基于模型预测控制的主动配电网多场景变时间尺度优化调度

刘自发[1],张 婷[1],王 岩[2]
(1. 华北电力大学 电气与电子工程学院,北京 102206;2. 华北电力大学(保定) 电力工程系,河北 保定 071003)

摘要:针对源荷预测误差对主动配电网调度影响较大的问题,充分考虑源荷数据相关性,提出基于模型预测控制(MPC)的主动配电网多场景变时间尺度优化调度策略。在日前、日内优化阶段,采用藤Copula模型描述源荷相关性,结合场景生成与削减技术形成源荷出力场景,以多场景下配电网期望运行成本最小为目标建立优化模型,求解配电网中机组、储能、无功补偿装置等可调资源运行状态及出力情况;在实时优化阶段,采用MPC思想,以可调资源调整量最小为目标,提出场景相似度的概念以及自适应追踪最优轨迹的方法,得到基于滚动优化和反馈以及最优参考轨迹的实时调度。采用修改后的IEEE 33节点系统验证了所提优化策略的可行性。

关键词:主动配电网;变时间尺度;源荷相关性;Copula模型;模型预测控制;优化调度
中图分类号:TM 73 **文献标志码:**A DOI:10.16081/j.epae.202201001

0 引言

随着化石能源的日渐枯竭,推动能源结构转型、发展新能源是大势所趋。近年来,可再生能源的开发利用成为世界各国实现可持续发展的一个重要战略目标。国际可再生能源机构表示,到2050年,可再生能源必须占全球能源总供应量的2/3[1]。可再生能源取之不尽,基本不存在环境污染问题,然而其出力具有间歇性、波动性和随机性,因此新能源参与下的主动配电网优化调度问题一直是广大科研工作者的研究课题。文献[2]以网损最小、电压偏离最小以及需求响应利用率最大化为目标,建立多目标优化模型,并采用混合整数二阶锥规划MISOCP(Mixed Integer Second-Order Cone Programming)方法进行求解。文献[3]提出提升配电网灵活性的两阶段优化模型,第一阶段建立电动汽车有序充电模型,第二阶段建立储能和可中断负荷的双目标优化调度模型。文献[4]针对可再生能源日前优化调度的不确定性,建立以总成本最小为目标的多阶段随机规划模型。上述研究虽然取得了很好的效果,但是没有考虑到源源或者源荷之间的相关性,在实际系统中,源源和源荷之间往往呈现出一定的时空相关性。文献[5]以多元正态分布函数和Copula函数为基础,生成具有时空相关性的多风电场出力场景,但是只对风电场相关性进行了研究。文献[6]利用混合藤Copula模型分析风光联合出力在日间的相关性,结合回溯搜索算法对电力系统进行无功优化。文献[7]在考虑风光出力相关性的基础上,提出大规模风光互补的多目标电网扩展规划方法。文献[8]考虑风电场时空相关性,构建基于场景分析的机组组合两阶段调度模型。上述研究只考虑了可再生能源出力的相关性,而未考虑源荷之间的相关性。为此,文献[9]建立不同光伏之间以及光伏与负荷之间的相关性约束,并采用拉丁超立方和Cholesky分解技术相结合的方法进行场景化分析。

由于日前调度源荷预测误差较大,只按照日前调度计划安排机组出力难以满足实时的功率平衡要求。在多时间尺度优化调度研究方面,考虑到预测误差随着时间尺度缩短而减小的特点,文献[10]建立多时间尺度下独立微电网优化调度模型,各时间尺度调度计划协调配合,兼顾经济性与灵活性。文献[11]提出一种基于分布式模型预测控制MPC(Model Predictive Control)的综合能源系统多时间尺度优化调度方法。文献[12]提出一种主动配电网多时间尺度优化调度方法,该方法降低了配电网购电和电动汽车充电费用。文献[13]建立微电网多时间尺度需求响应调度框架以及日前经济最优调度模型,采用MPC方法建立日内滚动优化调度模型,以校正可再生能源和负荷的预测偏差。文献[14-17]均将MPC应用于电力系统优化调度,且取得了一定效果。

上述研究鲜少对考虑源荷相关性且用多场景随机规划和MPC结合进行主动配电网优化调度的问题进行论述,而且采用MPC技术获得的实时调度参考轨迹稍显粗糙。综上,本文提出一种计及源荷相关性基于多场景随机规划和MPC的主动配电网变时间尺度优化调度策略。在日前调度和日内滚动优

收稿日期:2021-03-22;**修回日期:**2021-11-08
基金项目:国家重点研发计划项目(2016YFB0900105)
Project supported by the National Key Research and Development Program of China(2016YFB0900105)

化阶段，以主动配电网运行成本最小为目标，基于C藤Copula理论建立模型，生成大量具有相关性的场景并削减，进行多场景经济调度。在实时校正阶段，采用MPC思想定义场景相似度的概念，提出自适应追踪最优轨迹的方法。在每个调度时段，对实时源荷预测数据与日内各场景下的源荷数据进行场景相似度计算，选择相似度最大的日内滚动优化阶段的调度结果为MPC模型的最优跟踪轨迹，使得可调资源实时跟踪更准确的日内滚动优化阶段结果，从而减小可调资源出力的不平滑性。最后以修改后的IEEE 33节点系统为算例进行研究，设置3种调度方案进行比较，验证了本文建立的变时间尺度优化调度模型能够降低源荷不确定性对配电网调度的影响。

1 源荷场景生成与削减

由于风电和光伏等可再生能源输出功率受自然环境影响较大，出力具有强烈的随机性和不确定性，并且同一地区或者相近地区的风光出力具有一定的空间相关性，因此考虑建立Copula模型对风光荷相关性进行描述，并借助蒙特卡罗模拟进行场景生成。

1.1 藤Copula模型建立

风光荷三者相关性问题属于多维变量相关性问题，而藤Copula模型可以将多维变量相关性问题转化成多个二维变量的相关性问题[5]，常用的藤结构有C藤和D藤2种。

本文利用C藤结构分析风光荷三者相关性，在C藤模型[5]中，设有n维变量$\boldsymbol{X}=(x_1,x_2,\cdots,x_n)$，其联合分布函数和联合概率密度函数分别为$F(x_1,x_2,\cdots,x_n)$、$f(x_1,x_2,\cdots,x_n)$，$\boldsymbol{X}$中第$i\,(i=1,2,\cdots,n)$维随机变量$x_i$的边缘分布函数和边缘密度函数分别为$F_i(x_i)$、$f_i(x_i)$，则$\boldsymbol{X}$的联合概率密度可以表示为：

$$f(x_1,x_2,\cdots,x_n)=\prod_{k=1}^{n} f_k(x_k)\times \prod_{j=1}^{n-1}\prod_{i=1}^{n-j} c_{j,j+i|1,2,\cdots,j-1}\Big(F\big(x_j\big|x_1,\cdots,x_{j-1}\big),F\big(x_{j+i}\big|x_1,\cdots,x_{j-1}\big)\Big) \tag{1}$$

