

DOI: 10.7500/AEPS20130429008

基于输入变量秩相关系数的概率潮流计算方法

徐潇源¹, 严 正¹, 冯冬涵¹, 王 毅², 曹 路³

(1. 电力传输与功率变换控制教育部重点实验室, 上海交通大学电气工程系, 上海市 200240;
2. 中国电力科学研究院, 北京市 100192; 3. 华东电网有限公司, 上海市 200120)

摘要: 随着大量新能源接入, 电力系统运行必须考虑其随机性带来的影响。概率潮流是有效工具之一。针对考虑输入变量相关性的概率潮流计算, 文中采用 Spearman 秩相关系数表示输入随机变量间的相关性, 分析了拉丁超立方抽样方法与秩相关系数的内在关联, 提出结合遗传算法的改进拉丁超立方抽样方法进行概率潮流计算。算例结果表明, 所提出的方法能较好地刻画风速间的相关性, 不受输入随机变量边缘分布的影响, 并且能处理秩相关系数矩阵正定和非正定的情况。

关键词: 概率潮流; 风力发电; Spearman 秩相关系数; 拉丁超立方抽样; 概率分布; 遗传算法; 潮流计算

0 引言

随着风电大量接入电力系统, 由于风电的不确定性和波动性, 电力系统运行的不确定性大大增加。传统的确定性潮流计算方法已不能很好适应电力系统新的运行特点。概率潮流可计及不确定性因素的影响, 并获得节点电压和支路潮流的统计矩或者概率分布函数, 为电力系统运行、规划等提供了更有效的参考信息^[1]。

当输入随机变量不独立时, 必须考虑随机变量间的相关性对概率潮流计算的影响。研究表明, 相距较近的风电场风速间的相关性对概率潮流计算结果有较大的影响^[2-4]。目前, 考虑输入变量相关性的概率潮流计算方法主要分为解析法、点估计法和蒙特卡洛模拟法。在处理考虑相关随机变量的概率潮流问题时, 解析法计算过程较复杂, 且不能准确表示随机变量间的相关性^[5-7]。点估计法计算时间短, 能计算得到输出随机变量的均值和标准差, 但原始的点估计法没有考虑随机变量间存在相关性的情况^[8]。文献[3]提出改进点估计法来计算考虑风电相关性的概率潮流。文献[9]采用三阶多项式正态变换方法来处理含非正态相关随机变量的概率潮流问题。采用改进点估计法只能近似考虑随机变量间的相关性, 不能得到输出随机变量的概率分布, 计算得到的高阶矩误差较大。

与随机采样相结合的蒙特卡洛模拟方法计算结果准确, 但是计算时间较长, 通常作为准确结果验证其他方法的正确性。文献[10]采用高斯混合模型表示非正态分布的相关输入变量, 并采用蒙特卡洛模拟计算概率潮流。基于拉丁超立方(LH)抽样的蒙特卡洛模拟方法可以提高采样效率, 目前已经有学者将 LH 抽样用于电力系统概率潮流计算中^[11-14]。但是已有的研究中都假设输入随机变量相互独立, 或者仅仅用线性相关系数描述输入随机变量间的相关性。

考虑输入变量相关性的概率潮流方法, 主要关注以下两方面内容: ①在建模上准确表示输入随机变量间的相关性; ②在计算方法上提高概率潮流计算精度和计算效率。已有的研究主要集中在概率潮流的计算方法上, 输入变量间的相关性一般用线性相关系数来表示, 当随机变量不服从多元正态分布时, 线性相关系数不能准确表示变量间的相关性。

本文采用 Spearman 秩相关系数描述输入随机变量间的相关性; 采用结合遗传算法的改进 LH 抽样方法进行抽样, 以进行概率潮流计算。研究结果表明本文提出的方法实现简单, 不受随机变量边缘分布的限制, 能处理相关系数矩阵正定和非正定的情况, 在电力系统概率潮流计算中具有较好的应用前景。

1 随机变量间相关性描述

1.1 线性相关系数描述

两个随机变量 X 和 Y 间的线性相关系数 $\rho(X, Y)$ 为:

收稿日期: 2013-04-29; 修回日期: 2013-12-29。
国家电网公司大电网重大专项资助项目(SGCC-MPLG018-2012)。

$$\rho(X, Y) = \frac{\text{Cov}(X, Y)}{\sqrt{\text{Var}(X)} \sqrt{\text{Var}(Y)}} \quad (1)$$

