ 、 $T_{off}$  分别为机组  $i$  最小启停时间;  $R_{G,i}^U$ 、 $R_{G,i}^D$  分别为机组  $i$  的上下旋转备用。

#### (3) 弃风约束

$$0 \leq P_{Wcur,t,s} \leq P_{W,t,s} \quad (18)$$

#### (4) IBDR 约束

包括响应容量约束和累计响应时间约束:

$$0 \leq P_{IL,d,t,s} \leq I_{IL,d,t} P_{IL,d,\max} \quad (19)$$

$$\sum_{t=1}^{24} I_{IL,d,t} \leq T_{IL,d,\max} \quad (20)$$

式中,  $P_{IL,d,\max}$  为负荷聚合商  $d$  的最大响应容量;  $T_{IL,d,\max}$  为负荷聚合商  $d$  的累计响应时间上限。

### 3.4 日内(15min)优化调度模型

#### 3.4.1 目标函数

由于日内对风电的预测方法很多且都已具有相当高的精度,因此日内调度的风电出力不再通过蒙特卡洛随机生成风电场景集。本文选用灰色预测的方法,该方法在短时间尺度上具有很高的预测精度。采用滚动调度的模式<sup>[19]</sup>,首先依据前 4h 的风电出力作为历史信息,通过灰色模型预测出后 4h 的出力。然后在预测时域中,以 15min 为调度时间单元,即  $\Delta\tau = 15\text{min}$ ,  $\tau = 1, 2, \dots, 16$ , 求解日内调度模型,其结果集中前 15min 的调度指令为实际执行计划,其余调度指令为下一滚动周期提供参考,提前响应风电变化。最后更新历史风电信息,进入下一滚动周期,重复执行上述步骤,直至一天滚动调度结束。这种模式能够在准确的风电预测基础上,使得调度更加及时、合理,其示意图如图 2 所示。

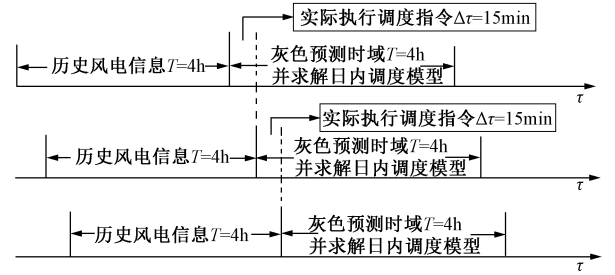


图2 滚动调度示意图

Fig.2 Diagram of dispatch on receding horizon

日内调度的决策变量包括火电机组出力、弃风量、IBDR 响应容量;以电网调度成本最小为目标,包含火电机组发电成本、弃风成本和 IBDR 响应容量调整成本:

$$\min \sum_{\tau=1}^{16} \left[ \sum_{i=1}^{N_G} (a_{G,i} P_{G,i,\tau}^2 + b_{G,i} P_{G,i,\tau} + c_{G,i}) + C_W P_{Wcur,\tau} + \sum_{d=1}^{N_D} (I_{IL,d,\tau} \rho_{IL,d}^+ P_{IL,d,\tau}^+ + I_{IL,d,\tau} \rho_{IL,d}^- P_{IL,d,\tau}^-) \right] \Delta\tau \quad (21)$$

#### 3.4.2 约束条件

由于在日前调度阶段已经确定 24h 内的火电机组启停和 IBDR 调用状态,因此,日内调度时不再改变,仅调整火电机组出力、弃风量、IBDR 实际调用



量。功率平衡约束、火电机组出力约束、上下爬坡约束、上下旋转备用约束、弃风约束与日前阶段调度的约束条件相同,须满足式(16)~式(18),IBDR 增减电量满足:

$$P_{IL,d,t} + P_{IL,d,t}^+ \leq I_{IL,d,t} P_{IL,d,max}$$

(22)

$$P_{IL,d,t} - P_{IL,d,t}^- \geq 0$$

(23)