式中：$c_{j,j+i|1,2,\cdots,j-1}(\cdot)$为在已知$x_1$、$x_2$、$\cdots$、$x_{j-1}$的条件下，变量$x_j$和$x_{j+i}$二者构成的Copula概率密度函数；$F\big(x_j\big|x_1,\cdots,x_{j-1}\big)$为在已知$x_1$、$x_2$、$\cdots$、$x_{j-1}$的条件下，变量$x_j$的分布函数。根据C藤分解的逻辑结构，每个pair Copula密度函数包含一对条件分布函数$F\big(x|\boldsymbol{v}\big)$，可通过式(2)得到。

$$F\big(x|\boldsymbol{v}\big)=\frac{\partial C\Big(F\big(x\big|\boldsymbol{v}_{-j}\big),F\big(v_j\big|\boldsymbol{v}_{-j}\big)\Big)}{\partial F\big(v_j\big|\boldsymbol{v}_{-j}\big)} \tag{2}$$

式中：x、$\boldsymbol{v}$分别为式(1)中待求条件分布函数对应的某个变量和所研究变量组成的向量；v_j为向量$\boldsymbol{v}$的第j个分量；$\boldsymbol{v}_{-j}$为向量$\boldsymbol{v}$去掉第j个元素之后形成的向量；$C(\cdot,\cdot)$为Copula概率分布函数。

1.2 源荷场景抽取与削减

本文参考文献[5]建立C藤Copula模型，计及风光荷的不确定性，同时使所选择的典型场景能代表风光出力和负荷的全部情况，结合蒙特卡罗抽样，抽取大量具有随机性和相关性场景的步骤如下：

1）将历史风光荷数据代入C藤Copula模型，确定风光荷两两之间的相关参数以及Copula函数类型；

2）对C藤第1层变量的累积概率分布函数值在[0,1]之间进行蒙特卡罗采样，基于步骤1）中的结果，结合式(2)求取第2层变量的累积分布函数值，依此类推，直到求出所有变量的累积分布函数值；

3）根据步骤2）中得到的所有变量的累积分布函数值，结合步骤1）中的结果进行逆变换抽样，从而得到大量具有相关性的风光荷功率场景，然后对抽样得到的场景进行Cholesky分解[7]，并对生成的场景采用基于概率距离的同步回代削减方法进行削减。

2 变时间尺度优化调度框架

本文计及源荷相关性基于多场景随机规划和MPC的变时间尺度优化策略分为日前调度、日内滚动优化和实时校正阶段。

1）日前调度阶段。将一天分为24个时段，根据风光荷数据建立C藤Copula模型，生成大量场景并将其削减到一定数量。研究以经济性最优为目标时各场景下均能满足的调度计划。

2）日内滚动优化阶段。将一天分为96个时段，场景生成和削减方法同日前调度阶段，每1 h滚动优化1次，优化目标是经济性最优。

3）实时校正阶段。每5 min执行1次，每次优化3个时段，计算实时风光荷曲线与日内滚动优化阶段所有风光荷场景的场景相似度，取场景相似度最大的日内滚动优化场景的调度结果作为MPC的最优跟踪轨迹，求解未来3个时段的调度计划，且只下发下一个时段的调度指令。

3 基于多场景随机规划和MPC的变时间尺度优化调度模型

若不计相关性，则本文模型的总场景数为风光荷场景数的乘积，计算量大且不符合实际情况，因此根据1.2节中的场景生成法可以保证风光荷相关性，减少优化调度过程的计算时间。

3.1 日前优化模型

3.1.1 目标函数

日前调度目标函数为所有场景下配电网运行成

本的期望最小，即：

$$\min\sum_{s=1}^{N_s}\pi_s\sum_{t=1}^{T}\left\{\sum_{i=1}^{N_g}\left[a_{gi}(P^{g}_{i,t,s})^2+b_{gi}P^{g}_{i,t,s}+c_{gi}+U^{g}_{i,t}+D^{g}_{i,t}\right]+\sum_{j=1}^{N_f}\left[a_{fj}(P^{f}_{j,t,s})^2+b_{fj}P^{f}_{j,t,s}+c_{fj}+U^{f}_{j,t}+D^{f}_{j,t}\right]+\left[\sum_{k=1}^{N_{ESS}}\lambda^{E}(P^{ch}_{k,t,s}+P^{d}_{k,t,s})+\sum_{m=1}^{N_{WT}}\lambda^{WT}(P^{WT,max}_{m,t,s}-P^{WT}_{m,t,s})+\sum_{h=1}^{N_{PV}}\lambda^{PV}(P^{PV,max}_{h,t,s}-P^{PV}_{h,t,s})+(P^{buy}_{t,s}\lambda^{buy}_{t}-P^{sell}_{t,s}\lambda^{sell}_{t})\right]\Delta t\right\}\tag{3}$$

式中：N_s为削减后的场景总数；π_s为场景s发生的概率；T为优化时段总数；N_g为常规机组数量；a_{gi}、b_{gi}和c_{gi}为常规机组i的运行费用参数；$P^{g}_{i,t,s}$为场景s下t时段常规机组i的输出功率；$U^{g}_{i,t}$、$D^{g}_{i,t}$分别为常规机组i在t时段的启动成本和停机成本；N_f为快调机组数量；a_{fj}、b_{fj}、c_{fj}为快调机组j的运行费用参数；$P^{f}_{j,t,s}$为场景s下t时段快调机组j的输出功率；$U^{f}_{j,t}$、$D^{f}_{j,t}$分别为快调机组j在t时段的启动成本和停机成本；N_{ESS}为储能系统数量；λ^{E}为储能系统充放电成本；$P^{ch}_{k,t,s}$、$P^{d}_{k,t,s}$分别为场景s下t时段储能系统k的充电和放电功率；N_{WT}为风电场数量；$P^{WT,max}_{m,t,s}$为场景s下t时段风电场m的最大有功出力；$P^{WT}_{m,t,s}$为场景s下t时段风电场m的调度出力；N_{PV}为光伏电站数量；λ^{WT}、λ^{PV}分别为系统单位弃风和弃光惩罚成本；$P^{PV,max}_{h,t,s}$为场景s下t时段光伏电站h的最大有功出力；$P^{PV}_{h,t,s}$为场景s下t时段光伏电站h的调度出力；$P^{buy}_{t,s}$、$P^{sell}_{t,s}$分别为场景s下t时段通过联络线的购电和售电功率；λ^{buy}_{t}、λ^{sell}_{t}分别为t时段配电网向主网购电和售电的电价；Δt为时间尺度。

3.1.2　主要约束条件

1）关口功率约束，即：

$$\begin{cases}0\leqslant P^{buy}_{t,s}\leqslant\alpha_tP_{balance}\\0\leqslant P^{sell}_{t,s}\leqslant\beta_tP_{balance}\\\alpha_t,\beta_t\in\{0,1\}\\0\leqslant\alpha_t+\beta_t\leqslant1\end{cases}\tag{4}$$

式中：$P_{balance}$为配电网向上级主网售电功率极限；α_t、β_t为二进制变量，分别表示t时段配电网的购、售电状态，$\alpha_t=1$表示购电，$\beta_t=1$表示售电，二者不能同时为1。

2）机组出力约束，即：

$$\begin{cases}u^{g}_{i,t}P^{g}_{i,min}\leqslant P^{g}_{i,t,s}\leqslant u^{g}_{i,t}P^{g}_{i,max}\\u^{f}_{j,t}P^{f}_{j,min}\leqslant P^{f}_{j,t,s}\leqslant u^{f}_{j,t}P^{f}_{j,max}\end{cases}\tag{5}$$

