

# 考虑多风电场相关性的场景概率潮流计算及无功优化

邱宜彬<sup>1</sup>, 欧阳誉波<sup>2</sup>, 李奇<sup>1</sup>, 陈维荣<sup>1</sup>

(1. 西南交通大学电气工程学院, 四川 成都 610031; 2. 国网湖南省电力公司  
张家界供电分公司, 湖南 张家界 427000)

**摘要:** 针对结合 K-means 聚类和 Copula 函数建立场景概率模型时, K-means 聚类不能根据风电出力数据分布特点自发确定最佳聚类数这一不足, 提出通过基于密度的聚类有效性指标确定最佳聚类数。并以此建立最优场景概率模型, 采用改进型回溯搜索算法(BSA)进行无功优化。以澳大利亚的两个相邻风电场实测出力为例, 在含多风电场的 IEEE30 节点系统中所提方法进行验证, 算例结果表明采用所提方法确定的最优场景概率模型能准确描述多风电场输出功率之间的相关性。

**关键词:** 场景概率潮流; 无功优化; K-means 最佳聚类数; Copula 函数; 改进型回溯搜索算法

## Scenario probabilistic load flow calculation and reactive power optimization considering wind farms correlation

QIU Yibin<sup>1</sup>, OUYANG Yubo<sup>2</sup>, LI Qi<sup>1</sup>, CHEN Weirong<sup>1</sup>

(1. School of Electrical Engineering, Southwest Jiaotong University, Chengdu 610031, China; 2. Zhangjiajie Power Supply Branch, State Grid Hunan Electric Power Company, Zhangjiajie 427000, China)

**Abstract:** When combining K-means clustering with Copula theory to build scenario-based probabilistic model, K-means clustering can't spontaneously determine the optimal number of clustering. For this deficiency, this paper proposes a density-based index to determine the optimal number of clustering. Then the optimal scenario-based probabilistic model is built, based on which reactive power optimization is conducted by adopting modified backtracking search algorithm (BSA). At last, the proposed method is verified in IEEE30 system with data measured from two adjacent wind farms in Australia, and simulation results indicate that adopting optimal number of clustering determined by proposed method could get an accurate description of correlation between wind farms.

This work is supported by National Key Technology Support Program (No. 2014BAG08B01), National Natural Science Foundation of China (No. 51177138, No. 61473238, and No. 51407146), and National Science Fund for Distinguished Young Scholars (No. 2015JQ0016).

**Key words:** probabilistic load flow; reactive power optimization; optimal number of k-means clusters; Copula function; modified backtracking search algorithm

## 0 引言

国家的经济建设和社会的发展离不开能源, 而就目前情况, 能源的主要获取方式是依靠燃烧不可再生的化石能源, 这对环境具有极大的破坏性。伴随着人们对能源需求的逐年上升以及环境污染问题的日渐严峻, 能源和环境之间的矛盾变得愈发尖锐。

风能作为一种清洁可再生的能源可以有效解决这一矛盾, 但风力发电具有一定不确定性, 相邻风电场间的出力往往还具有一定相关性, 风力发电的这些特点都将影响到含风电场电力系统的稳定运行<sup>[1-4]</sup>。

概率潮流能够充分考虑电力系统中的不确定因素, 对系统运行状态进行概率评估, 在指导人们发现系统潜在问题方面意义巨大。现行的概率潮流计算方法主要分为解析法<sup>[5]</sup>、点估计法<sup>[6]</sup>和蒙特卡洛法<sup>[7]</sup>, 其中又以蒙特卡洛法应用最为广泛, 该计算方法可在准确构建随机变量概率分布模型的基础上得到精度较高的计算结果。为准确构建考虑风电

基金项目: 国家科技支撑计划(2014BAG08B01); 国家自然科学基金(51177138, 61473238, 51407146); 四川省杰出青年基金(2015JQ0016)

出力相关性的概率分布模型国内外专家学者们进行了大量尝试,其中基于 Copula 函数的构建方式取得了较为理想的结果。文献[8]中提出将 Copula 函数与蒙特卡洛法相结合,以此处理风电出力相关性的概率潮流计算;文献[9]提出利用混合 Copula 函数对风电出力进行建模,以此解决单一 Copula 函数难以准确描述风电出力相关性的不足;文献[10]为得到更精确的系统状态变量概率分布指标,提出利用 K-means 聚类和 Copula 函数建立风电出力的场景概率模型,取得了较为满意的结果,但其在 K-means 聚类数的选择上采用试凑的方式,通过比较不同聚类数潮流计算的最终结果反推最佳聚类,这种做法费时费力。针对这一问题,本文提出在进行场景概率潮流计算时,通过分析不同聚类方案的基于密度的聚类有效性指标(Density Based Index, DBI)<sup>[11]</sup>,先确定 K-means 聚类的最佳聚类数,再以最佳聚类数为场景数建立场景概率模型,利用改进回溯搜索算法(BSA)进行考虑多风电场相关性的无功优化。

## 1 相关多风电场出力场景模型建立

本文将结合 K-means 聚类和 Copula 函数构建相关多风电场出力场景概率(Scenario Probability, SP)模型。现对 K-means 聚类和 Copula 函数及相关多风电场出力 SP 模型的建立过程进行如下介绍。