4 模型求解

4.1 算法流程

采用粒子群算法求解 TOU 下日负荷曲线优化模型。由于日前模型涉及到机组组合优化,属于混合整数非线性规划问题,为此设计双层规划算法。外层采用二进制粒子群算法求得当前种群中的最优机组组合,内层基于该组合方案,通过 MATLAB YALMIP 工具箱调用 GUROBI 优化器求解机组出力和 IBDR 调用容量,最后不断迭代更新种群粒子,直至收敛。由于日前调度已确定好机组组合和 IBDR 响应状态,日内调度模型简化为线性规划问题,通过 GUROBI 优化器即可求解。具体流程图如图 3 所示。

4.2 仿真参数设置

本文以 4 机系统与比利时 2017 年 11 月 27 日能源统计表中风电的数据<sup>[20]</sup>为算例进行仿真分析。

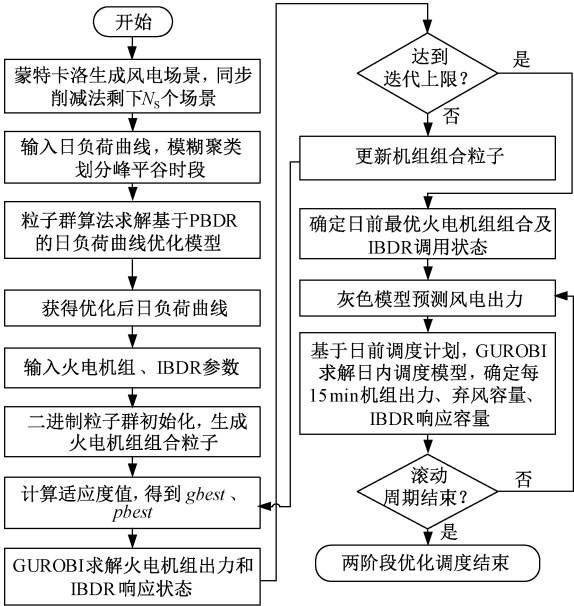


图 3 考虑 DR 的两阶段优化调度流程图  
Fig.3 Diagram of two-stage optimal dispatch considering DR

火电机组参数如表 1 所示。上下旋转备用取负荷的 10%与风电出力的 15%之和,按额定功率分配到各台机组。机组最小启停时间设置为 3h,且一天内启停次数不大于 3 次。为了鼓励消纳风电,减少弃风现象,设置弃风成本  $C_w = 250$  元/(MW·h)。

表 1 火电机组参数  
Tab.1 Thermal power unit parameters

| 机组 | 出力上限<br>/MW | 出力下限<br>/MW | 爬坡速率<br>/(MW/h) | $a/$<br>(元/(MW <sup>2</sup> ·h)) | $b/$<br>(元/(MW·h)) | $c/$<br>(元/h) | 启停成本<br>/元 |
|----|-------------|-------------|-----------------|----------------------------------|--------------------|---------------|------------|
| 1  | 200         | 90          | 140             | 0.088                            | 56.32              | 484           | 7000       |
| 2  | 80          | 30          | 80              | 0.123                            | 58.30              | 229           | 5000       |
| 3  | 60          | 18          | 50              | 0.125                            | 60.39              | 231           | 3000       |
| 4  | 35          | 10          | 30              | 0.132                            | 61.30              | 210           | 1000       |

取负荷的 10%与风电出力的 15%之和,负荷转移率曲线参数如表 2 所示。

表 2 负荷转移率曲线参数

| 转移率类型 | $K_{ij}$ | $a_{ij}$ | $\theta_{ij}^{max}$ |
|-------|----------|----------|---------------------|
| 峰平转移率 | 0.127    | 0.120    | 0.030               |
| 峰谷转移率 | 0.185    | 0.210    | 0.041               |
| 平谷转移率 | 0.143    | 0.113    | 0.027               |

假设 TOU 前电网售电价格为单一电价  $\lambda_0 = 0.5$  元/(kW·h),电网购电价格  $s_0 = 0.475$  元/(kW·h),电网售电最小利润率  $r_{min} = 3\%$ ,最大利润率  $r_{max} = 5\%$ ,峰谷电价比区间常数  $k_1 = 2, k_2 = 4$ 。本文集成 3 个负荷聚合商,参数如表 3 所示。另外日内调度时,