式中：$u^{g}_{i,t}$、$u^{f}_{j,t}$分别为常规机组i和快调机组j在t时段的运行状态；$P^{g}_{i,max}$、$P^{g}_{i,min}$分别为常规机组i的最大和最小出力；$P^{f}_{j,max}$、$P^{f}_{j,min}$分别为快调机组j的最大和最小出力。

3）静态无功补偿装置SVC（Static Var Compensator）出力约束，即：

$$-Q^{SVC}_{l,max}\leqslant Q^{SVC}_{l,t,s}\leqslant Q^{SVC}_{l,max}\tag{6}$$

式中：$Q^{SVC}_{l,max}$为第l台SVC的最大补偿容量；$Q^{SVC}_{l,t,s}$为场景s下t时段第l台SVC的出力。

4）风光出力约束，即：

$$\begin{cases}0\leqslant P^{WT}_{m,t,s}\leqslant P^{WT,max}_{m,t,s}\\0\leqslant Q^{WT}_{m,t,s}\leqslant Q^{WT,max}_{m,t,s}\\0\leqslant P^{PV}_{h,t,s}\leqslant P^{PV,max}_{h,t,s}\\0\leqslant Q^{PV}_{h,t,s}\leqslant Q^{PV,max}_{h,t,s}\end{cases}\tag{7}$$

式中：$Q^{WT}_{m,t,s}$、$Q^{WT,max}_{m,t,s}$分别为场景s下t时段风电场m的无功和最大无功出力；$Q^{PV}_{h,t,s}$、$Q^{PV,max}_{h,t,s}$分别为场景s下t时段光伏电站h的无功和最大无功出力。本文假设风电和光伏均运行在恒定功率因数状态。

5）DisFlow潮流约束，即：

$$\begin{cases}P_{ij,t,s}=\dfrac{P^2_{ij,t,s}+Q^2_{ij,t,s}}{V^2_{i,t,s}}r_{ij}+P_{j,t,s}+\sum\limits_{k\in v(j)}P_{jk,t,s}\\Q_{ij,t,s}=\dfrac{P^2_{ij,t,s}+Q^2_{ij,t,s}}{V^2_{i,t,s}}x_{ij}+Q_{j,t,s}+\sum\limits_{k\in v(j)}Q_{jk,t,s}\\V^2_{i,t,s}=V^2_{j,t,s}+2(r_{ij}P_{ij,t,s}+x_{ij}Q_{ij,t,s})-\left(r^2_{ij}+x^2_{ij}\right)\dfrac{P^2_{ij,t,s}+Q^2_{ij,t,s}}{V^2_{i,t,s}}\end{cases}\tag{8}$$

式中：$P_{ij,t,s}$、$Q_{ij,t,s}$分别为场景s下t时段由节点i流向节点j的有功和无功功率；$P_{j,t,s}$、$Q_{j,t,s}$分别为场景s下t时段节点j的有功和无功功率；$V_{i,t,s}$、$V_{j,t,s}$分别为场景s下t时段节点i、j的电压；r_{ij}、x_{ij}分别为支路ij的电阻和电抗；$v(j)$为配电网中以j为首端节点的所有末端节点的集合。式(8)所示约束经过二阶锥松弛[18]后可以用CPLEX等求解器进行求解，二阶锥松弛转换过程不再赘述。

6）储能系统荷电状态（SOC）与充放电功率约束，即：

$$\begin{cases}E_{min}\leqslant E_{k,t,s}\leqslant E_{max}\\U^{d}_{k,t,s}+U^{ch}_{k,t,s}\leqslant1\\0\leqslant P^{d}_{k,t,s}\leqslant P^{d,max}U^{d}_{k,t,s}\\0\leqslant P^{ch}_{k,t,s}\leqslant P^{ch,max}U^{ch}_{k,t,s}\\E_{k,t,s}=E_{k,t-1,s}-P^{d}_{k,t,s}\Delta t/\eta_d+P^{ch}_{k,t,s}\Delta t\eta_{ch}\end{cases}\tag{9}$$

式中：E_{min}、E_{max}分别为储能系统的最小和最大容量；$E_{k,t,s}$为场景s下t时段储能系统k的容量；$U^{ch}_{k,t,s}$、$U^{d}_{k,t,s}$为二进制变量，分别表示场景s下t时段储能系统k的充、放电状态；$P^{ch,max}$、$P^{d,max}$和η_{ch}、η_d分别为储能系统最大充、放电功率和充、放电效率。

7）机组功率爬坡约束，即：

$$-u^{g}_{i,t}R_{Dg}\leqslant P^{g}_{i,t,s}-P^{g}_{i,t-1,s}\leqslant u^{g}_{i,t-1}R_{Ug}\tag{10}$$

$$-u^{f}_{j,t}R_{Df}\leqslant P^{f}_{j,t,s}-P^{f}_{j,t-1,s}\leqslant u^{f}_{j,t-1}R_{Uf}\tag{11}$$

式中：R_{Ug}、R_{Dg}分别为常规机组爬坡和滑坡速率；R_{Uf}、R_{Df}分别为快调机组爬坡和滑坡速率。

8）支路容量约束，即：

$$P_{ij,t,s}^2+Q_{ij,t,s}^2 \leqslant S_{ij,t}^2 \tag{12}$$

式中：$S_{ij,t}$为t时段支路ij的视在功率上限。

3.1.3 日前调度结果

日前调度结果是在保证经济性的同时各场景下均能满足的一套调度计划，其中包括常规机组和快调机组启停计划$u_{i,t}^{\mathrm{g}}$、$u_{j,t}^{\mathrm{f}}$，储能充放电计划$U_{k,t,s}^{\mathrm{ch}}$、$U_{k,t,s}^{\mathrm{d}}$及日前调度每小时末荷电状态E_t^{dayahead}，SVC动作计划和联络线购售电状态α_t、β_t。以上变量将作为确定条件代入下文的日内滚动优化和实时调度模型中。

3.2 日内滚动优化模型

3.2.1 目标函数

日内滚动优化目的是在日前计划的基础上，结合日内的风光荷预测数据，对日前的调度计划进行调整，目标函数为：

$$\begin{aligned}\min \sum_{s=1}^{N_s}\pi_s \sum_{t=1}^{T}\Bigg\{&\sum_{i=1}^{N_g}\left[a_{gi}(P_{i,t,s}^{\mathrm{g}})^2+b_{gi}P_{i,t,s}^{\mathrm{g}}+c_{gi}\right]+\\&\sum_{j=1}^{N_f}\left[a_{fj}(P_{j,t,s}^{\mathrm{f}})^2+b_{fj}P_{j,t,s}^{\mathrm{f}}+c_{fj}\right]+\\&\Bigg[\sum_{k=1}^{N_{\mathrm{ESS}}}\lambda^{\mathrm{ESS}}(P_{k,t,s}^{\mathrm{ch}}+P_{k,t,s}^{\mathrm{d}})+\sum_{m=1}^{N_{\mathrm{WT}}}\lambda^{\mathrm{WT}}(P_{m,t,s}^{\mathrm{WT,max}}-P_{m,t,s}^{\mathrm{WT}})+\\&\sum_{h=1}^{N_{\mathrm{PV}}}\lambda^{\mathrm{PV}}(P_{h,t,s}^{\mathrm{PV,max}}-P_{h,t,s}^{\mathrm{PV}})+(P_{t,s}^{\mathrm{buy}}\lambda_t^{\mathrm{buy}}-P_{t,s}^{\mathrm{sell}}\lambda_t^{\mathrm{sell}})\Bigg]\Delta t\Bigg\}\end{aligned} \tag{13}$$