### 1.1 K-means 聚类

K-means 聚类是一种较为成熟的聚类方式<sup>[12]</sup>,它能够按照设置的聚类参数识别复杂相关数据之间的内在联系,将待分类数据根据其相似性进行分类,基本流程图如图 1 所示。

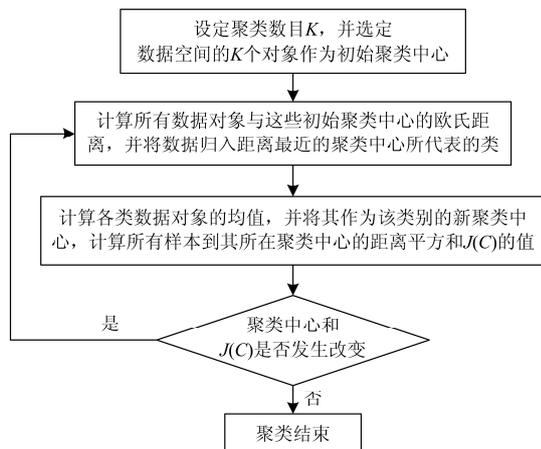


图 1 K-means 聚类算法流程图

Fig. 1 Algorithm flowchart of K-means clustering

### 1.2 Copula 函数

Copula 函数能够将多维随机变量的联合分布

函数与各自的边缘分布函数连接起来,主要用于描述随机变量之间的相关性,其不同 Copula 函数对随机变量相关性的描述具有明显差异<sup>[13-14]</sup>。本文在利用 Copula 函数描述 K-means 聚类处理后的不同类别的相关风电出力数据时,相关问题说明如下:

(1) 采用非参数核密度估计法求取风电出力边缘分布函数;

(2) 采用欧式距离法来确定最优 Copula 函数。

### 1.3 相关多风电场出力 SP 模型的建立

相关多风电场出力 SP 模型能够更细致合理地描述实际相关多风电场出力间的相关特性<sup>[10]</sup>,结合 K-means 聚类和 Copula 函数建立相关多风电场出力 SP 模型步骤如下:

(1) 对风电出力数据进行预处理<sup>[15]</sup>;

(2) 用 K-means 聚类将数据划分为  $L$  类,统计各类数据所占比例;

(3) 采用核密度估计法获取各类数据的边缘密度函数;

(4) 采用欧式距离法选择最优 Copula 函数;

(5) 对最优 Copula 函数进行 LHS 采样,得到各场景下风电出力的模拟样本。

## 2 考虑双馈风机无功出力的改进型 BSA 相关多风电场无功优化

### 2.1 改进型 BSA

回溯搜索算法(BSA)是由 Civicioglu 在 2013 年提出的一种新型进化算法,具有全局搜索能力强、收敛速度较快的优点<sup>[16]</sup>,为进一步提高收敛精度,防止陷入局部最优,本文参考文献[17]对 BSA 算法进行改进,改进后的 BSA 算法步骤如下。

(1) 种群初始化操作

BSA 的种群初始化操作包括在约束条件内随机产生种群  $P$  和历史种群  $oldP$ 。设种群的规模为  $N$ ,种群的维度为  $D$ ,那么第  $i$  个个体向量可以表示为  $P_i = (P_{i1}, P_{i2}, \dots, P_{iD})$ ,其中每个个体都利用式(1)进行种群初始化。

$$\begin{cases} P_{ij} \sim U(low_j, up_j) \\ oldP_{ij} \sim U(low_j, up_j) \end{cases} \quad (1)$$

式中:  $i=1, 2, \dots, N$ ;  $j=1, 2, \dots, D$ ;  $low$  代表种群下限;  $up$  代表种群上限;  $U$  代表均匀分布;  $P$  和  $oldP$  是服从均匀分布的随机数。

(2) 选择 I 操作

选择 I 操作用历史种群计算搜索方向,BSA 在每次迭代开始之前,都要进行如式(2)所示的选择操作,满足条件则重新定义历史种群,不满足条件则

继续下一步操作。

$$\begin{cases} \text{if } a > b, \text{ then } oldP = P \\ a, b \sim U(0,1) \end{cases} \quad (2)$$

式中,  $a$  和  $b$  为  $(0,1)$  上任意服从均匀分布的随机数。式(2)的作用是从父代种群中选择一个作为历史种群直至其发生改变, 这样子代的历史种群可以是包括初始历史种群在内的以往任意一代历史种群, 保证了算法的记忆性。

### (3) 变异操作

BSA 获取变异种群的方式如式(3)所示。

$$Mutant = P + F \cdot (oldP - P) \quad (3)$$

式中,  $F$  是变异尺度系数, 用于控制变异的幅度, 基本 BSA 中  $F$  的选取方式如式(4)所示。

$$F = 3 \cdot randn \quad (4)$$

改进 BSA 采用式(5)所示方式选取变异尺度系数。

$$F = \sqrt{CH3}; CH3 \sim \chi^2(3) \quad (5)$$

式中,  $\chi^2(3)$  表示自由度为 3 的卡方分布。

### (4) 交叉操作

基本 BSA 在进行交叉操作时首先选择一个交叉长度  $n$ , 然后从上一代种群  $P$  中随机选取  $n$  个元素与  $Mutant$  中的相同位置个体的同维元素进行互换, 以此产生新的个体。  $n$  的每一次取值都有两种交叉策略, 简介如下。

a. 交叉策略 I:  $n$  恒为 1;

b. 交叉策略 II: 先用  $rand$  函数给每个个体赋值任一随机数, 再利用  $n = (\dimrate \cdot D \cdot rand)$  计算产生  $n$ , 其中  $n$  是区间  $(0, \dimrate \cdot D)$  中的一个随机整数,  $\dimrate$  一般选取为 1。