式中: $\text{Cov}(X, Y)$ 为变量 X 和 Y 的协方差; $\text{Var}(X)$ 和 $\text{Var}(Y)$ 分别为变量 X 和 Y 的方差。

线性相关系数是随机变量间线性相关性的量度,是应用最为广泛却常被混淆的相关性的量度。线性相关系数容易计算,当随机变量符合椭圆分布时可准确表示变量间的相关性。但线性相关系数存在如下缺点:当随机变量一阶和二阶矩不存在时其不存在;当随机变量边缘分布函数变化时其值也会随之改变;经过非线性严格增变换后新变量间的线性相关系数会改变^[15];最重要的是当随机变量不服从椭圆分布时,线性相关系数不能准确描述变量间的相关性。详情参考附录 A。

1.2 秩相关系数描述

本文中的秩相关系数,也称 Spearman 秩相关系数,是一个非参数性质(与分布无关)的秩统计参数。两个随机变量 X 和 Y 的秩相关系数 $r(X, Y)$ ^[15] 为:

$$r(X, Y) = \rho(F_X(X), F_Y(Y)) \quad (2)$$

式中: F_X 和 F_Y 分别为 X 和 Y 的累积概率分布函数; ρ 为线性相关系数。

两个随机变量的秩相关系数为对应累积概率分布函数的线性相关系数。设随机变量 X 的累积概率分布函数为 $F_X(x) = P(X \leq x)$, 并且其逆累积概率分布函数存在,则随机变量 $F_X(X)$ 在区间 $[0, 1]$ 上服从均匀分布。证明如下^[16]。

$$P(F_X(x) \leq r) = P(X \leq F_X^{-1}(r)) =$$

$$F_X(F_X^{-1}(r)) = r \quad r \in [0, 1] \quad (3)$$

所以秩相关系数实际上是将原始变量转换为服从均匀分布的变量后变量间的线性相关系数。当随机变量服从均匀分布时,其秩相关系数等于线性相关系数,一般情况下则不相等。相比于线性相关系数,秩相关系数具有以下优点:①总是存在;②不随边缘分布的变化而改变;③随机变量经过非线性严格增变换后秩相关系数保持不变。当数据分布使得线性相关系数不能用来描述或者用来描述会导致错误结论时,秩相关系数可以用来作为变量间的单调联系强弱的量度。

如果有随机变量 X 和 Y 的 N 组样本 (x_i, y_i) , R_i 和 S_i 分别为 x_i 和 y_i 在所有样本中的秩次, $\bar{R}$ 和 $\bar{S}$ 为其相应秩次的平均值,则 X 和 Y 的秩相关系数 $r(X, Y)$ ^[15] 为:

$$r(X, Y) = \frac{\sum_{i=1}^N [(R_i - \bar{R})(S_i - \bar{S})]}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (R_i - \bar{R})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N (S_i - \bar{S})^2}} \quad (4)$$

如果秩相关系数为正,则 Y 随着 X 的增加而增加;如果秩相关系数为负,则 Y 随着 X 的增加而减小;如果秩相关系数为 0,则表示随着 X 的增加, Y 没有增大或减小的趋势。当 X 和 Y 越来越接近严格单调的函数关系时,秩相关系数在数值上就越来越大。当秩相关系数为 1 或者 -1 时,就表明 X 和 Y 之间严格单调增加或者严格单调减小。

2 基于秩相关系数的 LH 抽样

LH 抽样是一种分层采样的方法,由 2 个步骤组成^[14]。

1) 采样。假设 $X_1, X_2, \dots, X_m$ 是随机问题中的 m 个输入随机变量,设 X_k 为其中任意一个随机变量 ($k = 1, 2, \dots, m$), 其累积概率分布函数为 $F_k(X_k)$ 。将 F_k 的取值空间平均分为 N 个区间,从每个区间中任意选取一个数(或者区间中点) Y_k 作为 F_k 的采样值,则 X_k 的采样值为 $X_k = F_k^{-1}(Y_k)$ 。将每个随机变量的采样值排成一行,形成 $m \times N$ 阶的采样矩阵。

