

# 基于分形理论的新型电力系统规划场景生成方法

殷佳敏, 谢宁, 王承民, 赵鹏臻, 范春菊  
(上海交通大学 电子信息与电气工程学院, 上海 200240)

**摘要:**新型电力系统中的新能源占比不断提高,源荷不确定性使得新型电力系统的规划边界难以确定,因此有必要提出适应新型电力系统的规划场景生成方法。分析净负荷数据的分形特征,并提出规划场景生成方法的总体框架;在提出净负荷时间序列盒维数计算方法的基础上,利用盒维数的时移不变性提出规划场景初始点的预测方法;对分形插值算法进行细化,并提出基于初始点的规划场景生成方法。以某地区实际净负荷数据为例进行分析,验证了所提方法的有效性和可行性。

**关键词:**新型电力系统;典型场景;规划场景;分形插值参数;负荷预测

**中图分类号:**TM715

**文献标志码:**A

**DOI:**10.16081/j.epae.202404010

## 0 引言

在“双碳”目标下,能源体系转型加速,新型电力系统的电源构成正在从依赖于可调可控的传统电源向以强不确定性、随机波动、间歇性的新能源电源为主导转变<sup>[1]</sup>,这导致配电网的规划场景,即配电网规划时的负荷边界,从传统的负荷边界转变为考虑新能源电源出力的净负荷边界。传统配电网规划倾向于将最恶劣场景作为规划边界,以确保供电可靠性,但缺乏对源荷不确定性的考虑,容易导致与实际运行场景偏差大、冗余度高、经济性低等问题。因此,面对大量新能源接入、存在源荷高度耦合性与不确定性的新型电力系统,有必要构建合理的规划场景生成方法,为配电网规划提供更为合适的边界条件。

目前,典型的场景生成方法都需要基于历史年8760个运行点,主要分为人工筛选法、聚类法、场景约简法及最优筛选法。人工筛选法根据节假日情况、季度月份等对原始数据分类后再进行人为主观选择<sup>[2]</sup>。聚类法在将初始场景集合划分为多个类别后计算出代表各类别特征的典型场景,包括K-means聚类法<sup>[3]</sup>、K-medoids聚类法<sup>[4]</sup>、谱聚类法<sup>[5]</sup>、基于时序特征聚类<sup>[6]</sup>等。场景约简法以概率距离最小为目标进行场景约简,包括前向选择法和后向缩减法<sup>[7]</sup>。最优筛选法通过定义指标构建线性规划模型,优化求解典型场景<sup>[8-9]</sup>。然而,若直接将基于历史年数据生成的典型场景作为规划场景,所得到的规划决策会因未考虑到年负荷的变化而产生误差。

为了考虑年负荷变化趋势的影响,通常将历史年典型场景均值乘以一定的负荷增长比例,以此作为规划场景<sup>[10]</sup>。工程实践中一般是按照典型的负荷运行方式来定义规划场景,如冬大、夏大、冬小、夏小。然而,上述2种方式所定义的规划场景都缺少

对源荷不确定性的考虑,可能导致所定义的规划场景与规划年的实际场景偏差较大。有文献基于规划年的8760个负荷预测运行点生成典型场景,并将其作为规划场景,但是这种方式依赖于长期负荷预测的精度,且数据处理量大,计算效率低。因此,需要研究适应新型电力系统特征的基于历史年净负荷典型场景对规划年净负荷典型场景进行预测的方法。

从图的角度来看,不同时间尺度的负荷曲线具有自相似特性,即分形特征,该特征不受节假日、天气等因素影响,可利用这一特征,借助分形插值参数辅助负荷预测。文献<sup>[11]</sup>利用关联维数进行负荷短期预测;文献<sup>[12-13]</sup>基于盒维数寻找待预测日的相似日,以进行平均负荷预测,但该方法的生成场景无法适应新能源占比不断提高的新型电力系统;文献<sup>[14]</sup>利用分形插值函数预测规划年典型场景,但该方法中插值节点负荷的预测依赖于启发式寻优算法,可能存在陷入局部最优解的问题。

本文考虑新型电力系统的源荷不确定性,提出基于分形理论的新型电力系统规划场景生成方法。在给出规划场景生成总体思路的基础上,提出基于盒维数的规划场景初始点预测方法和基于分形插值参数的规划场景生成方法。最后,通过算例仿真验证所提方法的有效性。

## 1 考虑净负荷分形特征的规划场景生成总体思路

目前,针对考虑新型电力系统特征的配电网规划方法通常将净负荷作为场景生成的依据。净负荷是传统负荷及新型可控负荷的总电力负荷与上游变电站及分布式电源(包括分布式新能源电源)输入配电网的总电量之差<sup>[15]</sup>。

首先,需要验证净负荷曲线具备分形特征。在实际中能够采集到的源荷数据通常是等时间间隔的离散值,即一组时间序列,因此,验证净负荷曲线分

形特征也相当于验证净负荷时间序列的分形特征。

### 1.1 净负荷时间序列的分形特征分析

如前文所述,从图的角度,不同时间尺度的净负荷曲线具有分形特征;从数据的角度,净负荷时间序列在不同时间尺度上也具备相似的统计特性。考虑影响净负荷波动的各类因素,上述结论依然成立,这是由于新能源和负荷受到的生活、生产等日常活动以及天气、节假日等特殊因素的影响都能在不同时间尺度的净负荷序列中一致地呈现出来,即该序列的变化特征在不同时间尺度上是一致的。

在数学分形领域,理论上是通过验证一个时间序列  $\{X^{(1)}(i)\} (i=1, 2, \dots)$  的二阶统计特性不随时间尺度的变化而变化来证明其分形特征。定义时间序列的  $d$  阶序列  $\{\hat{X}^{(d)}(\hat{i})\} (d=2, 3, \dots; \hat{i}=1, 2, \dots)$  元素为:

$$\hat{X}^{(d)}(\hat{i}) = \frac{1}{d} \sum_{i=(\hat{i}-1)d+1}^{\hat{i}d} X^{(1)}(i) \quad (1)$$

若  $\{X^{(1)}(i)\}$  具备分形特征,则该序列应满足:

$$\rho^d(\Delta i) = \rho(\Delta i) = \frac{1}{2} \left[ (\Delta i + 1)^{2H} - 2(\Delta i)^{2H} + (\Delta i - 1)^{2H} \right] \quad (2)$$

式中:  $\rho(\Delta i)$ 、 $\rho^d(\Delta i)$  分别为  $\{X^{(1)}(i)\}$ 、 $\{\hat{X}^{(d)}(\hat{i})\}$  的自相关系数,  $\Delta i$  为计算自相关系数时的时移量;  $H$  为 Hurst 指数。

由于式(2)的计算比较复杂,在实践中通常只需验证 Hurst 指数位于区间  $(0.5, 1)$  内,即认为该时间序列具备分形特征。文献[11]基于该方法从统计意义上证明了变电站出线负荷时间序列的分形特征。基于此,可以认为净负荷时间序列也是具备分形特征的。另外,对于线性变换后的序列,式(2)仍然成立,即对净负荷时间序列进行线性变换并不改变其分形特征,具体推导过程如附录 A 式(A1)~(A6)所示。

### 1.2 总体框架

净负荷时间序列及其线性变换后的时间序列均具备分形特征,基于此,本文提出基于分形插值参数的规划场景生成方法的总体框架,如图 1 所示。首先,对历史年净负荷时间序列数据进行预处理;然后,基于盒维数预测规划场景的初始点;最后,基于分形插值参数生成可用于规划年的典型场景(规划场景)。下面介绍历史年净负荷数据预处理,基于盒维数的规划场景初始点预测以及基于分形插值参数的规划场景生成分别在第 2 章和第 3 章介绍。