为了保证种群的多样性, 避免种群陷入局部最优解, 本文根据文献[17]对交叉策略 I 进行了如下改进: 当进行交叉策略 I 时, 首先根据适应值为种群进行排序操作, 然后将种群的前  $p$  个个体进行变异种群引导,  $p$  的确定方式如式(6)所示。

$$p = [0.5 \cdot popsize \cdot (1 - 0.5(epk - 1) / epoch)] \quad (6)$$

式中:  $epk$  代表当前迭代次数;  $epoch$  代表最大迭代次数;  $popsize$  代表种群规模。

在确定了需要引导的种群个体数目后, 对种群进行如式(7)所示的引导操作。

$$Mutant = P + (1 - r) \cdot F \cdot (P^{old} - P) + r \cdot (P_{eg} - P) \quad (7)$$

式中:  $r$  代表位于区间  $(0,1)$  上的随机数;  $P_{eg}$  代表种群前  $p$  个个体生成的优秀种群。为了确保  $P_{eg}$  均匀地选取种群前  $p$  个个体, 本文选取的策略如下:

a. 将种群前  $p$  个个体在种群中的次序码组成一个新的集合, 记为  $listp$ ;

b. 对  $listp$  内的元素进行  $k$  次随机排序, 并将每次排序后的结果存储起来, 合并成一个数组  $ind$ , 其中  $k = (popsize / p)$ ;

c.  $P_{eg} = P(ind(1: popsize).:)$ 。

在以上交叉策略中  $Mutant$  中的元素有可能超出算法规定的上下限范围, 对越界元素需要利用式(8)所示方式进行越界处理。

$$P_{ij} = rand \cdot (up_j - low_j) + low_j \quad (8)$$

### (5) 选择 II 操作

BSA 的选择 II 操作会对种群父代和子代的个体适应度进行比较, 当子代的个体适应度小于父代时, 则用子代个体更新父代, 否则不进行更新。

## 2.2 双馈风电机组无功出力

双馈风电机组是目前国内的主流风电机组, 它可以实现有功功率和无功功率的解耦控制<sup>[18]</sup>, 若将双馈风机本身产生的无功功率参与无功优化, 则可以减少部分无功补偿装置的投资。

双馈风电机组向电网输出的无功功率极限受定子侧和网侧输出无功功率限制。定子侧无功功率输出极限确定方式如式(9)所示<sup>[19]</sup>。

$$\begin{cases} Q_{s \min} = -\frac{3U_s^2}{2X_s} - \sqrt{\left(\frac{3}{2} \frac{X_m}{X_s} U_s I_{r \max}\right)^2 - P^2} \\ Q_{s \max} = -\frac{3U_s^2}{2X_s} + \sqrt{\left(\frac{3}{2} \frac{X_m}{X_s} U_s I_{r \max}\right)^2 - P^2} \end{cases} \quad (9)$$

式中:  $U_s$  为定子相电压幅值;  $X_s$  为定子电抗;  $X_m$  为励磁电抗;  $I_{r \max}$  为转子侧允许通过最大电流;  $P$  为定子有功功率。

网侧变流器输出无功极限如式(10)所示<sup>[20]</sup>。

$$-\sqrt{S^2 - P_w^2} \leq Q_w \leq \sqrt{S^2 - P_w^2} \quad (10)$$

式中,  $S$  为变流器额定容量。

综合考虑可得双馈风电机组的无功功率上下限分别为

$$\begin{cases} Q_{g \min} = Q_{s \min} - \sqrt{S^2 - P_w^2} \\ Q_{g \max} = Q_{s \max} + \sqrt{S^2 - P_w^2} \end{cases} \quad (11)$$

本文仅考虑风机感性无功功率的调节能力, 认为双馈风电机组的输出无功功率调节范围为  $[0, Q_{g \max}]$ , 若设风电场由  $N$  台风电机组定子端并联而成, 则风电场的最大无功输出  $Q_{F \max}$  的计算方式如式(12)所示<sup>[19]</sup>。

$$Q_{F \max} = N Q_{g \max} \quad (12)$$

为保证电网的稳定运行, 本文对系统进行潮流计算获取风电机组无功功率上限后, 相对保守地选

择最小无功调节范围, 这样可以留有更多的无功裕度, 有利于电网的安全可靠运行。

### 2.3 考虑多风电场相关性的多目标无功优化

本文以有功网损、发电机无功偏差和节点电压偏差期望加权值最小为目标对含相关多风电场系统进行多目标无功优化<sup>[21-22]</sup>。

#### (一) 目标函数

现将系统有功网损、发电机无功偏差期望值、节点电压偏差期望值及目标函数分别简介如下。

#### 1) 系统有功网损

$$P_{loss} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^B G_t (V_{ik}^2 + V_{jk}^2 - 2V_{ik} V_{jk} \cos \theta_{ijk})}{K} \quad (13)$$