2) 排列。在输入随机变量独立时,输入随机变量采样值之间的相关性对计算结果有一定影响,排序能够降低采样值之间的相关性。有很多种排序方法,如 Cholesky 分解^[17]、Columnwise-pairwise 算法^[18]、Single-switch 优化方法^[19]等,但这些方法只能处理输入随机变量独立时候的情况。

假设随机变量的累积概率分布函数和逆累积概率分布函数都存在。因为 LH 抽样方法不重复采样, F_k 的采样值 Y_k 的排列对应于 $1, 2, \dots, N$ 的某一个排列,又 $F_k(X_k)$ 是单调递增函数,所以得到的采样值 X_k 的排列和 Y_k 的排列相同,即样本的秩相关系数矩阵等于其对应排列的秩相关系数矩阵,也等于对应排列的线性相关系数矩阵,由此可以得到推论 1。

推论 1: 在 LH 抽样中,假设随机变量的累积概率分布函数和逆累积概率分布函数都存在,设随机变量个数为 m , 每个变量的样本个数为 N ; 则 m 个 $1, 2, \dots, N$ 的排列所组成的 $m \times N$ 阶矩阵的 $m \times m$ 阶线性相关系数矩阵等于对应 $m \times N$ 维样本的 $m \times m$ 阶秩相关系数矩阵。

文献[14]研究了输入变量相关时的处理方法,但该方法基于输入随机变量间的线性相关系数,且不能处理相关系数矩阵非正定的情形。虽然根据定

义相关系数矩阵为正定矩阵,但是实际工程应用中,通常先估计随机变量两两间的相关系数,然后将所有的相关系数组成相关系数矩阵,该方法容易造成相关系数矩阵非正定的情形。表 1 中,相关系数矩阵是主对角元为 1,非对角元为 $(-1,1)$ 上均匀分布随机数的对阵矩阵。通过随机生成该类矩阵,发现随着矩阵阶数的增加,该类矩阵非正定的可能性大大增加。文献[20]研究了修改非正定矩阵为正定矩阵的方法,但是改变了初始相关系数矩阵中的元素。

表 1 随机生成矩阵的阶数与正定情况
Table 1 Relationship between dimensions and positive definiteness of randomly generated matrices

矩阵维数	矩阵总数	正定矩阵数
3	1 000	634
4	1 000	167
5	1 000	28
6	1 000	1
7	1 000	0

根据推论 1 和文献[21]提出了基于秩相关系数和遗传算法的 LH 抽样方法(rank based Latin hypercube sampling combined with genetic algorithm, RLHS-GA),能够处理秩相关系数矩阵正定和非正定的情况。该方法的处理流程如下。

步骤 1:初始化。随机生成 N_{pop} 个 $m \times N$ 阶 LH 矩阵,每个矩阵每一行为 $1,2,\dots,N$ 的随机排列,每一个 LH 矩阵的秩相关系数矩阵等于其线性相关系数矩阵。设置目标函数为:

$$G(\mathbf{L}_k) = \sum_{i=1}^m \sum_{j=1}^m (r_{ij}^o - r_{ij,\mathbf{L}_k})^2 \tag{5}$$

式中: r_{ij}^o 为目标秩相关系数矩阵的第 i 行第 j 列元素; $\mathbf{L}_k$ 为第 k 个 LH 矩阵; $r_{ij,\mathbf{L}_k}$ 为第 k 个 LH 矩阵的秩相关系数矩阵中第 i 行第 j 列元素。

目标函数式(5)使得在遗传算法中,通过改变 LH 矩阵元素,使其秩相关系数矩阵逐渐逼近目标秩相关系数矩阵。

步骤 2:选取 $N_{\text{pop}}/2$ 个最优(使得目标函数值最小)的 LH 矩阵作为父母矩阵。

步骤 3:遗传。用 $N_{\text{pop}}/2$ 个父母 LH 矩阵生成 N_{pop} 个子女 LH 矩阵。父母矩阵中最优矩阵(使得目标函数最小)作为子女矩阵中的第 1 个和第 $N_{\text{pop}}/2+1$ 个矩阵。最优的父母矩阵与第 k 个父母矩阵($k=2,3,\dots,N_{\text{pop}}/2$)按照如下方式结合生成子女矩阵。最优父母矩阵和第 k 个父母矩阵生成 2 个子女矩阵,将最优父母矩阵中的任意一行置换为第 k 个父母矩阵中对应行,生成第 k 个子女矩阵;将第 k 个矩阵中的任意一行置换为最优父母矩阵中的对