历史年净负荷数据预处理包括归一化、分组与生成插值时刻集合。

1) 归一化。以整个序列的最大差值为基值。

2) 分组。为了能够生成与历史年中每个典型净负荷序列对应的规划场景,需要对归一化后的净负

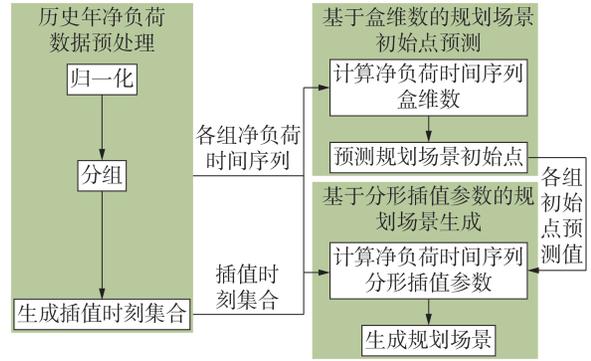


图 1 基于分形插值参数的规划场景生成方法的总体框架  
Fig.1 Overall framework of planning scenario generation method based on fractal interpolation parameter

荷数据进行分组。若共有  $S$  个历史年,对于某历史年,利用某种典型场景生成方法生成某一时间尺度(后文以 24 h 为例)的  $M$  个净负荷典型场景,即共有  $SM$  条场景曲线。为了生成规划年的  $M$  个典型场景,需将  $SM$  个场景分为  $M$  组,分组的具体思路如下: ①将第 1 年的  $M$  个场景分别作为各组的初始场景; ②将已经划分到各组的场景曲线均值作为其中心曲线,对于后续各历史年,计算  $M$  条典型场景曲线与各组中心曲线在各时刻净负荷之差的均方根,每个典型场景属于最小均方根所对应的那一组。分组具体流程如图 2 所示。分组后各组内典型场景按年排序,即每组中都有  $S$  个场景,共有  $M$  组。将第  $k$  ( $k=1, 2, \dots, M$ ) 组所有典型场景记为  $\tilde{A}_k = \{\tilde{P}_{k,s,t}\}$ , 其中  $\tilde{P}_{k,s,t}$  ( $k=1, 2, \dots, M; s=1, 2, \dots, S; t=1, 2, \dots, 24$ ) 为第  $k$  组第  $s$  个历史年对应的典型场景在  $t$  时刻归一化后的净负荷值。

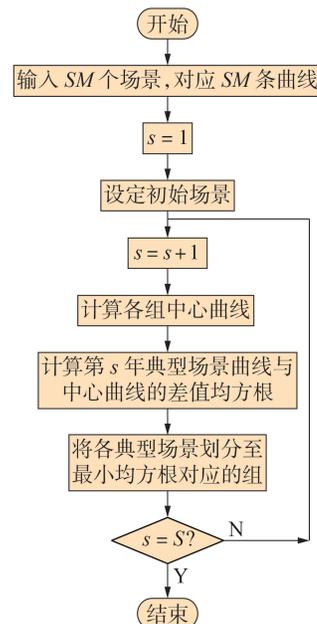


图 2 分组具体流程图

Fig.2 Specific flowchart of grouping

3)生成插值时刻集合。为了从历史年的典型场景预测规划场景,需要将拐点(包括每条曲线的2个端点)作为插值节点来确定净负荷时间序列的分形插值参数。对于第 $k$ 组而言,插值时刻集合,即插值节点所在时刻的集合,为该组中 $S$ 条典型场景曲线拐点所对应时刻的交集,记为 $T_k=\{\xi_{k,l}\}$ ,其中 $\xi_{k,l}$ ( $k=1,2,\dots,M;l=1,2,\dots,L_k$ )为第 $k$ 组第 $l$ 个插值时刻, $L_k$ 为第 $k$ 组插值时刻集合中的元素数。

## 2 基于盒维数的规划场景初始点预测

为了生成规划场景,需要利用净负荷序列 $\tilde{A}_k$ 的分形特征来预测规划场景的初始点,在此基础上进行分形插值,生成规划场景。若一个时间序列具备分形特征,则其盒维数具有时移不变性。以时移1h为例,时移前、后的序列分别如式(3)、(4)所示,则这2个长度均为 $24S$ 的序列的盒维数近似相等。利用这一性质,即可得到待预测的初始点 $\tilde{P}_{k,S+1,0}$

$$\begin{aligned} \tilde{P}_{k,1,1}, \tilde{P}_{k,1,2}, \dots, \tilde{P}_{k,1,24}, \dots, \tilde{P}_{k,S,1}, \tilde{P}_{k,S,2}, \dots, \tilde{P}_{k,S,24} \quad (3) \\ \tilde{P}_{k,1,2}, \tilde{P}_{k,1,3}, \dots, \tilde{P}_{k,1,24}, \dots, \tilde{P}_{k,S,1}, \tilde{P}_{k,S,2}, \dots, \\ \tilde{P}_{k,S,24}, \tilde{P}_{k,S+1,1} \quad (4) \end{aligned}$$

本章在回顾盒维数常用计算方法的基础上,结合文献[13]的近似方法,给出一种适合时间序列的计算方法,利用时移不变性预测规划场景初始点。

### 2.1 净负荷时间序列的盒维数计算方法

盒维数的原始计算方法过于复杂,文献[16]给出一种计算较为简便的方法,其基本思想为:对于离散点构成的分形图形,按一定方法选择 $N$ 种边长的盒子,将其从小到大排序后,依次覆盖分形图形,总共覆盖 $N$ 次。假设第 $j$ 次用于覆盖的盒子边长为 $\delta_j$ ,被盒子所覆盖的离散点数为 $V(\delta_j)$ ,则通过对 $\ln \delta_j$ 和 $\ln V(\delta_j)$ 进行一元线性回归即可得到该分形图形的盒维数 $D$ ,具体计算公式为:

$$D = \frac{\sum_{j=1}^N \ln V(\delta_j) \ln \delta_j}{\sum_{j=1}^N \ln^2 \delta_j} \quad (5)$$

文献[13]在文献[16]的基础上,提出一种时间序列 $\{X^{(1)}(i)\}$ 盒维数的近似计算方法,基本思想是选择满足 $V(\delta_j)=j$ (此时 $j=i$ )的边长进行覆盖,为此,将时间序列离散点与原点的距离作为盒子边长。根据文献[13],需要将距离按从小到大排序。本文根据上述思想分析第 $k$ 组的净负荷时间序列 $\tilde{A}_k$ ,具体步骤如下。

1)  $\forall \tilde{P}_{k,s,t} \in \tilde{A}_k$ ,在二维平面上对应的坐标为 $(i, \tilde{P}_{k,s,t})$ ,其中 $i$ 和 $t$ 之间满足 $i=24(s-1)+t$ 。

2)计算各时间序列点与原点的距离 $\sqrt{i^2 + \tilde{P}_{k,s,t}^2}$ ,

记为 $\|\phi_{k,i}\|$ ,将这些距离按升序排列,将所形成的距离序列记为 $\varphi_k = \{\delta_{k,\tilde{i}} \mid \delta_{k,1} \leq \delta_{k,2} \leq \dots \leq \delta_{k,24S}\}$ ,其中 $\delta_{k,\tilde{i}}$ 为 $\varphi_k$ 中的第 $\tilde{i}$ 个元素。将 $\varphi_k$ 中的第 $\tilde{i}$ 个元素对应的净负荷表示为 $\tilde{P}_{k,s,\tilde{i}}$ 。