单位容量 IBDR 上调补偿价格  $\rho_{IL,d}^+$  为 85 元/(MW·h),下调补偿价格  $\rho_{IL,d}^-$  为 10 元/(MW·h)。

表 3 负荷聚合商参数

| 负荷聚合商 | 最大响应容量/MW | 补偿标准<br>/(元/(MW·h)) | 累计响应时间<br>上限/(h/天) |
|-------|-----------|---------------------|--------------------|
| 1     | 7         | 50                  | 12                 |
| 2     | 12        | 60                  | 10                 |
| 3     | 14        | 60                  | 9                  |

5 结果分析与讨论

5.1 风电场景与灰色预测

风电的消纳率与其预测误差密切相关,且误差

大小随着时间尺度的不同存在较大的差异。经验表明,日内较日前在风电预测精度上具有显著的提升。针对上述特性,采用日前和日内的渐进优化调度模型是提高风电消纳率的有效手段。日前调度阶段采用蒙特卡洛方法生成风电场景、同步削减法进行场景削减来模拟日前风电预测的不确定性,出力曲线如图 4 所示。

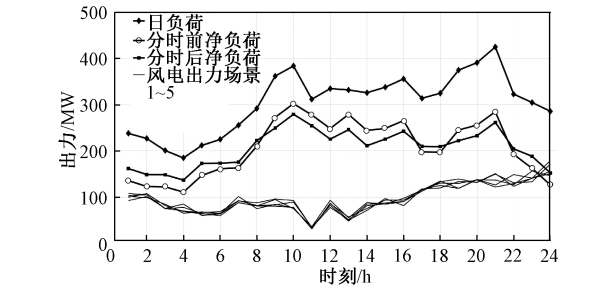


图 4 负荷曲线和风电出力场景

Fig.4 Load curve and wind power output scenarios

日内风电出力通过建立灰色模型进行预测。该方法在预测时刻较近的点具有较高的精度,结合滚动优化理论,使得风电出力误差维持在较小的范围。本文随机选取风电场某一天的出力数据,采用滚动灰色预测的方式进行风电预测,验证此方法的准确性,不同滚动周期下风电预测结果如表 4 所示。

表 4 不同预测时间点的风电预测精度

| Tab.4 Prediction accuracy of wind power at different time |      |      |      |      |      |      |
|---|------|------|------|------|------|------|
| 预测时间点/h   | 0.25 | 0.5  | 1    | 2    | 3    | 4    |
| 风电预测精度(%)   | 85.6 | 84.1 | 82.1 | 79.2 | 75.9 | 76.5 |

由表 4 可知,距离当前时刻较近的时间点具有较高的风电预测精度。为保证风电的消纳率,本算例中日内每次滚动计算未来 4h 的调度计划,但只执行前 15min 的调度安排,剩余时刻的调度可供下一轮滚动做参考。在不需要大量历史数据统计的前提下,日内调度兼具了实时性和准确性。未来 15min 的风电预测值与实际出力的对比如图 5 所示。

5.2 DR 组合对调度性能的影响

日前阶段,采用模糊聚类算法对净负荷曲线的峰平谷时段划分如下:峰时段 8:00~16:00、18:00~21:00;平时段:5:00~8:00、16:00~18:00、21:00~22:00;谷时段:0:00~5:00、22:00~24:00。对 TOU 下日负荷曲线优化模型求解,得到电价优化结果为: $\lambda_1=0.7189$  元/(kW·h), $\lambda_2=0.3797$  元/(kW·h), $\lambda_3=0.1797$  元/(kW·h),TOU 实施前后净负荷曲线对比如图 4 所示,其中 TOU 实施后净负