式中:  $K$  代表随机变量采样规模;  $B$  代表总支路数,  $G_t$  代表支路电导;  $V_i$  代表节点  $i$  的电压幅值;  $\theta_{ij}$  代表支路两端节点电压相角差。

#### 2) 发电机无功偏差期望值

$$\begin{cases} \overline{\Delta Q} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{N_G} |\Delta Q_t^k|}{K} \\ \Delta Q_t^k = Q_t^k - Q_t^{\max}, Q_t^k > Q_t^{\max} \\ \Delta Q_t^k = Q_t^{\min} - Q_t^k, Q_t^k < Q_t^{\min} \\ \Delta Q_t^k = 0, \text{ others} \end{cases} \quad (14)$$

式中:  $N_G$  代表发电机总数;  $\Delta Q_t^k$  代表发电机的无功偏差;  $Q_t^k$  代表发电机无功实际值;  $Q_t^{\max}$  和  $Q_t^{\min}$  代表发电机的无功上下限。

#### 3) 节点电压偏差期望值

$$\begin{cases} \overline{\Delta V} = \frac{\sum_{k=1}^K \sum_{t=1}^{N_{PQ}} |\Delta V_t^k|}{K} \\ \Delta V_t^k = V_t^k - V_t^{\max}, V_t^k > V_t^{\max} \\ \Delta V_t^k = V_t^{\min} - V_t^k, V_t^k < V_t^{\min} \\ \Delta V_t^k = 0, \text{ others} \end{cases} \quad (15)$$

式中:  $N_{PQ}$  代表 PQ 节点总数;  $\Delta V_t^k$  代表 PQ 节点电压偏差;  $V_t^k$  代表 PQ 节点电压实际值;  $V_t^{\max}$  和  $V_t^{\min}$  代表 PQ 节点电压上下限。

#### 4) 目标函数表达式

考虑多风电场相关性的电力系统多目标无功优化目标函数表达式如式(16)所示。

$$\min \{ \overline{P_{loss}} + \lambda_Q \overline{\Delta Q_g} + \lambda_V \overline{\Delta V_{PQ}} \} \quad (16)$$

式中,  $\lambda_Q$  和  $\lambda_V$  分别为发电机无功越限罚因子和节点电压越限罚因子。

#### (二) 无功优化约束条件

电力系统的潮流平衡方程即为目标函数的等式约束条件, 其表达式如式(17)所示。

$$\begin{cases} P_i - V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \cos \theta_{ij} + B_{ij} \sin \theta_{ij}) = 0 \\ Q_i - V_i \sum_{j=1}^N V_j (G_{ij} \sin \theta_{ij} - B_{ij} \cos \theta_{ij}) = 0 \end{cases} \quad (17)$$

不等式约束条件如式(18)所示。

$$\begin{cases} V_{G \min} \leq V_G \leq V_{G \max} \\ K_{T \min} \leq K_T \leq K_{T \max} \\ Q_{C \min} \leq Q_C \leq Q_{C \max} \\ 0 \leq Q_{WF} \leq Q_{F \max} \end{cases} \quad (18)$$

式中:  $V_{G \max}$  和  $V_{G \min}$  分别代表发电机端电压上下限;  $K_{T \max}$  和  $K_{T \min}$  分别代表可调变压器分接头的上下限;  $Q_{C \max}$  和  $Q_{C \min}$  分别代表补偿电容器投切组数上下限;  $Q_{WF}$  为风电场输出无功功率。

## 3 基于聚类有效性指标的 K-means 最佳聚类数设置

在利用 K-means 聚类进行场景概率模型建模时, 对于聚类数的设置问题, 目前的一般做法是采用试凑的方式, 通过比较不同聚类数潮流计算的最终结果反推最佳聚类, 这种做法费时费力, 本文针对这一缺点, 提出应用基于密度的聚类有效性指标 (DBI), 先确定 K-means 最佳聚类数, 再根据最佳聚类数建立场景概率潮流计算模型。以下是 DBI 理论的简单介绍及相关验证。

### 3.1 DBI 理论简介

对于 K-means 聚类来说, 其分析的目的是将数据集聚成类, 使得类内数据在空间中分布的相对集中, 而类间的数据分布较为稀疏。文献[11]提出的基于密度的聚类有效性指标 (DBI), 其定义为类内数据密度和类间数据密度的比值, 适合用于描述 K-means 聚类结果的有效性, 现对 DBI 相关定义及 K-means 最佳聚类数确定方法简要介绍。

对于待分类数据集  $D = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ , 其每个样本点为  $P$  维, 假设  $n$  个数据样本被划分为  $L$  类, 若用  $c_i$  表示类  $C_i$  的中心点,  $N(C_i)$  表示类  $C_i$  中包含的样本个数,  $d(x_1, x_2)$  表示样本间的距离, 则有关 DBI 概念可定义如下。