3.2.2 主要约束条件

1）日内调度时，为更好地追踪日前调度计划，储能系统在每小时末的荷电状态应与日前调度相同，即：

$$E_{4t}^{\mathrm{Intraday}}=E_t^{\mathrm{dayahead}} \quad t=1,2,\cdots,24 \tag{14}$$

式中：$E_{4t}^{\mathrm{Intraday}}$、$E_t^{\mathrm{dayahead}}$分别为日内和日前调度每小时末的荷电状态。

2）其余约束与日前优化模型中约束相同。

3.2.3 日内滚动优化调度结果

日内滚动优化每4个时段进行1次，场景抽样与削减的方法同日前调度，得到的几个典型场景下的调度结果分别为常规机组出力$P_{i,t,s}^{\mathrm{g}}$、快调机组出力$P_{j,t,s}^{\mathrm{f}}$、储能系统荷电状态$E_{t,s}^{\mathrm{Intraday}}$、储能系统充放电功率$P_{k,t,s}^{\mathrm{ch}}$和$P_{k,t,s}^{\mathrm{d}}$、SVC出力$Q_{l,t,s}^{\mathrm{SVC}}$、通过联络线的购电功率$P_{t,s}^{\mathrm{buy}}$和售电功率$P_{t,s}^{\mathrm{sell}}$。日内调度结果将作为实时调度的参考值。

3.3 实时调度模型

3.3.1 MPC

在实时调度阶段，时间分辨率为5 min，一天共有288个时段，采用MPC思想，其主要包括模型预测、滚动优化和反馈校正等步骤[19]。本文的自适应追踪MPC的基本框架如图1所示，图中χ_s^{sim}为场景s的相似度。

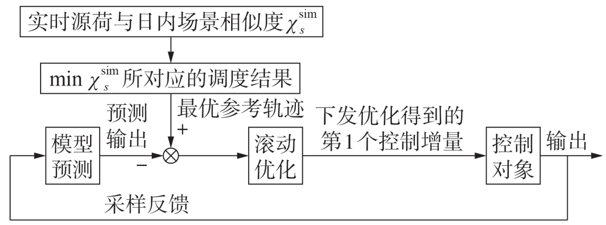

图1 MPC基本框架

Fig.1 Basic framework of MPC

在滚动优化时需要给定一个参考轨迹，在电力系统优化调度中，这个参考轨迹来源于日内优化的结果。许多文献不考虑日内的源荷预测误差，直接以源荷预测数据下的日内优化结果作为参考轨迹[16-17,20]。考虑到日内源荷预测数据的误差，本文在日内阶段进行多场景优化，将得到的几个不同场景下的日内优化结果作为MPC的参考轨迹。

3.3.2 场景相似度

在很短的实时优化周期内，上述多个参考轨迹中必然存在一个最优参考轨迹，该最优参考轨迹来源于与实时源荷数据最相似的日内某个场景的优化结果。一般而言，场景数越多，参考轨迹越多，最优参考轨迹越接近真实值。

本文定义场景相似度指标来度量实时风光荷预测值与日内场景的相似度，选取相似度最高的日内场景下的调度结果作为最优参考轨迹。

以负荷相似度为例，将实时预测负荷和日内各场景下的负荷大小归一化，则实时预测负荷与日内场景s下负荷的负荷相似度χ_s^{load}为：

$$\chi_s^{\mathrm{load}}=1-\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N}\left|P_{\mathrm{load}}^{\mathrm{realtime}}(i)-P_{\mathrm{load},s}^{\mathrm{Intraday}}(i)\right| \tag{15}$$

式中：N为控制时域内负荷序列长度；$P_{\mathrm{load}}^{\mathrm{realtime}}(i)$、$P_{\mathrm{load},s}^{\mathrm{Intraday}}(i)$分别为实时预测负荷和日内场景$s$下负荷序列中第$i$个数据。实时风功率与日内各场景风功率相似度、实时光伏功率与日内各场景光伏功率相似度计算公式同理。

基于上述得到的实时风光荷数据与日内各场景风光荷数据的相似度，本文定义场景相似度为：

$$\chi_s^{\mathrm{sim}}=\chi_s^{\mathrm{load}}\chi_s^{\mathrm{PV}}\chi_s^{\mathrm{WT}} \tag{16}$$

式中：χ_s^{WT}为实时风功率与日内场景s下风功率的相似度；χ_s^{PV}为实时光伏功率与日内场景s下光伏功率的相似度。

根据本文定义的场景相似度，结合实时风光荷预测功率，求取各场景下的场景相似度，选择场景相似度最高的日内场景，将其调度结果作为实时参考。值得注意的是，日内优化和实时优化是同时进行的，

因此最优参考轨迹也不是固定的,在每次实时优化前,本文模型都会进行场景相似度的计算,以自适应追踪最优参考轨迹。

3.3.3 目标函数

在实时调度阶段,由于常规机组爬坡、滑坡率小,认为常规机组不再调节,因此实时调度阶段目标函数以各可调资源调整量最小为宜,目标函数可以写成序列二次规划的形式:

$$\min\sum_{\tau=1}^{M}\left[(\boldsymbol{X}_{t+\tau}-\boldsymbol{X}_{t+\tau}^{\mathrm{ref}})\boldsymbol{Q}(\boldsymbol{X}_{t+\tau}-\boldsymbol{X}_{t+\tau}^{\mathrm{ref}})^{\mathrm{T}}+\Delta\boldsymbol{u}_{t+\tau}\boldsymbol{R}\Delta\boldsymbol{u}_{t+\tau}^{\mathrm{T}}\right] \tag{17}$$

式中:M为预测时域长度;$\boldsymbol{X}_{t+\tau}$为$t+\tau$时段的系统输出值,包含快调机组出力、储能荷电状态、SVC出力、联络线购售电功率、储能充放电功率;$\boldsymbol{X}_{t+\tau}^{\mathrm{ref}}$为本文建立的模型自适应追踪到的最优参考轨迹,为场景相似度最高的日内场景下的调度结果;$\Delta\boldsymbol{u}_{t+\tau}$为快调机组在$t+\tau$时段的调整量;$\boldsymbol{Q}$、$\boldsymbol{R}$分别为误差权重矩阵和控制权重矩阵。

3.3.4 主要约束

1)快调机组调整量约束,即:

$$-\boldsymbol{R}_{\mathrm{Df}}\leqslant\Delta\boldsymbol{u}_{t+\tau}\leqslant\boldsymbol{R}_{\mathrm{Uf}} \tag{18}$$

式中:$\boldsymbol{R}_{\mathrm{Df}}$、$\boldsymbol{R}_{\mathrm{Uf}}$分别为由快调机组的滑坡和爬坡速率构成的向量。

2)实时校正约束,以当前时段的快调机组出力实际采样值作为当前时段基准值,即:

$$\boldsymbol{P}_0^{\mathrm{f}}=\boldsymbol{P}_{\mathrm{f},t}^{\mathrm{realtime}} \tag{19}$$