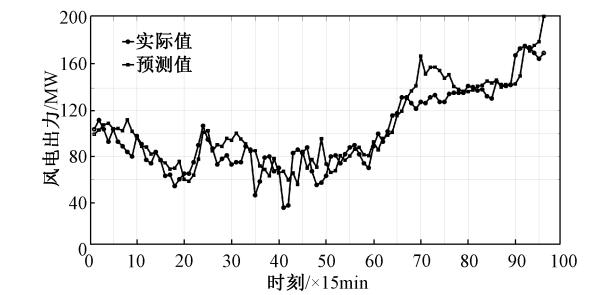


图 5 日内风电出力预测

Fig.5 Intra-day wind power output forecast

荷曲线较实施前曲线平缓,更有利于电网调度,体现了引入 PBDR 的价值。

为验证 DR 在两阶段调度决策中的作用,选取以下 4 种模式进行对比分析:①无 DR;②仅考虑 PBDR;③仅考虑 IBDR;④考虑 PBDR 和 IBDR。表 5 为 4 种调度模式下考虑风电不确定性情况的调度结果,包括火电发电成本、启停成本、弃风成本、PBDR 调度成本和 IBDR 调度成本。

表 5 不同需求响应模式下的调度结果

| Tab.5 Dispatch results in different DR modes |        |        |        |        |
|--|--------|--------|--------|--------|
| 参数   | 模式 1   | 模式 2   | 模式 3   | 模式 4   |
| 总成本/元  | 436090 | 417038 | 416798 | 393300 |
| 发电成本/元                                       | 361300 | 352730 | 344870 | 337140 |
| 启停成本/元                                       | 18000  | 20000  | 17000  | 17000  |
| 弃风成本/元                                       | 56790  | 35160  | 43293  | 18381  |
| PBDR 成本/元                                    | 0      | 9148   | 0      | 9148   |
| IBDR 成本/元                                    | 0      | 0      | 11635  | 11631  |
| 风电消纳率(%)                                     | 91.06  | 94.47  | 93.19  | 97.11  |

结合表 5 分析可知:

(1)无 DR 模式下,电网响应负荷和风电变化的手段比较单一,只能通过控制火电机组启停的方式。由于风电出力在时空上波动变化较大,机组受限于最小启停时间的约束,在保证电力供需平衡的情形下,不能在短时间内频繁启停机组,因此导致弃风量较大,不利于大规模风电并网。

(2)通过比较模式 1 和模式 2、模式 3 和模式 4 可以得出,PBDR 能够显著降低电网的弃风成本。实施 TOU 后,用户的用电行为发生了转移,使得净负荷曲线变得更加平缓,增加了谷时段风电的消纳能力。并且由于负荷曲线平缓后,通过机组启停来增加风电消纳的可能性增加,体现在模式 2 中机组启停成本较模式 1 略高。而模式 3 和模式 4 启停成本相同是因为模式 4 中引入了 IBDR 参与紧急响应,机组启停调峰能力不如 IBDR,模型在规划决策

时更多地去寻求用户侧响应的方式参与调峰。

(3)通过比较模式 1 和模式 3、模式 2 和模式 4 可以得出,IBDR 能够在风电波动较大的时段起到紧急调峰的作用。考虑到弃风成本较高,电网选择调用 IBDR 容量来实现供需平衡,从而能够在一定时间内减少弃风。

(4)由模式 1、2、3 的机组启停成本均高于或等于模式 4,可以得出在无用户侧响应或者仅有一种用户侧响应的情况下,电网可以继续通过机组启停来减少弃风。而模式 4 下机组启停成本最低验证了 PBDR 和 IBDR 共同参与电力系统调度能够起到互补的作用。PBDR 主要体现在日前削峰填谷上,而 IBDR 体现在日内,合理配置日前和日内需求侧资源,并结合两阶段渐近优化的调度方式,使得电网运行更加高效、合理的同时,也能实现大规模的新能源并网运行。图 6 和图 7 分别为模式 4 下日前决策的机组组合和 IBDR 调用状态方案。