定义 1: 类半径是类内所有数据到类中心距离的平均值, 类  $C_i$  的类半径表达式如式(19)所示。

$$R_i = \frac{1}{N(C_i)} \sum_{x \in C_i} d(x, c_i) \quad (19)$$

定义 2: 类间中位点是位于两个类中心的连线上的一点, 该点按二者的类半径之比等分该类中心连线。即若  $\lambda = R_i / R_j$ , 则类间中位点  $c_{ij}$  的坐标确定方式如式(20)所示。

$$c_{ij} = \left( \frac{c_i^1 + \lambda \cdot c_j^1}{1 + \lambda}, \frac{c_i^2 + \lambda \cdot c_j^2}{1 + \lambda}, \dots, \frac{c_i^p + \lambda \cdot c_j^p}{1 + \lambda} \right) \quad (20)$$

定义 3: 类中心密度是指类  $C_i$  中所有到类中心点  $c_i$  的距离小于类半径  $R_i$  的数据个数, 类中心密度表达式如式(21)所示。

$$CD(i) = N(C_i = \{x | d(x, c_i) \leq R_i\}) \quad (21)$$

定义 4: 类边缘密度是指类  $C_i$  和数据集中任一类  $C_j$  所包含的所有到二者类间中位点距离小于  $r = (R_i + R_j) / 2$  的数据样本的个数的均值, 类间边缘密度表达式如式(22)所示。

$$BD(i) = \frac{1}{K-1} \sum_{j=1, j \neq i}^K N(C_j = \{x | d(x, c_{ij}) \leq r\}) \quad (22)$$

定义 5:  $DBI$  指标定义式如式(23)所示。

$$DBI(K) = \sum_{i=1}^K CD(i) / \sum_{i=1}^K BD(i) \quad (23)$$

考虑聚类的最佳效果是类内数据越紧密越好, 类间数据越分散越好, 对应于  $DBI$  指标即为类中心密度越大越好, 类边缘密度越小越好, 所以  $K$ -means 最佳聚类数的确定方式如式(24)所示。

$$K_{\text{best}} = \arg \max \{DBI(i), i = 1, 2, \dots, K\} \quad (24)$$

### 3.2 $DBI$ 指标应用及其效果检验

本文以澳大利亚某地区两个相邻风电场的实测出力数据为例, 首先将聚类数分别设置为 2~10 类获得 9 种聚类方案, 通过对比各聚类方案所得结果对应的  $DBI$  指标来确定相关多风电场风电出力数据的最佳聚类数, 其结果如图 2 所示。

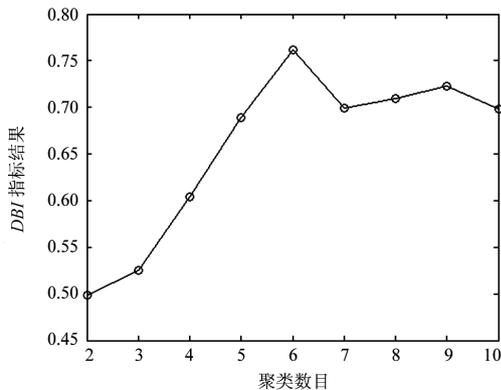


图 2 不同聚类数所对应的  $DBI$  指标计算结果  
Fig. 2 Result of  $DBI$  for different number of clusters

由图 2 可知, 示例中相邻风电场实测出力数据在聚类数为 6 时聚类结果的  $DBI$  指标最大, 即其  $K$ -means 最佳聚类数为 6 类。

为检验根据  $DBI$  指标所确定的最优场景概率模型的有效性, 本节对场景数为 2~10 的场景概率模型分别进行采样, 采样规模  $K=1000$ , 通过分析 9 种模拟数据的期望、标准差和实测数据的期望、标准差的相对误差  $\delta_m$ , 以及二者的概率分布函数曲线均方根误差指标  $\beta_m$  来评价模拟样本的模拟精度。

相对误差  $\delta_m$  的表达式如式(25)所示。

$$\delta_m = \left| \frac{S_m - S_r}{S_r} \right| \times 100\% \quad (25)$$

式中,  $S_m$  和  $S_r$  分别代表模拟样本和实测样本的期望、标准差。

概率分布函数曲线均方根误差  $\beta_m$  的表达式如式(26)所示。

$$\beta_m = \sqrt{\sum_{t=1}^T (P_{WFmt} - P_{WFrt})^2 / T} \times 10 \quad (26)$$

式中:  $T$  代表概率分布函数曲线上的取点个数;  $P_{WFmt}$  和  $P_{WFrt}$  分别代表概率分布函数上第  $t$  个点的模拟值和真实值。

为降低样本模拟过程中的随机性对结果的影响, 本文对模拟样本的评估过程重复 30 次, 取评估结果的平均值  $E(\delta_m)$  和  $E(\beta_m)$  作为样本模拟的最终评估指标, 评估结果如图 3。