式中:$\boldsymbol{P}_0^{\mathrm{f}}$为由快调机组当前时段基准值构成的向量;$\boldsymbol{P}_{\mathrm{f},t}^{\mathrm{realtime}}$为由$t$时段快调机组实际采样值构成的向量。

3)快调机组模型预测约束,即:

$$\boldsymbol{P}_{t+\tau}^{\mathrm{f}}=\boldsymbol{P}_0^{\mathrm{f}}+\sum_{\xi=1}^{\tau}\Delta\boldsymbol{u}_{t+\xi} \tag{20}$$

式中:$\boldsymbol{P}_{t+\tau}^{\mathrm{f}}$为由$t+\tau$时段快调机组的预测出力值构成的向量。

4)模型预测下快调机组出力约束,即:

$$\boldsymbol{P}_{\min}^{\mathrm{f}}\leqslant\boldsymbol{P}_{t+\tau}^{\mathrm{f}}\leqslant\boldsymbol{P}_{\max}^{\mathrm{f}} \tag{21}$$

式中:$\boldsymbol{P}_{\max}^{\mathrm{f}}$、$\boldsymbol{P}_{\min}^{\mathrm{f}}$分别为由快调机组出力的上、下限构成的向量。

3.3.5 实时调度结果

通过实时调度求解出未来控制时段内的输出向量和控制向量,仅在下一个时段下发第一个控制量,然后采样下一个时段快调机组实时出力,并对序列二次规划问题进行求解,如此循环反馈校正不断优化直至调度过程结束。

3.4 变时间尺度优化调度流程图

根据3.3节所述,日前调度给日内调度提供状态变量,日内调度在日前调度的基础上修正日前调度,如各机组的功率,并且给实时调度提供参考轨迹。因此,本文提出的变时间尺度优化调度流程图如附录A图A1所示。

4 算例分析

本文以修改后的IEEE 33节点系统为算例进行研究。在节点3和节点11分别设置1台常规机组,节点6和节点12分别设置1台快调机组,节点10设置1座风电场,节点18设置1座光伏电站,节点17设置1个储能系统,节点2和节点33分别设置1台SVC,具体参数见附录A表A1。关口交换功率上限设为2 MW。取某一典型日源荷数据作为预测数据,根据历史数据研究源荷相关性并进行抽样,其中日前与日内抽样场景数均为1 000,日前与日内削减后的场景数分别为10和5。

4.1 优化调度方案设计

为了验证本文所提调度方案的优越性,设置3种调度方案,3种方案日前、日内优化过程相同,仅在实时优化阶段有所不同:方案1,采用常规开环优化进行实时调度;方案2,将日内5个场景下的优化调度结果取均值作为实时优化时的参考;方案3,采用本文提出的自适应追踪最优参考轨迹,选择场景相似度最高的日内场景调度结果作为实时优化时的参考。

4.2 日前、日内优化调度结果分析

首先分析考虑和不考虑源荷相关性对日前调度的影响,考虑和不考虑源荷相关性的10组源荷场景抽样结果分别如附录A图A2和图A3所示。

根据图A2和图A3可知:单纯从源荷功率来看,虽然图A2和图A3中均是10组考虑了不确定性的源荷场景,但并不能直观地分析出考虑和不考虑源荷相关性抽样得到的源荷场景在日前调度时的区别,因此对比考虑和不考虑源荷相关性的日前调度成本。根据优化结果,考虑源荷相关性的日前调度成本为$16 769,不考虑源荷相关性的日前调度成本为$17 302,由此可知,不考虑源荷相关性比考虑源荷相关性在日前调度时成本高3%,这是由于考虑了源荷相关性的场景抽样更加接近实际情况,而且从数学计算上挖掘和捕捉了源荷功率相关性,这种相关性并不能从源荷功率曲线上直观看出。考虑源荷相关性的抽样方法降低了不考虑相关性时抽样场景的无序性和杂乱性,很少出现源荷功率偏离正常值较大等极端情况,因此考虑源荷相关性的抽样方法可以在保证源荷相关性的同时降低调度成本。

由于在日前和日内各种场景下机组启停状态、储能充放电状态、向上级主网购售电状态一致,其区别在于不同场景下对应的数值大小不同,因此本文以日内优化时第1个场景为例进行分析,结果如附录A图A4所示。由图A4可以看出:在电价较低时,配电网向主网购电,在电价较高时,配电网内机组多

发电以满足配电网需求，减少对主网的依赖；对于储能系统，在负荷较低时，由于不计风电运行成本，在满足配电网自身需求后，储能系统进行充电储存剩余能量，在负荷的高峰期，储能系统放电；对于常规机组1和2，由于爬坡、滑坡速率较低以及没有快速调节的能力，其基本上处于满发状态；对于快调机组1和2，由于动作迅速，其在负荷较低时少发，在负荷较高时多发，可以提供充足的备用以应对源荷随机性。

考虑日前和日内优化调度时SVC的动作情况，由于各场景下其动作状态一致，本文以日前场景1为例进行阐述，2台SVC出力情况如图2所示。

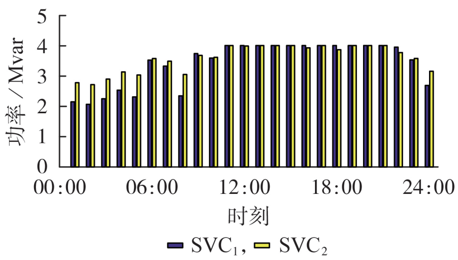

图2 日前SVC_1和SVC_2出力

Fig.2 Day-ahead output of SVC_1 and SVC_2

由图2可知，在负荷高峰时段与负荷低谷时段SVC出力情况有很大不同，在负荷高峰时段SVC基本按照最大功率出力，由于负荷高峰时段电压低，SVC增大出力向配电网注入无功，减少从上级主网吸收无功的需求，在抬高节点电压且不越限的同时降低一定的网损，保证配电网安全经济运行。

4.3 实时优化调度结果对比分析

在实时阶段，本文设置3种调度方案进行比较。由于实时阶段常规机组的动作以及出力情况不变，本文仅对比实时可调资源，如快调机组的实时动作情况、SVC实时出力情况等。快调机组1的实时出力情况见图3，3种方案下快调机组1的实时调整情况见附录A图A5。根据图3和图A5可知，方案1快调机组实时调整量最大，方案2快调机组调整量较小，方案3快调机组调整量最小。这是由于方案1是开环滚动优化，没有反馈环节，这导致机组调整出力较大，而方案2和方案3采用MPC方法，实时采样反馈快调机组的出力构成闭环优化，因而出力调整不大。对于方案2，将日内滚动优化的结果取均值作为MPC的跟踪目标，调度比较中庸。对于方案3，由于实时计算最优场景相似度且自适应追踪日内最优参考轨迹，这使得跟踪的参考轨迹在任何时段均最接近实际值，相较于方案2更能降低快调机组频繁调整的力度，使得快调机组出力更加平滑。