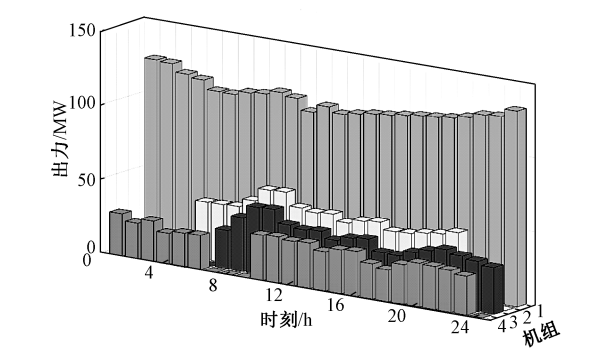


图 6 日前机组组合方案  
Fig.6 Intra-day unit commitment scheme

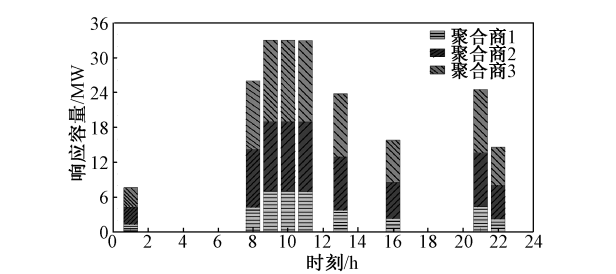


图 7 日前 IBDR 响应容量  
Fig.7 Intra-day IBDR response capacity

表 5 还统计了 4 种模式下的风电消纳率,结果表明,在充分挖掘需求侧资源的模式 4 下,风电利用率显著提升,较无 DR 参与调度提高了 6.05%。

5.3 PBDR 参与度对调度性能的影响

负荷转移率是定量描述 PBDR 参与度的重要指标。为比较不同的 PBDR 参与度对两阶段调度性能

的影响,调整峰-平、峰-谷、平-谷的最大负荷转移率分别为 0.020、0.031、0.017,体现需求侧对调峰的参与度下降。图 8 为最大负荷转移率下,经 PBDR 优化后的负荷曲线。

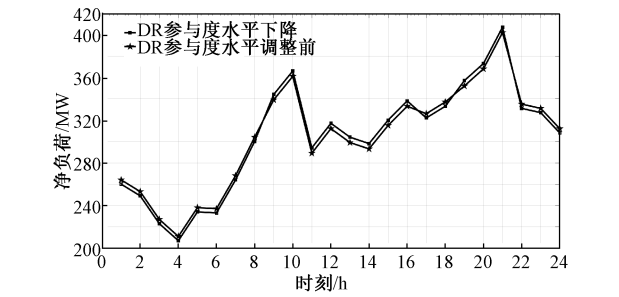


图 8 不同最大负荷转移率下 PBDR 对净负荷曲线的优化效果  
Fig.8 Optimized net load curves of PBDR under different maximal load transition ratios

表 6 为不同 PBDR 参与度下两阶段调度的成本分配。对比分析可知,随着 PBDR 参与度的下降,机组的启停成本和 IBDR 成本相应上升,更多参与到调峰中,论证了 PBDR 和 IBDR 在响应特性上具有“互补关系”。

表 6 不同 PBDR 参与度下的调度成本对比  
Tab.6 Comparison of dispatch cost under different PBDR participation degree

| 参数        | 初始参与度  | 参与度下降  |
|-----------|--------|--------|
| 峰-平转移率    | 0.030  | 0.020  |
| 峰-谷转移率    | 0.041  | 0.031  |
| 平-谷转移率    | 0.027  | 0.017  |
| 总成本/元     | 393300 | 420841 |
| 发电成本/元    | 337140 | 337670 |
| 启停成本/元    | 17000  | 25000  |
| 弃风成本/元    | 18381  | 33955  |
| PBDR 成本/元 | 9148   | 11451  |
| IBDR 成本/元 | 11631  | 12765  |

5.4 模型及算法的普适性分析

本节考察 10 机系统和 36 机系统两个更大规模的测试算例,验证上述两阶段调度模型及算法的普适性。仿真设置 10 机系统和 36 机系统中每台火电机组均具有同 4 机系统中相近的参数,同时相应地放大风电和负荷的绝对数值,确保 3 个算例中的风、火、荷总量相对比例关系基本一致。调度均同时采用 PBDR 和 IBDR 两种需求响应策略。性能评价指标包括调度总成本、发电等各项成本、风电消纳率、弃风成本在调度总成本中的占比,详细结果如表 7 所示。