3)依次将 $\varphi_k$ 中的元素作为盒子边长(即式(5)中的 $\delta_j = \delta_{k,\tilde{i}}$ ),对时间序列所形成的离散点图进行覆盖,得到盒维数的近似值为:

$$D_k = \frac{\sum_{\tilde{i}=1}^{24S} \ln \tilde{i} \ln \delta_{k,\tilde{i}}}{\sum_{\tilde{i}=1}^{24S} \ln^2 \delta_{k,\tilde{i}}} \quad (6)$$

### 2.2 规划场景初始点预测方法

若式(3)、(4)所示时间序列的盒维数分别为 $D_{k,1}$ 、 $D_{k,2}$ ,则根据盒维数的时移不变性,有:

$$D_{k,1} = D_{k,2} \quad (7)$$

将式(7)代入式(6),有:

$$\frac{\sum_{\tilde{i}=1}^{24S} \ln \tilde{i} \ln \delta_{k,\tilde{i}}^{(1)}}{\sum_{\tilde{i}=1}^{24S} \ln^2 \delta_{k,\tilde{i}}^{(1)}} = \frac{\sum_{\tilde{i}=1}^{24S} \ln \tilde{i} \ln \delta_{k,\tilde{i}}^{(2)}}{\sum_{\tilde{i}=1}^{24S} \ln^2 \delta_{k,\tilde{i}}^{(2)}} \quad (8)$$

式中: $\delta_{k,\tilde{i}}^{(1)}$ 、 $\delta_{k,\tilde{i}}^{(2)}$ 分别为第 $\tilde{i}$ 次覆盖式(3)、(4)时间序列的盒子边长,将相应的距离序列记为 $\varphi_k^{(1)} = \{\delta_{k,\tilde{i}}^{(1)}\}$ 、 $\varphi_k^{(2)} = \{\delta_{k,\tilde{i}}^{(2)}\}$ 。

由式(8)可知,等号左边的变量值都是已知的,由于 $\tilde{P}_{k,S+1,1}$ 未知,等号右边中存在一个未知的边长,将其记为 $\|\phi_{k,24S}^{(2)}\|$ ,并且由于 $\varphi_k^{(2)}$ 需要按升序排列,因此,该边长在 $\varphi_k^{(2)}$ 中的位次也是未知的。

为了便于计算,需要在不改变时间序列分形特征的前提下,使 $\|\phi_{k,24S}^{(2)}\|$ 成为 $\varphi_k^{(2)}$ 中的最大值。为此,将式(3)、(4)的时间序列同时按一个比例系数 $u \in \mathbb{R}^+$ 进行线性缩放,则式(8)仍然成立,即时间序列分形特征不受线性变换的影响。

首先,需要证明存在 $u$ 使得 $\|\phi_{k,24S}^{(2)}\|$ 成为 $\varphi_k^{(2)}$ 中的最大值。由于:

$$\lim_{u \rightarrow 0} \|\tilde{\phi}_{k,i}^{(2)}\| = \lim_{u \rightarrow 0} \sqrt{i^2 + (u\tilde{P}_{k,s,t})^2} = i \quad (9)$$

式中: $\|\tilde{\phi}_{k,i}^{(2)}\|$ 为对式(4)序列进行线性变换后第 $i$ 个点与原点的距离。显然,当 $i=24S$ 时, $\|\tilde{\phi}_{k,24S}^{(2)}\|$ 为线性变换后距离序列 $\tilde{\varphi}_k^{(2)} = \{\tilde{\delta}_{k,\tilde{i}}^{(2)}\}$ 中的最大值。为便于描述,将式(3)线性变换后的距离序列记为 $\tilde{\varphi}_k^{(1)} = \{\tilde{\delta}_{k,\tilde{i}}^{(1)}\}$ 。

其次,需确定合适的 $u$ 值。为了提高预测值的精度,需要增大式(9)中 $\tilde{P}_{k,s,t}$ 的权重,即 $u$ 越大越好,同时需要满足约束式(1)和式(2),保证线性变换后的式(8)有实数解以及求解出的 $\|\tilde{\phi}_{k,24S}^{(2)}\|$ 为 $\tilde{\varphi}_k^{(2)}$ 中的最大值。为此,构建求解 $u$ 的数学模型,即:

$$\begin{aligned} & \max u & (10) \\ \text{s.t.} & \begin{cases} 0.5 < \tilde{D}_{k,1} \leq \frac{1+p}{\ln^2(24S)+q} \\ (24S)^2 + (u\tilde{P}_{k,S+1,1})^2 \geq \\ \max \left\{ (24s+t-25)^2 + (u\tilde{P}_{k,s,t})^2 \right\} \\ p = \sum_{i=1}^{24S-1} \ln \tilde{i} \ln \tilde{\delta}_{k,i}^{(2)} \\ q = \sum_{i=1}^{24S-1} \ln^2 \tilde{\delta}_{k,i}^{(2)} \end{cases} & (11) \end{aligned}$$

式中:  $\tilde{D}_{k,1}$  为式(3)线性变换后对应的盒维数;  $p$ 、 $q$  为中间变量。

对式(11)中的第 1 个约束推导如下。

假设  $\|\phi_{k,24S}^{(2)}\|$  为线性变换后距离序列  $\tilde{\varphi}_k^{(2)}$  中的最大值, 重写式(7)为  $\tilde{D}_{k,1} = \tilde{D}_{k,2}$ , 其中  $\tilde{D}_{k,2}$  为式(4)线性变换后对应的盒维数。有:

$$\tilde{D}_{k,1} = \frac{\sum_{i=1}^{24S} \ln \tilde{i} \ln \tilde{\delta}_{k,i}^{(1)}}{\sum_{i=1}^{24S} \ln^2 \tilde{\delta}_{k,i}^{(1)}}, \quad \tilde{D}_{k,2} = \frac{\sum_{i=1}^{24S} \ln \tilde{i} \ln \tilde{\delta}_{k,i}^{(2)}}{\sum_{i=1}^{24S} \ln^2 \tilde{\delta}_{k,i}^{(2)}} \quad (12)$$

将式(8)等号右边展开为:

$$\tilde{D}_{k,1} = \frac{\sum_{i=1}^{24S-1} \ln \tilde{i} \ln \tilde{\delta}_{k,i}^{(2)} + \ln(24S) \ln \tilde{\delta}_{k,24S}^{(2)}}{\sum_{i=1}^{24S-1} \ln^2 \tilde{\delta}_{k,i}^{(2)} + \ln^2 \tilde{\delta}_{k,24S}^{(2)}} \quad (13)$$

将中间变量  $p$ 、 $q$  代入后求解式(13)可得:

$$\ln \tilde{\delta}_{k,24S}^{(2)} = \frac{\ln(24S) + \sqrt{\ln^2(24S) - 4\tilde{D}_{k,1}(\tilde{D}_{k,1}q - p)}}{2\tilde{D}_{k,1}} \quad (14)$$

由于:

$$u\tilde{P}_{k,S+1,1} = \sqrt{(\tilde{\delta}_{k,24S}^{(2)})^2 - (24S)^2} \quad (15)$$

若要式(15)有实数解,则需要满足  $\tilde{\delta}_{k,24S}^{(2)} > 24S$  且  $\ln^2(24S) - 4\tilde{D}_{k,1}(\tilde{D}_{k,1}q - p) \geq 0$ , 即可得到:

$$\sqrt{\ln^2(24S) - 4\tilde{D}_{k,1}(\tilde{D}_{k,1}q - p)} \geq (2\tilde{D}_{k,1} - 1) \ln(24S) > 0 \quad (16)$$