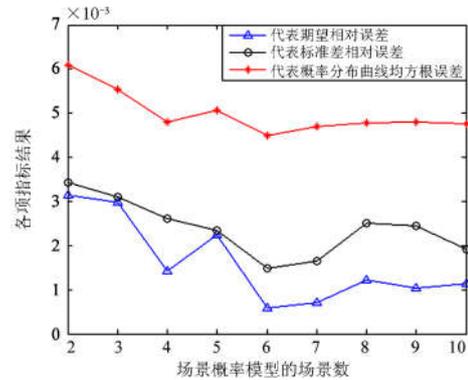


图 3 不同场景概率模型所对应的各项指标结果  
Fig. 3 Result of different scenario probabilistic model

由图 3 可知, 场景数为 6 的 SP 模型所模拟的数据样本其期望和标准差的相对误差以及概率分布函数曲线均方根误差均为 9 种划分方案中最低, 说明以  $K$ -means 最佳聚类数为场景数建立的 SP 模型能够更为准确地描述实际多风电场的出力情况, 可以为后续的 SP 模型提供更为可靠的模拟数据, 提高 SP 模型的准确性及可靠性。

### 4 算例分析

本文以澳大利亚某地区两个相邻风电场的实测出力数据为例，在上一节得出的 K-means 最佳聚类数为 6 的基础上，建立最优场景概率模型，并利用改进 BSA 算法，在如图 4 所示 IEEE30 节点系统中进行考虑多风电场相关性的电力系统多目标无功优化，得到各场景对应的最优无功优化策略。

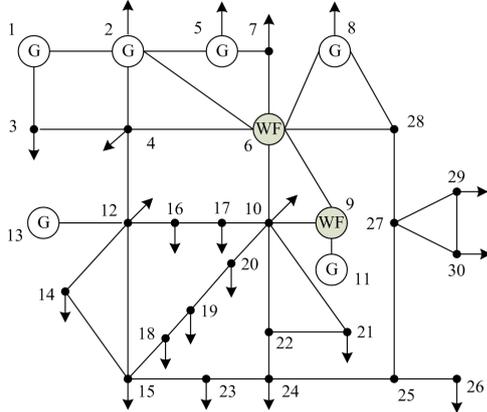


图 4 含两个风电场的 IEEE30 节点系统

Fig. 4 IEEE 30-bus system including two wind farms

IEEE30 系统包含 2 个风电场、21 个负荷节点、41 条支路，其中 4 条装有可调变压器、6 台发电机，3 台并联电容器，每台 50 个档，每档调节无功补偿量为 1 Mvar，节点 6 和节点 9 是风电场接入节点，分别包含 1.5 MW 双馈风电机组 30 台和 60 台，双馈风电机组定子电抗  $1.772\ 09\ \Omega$ ，励磁电抗  $1.719\ 91\ \Omega$ ，转子侧允许通过最大电流为 1 200 A。通过潮流计算，得到节点 6、节点 9 处风电场无功

输出极限值分别为 8.570 1 Mvar、20.124 9 Mvar。综上，电力系统无功优化的各项控制变量的详细信息总结如表 1。

表 1 各控制变量的详细信息

Table 1 Details of the control variables

控制变量类型	所在位置	最大值	最小值	步长
发电机节点电压	节点 1、2、5、8、11、13	1.06	0.94	—
变压器变比	支路 6-9、6-10、4-12、28-27	1.1	0.9	0.012 5
并联电容器节点	节点 3、10、24	50	0	1
风机输出无功	节点 6	8.570 1	0	—
风机输出无功	节点 9	20.124 9	0	—

算例中目标函数的惩罚因子  $\lambda_Q=1$ ， $\lambda_V=100$ ；

BSA 的种群数为 20，最大迭代次数为 100，粒子维数为 15，其中 1~6 维代表发电机节点电压，7~9 维代表并联电容器组数，10~13 维代表变压器变比，14~15 维代表双馈风机输出的无功功率。

最优 SP 模型中各场景下最优 Copula 函数的详细情况如表 2 所示。

表 2 各场景下最优 Copula 函数

Table 2 Optimal Copula function of every scenario

场景	聚类中心/MW	概率(%)	最优 Copula 函数	欧式距离
S1	(1.18,2.25)	32.00	Clayton	0.26
S2	(4.86,9.95)	24.33	Frank	0.82
S3	(8.82,18.71)	17.37	Frank	0.58
S4	(13.17,29.47)	12.33	Frank	0.68
S5	(18.78,41.78)	9.42	Frank	0.65
S6	(29.64,59.26)	4.55	Gumbel	0.23

各场景下考虑多风电场相关性的无功优化最优控制策略如表 3 所示。

表 3 多目标无功优化最优控制策略

Table 3 Optimal reactive control strategy of every scenario

控制变量	参数	原始	S1	S2	S3	S4	S5	S6
发电机节点电压/p.u.	$V_1$	1.05	1.041 1	1.056 1	1.060 1	1.026 1	1.060 1	1.016 1
	$V_2$	1	1.009 1	1.027 1	1.033 1	0.997 1	1.034 1	0.999 1
	$V_5$	1	0.942 1	0.974 1	0.980 1	0.946 1	0.974 1	0.948 1
	$V_8$	1	0.961 1	0.988 1	0.983 1	0.956 1	1.004 1	0.965 1
	$V_{11}$	1	1.056 1	1.030 1	0.983 1	1.028 1	1.024 1	0.979 1
	$V_{13}$	1	1.008 1	1.026 1	1.015 1	1.045 1	1.030 1	1.023 1
并联电容器组数	$C_3$	0	38	9	31	32	17	0
	$C_{10}$	0	18	29	31	45	35	48
	$C_{24}$	0	13	6	10	10	24	28
变压器变比/p.u.	$K_{6-9}$	0.978	0.962 5	0.937 5	1.012 5	0.962 5	1.025	1.1
	$K_{6-10}$	0.969	1.037 5	1.05	1.05	1.012 5	1.087 5	0.962 5
	$K_{4-12}$	0.932	1.012 5	1.037 5	0.962 5	0.937 5	1.062 5	0.9
	$K_{28-27}$	0.968	0.937 5	0.962 5	0.912 5	0.9	0.975	0.937 5
风电场输出无功	$Q_6$	0	0.000 1	7.857 1	8.570 1	8.570 1	2.493 1	4.669 1
	$Q_9$	0	9.272	10.608	8.723	12.112	10.270	18.327
目标函数	—	—	18.561	16.331	14.921	14.031	12.641	11.561