表 7 3 个测试算例的调度结果

Tab.7 Dispatch results of 3 test instances

| 参数        | 4 机系统  | 10 机系统  | 36 机系统  |
|-----------|--------|---------|---------|
| 总成本/元     | 393300 | 1087212 | 5520967 |
| 发电成本/元    | 337140 | 904990  | 4531600 |
| 启停成本/元    | 17000  | 66000   | 443500  |
| 弃风成本/元    | 18381  | 56143   | 238070  |
| PBDR 成本/元 | 9148   | 24700   | 127157  |
| IBDR 成本/元 | 11631  | 35379   | 180640  |
| 风电消纳率(%)  | 97. 11 | 96. 06  | 97. 30  |
| 弃风成本占比(%) | 4. 67  | 5. 16   | 4. 31   |

分析表 7 可知,随着火电机组数、风电总出力、总负荷等绝对数值的增大,不同测试系统的调度总成本和各项成本均相应增大,但风电消纳率和弃风成本占比分别稳定在  $(96.82 \pm 0.48)\%$  和  $(4.71 \pm 0.45)\%$ ,说明本文所提模型和算法具有较好的普适性和稳定性。

5.5 与日内一次性调度的对比分析

为验证两阶段渐近优化调度方式的优势,本文设计日内一次性调度和日前-日内两阶段调度进行对比分析。由于前者仅考虑日内调度,不涉及日前对机组组合的初步优化。因此,机组组合的调峰能力会受限于启停时间的影响,出现切负荷现象。为满足供需平衡,在求解模型时引入了紧急调峰决策变量。紧急调峰成本设置为  $C_L = 300$  元/(MW·h)。一次性和两阶段调度结果如表 8 所示。

表 8 一次性调度与两阶段调度的经济成本对比

Tab.8 Economic cost comparison between one-time dispatch and two-stage dispatch

| 参数       | 一次性    | 两阶段    |
|----------|--------|--------|
| 总成本/元    | 460830 | 436090 |
| 发电成本/元   | 349140 | 361300 |
| 启停成本/元   | 16000  | 18000  |
| 弃风成本/元   | 43520  | 56790  |
| 紧急调峰成本/元 | 52170  | 0      |

由表 8 分析可知,日内的一次性调度由于缺乏日前对整天风电出力和负荷的统筹分析,在凌晨风电高发时段关停机组,而到了日中由于受到机组启停约束的影响,不能及时应对负荷剧增的突发现象。因此结果表现为一次性调度虽然弃风成本有所缓解,但紧急调峰成本上升,启停成本略少也反映了一次性调度机组组合调峰无力的状况,总成本与两阶段相比支出显著增加。综上所述,两阶段调度相比一次性调度更加合理,充分利用了机组组合的调峰

能力,验证了日前调度的必要性。

6 结论

本文针对风电的不确定性,研究了多种需求响应参与的电力系统日前-日内两阶段优化调度对风电接纳的影响。主要工作如下:

(1) 日前调度阶段采用蒙特卡洛模拟生成多个风电出力场景,同步回代法对场景进行削减。日内调度阶段采用灰色模型结合滚动优化进行风电超短期预测,平均精度达到了 85.6%。

(2) 引入净负荷曲线概念对峰平谷时段进行动态划分;基于 PBDR 消费者心理学原理构建了用户日负荷曲线优化模型,考虑了用户满意度、电网满意度和合理电价比等约束条件。

(3) 基于 IBDR 可中断响应机制构建日前-日内两阶段调度模型,兼顾火电机组出力、爬坡、上下旋转备用、机组启停和 IBDR 调用容量等约束,为了最大化消纳风电,模型中引入弃风惩罚因子。

(4) 通过二进制粒子群算法结合 GUROBI 优化器完成模型求解。依次分析了 PBDR、IBDR 不同组合对调度结果的影响,以及不同 PBDR 参与对调度结果的影响。