为了满足式(16),有:

$$0.5 < \tilde{D}_{k,1} \leq \frac{\ln(24S) + p}{\ln^2(24S) + q} \quad (17)$$

在满足式(17)的情况下,由式(15)求解的  $u\tilde{P}_{k,S+1,1}$  必为实数。

式(10)、(11)所定义的优化问题求解流程如附录 B 图 B1 所示,可求解得到规划场景初始点的预测值  $\tilde{P}_{k,S+1,1}$ 。

### 3 基于分形插值参数的规划场景生成

对于一组具有分形特征的时间序列,可利用分

形插值来估计其中的未知点(称为插值点),基本思想是根据已知的数据点(称为插值节点),利用自仿射分形特征计算已知数据点相应的分形插值参数,再计算得到时间序列中的插值点。本章基于上述思想来构建新型电力系统背景下的规划年典型场景。

#### 3.1 基于仿射变换的分形插值算法

文献[17]给出了分形插值参数的计算方法,但对于如何根据该参数和自仿射分形特征计算插值点并未进行说明。为将分形插值算法应用于本文规划场景生成,对分形插值算法进行细化,并根据自仿射分形特征具体给出插值点的计算公式。

对于一组已知数据集  $\{(t_i, x_i), i=1, 2, \dots, L\}$ , 其中  $t_i$ 、 $x_i$  分别为数据集中第  $i$  个数据点的横、纵坐标值,以这  $L$  个数据点为插值节点,则共有  $L-1$  个插值区间。考虑仿射变换函数集  $\{\mathbf{R}^2; \omega_i, \tilde{i}=1, 2, \dots, L-1\}$ , 其中  $\omega_i$  对应第  $\tilde{i}$  个插值区间的仿射变换,满足:

$$\omega_i \begin{bmatrix} t_i \\ x_i \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_i & 0 \\ c_i & d_i \end{bmatrix} \begin{bmatrix} t_i \\ x_i \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} e_i \\ f_i \end{bmatrix} \quad (18)$$

式中:  $a_i$ 、 $c_i$ 、 $d_i$ 、 $e_i$ 、 $f_i$  为分形插值参数。

$\omega_i$  需要满足以下条件:

$$\omega_i \begin{bmatrix} t_1 \\ x_1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{\tilde{i}} \\ x_{\tilde{i}} \end{bmatrix}, \quad \omega_i \begin{bmatrix} t_L \\ x_L \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} t_{\tilde{i}+1} \\ x_{\tilde{i}+1} \end{bmatrix} \quad (19)$$

对于  $d_i$  的取值,文献[14]基于文献[17]提出的等间距离散点定值法,对分形维数定理进行反解,得到  $d_i$  的解析计算方式,如式(20)所示。

$$d_1 = d_2 = \dots = d_{L-1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{L-1} a_i^{D-1}} \quad (20)$$

本文利用式(20)计算  $d_i$ , 并令:

$$d_1 = d_2 = \dots = d_{L-1} = \frac{1}{\sum_{i=1}^{L-1} a_i^{D-1}} = d \quad (21)$$

根据已知数据集  $\{(t_i, x_i), i=1, 2, \dots, L\}$  与  $d_i$  的取值可计算出其他分形插值参数,如式(22)所示。

$$\begin{cases} a_i = (t_{\tilde{i}+1} - t_{\tilde{i}}) / (t_L - t_1) \\ e_i = (t_L t_{\tilde{i}} - t_1 t_{\tilde{i}+1}) / (t_L - t_1) \\ c_i = [x_{\tilde{i}+1} - x_{\tilde{i}} - d(x_L - x_1)] / (t_L - t_1) \\ f_i = [t_L x_{\tilde{i}} - t_1 x_{\tilde{i}+1} - d(t_L x_1 - t_1 x_L)] / (t_L - t_1) \end{cases} \quad (22)$$

根据分形插值参数,在已知数据集  $\{(t_i, x_i), i=1, 2, \dots, L\}$  各插值节点间进行插值,插值点的计算公式为:

$$\begin{cases} t_{(\tilde{i}-1)(L-1)+j} = a_i t_j + e_i \\ x_{(\tilde{i}-1)(L-1)+j} = c_i t_j + d_i x_j + f_i \end{cases} \quad (23)$$

将已知数据集和计算出的插值点合并后按数据

点横坐标大小升序排列,形成插值后的新数据集。

### 3.2 基于初始点的规划场景生成方法

根据分形插值算法,必须在已知多个数据点的情况下才能够计算分形插值参数,而在分形插值参数已知的情况下,根据式(22),可由1个已知数据点推算出该分形插值参数的其他几个插值节点,因此,在生成规划场景时,可以利用历史年分形插值参数均值近似规划场景的分形插值参数,并基于2.2节所预测的规划场景初始点推算出其他几个插值节点对应的净负荷值,再经过迭代生成最终的规划场景。基本思路如下。

1)对于第 $k$ 组时间序列 $\tilde{A}_k = \{\tilde{P}_{k,s,t}\}$ ,以1.2节所确定的插值时刻集合 $T_k = \{\xi_{k,l}\}$ 及每年与之对应的净负荷值作为每个历史年的初始插值节点,将第 $s$ 年的初始插值节点记为 $\left\{(\xi_{k,l}, \tilde{P}_{k,s,\xi_{k,l}})\right\}$ ,则共有 $L_k - 1$ 个插值区间。分别计算 $\tilde{A}_k$ 中 $S$ 个历史年典型场景的分形插值参数,将其均值作为规划年典型场景的初始分形插值参数,将第 $\hat{l}$ 个插值区间的初始分形插值参数记为 $\bar{a}_{k,\hat{l}}^{(0)}, \bar{c}_{k,\hat{l}}^{(0)}, \bar{d}_{k,\hat{l}}^{(0)}, \bar{e}_{k,\hat{l}}^{(0)}, \bar{f}_{k,\hat{l}}^{(0)}$ 。

2)利用2.2节预测出的规划场景初始点 $\tilde{P}_{k,S+1,1}$ ,根据式(22)倒推出规划场景中插值时刻集合 $T_k$ 对应的净负荷值,如式(24)所示。

$$\left\{ \begin{aligned} \tilde{P}_{k,S+1,\xi_{k,L_k}} &= \frac{\left(\sum_{\hat{l}=1}^{L_k-1} \bar{c}_{k,\hat{l}}^{(0)}\right) \left(\xi_{k,L_k} - \xi_{k,1}\right)}{1 - (L_k - 1) \bar{d}_{k,\hat{l}}^{(0)}} + \tilde{P}_{k,S+1,1} \\ \tilde{P}_{k,S+1,\xi_{k,L_k-1}} &= \bar{c}_{k,1}^{(0)} \left(\xi_{k,L_k} - \xi_{k,1}\right) + \\ &\quad \bar{d}_{k,\hat{l}}^{(0)} \left(\tilde{P}_{k,S+1,\xi_{k,L_k}} - \tilde{P}_{k,S+1,1}\right) + \tilde{P}_{k,S+1,1} \\ &\quad \vdots \\ \tilde{P}_{k,S+1,\xi_{k,L_k-1}} &= \bar{c}_{k,L_k-1}^{(0)} \left(\xi_{k,L_k} - \xi_{k,1}\right) + \\ &\quad \bar{d}_{k,\hat{l}}^{(0)} \left(\tilde{P}_{k,S+1,\xi_{k,L_k}} - \tilde{P}_{k,S+1,1}\right) + \tilde{P}_{k,S+1,1} \end{aligned} \right. \quad (24)$$