各场景下改进 BSA 的收敛曲线如图 5 所示, 从图中可以看出, 各场景下的改进 BSA 基本都在 70 代左右完成收敛。

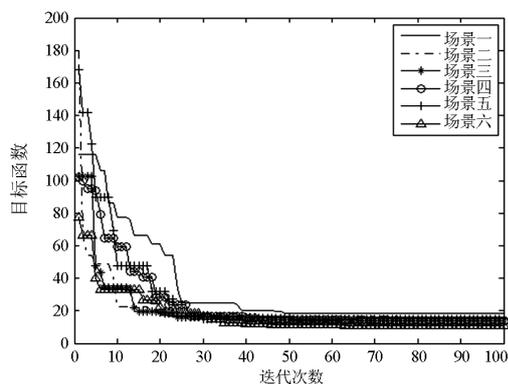


图 5 各场景改进 BSA 收敛曲线

Fig. 5 Convergence curve of backtracking search algorithm for every scenario

## 5 结论

考虑多风电场相关性的概率潮流计算关键在于建立多风电场出力的场景概率模型。本文针对场景概率模型建立过程中 K-means 聚类不能根据风电出力数据的分布特点自发确定最佳聚类数的不足, 提出通过分析 K-means 聚类的基于密度的有效性指标来确定最优场景概率模型, 结论如下:

(1) 通过对比分析场景数分别为 2~10 的场景概率模型对实测数据样本模拟精度以及实算概率潮流的还原情况, 结果表明, 根据 DBI 指标所确定的最优场景概率模型, 能够得到更准确的模拟样本、获得更精确的潮流计算结果。

(2) 在含多风电场的 IEEE30 节点系统中采用改进回溯搜索算法对考虑多风电场相关性的电力系统进行多目标无功优化, 得到了各场景下使得目标函数精确度更高的最优控制策略。

本文所提的方法可用于分析考虑多风电场相关性的电力系统在不同场景下的运行状态, 让运行与规划人员制定相应的控制策略, 使系统以最大概率运行在最优状态下。

## 参考文献

[1] 陈峦, 黄琦, 陈池. 基于目标参数和储能容量约束的风电功率平滑策略[J]. 中国电力, 2013, 46(6): 63-69.  
CHEN Luan, HUANG Qi, CHEN Chi. Strategy on wind power smoothing subject to target parameters and energy storage capacity[J]. Electric Power, 2013, 46(6): 63-69.

[2] 边晓燕, 耿艳, 李学武, 等. 风电并网系统小干扰概率稳定性分析与改善[J]. 电力系统保护与控制, 2015,

43(20): 1-7.

BIAN Xiaoyan, GENG Yan, LI Xuewu, et al. Probabilistic small-signal stability analysis and improvement of power system with wind farm integration[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(20): 1-7.

- [3] 杨磊, 谭涌波, 强玉华, 等. 太阳能光伏发电系统雷电灾害及防御分析[J]. 高压电器, 2015, 51(6): 62-67.  
YANG Lei, TAN Yongbo, QIANG Yuhua, et al. Analysis on lighting disasters of solar photovoltaic power generation system and prevention scheme[J]. High Voltage Apparatus, 2015, 51(6): 62-67.
- [4] 滕予非, 行武, 张宏图, 等. 风力发电系统短路故障特征分析及对保护的影响[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(19): 29-36.  
TENG Yufei, XING Wu, ZHANG Hongtu, et al. Analysis of characteristics of short circuit fault of wind power system and the impact on the protection[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(19): 29-36.
- [5] 董雷, 程卫东, 杨以涵. 含风电场的电力系统概率潮流计算[J]. 电网技术, 2009, 33(16): 87-91.  
DONG Lei, CHENG Weidong, YANG Yihan. Probabilistic load flow calculation for power grid containing wind farms[J]. Power System Technology, 2009, 33(16): 87-91.
- [6] MOHAMMADI M, SHAYEGANI A, ADAMINEJAD H. A new approach of point estimate method for probabilistic load flow[J]. International Journal of Electrical Power & Energy Systems, 2013, 51(10): 54-60.
- [7] 陈雁, 文劲宇, 程时杰. 考虑输入变量相关性的概率潮流计算方法[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(22): 80-87.  
CHEN Yan, WEN Jinyu, CHENG Shijie. Probabilistic load flow analysis considering dependencies among input random variables[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(22): 80-87.
- [8] 蔡德福, 石东源, 陈金富. 基于 Copula 理论的计及输入随机变量相关性的概率潮流计算[J]. 电力系统保护与控制, 2013, 41(20): 13-19.  
CAI Defu, SHI Dongyuan, CHEN Jinfu. Probabilistic load flow considering correlation between input random variables based on Copula theory[J]. Power System Protection and Control, 2013, 41(20): 13-19.
- [9] 季峰, 蔡兴国, 王俊. 基于混合 Copula 函数的风电功率相关性分析[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(2): 1-5.  
JI Feng, CAI Xingguo, WANG Jun. Wind power correlation analysis based on hybrid Copula[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(2): 1-5.
- [10] 熊强, 陈维荣, 张雪霞, 等. 考虑多风电场相关性的场