仿真实验结果表明,两阶段调度方式相比日内一次性调度更加合理、高效,能够从全局角度统筹考虑总体经济效益。并且两阶段调度引入了 PBDR 的削峰填谷作用和 IBDR 的平衡风电波动作用,使得整体方案更趋多元化,能够及时应对各种风电出力场景,提高总体风电消纳率。

参考文献 (References):

[ 1 ] 薛禹胜,雷兴,薛峰,等 (Xue Yusheng, Lei Xing, Xue Feng, et al.). 关于风电不确定性对电力系统影响的评述 (A review on impacts of wind power uncertainties on power systems) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2014, 34 (29): 5029-5040.

[ 2 ] 鞠立伟,于超,谭忠富 (Ju Liwei, Yu Chao, Tan Zhongfu). 计及需求响应的风电储能两阶段调度优化模型及求解算法 (A two-stage scheduling optimization model and corresponding solving algorithm for power grid containing wind farm and energy storage system considering demand response) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2015, 39 (5): 1287-1293.

[ 3 ] 王蓓蓓,刘小聪,李扬 (Wang Beibei, Liu Xiacong, Li Yang). 面向大容量风电接入考虑用户侧互动的系统日前调度和运行模拟研究 (Day-ahead generation



- scheduling and operation simulation considering demand response in large-capacity wind power integrated systems) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2013, 33 (22): 35-44.
- [4] 田世明, 王蓓蓓, 张晶 (Tian Shiming, Wang Beibei, Zhang Jing). 智能电网条件下的需求响应关键技术 (Key technologies for demand response in smart grid) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2014, 34 (22): 3576-3589.
- [5] Mognaddam M P, Adbollahi A, Rashidinejad M. Flexible demand response programs modeling in competitive electricity markets [J]. Applied Energy, 2011, 88 (9): 3257-3269.
- [6] 别朝红, 胡国伟, 谢海鹏, 等 (Bie Zhaohong, Hu Guowei, Xie Haipeng, et al.). 考虑需求响应的含风电电力系统的优化调度 (Optimal dispatch for wind power integrated systems considering demand response) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2014, 38 (13): 115-120.
- [7] 于娜, 李伟蒙, 黄大为, 等 (Yu Na, Li Weimeng, Huang Dawei, et al.). 计及可转移负荷的含风电场日前调度模型 (Day-ahead scheduling model in wind power integrated system incorporating shiftable load) [J]. 电力系统保护与控制 (Power System Protection and Control), 2018, 46 (17): 61-67.
- [8] 周保荣, 黄廷城, 张勇军 (Zhou Baorong, Huang Tingcheng, Zhang Yongjun). 计及激励型需求响应的微电网可靠性分析 (Reliability analysis on microgrid considering incentive demand response) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2017, 41 (13): 70-78.
- [9] Falsafi H, Zakariazadeh A, Jadid S. The role of demand response in single and multi-object wind-thermal generation scheduling: A stochastic programming [J]. Energy, 2014, 64: 853-867.
- [10] 孙宇军, 王岩, 李秋硕, 等 (Sun Yujun, Wang Yan, Li Qiushuo, et al.). 计及用户侧互动的两阶段滚动调度计划模型 (A two-stage rolling dispatch model considering interaction with customers) [J]. 南方电网技术 (Southern Power System Technology), 2017, 11 (6): 63-69.
- [11] 张艺渊, 江岳文 (Zhang Yiyuan, Jiang Yuewen). 多种需求响应和日前小时电价优化促进风电接纳研究 (Research on promoting wind power accommodation with multi-type demand response and day-ahead hourly price optimization) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2018, 37 (1): 57-65.
- [12] Anh-Duc N, Van-Hai B, Akhtar H, et al. Impact of demand response programs on optimal operation of multi-microgrid system [J]. Energies, 2018, 11 (6): 1-18.
- [13] 薛太林, 许倩 (Xue Tailin, Xu Qian). 计及供电方收益的分时电价优化 (Optimization of time-of-use electricity price taking into account profit of the power supplier) [J]. 电气自动化 (Electrical Automation), 2017, 39 (2): 29-32.
- [14] 刘旭, 杨德友, 孟涛, 等 (Liu Xu, Yang Deyou, Meng Tao, et al.). 计及需求响应的含风电场日前两阶段动态环境经济调度 (Day-ahead two-stage dynamic economic emission dispatching in wind power integrated system incorporating demand response) [J]. 电力建设 (Electric Power Construction), 2016, 37 (9): 146-154.
- [15] 刘小聪, 王蓓蓓, 李扬, 等 (Liu Xiaocong, Wang Beibei, Li Yang, et al.). 计及需求侧资源的大规模风电消纳随机机组组合模型 (Stochastic unit commitment model for high wind power integration considering demand side resources) [J]. 中国电机工程学报 (Proceedings of the CSEE), 2015, 35 (14): 3714-3723.
- [16] Tewari S, Geyer C J, Mohan N. A statistical model for wind power forecast error and its application to the estimation of penalties in liberalized markets [J]. IEEE Transactions on Power System, 2011, 26 (4): 2031-2039.
- [17] 艾欣, 周树鹏, 赵阅群 (Ai Xin, Zhou Shupeng, Zhao Yuequn). 考虑风电不确定性的用户侧分时电价研究 (Study on time of use pricing of user side considering wind power uncertainty) [J]. 电网技术 (Power System Technology), 2016, 40 (5): 1529-1535.
- [18] 程瑜, 翟娜娜 (Cheng Yu, Zhai Nana). 基于用户响应的分时电价时段划分 (Electricity price peak and valley periods division based on customer response) [J]. 电力系统自动化 (Automation of Electric Power Systems), 2012, 36 (9): 42-53.
- [19] 肖安南, 张蔚翔, 张超, 等 (Xiao Annan, Zhang Weixiang, Zhang Chao, et al.). 需求侧响应下的微网源-网-荷互动优化运行 (Optimal interactive operation of microgrid under demand response) [J]. 电工电能新技术 (Advanced Technology of Electrical Engineering and Energy), 2017, 36 (9): 71-79.
- [20] Energy data of Belgium in November 2017 [EB/OL]. <http://www.elia.be/en/grid-data/data-download>. 2017-11-27.