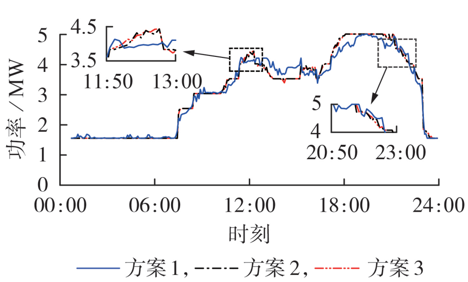

图3 快调机组1实时出力

Fig.3 Real-time output of Fast Unit 1

对于SVC实时出力和联络线功率也有上述类似的结果，其中SVC_1实时出力情况见图4，联络线功率见图5。由于方案1是开环优化，因此误差较大，可调资源调整出力的幅度大；方案2和方案3优于方案1，这是由于引入闭环反馈可以减少误差；方案3优于方案2，其原因在于方案3中每次跟踪的都是和实时数据最相似的日内场景调度结果，即跟踪目标更加准确，因此方案3中可调资源实时调整量最小，出力平滑性好。

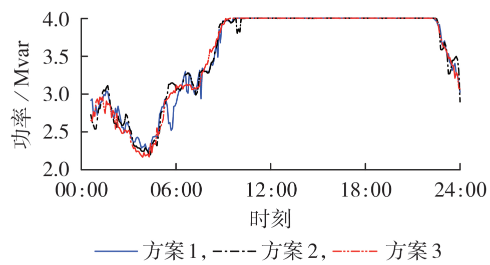

图4 SVC_1实时出力

Fig.4 Real-time output of SVC_1

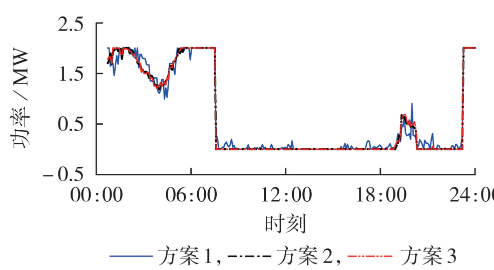

图5 联络线实时功率

Fig.5 Real-time power of tie line

4.4 优化调度方案成本对比

上述3种方案日前、日内调度方案均相同，实时调度方案存在差异，因此仅对比实时阶段调度结果。计算得到方案1的实时调度成本为$15 926，方案2的实时调度成本为$15 899，方案3的实时调度成本为$15 811。由此可知，方案3由于自适应选择最优参考轨迹跟踪日前调度计划，比方案1和方案2的调度结果更准确，因此其经济性最好。

4.5 求解时间对比

计算得到方案1的实时优化求解时间为3.5 s，方案2的实时优化求解时间为3.8 s，方案3的实时优化求解时间为4 s。虽然实时阶段方案3相较于方案1和方案2耗时多，但是相较于5 min的时间尺度而

言，相差的求解时间可忽略不计。

4.6　功率偏差对比

3种方案实时阶段优化结果中总发电功率与总实际负荷的偏差如图6所示。

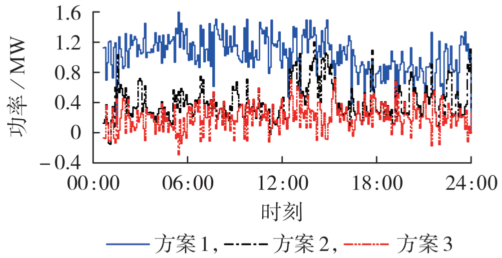

图6　3种方案功率偏差

Fig.6　Power deviation of three schemes

由图6可知，方案3偏差最小，方案1偏差最大，这是由于方案1是开环优化，偏差较大，而方案2和方案3是在引入反馈校正的基础上进行闭环优化，可以尽可能地减少由源荷预测误差导致的功率偏差，方案3由于实时跟踪日内5种场景下最优调度结果，因此相较于同时采用MPC的方案2，其功率偏差更小。

5　结论

可再生能源出力具有很大的随机性、间歇性和不确定性，负荷也具有很大的随机性，同时源荷预测误差影响主动配电网的优化调度，本文综合考虑源荷相关性，建立C藤Copula模型结合场景削减技术进行源荷场景的生成与削减，考虑到源荷预测误差随着时间尺度的缩短而减小的特点，建立变时间尺度优化调度方案，主要结论如下：

1）充分考虑源荷出力相关性，生成大量具有相关性的风光荷功率场景并进行削减，可以在保证风光荷相关性的同时使场景数不至于过多，缩短优化调度过程的计算时间；

2）在实时优化阶段，为给实时优化提供较好的参考轨迹，提出场景相似度的概念以及自适应追踪最优参考轨迹的方法，选择场景相似度最高的日内场景调度结果作为MPC优化时的最优参考轨迹，通过与本文设置的其他2种调度方案进行多方面对比，证明了该方法的优越性；

3）充分挖掘多场景变时间尺度优化调度，可以保证各时间尺度多级协调、逐级细化，在满足经济性的同时减小功率偏差。

附录见本刊网络版（http：//www.epae.cn）。

参考文献：

[1] XU X F,WEI Z F,JI Q,et al. Global renewable energy development:influencing factors,trend predictions and countermeasures[J]. Resources Policy,2019,63:101470.

[2] 郭清元，吴杰康，莫超，等. 基于混合整数二阶锥规划的新能源配电网电压无功协同优化模型[J]. 中国电机工程学报，2018，38(5)：1385-1396.
GUO Qingyuan,WU Jiekang,MO Chao,et al. A model for multi-objective coordination optimization of voltage and reactive power in distribution networks based on mixed integer second-order cone programming[J]. Proceedings of the CSEE,2018,38(5):1385-1396.

[3] 王守相，陈建凯，王洪坤，等. 综合考虑电动汽车充电与储能及可中断负荷调度的配电网两阶段灵活性提升优化方法[J]. 电力自动化设备，2020，40(11)：1-10.
WANG Shouxiang,CHEN Jiankai,WANG Hongkun,et al. Two-stage flexibility improvement optimization method of distribution network considering EV charging and scheduling of energy storage and interruptible loads[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(11):1-10.

[4] LU R Z,DING T,QIN B Y,et al. Multi-stage stochastic programming to joint economic dispatch for energy and reserve with uncertain renewable energy[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy,2020,11(3):1140-1151.

[5] 赵书强，金天然，李志伟，等. 考虑时空相关性的多风电场出力场景生成方法[J]. 电网技术，2019，43(11)：3997-4004.
ZHAO Shuqiang,JIN Tianran,LI Zhiwei,et al. Wind power scenario generation for multiple wind farms considering temporal and spatial correlations[J]. Power System Technology,2019,43(11):3997-4004.

[6] 邱宜彬，欧阳誉波，徐蓓，等. 基于混合藤Copula模型的风光联合发电相关性建模及其在无功优化中的应用[J]. 电网技术，2017，41(3)：791-798.
QIU Yibin,OUYANG Yubo,XU Bei,et al. Modeling of multi-dimensional wind and PV farm output correlation based on mixture Vine Copula structures and its application in reactive power optimization[J]. Power System Technology,2017,41(3):791-798.

[7] 李晖，高涵宇，张艳，等. 考虑相关性的大规模风光互补电网扩展规划[J]. 电网技术，2018，42(7)：2120-2127.
LI Hui,GAO Hanyu,ZHANG Yan,et al. Expansion planning of large scale hybrid wind-photovoltaic transmission network considering correlation[J]. Power System Technology,2018,42(7):2120-2127.