3)以插值时刻集合 $T_k$ 及其在规划场景中对应的净负荷值 $\left\{(\xi_{k,l}, \tilde{P}_{k,S+1,\xi_{k,l}})\right\}$ 为插值节点,计算分形插值参数并进行插值,形成插值后的新数据集。

4)计算新数据集的分形插值参数并进行插值,反复迭代,直至迭代次数达到设置的上限。

5)提取最终生成的数据集中整点时刻所对应的净负荷值,形成规划场景净负荷时间序列 $\tilde{A}_{k,S+1} = \{\tilde{P}_{k,S+1,t}\}$ ,再进行反归一化,得到反归一化后的规划场景净负荷时间序列 $A_{k,S+1} = \{P_{k,S+1,t}\}$ 。每组规划场景净负荷时间序列的集合即为最终生成的规划场景 $A = \{A_{1,S+1}; A_{2,S+1}; \dots; A_{M,S+1}\}$ 。具体流程如附录B图B2所示。

## 4 算例分析

以某地区2019—2021年的实际净负荷数据为例,生成该地区2022年的规划场景,对本文方法进行验证。本文方法是基于历史净负荷典型场景生成规划场景,因此,首先分别利用人工筛选法、K-means聚类法、后向缩减法对2019—2021年的实际净负荷数据生成历史年净负荷典型场景,并进行分形特征分析,再进行2022年的规划场景生成,并将本文方法的生成结果与对历史年典型场景均值叠加一定负荷增长量的传统方法、文献[14]方法进行对比分析。随后以误差最大的K-means聚类法生成的历史典型场景为例,探究插值时刻选取对规划场景生成结果的影响。算例分析中所需的数据来源于该地区各变电站每小时采样的数据,算例仿真在AMD Ryzen 94900H处理器环境下应用MATLAB软件执行计算。

### 4.1 典型场景的分形特征分析

基于历史年实际净负荷数据,分别利用人工筛选法、K-means聚类法、后向缩减法形成每年的4个典型场景,归一化后利用本文方法将典型场景划分为4组(组1—组4)。不同历史典型场景生成方法下各组的Hurst指数 $H$ 如表1所示。各组典型场景时间序列均满足 $H \in (0.5, 1)$ ,因此,各组序列均具备分形特征。

表1 不同方法下各典型场景组的Hurst指数  
Table 1 Hurst index of typical scenario groups under different methods

方法	$H$			
	组1	组2	组3	组4
人工筛选法	0.9695	0.9945	0.9933	0.8671
K-means聚类法	0.9228	0.8990	0.9531	0.9063
后向缩减法	0.9705	0.9488	0.9846	0.9796

### 4.2 规划场景生成结果分析

图3展示了3种不同历史典型场景生成方法下,利用本文方法生成的规划场景中误差最小的一组与最大的一组。表2为本文方法与传统方法、文献[14]方法的误差对比。具体计算过程参数如附录C表C1、C2所示。

由图3和表2可知:在人工筛选法和后向缩减法下,本文方法生成的规划场景误差明显小于传统方法和文献[14]方法,最大误差未超过5%,平均误差未超过3%,精度明显高于传统方法;在K-means聚类法下,本文方法的误差显著高于传统方法,最大误差超过10%,平均误差超过5%,图3也反映出即便是误差最小的一组,生成结果与实际情况也存在较大的差异。

对比表C1中的插值时刻集合可知,相较于另外2种方法,K-means聚类法下选取的插值时刻集合分布极其不均匀,出现了2个插值时刻的间隔达到7h

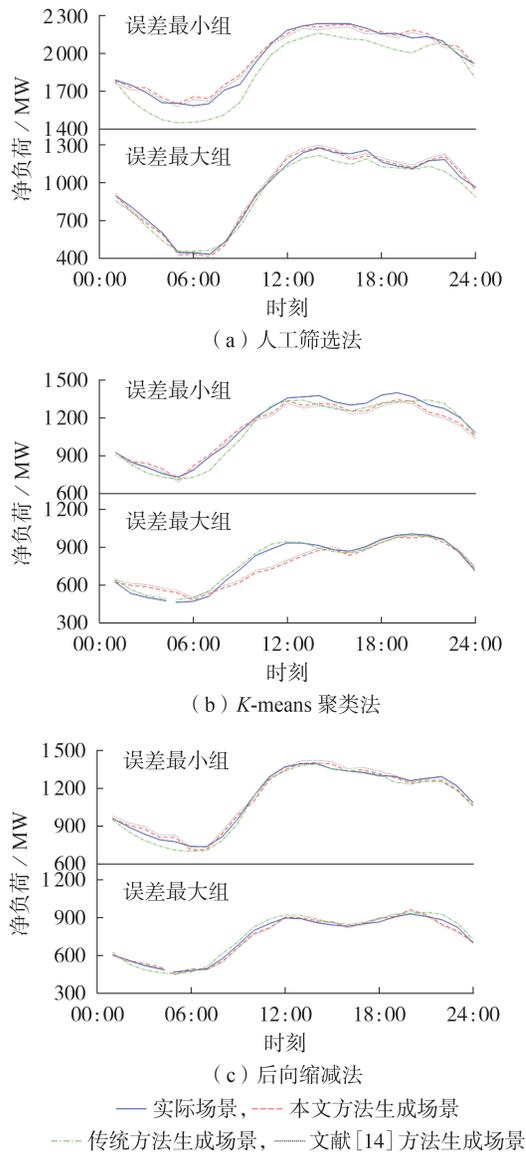


图3 规划场景误差最小与最大组

Fig.3 Groups with smallest and largest errors in planning scenario

表2 本文方法与传统方法、文献[14]方法的误差对比  
Table 2 Comparison of errors among proposed method, traditional method and method in Reference[14]

方法	误差类型	误差值 / %		
		人工筛选法	K-means 聚类法	后向缩减法
本文方法	最大误差	4.94	17.94	4.98
	平均误差	2.07	5.14	2.48
传统方法	最大误差	22.13	12.90	18.19
	平均误差	14.08	4.86	4.04
文献[14]方法	最大误差	7.34	19.68	7.50
	平均误差	2.43	5.42	2.78

的情况。

#### 4.3 插值时刻对规划场景生成结果的影响分析

以4.2节中误差最大的K-means聚类法生成的历史典型场景为例,优化插值时刻集合的选取方法,

以探究规划场景生成结果的变化。在其他插值时刻不变的情况下,增加间隔最大的2个插值时刻的中点,形成优化后的插值时刻集合。优化前、后规划场景生成结果的对比如附录C图C1所示,优化前、后生成结果的误差对比如附录C表C3所示。可以看出,插值时刻集合优化后,生成的规划场景比优化前和传统方法都明显更接近于规划年实际场景,精度明显提高。

考虑到优化后插值时刻集合中的插值时刻数量比优化前的多,进一步探究插值时刻数量对规划场景生成结果的影响。在优化后插值时刻集合的其他点不变的情况下,减少1个与相邻插值时刻间隔时长之和最小的插值时刻,形成新的插值时刻集合。减少插值时刻前、后的规划场景生成结果对比如附录C图C2所示。减少插值时刻前、后生成结果的误差对比如附录C表C4所示。可以看出,在插值时刻间隔不超过7h的前提下,减少插值时刻数量对规划场景生成结果的影响较小,即便减少了1个插值时刻,最大误差也仅从5.50%升为5.91%,平均误差从2.83%升为3.25%,误差增幅很小,精度仍然较高。在选取插值时刻时,若存在较长的插值时刻间隔,可考虑增加1个中间点,以提高规划场景的精度。然而,插值时刻数量越多,分形插值计算时长就越长,若插值时刻数量过多,则可考虑减少1个与相邻插值时刻间隔之和最小的插值时刻,以实现在不损失较多精度的情况下缩短分形插值的计算时间。