应行,生成第 $N_{\text{pop}}/2+k$ 个子女矩阵,如图 1 所示。

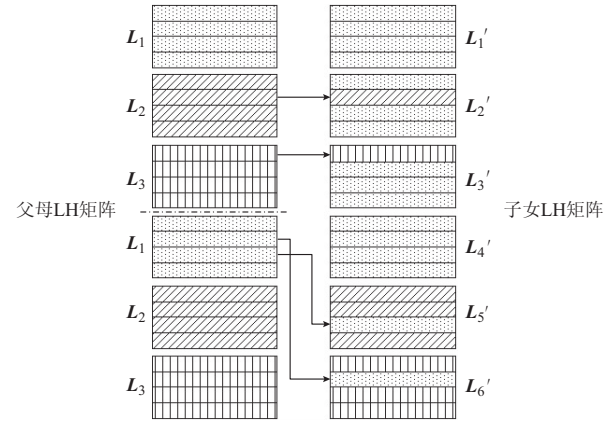


图 1 父母 LH 矩阵生成子女 LH 矩阵示意图
Fig.1 Illustration of generating LH matrices of children from LH matrices of parents

步骤 4:变异。除了第 1 个子女矩阵,在步骤 3 中生成的所有子女矩阵都要发生变异。对于子女矩阵的每一行,产生一个在区间 $[0,1]$ 上均匀分布的随机数 p 。如果 p 大于阈值 p_{must} ,则任意交换该行的 2 个数。

步骤 5:判断收敛性。假设 $\mathbf{L}_l$ 为第 t 代 LH 矩阵中最优的 LH 矩阵。记录前 l ($l=50$ 或者 $l=100$)代 LH 矩阵进化所带来的改进为 $\Delta G_l, \Delta G_l = G(\mathbf{L}_l) - G(\mathbf{L}_0)$ 。在第 t 代,当 t 是 l 的整数倍时,如满足 $G(\mathbf{L}_t) - G(\mathbf{L}_{t-l}) < \epsilon \Delta G_l$,则计算停止,保存矩阵 $\mathbf{L}_t$,其中 ϵ 为一小正数;否则转到步骤 2。

步骤 6:将 $\mathbf{L}_t$ 的第 k 行($k=1,2,\dots,m$)的所有元素减去 0.5 后再除以 N ,得到 Y_k ,计算 $X_k = F_k^{-1}(Y_k)$ 得到第 k 个输入变量的样本。

3 基于 RLHS-GA 的概率潮流计算

设概率潮流计算方程为:

$$\mathbf{F}(\mathbf{Z}, \tilde{\mathbf{U}}, \mathbf{U}) = \mathbf{0} \tag{6}$$

式中: $\mathbf{F}(\cdot)$ 为节点功率平衡方程; $\tilde{\mathbf{U}}$ 为确定的输入量; $\mathbf{U}$ 为输入变量; $\mathbf{Z}$ 为输出变量。

考虑输入变量相关性的概率潮流计算流程如下。

步骤 1:获得电网参数,如确定的输入量 $\tilde{\mathbf{U}}$,输入变量 $\mathbf{U}$ 的累积概率分布函数和秩相关系数矩阵。设 $\mathbf{U}$ 的个数为 m ,RLHS-GA 采样规模为 $N, T=1$ 。

步骤 2:采用 RLHS-GA 方法对 $\mathbf{U}$ 抽样,得到 $m \times N$ 阶样本矩阵 $\bar{\mathbf{U}}$ 。

步骤 3:将样本矩阵 $\bar{\mathbf{U}}$ 的第 T 列 $\mathbf{U}_T$ 代入式(6)得

$$F(\mathbf{Z}, \tilde{\mathbf{U}}, \bar{\mathbf{U}}_T) = \mathbf{0} \tag{7}$$

采用牛顿法等方法计算确定性的潮流方程式(7),求得节点电压幅值和相角、线路上的有功功率和无功功率。

步骤 4:令 $T = T + 1$,如果 $T = N$,则转到步骤 5,否则转到步骤 3。

步骤 5:计算节点电压幅值和相角、线路上的有功和无功功率的概率分布和数字特征。

4 算例分析

本文引入 2 个参数来衡量 RLHS-GA 方法对输入随机变量间相关系数的获取能力。设参数 $\epsilon_{\max}$ 为样本的线性相关系数矩阵(或者秩相关系数矩阵)的元素与目标线性相关系数矩阵(或者目标秩相关系数矩阵)中对应元素的最大误差与最大相关系数(即为 1)的比值:

$$\epsilon_{\max} = \max_{\substack{1 \leq i \leq m \\ 1 \leq j \leq m}} \frac{|r_{ij} - r_{ij}^{\text{obj}}|}{1} \times 100\% \tag{8}$$