- 景概率潮流计算[J]. 电网技术, 2015, 39(8): 2154-2159.  
XIONG Qiang, CHEN Weirong, ZHANG Xuexia, et al. Scenario probabilistic load flow calculation considering wind farms correlation[J]. Power System Technology, 2015, 39(8): 2154-2159.
- [11] 刘燕驰. 基于密度的最佳聚类数确定方法[J]. 中国管理信息化, 2011(9): 30-33.  
LIU Yanchi. The best method for determining the number of clusters based on density[J]. China Management Informationization, 2011(9): 30-33.
- [12] KANUNGO T, MOUNT D M, NETANYAHU N S, et al. An efficient k-means clustering algorithm: analysis and implementation[J]. IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence, 2002, 24(7): 881-892.
- [13] 于波. Copula 函数模型的选择[J]. 统计与决策, 2009(14): 153-154.  
YU Bo. The selection of Copula function model[J]. Statistics and Decision, 2009(14): 153-154.
- [14] 徐玉琴, 张林浩. 基于 Copula 函数的风速相关性建模及概率最优潮流分析[J]. 华北电力大学学报, 2013, 40(5): 54-59.  
XU Yuqin, ZHANG Linhao. Modeling of speed correlation and analysis of probabilistically optimal power flow based on Copula function[J]. Journal of China Electric Power University, 2013, 40(5): 54-59.
- [15] 赵永宁, 叶林, 朱倩雯. 风电场弃风异常数据簇的特征及处理方法[J]. 电力系统自动化, 2014, 38(21): 39-46.  
ZHAO Yongning, YE Lin, ZHU Qianwen. Characteristics and processing method of abnormal data clusters caused by wind curtailments in wind farms[J]. Automation of Electric Power Systems, 2014, 38(21): 39-46.
- [16] CIVICIOGLU P. Backtracking search optimization algorithm for numerical optimization problems[J]. Applied Mathematics & Computation, 2013, 219(15): 8121-8144.
- [17] 王晓娟, 刘三阳, 田文凯. 带高效变异尺度系数和贪婪交叉策略的回溯搜索优化算法[J]. 计算机应用, 2014, 34(9): 2543-2546.  
WANG Xiaojuan, LIU Sanyang, TIAN Wenkai. Improved backtracking search optimization algorithm with new effective mutation scale factor and greedy crossover strategy[J]. Journal of Computer Applications, 2014, 34(9): 2543-2546.
- [18] HAO Z, YAO Z, LI S, et al. The contribution of double-fed wind farms to transient voltage and damping of power grids[J]. Tehnički Vjesnik, 2015, 22(1): 43-49.
- [19] 赵强, 孟明, 郭洁, 等. 双馈风机无功出力极限及控制研究[J]. 科学技术与工程, 2012, 20(27): 6918-6922.  
ZHAO Qiang, MENG Ming, GUO Jie, et al. Research on reactive power transfer limits and control of DFIG[J]. Science Technology and Engineering, 2012, 20(27): 6918-6922.
- [20] 崔杨, 彭龙, 仲悟之, 等. 基于 DFIG 可用无功裕度的风电场无功电压控制方法[J]. 电测与仪表, 2016, 53(2): 15-20.  
CUI Yang, PENG Long, ZHONG Wuzhi, et al. A control strategy for reactive power and voltage of wind farm based on DFIG reactive power compensation ability[J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2016, 53(2): 15-20.
- [21] 李生虎, 丁明, 汪兴强. 电力系统静态电压安全问题的概率评价[J]. 电力系统自动化, 2003, 27(20): 26-30.  
LI Shenghu, DING Ming, WANG Xingqiang. Probabilistic evaluation to static voltage security of power system[J]. Automation of Electric Power Systems, 2003, 27(20): 26-30.
- [22] 陈汝昌, 陈飞, 张帆, 等. 新能源电网中微电源并网控制策略研究[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(12): 55-60.  
CHEN Ruchang, CHEN Fei, ZHANG Fan, et al. Control strategies for grid-connected microsource in new power systems[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(12): 55-60.

收稿日期: 2016-01-18; 修回日期: 2016-05-17

作者简介:

邱宜彬(1992-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制; E-mail: 508216548@qq.com

欧阳誉波(1991-), 男, 硕士研究生, 研究方向为电力系统运行与控制; E-mail: oybiou@163.com

李奇(1984-), 男, 副教授, 博导, 研究方向为分布式发电并网技术、电力系统无功优化、智能信息处理。

(编辑 周金梅)