## 5 结论

对于新能源占比不断提高的新型电力系统,生成考虑源荷不确定性的未来典型场景,为新型电力系统提供规划边界是亟待解决的问题。本文提出一种基于分形理论的新型电力系统规划场景生成方法,在论证净负荷数据具备分形特征的基础上,利用分形插值参数生成规划场景,结果表明:

1)本文所提出的规划场景生成方法通过分形插值参数量化了净负荷的时序分形特征,相比于传统方法有效降低了与规划年实际典型场景间的误差;

2)本文所提出的规划场景生成方法适用于多种历史典型场景生成方法,在人工筛选法、K-means聚类法、后向缩减法等多种历史典型场景生成方法下都表现出较高的精度;

3)在生成规划场景时,过大的插值时刻间隔会导致较大的误差,有必要在间隔过大的插值时刻间增加中点,以保证生成结果的有效性。为缩短计算时间且不损失较多精度,可考虑减少与相邻点间隔时长之和最小的插值时刻。

新型电力系统规划场景生成方法考虑了新型电

力系统下的源荷不确定性,为配电网规划提供了合理的负荷边界,降低了传统负荷边界确定方式带来的冗余度与经济成本,有利于新能源电源的不断接入。后续笔者将应用规划场景生成方法得到不同新能源占比的规划场景,从而形成不同新能源占比目标下的配电网规划方案。

附录见本刊网络版(<http://www.epae.cn>)。

### 参考文献:

- [1] 辛保安. 新型电力系统构建方法论研究[J]. 新型电力系统, 2023,1(1):1-18.  
XIN Baoan. Research on the methodology of constructing new power systems[J]. New Type Power Systems, 2023,1(1):1-18.
- [2] 杨若琳. 含高比例新能源的电力系统源荷储协同规划及优化运行研究[D]. 南京:东南大学,2022.  
YANG Ruolin. Research on power system source-grid-load-storage coordinated planning and optimal operation with high proportion of new energy[D]. Nanjing: Southeast University, 2022.
- [3] 蔡昌春,息梦蕊,刘昊林,等. 基于数据驱动和多场景技术的微电网并网等效建模[J]. 电力自动化设备,2022,42(9):64-69.  
CAI Changchun, XI Mengrui, LIU Haolin, et al. Grid-connected equivalent modeling of microgrids based on data-driven and multi-scenario technologies[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022,42(9):64-69.
- [4] 许良财,邵振国,陈飞雄. 基于Haar小波编码和改进K-medoids算法聚合的用户负荷典型区间场景挖掘[J]. 电力自动化设备,2022,42(6):154-160.  
XU Liangcai, SHAO Zhenguo, CHEN Feixiong. Typical interval scene mining of consumer load based on Haar wavelet coding and improved K-medoids algorithm aggregation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022,42(6):154-160.
- [5] 丁明,黄冯,邹佳芯,等. 改进谱聚类与遗传算法相结合的电力时序曲线聚类方法[J]. 电力自动化设备,2019,39(2):93-99,114.  
DING Ming, HUANG Feng, ZOU Jiaxin, et al. Power time series curve clustering method combining improved spectral clustering and genetic algorithm[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019,39(2):93-99,114.
- [6] 庄颖睿,程林,齐宁,等. 基于深度时间聚类的微电网典型场景生成方法[J]. 电力系统自动化,2023,47(20):95-103.  
ZHUANG Yingrui, CHENG Lin, QI Ning, et al. Typical scenario generation algorithm for microgrid based on deep temporal clustering[J]. Automation of Electric Power Systems, 2023,47(20):95-103.
- [7] 要金铭,赵书强,韦子瑜,等. 基于场景分析的电力系统日前调度及其快速求解方法[J]. 电力自动化设备,2022,42(9):102-110.  
YAO Jinming, ZHAO Shuqiang, WEI Ziyu, et al. Day-ahead dispatch and its fast solution method of power system based on scenario analysis[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022,42(9):102-110.
- [8] PONCELET K, HOSCHLE H, DELARUE E, et al. Selecting representative days for capturing the implications of integrating intermittent renewables in generation expansion planning problems[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2017,32(3):1936-1948.
- [9] 郭力,杨书强,刘一欣,等. 风光储微电网容量规划中的典型日选取方法[J]. 中国电机工程学报,2020,40(8):2468-2479.

GUO Li, YANG Shuqiang, LIU Yixin, et al. Typical day selection method for capacity planning of microgrid with wind turbine-photovoltaic and energy storage[J]. Proceedings of the CSEE, 2020,40(8):2468-2479.

- [10] 刘艾旺,朱萧轶,姚宝明,等. 考虑低碳和柔性负荷的有源配网扩展规划模型[J]. 电力需求侧管理,2023,25(4):15-20.  
LIU Aiwang, ZHU Xiaoyi, YAO Baoming, et al. Active distribution network expansion planning model considering low carbon and flexible load[J]. Power Demand Side Management, 2023,25(4):15-20.
- [11] 赵飞. 基于分形理论的电力系统负荷短期预测研究[D]. 兰州:兰州交通大学,2010.  
ZHAO Fei. Research on short-term load forecasting of electrical power system based on fractal theory[D]. Lanzhou: Lanzhou Jiatong University, 2010.
- [12] 李滨,黄佳,吴茵,等. 基于分形特性修正气象相似日的节假日短期负荷预测方法[J]. 电网技术,2017,41(6):1949-1955.  
LI Bin, HUANG Jia, WU Yin, et al. Holiday short-term load forecasting based on fractal characteristic modified meteorological similar day[J]. Power System Technology, 2017,41(6):1949-1955.
- [13] 肖瑶. 基于分形理论的电力短期负荷预测研究[D]. 长沙:中南大学,2007.  
XIAO Yao. Research on short-term load forecasting of electric power based on fractal theory[D]. Changsha: Central South University, 2007.
- [14] 李萌. 中长期电力负荷特性分析和预测方法研究[D]. 上海:上海交通大学,2014.  
LI Meng. Study on mid-long term load characteristic analysis and forecasting method[D]. Shanghai: Shanghai Jiao Tong University, 2014.
- [15] HOU Q C, ZHANG N, DU E S, et al. Probabilistic duck curve in high PV penetration power system: concept, modeling, and empirical analysis in China[J]. Applied Energy, 2019,242:205-215.
- [16] 胡屏,柏军,兰华,等. 基于分形理论的电力系统负荷几何特性研究[J]. 东北电力学院学报,2002,22(4):48-52.  
HU Ping, BAI Jun, LAN Hua, et al. Analysis of the power load's character based on fractal theory[J]. Journal of Northeast China Institute of Electric Power Engineering, 2002,22(4):48-52.
- [17] MAZEL D S, HAYES M H. Using iterated function systems to model discrete sequences[J]. IEEE Transactions on Signal Processing, 1992,40(7):1724-1734.

### 作者简介:

殷佳敏(1998—),女,硕士研究生,主要研究方向为新型电力系统规划(E-mail:2889784014@qq.com);

谢宁(1963—),女,副教授,博士,主要研究方向为电力系统安全稳定、电力系统经济运行以及智能电网(E-mail:xiening@sjtu.edu.cn);

王承民(1973—),男,教授,博士,主要研究方向为电力系统安全稳定、电力系统经济运行以及智能电网(E-mail:wangchengmin@sjtu.edu.cn);

范春菊(1967—),女,副教授,博士,主要研究方向为电力系统继电保护、电力系统故障分析以及智能电网(E-mail:fanchunju@sjtu.edu.cn)。

(编辑 王锦秀)

(下转第188页 continued on page 188)

mposition[J]. Applied Energy, 2024, 363: 123073.