[8] 马燕峰，李鑫，刘金山，等. 考虑风电场时空相关性的多场景优化调度[J]. 电力自动化设备，2020，40(2)：55-65.
MA Yanfeng,LI Xin,LIU Jinshan,et al. Multi-scenario optimal dispatch considering temporal-spatial correlation of wind farms[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(2):55-65.

[9] 赵毅，吴志，钱仲豪，等. 计及源-荷时空相关性的主动配电网分布式优化调度[J]. 电力系统自动化，2019，43(19)：68-76.
ZHAO Yi,WU Zhi,QIAN Zhonghao,et al. Distributed optimal dispatch of active distribution network considering source-load temporal and spatial correlations[J]. Automation of Electric Power Systems,2019,43(19):68-76.

[10] 黄弦超，封钰. 考虑机组灵活性的独立微网日前日内协调优化调度[J]. 电力自动化设备，2020，40(4)：125-131.
HUANG Xianchao,FENG Yu. Day-ahead and intra-day coordinated optimal scheduling of stand-alone microgrid considering unit flexibility[J]. Electric Power Automation Equipment,2020,40(4):125-131.

[11] 王磊，周建平，朱刘柱，等. 基于分布式模型预测控制的综合能源系统多时间尺度优化调度[J/OL]. 电力系统自动化.[2021-06-12]. http://kns.cnki.net/kcms/detail/32.1180.TP.20210315.1837.004.html.

[12] 梁宁,邓长虹,谭津,等. 计及电量电价弹性的主动配电网多时间尺度优化调度[J]. 电力系统自动化,2018,42(12):44-50.
LIANG Ning,DENG Changhong,TAN Jin,et al. Optimization scheduling with multiple time scale for active distribution network considering electricity price elasticity[J]. Automation of Electric Power Systems,2018,42(12):44-50.
[13] 肖斐,艾芊. 基于模型预测控制的微电网多时间尺度需求响应资源优化调度[J]. 电力自动化设备,2018,38(5):184-190.
XIAO Fei,AI Qian. Multiple time-scale optimal dispatch of demand response resource for microgrid based on model predictive control[J]. Electric Power Automation Equipment,2018,38(5):184-190.
[14] VELASQUEZ M A,BARREIRO-GOMEZ J,QUIJANO N,et al. Intra-hour microgrid economic dispatch based on model predictive control[J]. IEEE Transactions on Smart Grid,2020,11(3):1968-1979.
[15] 孙舶皓,汤涌,叶林,等. 基于随机分层分布式模型预测控制的风电集群频率控制规划方法[J]. 中国电机工程学报,2019,39(20):5903-5914,6171.
SUN Bohao,TANG Yong,YE Lin,et al. A programming method for wind power cluster frequency control based on S-H-DMPC[J]. Proceedings of the CSEE,2019,39(20):5903-5914,6171.
[16] JIA Y B,MENG K,WU K,et al. Optimal load frequency control for networked power systems based on distributed economic MPC[J]. IEEE Transactions on Systems,Man,and Cybernetics:Systems,2021,51(4):2123-2133.
[17] SU W Z,YU S S,LI H,et al. An MPC-based dual-solver optimization method for DC microgrids with simultaneous consideration of operation cost and power loss[J]. IEEE Transactions on Power Systems,2021,36(2):936-947.
[18] 杭晨辉,黄哲,孟凡成,等. 基于两阶段优化的主动配电网有功无功协调调度方法[J]. 可再生能源,2019,37(1):71-78.
HANG Chenhui,HUANG Zhe,MENG Fancheng,et al. Two-stage optimization based active and reactive power coordinated dispatch approach for active distribution network[J]. Renewable Energy Resources,2019,37(1):71-78.
[19] WANG Y,BOYD S. Fast model predictive control using online optimization[J]. IEEE Transactions on Control Systems Technology,2010,18(2):267-278.
[20] 颜湘武,徐韵,李若瑾,等. 基于模型预测控制含可再生分布式电源参与调控的配电网多时间尺度无功动态优化[J]. 电工技术学报,2019,34(10):2022-2037.
YAN Xiangwu,XU Yun,LI Ruojin,et al. Multi-time scale reactive power optimization of distribution grid based on model predictive control and including RDG regulation[J]. Transactions of China Electrotechnical Society,2019,34(10):2022-2037.

作者简介:

刘自发

刘自发(1973—),男,教授,博士,主要研究方向为电力系统规划和运行、直流配电网以及分布式电源接入电网分析等(**E-mail**:tjubluesky@163.com);

张　婷(1997—),女,硕士研究生,主要研究方向为配电网可靠性计算与优化运行(**E-mail**:yeahzhangting@163.com)。

(编辑　王锦秀)

Multi-scenario variable time scale optimal scheduling of active distribution network based on model predictive control

LIU Zifa[1],ZHANG Ting[1],WANG Yan[2]

(1. School of Electrical and Electronic Engineering,North China Electric Power University,Beijing 102206,China;
2. Department of Electrical Engineering,North China Electric Power University(Baoding),Baoding 071003,China)

Abstract:Aiming at the problem that the source-load prediction error has large influence on the scheduling of active distribution network,a multi-scenario variable time scale optimal scheduling strategy of active distribution network is proposed based on MPC(Model Predictive Control),which fully considers the correlation of source-load data. In the day-ahead and intra-day optimization stage,the Vine Copula model is used to describe the source-load correlation,the source-load output scenarios are formed by combining the scenario generation and reduction technology. An optimization model with the minimum expected operation cost of distribution network under multiple scenarios as its objective is built,and the operation status and output of adjustable resources,such as units,energy storage and reactive power compensation devices in distribution network are solved. In the real-time optimization stage,the idea of MPC is adopted,aiming at the objective of minimum the adjustable resource adjustment,the concept of scenario similarity and a method of adaptive tracking optimal trajectory are proposed,and the real-time scheduling based on rolling optimization and feedback and optimal reference trajectory is obtained. The modified IEEE 33-bus system is used to verify the feasibility of the proposed optimization strategy.

Key words:active distribution network;variable time scale;source-load correlation;Copula model;MPC;optimal scheduling

附录 A:

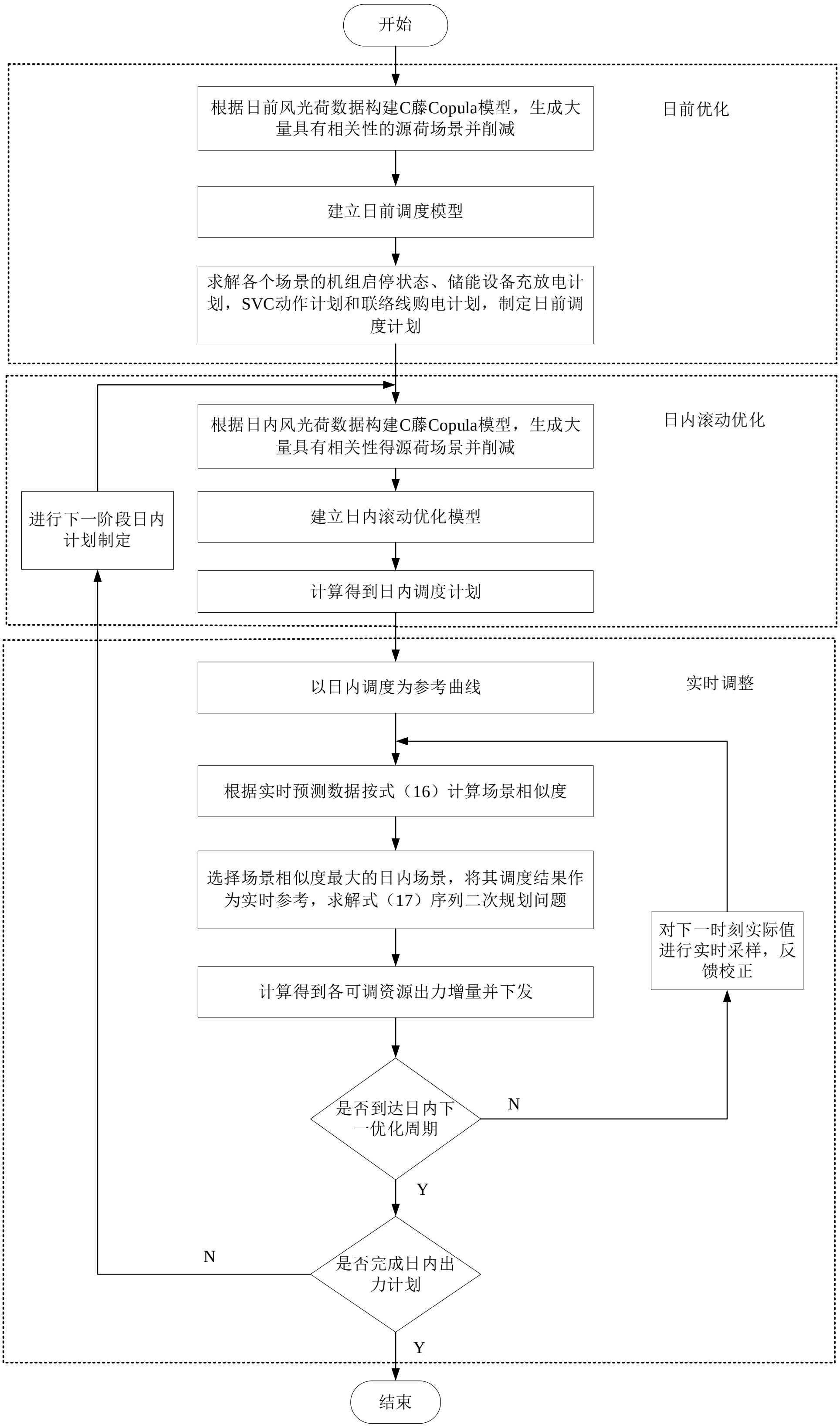

图 A1 变时间尺度优化调度流程图

Fig.A1 Flowchart of variable time scale optimal scheduling

表 A1 系统设备参数

Table A1 Device parameters of system

设备类型	参数	取值	设备类型	参数	取值
常规机组 1	数量	1	常规机组 2	数量	1
	额定功率/MW	8		额定功率/MW	1
	最小功率/MW	0.1		最小功率/MW	0.1
	爬坡(滑坡)率/（$MW\cdot h^{-1}$）	3		爬坡(滑坡)率/（$MW\cdot h^{-1}$）	0.3
	系数 *a*	0.7		系数 *a*	0.7
	系数 *b*	23.33		系数 *b*	23.33
	系数 *c*	31.67		系数 *c*	31.67
快调机组 1	数量	1	快调机组 2	数量	1
	额定功率/MW	5		额定功率/MW	4
	最小功率/MW	0.1		最小功率/MW	0.1
	爬坡(滑坡)率/（$MW\cdot h^{-1}$）	5		爬坡(滑坡)率/（$MW\cdot h^{-1}$）	4
	系数 *a*	6.9		系数 *a*	6.9
	系数 *b*	39.42		系数 *b*	39.42
	系数 *c*	31.67		系数 *c*	31.67
储能系统	数量	1	SVC	数量	2
	额定容量/MW	2		额定容量/Mvar	4
	最大荷电状态	0.9		最大正出力/Mvar	4
	最小荷电状态	0.2		最大负出力/Mvar	-4
	充放电效率	0.9			
	最大充放电速率/（$MW\cdot h^{-1}$）	1			

注：最大、最小荷电状态为标幺值。

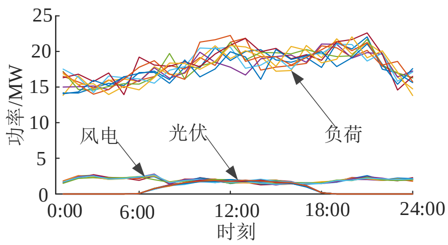

图 A2 考虑源荷相关性的 10 组源荷场景

Fig.A2 Ten source-load scenarios considering source-load correlation

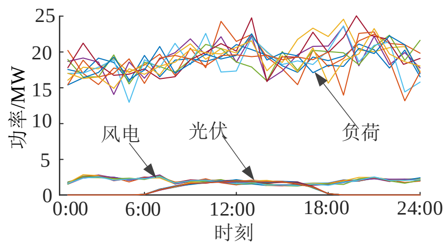

图 A3 不考虑源荷相关性的 10 组源荷场景

Fig.A3 Ten source-load scenarios without considering source-load correlation

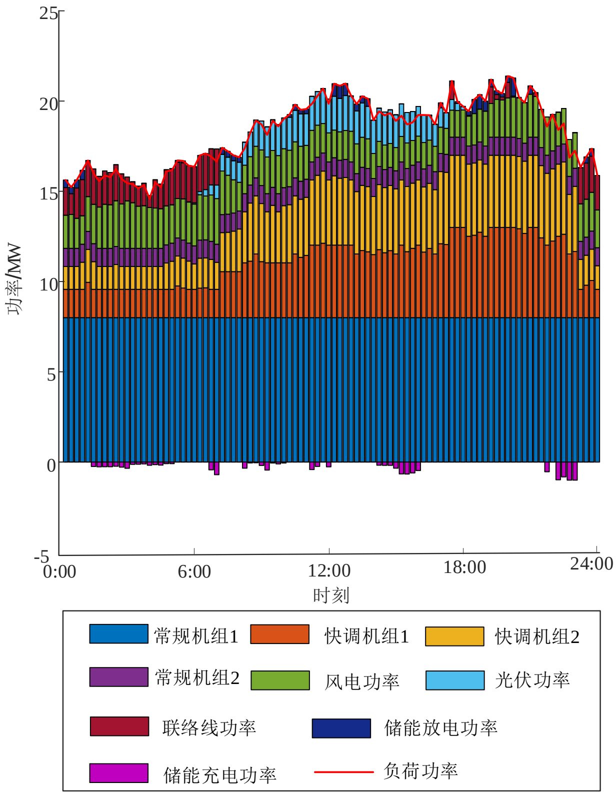

图 A4 日内第 1 个场景优化结果

Fig.A4 Optimization results of intraday first scenario

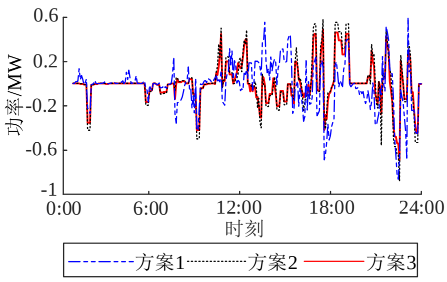

图 A5 快调机组 1 实时出力调整量

Fig.A5 Real-time output adjustment of Fast Unit 1