## A two-stage coordinated dispatch of wind power, thermal power and system load with multi-type demand response

ZHU Fei-yu<sup>1,2</sup>, XU Zhi-yu<sup>1</sup>, XU Wei-sheng<sup>1</sup>, ZHANG Jia-hui<sup>1,2</sup>, LV Xiao-yu<sup>1</sup>, FU Min<sup>1</sup>

(1. College of Electronics and Information Engineering, Tongji University, Shanghai 201804, China;

2. College of Electrical, Electronic and Information Engineering,  
Bologna University, Bologna 40136, Italy)

**Abstract:** In order to solve the problem of large-scale wind power integration, a day-ahead and intra-day source-load coordinated optimization scheduling is established with the demand response (DR). Day-ahead stage: based on the scenarios of wind power, the price-based demand response (PBDR) is used to flatten the net load curve to alleviate the influence of anti-peak regulation characteristics of wind power. Then aiming at the minimum operation cost of the grid, considering the role of the incentive-based demand response (IBDR) to balance the wind power fluctuations, a unit commitment and an IBDR order contract scheme that meet the consumption requirements of each scenario are determined. Intra-day stage: the use of rolling grey prediction to achieve accurate ultra-short-term wind power forecasting, so as to determine the actual unit output, abandonment and IBDR response capacity based on the previous plan. An example with a 24h wind power/load ration of 34.8% is selected. The simulation results show that the higher the level of PBDR participation, the lower the dispatch cost of power system. The comparative analysis of the four DR combination schemes shows that the reasonable allocation of DR resources has increased the rate consumption of wind power by 6.05%. At the same time, it is verified that two-stage scheduling saves 5.36% in cost compared to the one-time dispatch in the day.

**Key words:** demand response; two-stage optimization; unit commitment; gray prediction; wind power integration