- [25] TRAN N H, OO T Z, REN S L, et al. Reward-to-reduce: an incentive mechanism for economic demand response of colocation datacenters[J]. IEEE Journal on Selected Areas in Communications, 2016, 34(12): 3941-3953.

作者简介:

崔 杨(1980—),男,教授,博士研究生导师,博士,主要

研究方向为可再生能源联网运行控制及高效消纳、综合能源系统优化调度等(**E-mail**: cuiyang@neepu.edu.cn);

程禹烽(2000—),男,硕士研究生,主要研究方向为综合能源系统优化运行(**E-mail**: chengyufeng0522@163.com);

赵钰婷(1978—),女,硕士,通信作者,主要研究方向为新型电力系统调控运行(**E-mail**: zytneedu@163.com)。

(编辑 王锦秀)

## Distributionally robust capacity allocation method for flexibility device of data center microgrid considering adjustable capability of characteristic classification batch processing loads

CUI Yang<sup>1</sup>, CHENG Yufeng<sup>1</sup>, ZHAO Yuting<sup>1</sup>, LI Jiayu<sup>2</sup>, LI Chonggang<sup>3</sup>

(1. Key Laboratory of Modern Power System Simulation and Control & Renewable Energy Technology, Ministry of Education, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, China;

2. Luohe Power Supply Company of State Grid Henan Electric Power Company, Luohe 462000, China;

3. Yantai Power Supply Company of State Grid Shandong Electric Power Company, Yantai 265200, China)

**Abstract:** The microgrid flexibility devices are primarily used to mitigate the fluctuation on both source and load sides, the capacity allocation method should consider the impact of source and load uncertainty, while the capacity allocation method for microgrid containing data center should further consider the adjustable characteristic of data center loads. Considering the adjustable capacity of batch processing loads in data center and the uncertainty of source and load, a capacity allocation method for flexibility devices is proposed. According to different load characteristics, the batch processing loads are divided into two categories to accurately quantify their adjustability, one category includes bandwidth-variant, time-limited and shiftable loads, while the other category includes bandwidth-invariant, interruptible and shiftable loads. The two types of batch processing loads are detailedly analyzed and a general modeling method is given. A data-driven min-max-min two-stage distributionally robust optimization capacity allocation model is constructed, The 1-norm and  $\infty$ -norm constrained scenario probability distribution fuzzy sets are used and the column-and-constraint generation algorithm is adopted to simplify and solve the model. The example analysis is carried out with a provincial data center microgrid, which verifies the effectiveness of the proposed method.

**Key words:** data center; batch processing loads; characteristic classification; adjustable capability; capacity allocation; distributionally robust optimization

(上接第100页 continued from page 100)

## Generation method of planning scenario for new power system based on fractal theory

YIN Jiamin, XIE Ning, WANG Chengmin, ZHAO Pengzhen, FAN Chunju

(School of Electronic Information and Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China)

**Abstract:** The proportion of new energy in new power system is continuously increasing, and the uncertainty of source and load makes it difficult to determine the planning boundaries of new power system, so it is necessary to propose a generation method of planning scenario adapting to new power system. The fractal characteristics of net load data are analyzed, and an overall framework of generation method for planning scenario is proposed. On the basis of proposing a box dimension calculation method for net load time series, a forecasting method for the initial point of planning scenario is proposed using the time-shift invariance of box dimension. The fractal interpolation algorithm is refined, and a generation method of planning scenario based on the initial point is proposed. The actual net load data of a certain area is taken as an example for analysis, which verifies the effectiveness and feasibility of the proposed method.

**Key words:** new power system; typical scenario; planning scenario; fractal interpolation parameter; load forecasting

## 附录 A:

对于时间序列  $\{X^{(1)}(i)\}$ ，其自相关系数表示为:

$$\rho(\Delta i) = \frac{\text{cov}(\Delta i)}{\sigma^2} \quad (\text{A1})$$

式中:  $\sigma^2$  为  $\{X^{(1)}(i)\}$  的方差,  $\text{cov}(\Delta i)$  为  $\{X^{(1)}(i)\}$  的自协方差。

若对  $\{X^{(1)}(i)\}$  进行线性变换后的时间序列为  $\{\tilde{X}^{(1)}(i)\}$ , 即  $\{\tilde{X}^{(1)}(i)\} = aX^{(1)}(i) + b$ , 其中  $a, b$  均为常数, 则相应的自相关系数  $\tilde{\rho}(\Delta i)$  为:

$$\tilde{\rho}(\Delta i) = \frac{\text{cov}_{\tilde{X}^{(1)}}(\Delta i)}{\tilde{\sigma}^2} = \frac{E\left[\left(\tilde{X}^{(1)}(i) - E[\tilde{X}^{(1)}(i)]\right)\left(\tilde{X}^{(1)}(i + \Delta i) - E[\tilde{X}^{(1)}(i)]\right)\right]}{E\left[\left(\tilde{X}^{(1)}(i)\right)^2\right] - E^2[\tilde{X}^{(1)}(i)]} \quad (\text{A2})$$

式中:  $\text{cov}_{\tilde{X}^{(1)}}(\Delta i)$  为  $\{\tilde{X}^{(1)}(i)\}$  的自协方差;  $\tilde{\sigma}^2$  为  $\{\tilde{X}^{(1)}(i)\}$  的方差;  $E[\cdot]$  为求期望运算。

对式(A2)分子项进行展开化简, 得

$$\begin{aligned} E\left[\left(\tilde{X}^{(1)}(i) - E[\tilde{X}^{(1)}(i)]\right)\left(\tilde{X}^{(1)}(i + \Delta i) - E[\tilde{X}^{(1)}(i)]\right)\right] &= E\left[\left(aX(i) - aE[X^{(1)}(i)]\right)\left(aX(i + \Delta i) - aE[X^{(1)}(i)]\right)\right] = \\ &= a^2 E\left[\left(X(i) - E[X^{(1)}(i)]\right)\left(X(i + \Delta i) - E[X^{(1)}(i)]\right)\right] = a^2 \text{cov}(\Delta i) \end{aligned} \quad (\text{A3})$$

对式(A2)分母项进行展开化简, 得

$$\begin{aligned} E\left[\left(\tilde{X}^{(1)}(i)\right)^2\right] - E^2[\tilde{X}^{(1)}(i)] &= E\left[\left(aX^{(1)}(i) + b\right)^2\right] - \left(aE[X^{(1)}(i)] + b\right)^2 = \\ &= a^2 E\left[\left(X^{(1)}(i)\right)^2\right] - a^2 E^2[X^{(1)}(i)] = a^2 \sigma^2 \end{aligned} \quad (\text{A4})$$

可见

$$\tilde{\rho}(\Delta i) = \rho(\Delta i) \quad (\text{A5})$$

同理, 对  $\{\tilde{X}^{(1)}(i)\}$  的  $d$  阶序列  $\{\hat{X}^{(d)}(\tilde{i})\}$  有

$$\tilde{\rho}^d(\Delta i) = \rho^d(\Delta i) \quad (\text{A6})$$

式中:  $\tilde{\rho}^d(\Delta i)$  为  $\{\hat{X}^{(d)}(\tilde{i})\}$  的自相关系数。

附录 B:

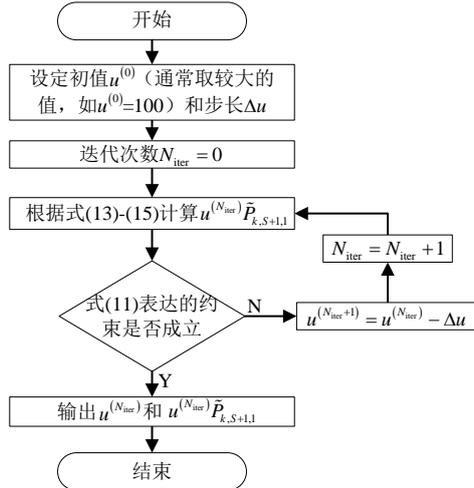


图 B1 优化问题求解流程图  
Fig.B1 Optimization problem solving flowchart

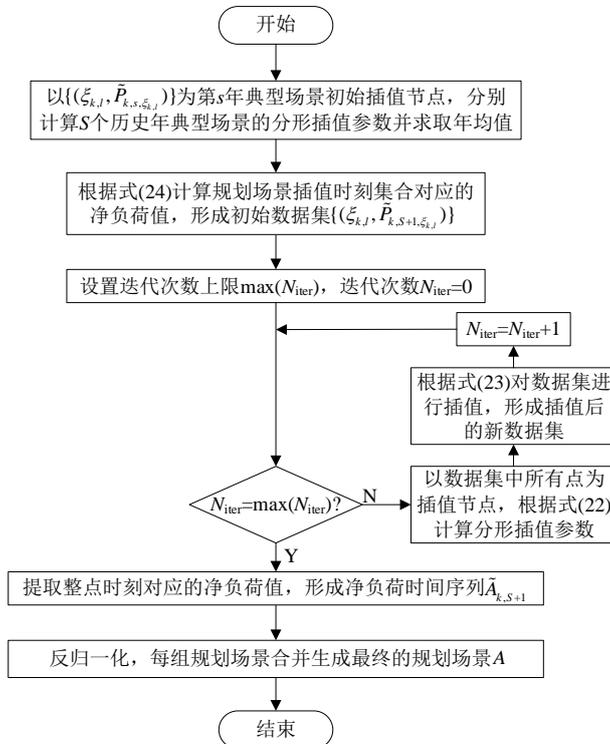


图 B2 规划场景生成流程图  
Fig.B2 Planning scene generation flowchart

附录 C:

表 C1 不同历史典型场景生成方法下各组典型场景的插值时刻集合  
Table C1 Interpolation time sets for each group of typical scenes under different historical scenario generation methods

历史典型场景生成方法	分组	插值时刻
人工筛选法	组 1	$T_1=\{1,5,8,12,13,16,20,22,24\}$
	组 2	$T_2=\{1,5,7,13,18,19,21,24\}$
	组 3	$T_3=\{1,5,7,12,14,20,22,24\}$
	组 4	$T_4=\{1,5,8,12,13,16,20,24\}$
K-means 聚类法	组 1	$T_1=\{1,5,13,16,18,21,24\}$
	组 2	$T_2=\{1,6,7,14,16,20,22,24\}$
	组 3	$T_3=\{1,5,12,16,19,20,21,24\}$
	组 4	$T_4=\{1,5,12,16,20,21,24\}$
后向缩减法	组 1	$T_1=\{1,5,7,12,13,16,19,21,24\}$
	组 2	$T_2=\{1,5,6,12,13,16,19,22,24\}$
	组 3	$T_3=\{1,6,7,12,14,20,21,22,24\}$
	组 4	$T_4=\{1,5,6,12,16,19,21,24\}$

表 C2 不同历史典型场景生成方法下各组典型场景的缩放尺度、盒维数与初始点负荷预测值  
Table C2 Scaling scale, box dimension, and initial point load prediction values of each group of typical scenes under different historical scenario generation methods

方法	参数	组 1	组 2	组 3	组 4
人工筛选法	$a$	19.17	25.31	20.74	38.41
	盒维数	0.9766	0.9843	0.9567	0.9848
	初始点预测值/MW	1116.087	1786.294	892.462	672.618
	初始点实际值/MW	1119.634	1790.63	890.811	674.2606
	初始点预测误差/%	0.31	0.24	0.18	0.24
K-means 聚类法	$a$	21.58	48.02	17.02	29.16
	盒维数	0.9718	0.9793	0.9634	0.9762
	初始点预测值/MW	1243.855	624.055	1622.045	928.443
	初始点实际值/MW	1241.485	626.134	1625.747	927.271
	初始点预测误差/%	0.19	0.33	0.23	0.13
后向缩减法	$a$	35.34	23.43	16.21	41.58
	盒维数	0.96822	0.971092	0.968	0.984256
	初始点预测值/MW	598.4484	898.3575	1280.841	476.5624
	初始点实际值/MW	597.132	900.497	1282.91	477.997
	初始点预测误差/%	0.22	0.24	0.16	0.30

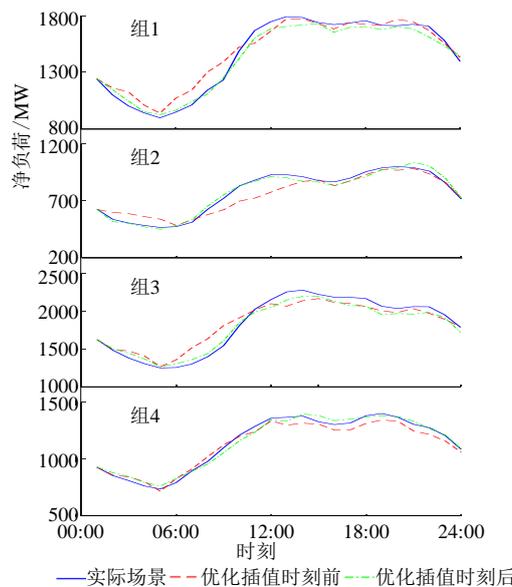


图 C1 插值时刻优化前后规划场景生成结果对比  
Fig.C1 Comparison of planning scene generation results before and after interpolation time optimization

表 C3 插值时刻优化前后与传统方法生成结果误差对比  
 Table C3 Comparison of generation results error between before and after interpolation time optimization and traditional method

方法	最大误差/%	平均误差/%
插值时刻优化后	5.50	2.83
插值时刻优化前	17.94	5.14
传统方法	12.90	4.86

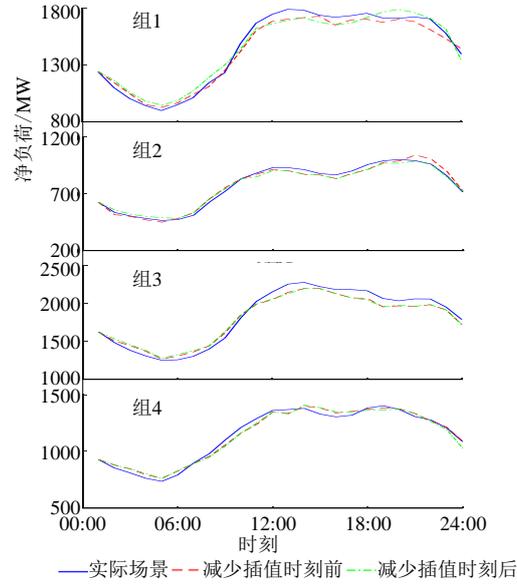


图 C2 减少插值时刻前后规划场景生成结果对比  
 Fig.C2 Comparison of planning scene generation results before and after reducing an interpolation time

表 C4 减少插值时刻前后生成结果误差对比  
 Table C4 Comparison of generated result errors before and after reducing an interpolation time

方法	最大误差/%	平均误差/%
减少插值时刻后	5.91	3.25
减少插值时刻前	5.50	2.83