式中: m 为随机变量总数; r_{ij} 为样本线性相关系数矩阵(或者秩相关系数矩阵)中第 i 行第 j 列元素; r_{ij}^{obj} 为目标线性相关系数矩阵(或者秩相关系数矩阵)中第 i 行第 j 列元素。

因为采用抽样方法计算概率潮流,计算结果是随机波动的,所以每种方法重复计算 100 次。引入参数 $\bar{\epsilon}_{\max}$ 为计算 100 次 $\epsilon_{\max}$ 的平均值;引入参数 σ_{corr} 为计算 100 次 $\epsilon_{\max}$ 的标准差。在 RLHS-GA 方法中,参数 N_{pop} 和 p_{must} 的最优选择受到随机变量数和样本数的影响,作为一般性的选择,本文参考文献[21],选取 $N_{\text{pop}} = 50, p_{\text{must}} = 0.1$ 。

4.1 输入变量相关系数矩阵

4.1.1 相关系数矩阵正定

取荷兰 IJmuiden, Texelhors, De Kooy, Schiphol 这 4 个风速测量站 2011 年 1 月 1 日到 2012 年 10 月 10 日的实测风速数据,测量间隔为 60 min,共 15 576 组数据^[22]。假设风速服从威布尔分布,采用极大似然法估计分布参数^[23],得到 4 个测量站风速数据威布尔分布的参数如表 2 所示。

表 2 风速概率分布的估计参数

Table 2 Estimated parameters of wind speed probability distributions

风电场	形状参数 k	尺度参数 c
IJmuiden	2.05	7.51
Texelhors	2.13	7.78
De Kooy	2.00	6.50
Schiphol	1.95	5.89

四个风电场间的线性相关系数矩阵为:

$$\boldsymbol{\rho} = \begin{bmatrix} 1 & 0.90 & 0.88 & 0.85 \\ 0.90 & 1 & 0.93 & 0.81 \\ 0.88 & 0.93 & 1 & 0.86 \\ 0.85 & 0.81 & 0.86 & 1 \end{bmatrix} \tag{9}$$

四个风电场间的秩相关系数矩阵为:

$$\mathbf{r} = \begin{bmatrix} 1 & 0.87 & 0.85 & 0.82 \\ 0.87 & 1 & 0.92 & 0.77 \\ 0.85 & 0.92 & 1 & 0.84 \\ 0.82 & 0.77 & 0.84 & 1 \end{bmatrix} \tag{10}$$

采用 RLHS-GA 方法进行采样,不同风电场风速间的相关性用秩相关系数来表示,得到的结果与文献[14]中的基于 LH 采样的蒙特卡洛概率潮流计算(CLMCS)方法结果作比较。在 CLMCS 方法中,不同风电场风速间的相关性用线性相关系数表示。设置采样规模分别为 100,400,700,1 000,得到风速样本的相关系数矩阵误差如表 3 所示。

表 3 相关系数矩阵误差分析

Table 3 Error analysis of correlation coefficient matrices

抽样方法	采样规模	$\bar{\epsilon}_{\max}/\%$	$\sigma_{\text{corr}}/\%$
RLHS-GA	100	0.00	0.00
	400	0.00	0.00
	700	0.00	0.00
	1 000	0.00	0.00
CLMCS	100	5.09	2.83
	400	2.38	1.27
	700	1.75	0.89
	1 000	1.43	0.72

由表 3 可知,当目标相关系数矩阵正定时,采用 RLHS-GA 方法得到样本的秩相关系数矩阵和目标矩阵完全相同;采用 CLMCS 方法得到的样本的线性相关系数矩阵相比目标矩阵有一定误差,误差随着采样规模的增加而减小。

用线性相关系数表示随机变量间的相关性,当随机变量的边缘分布不是正态分布时,通常基于 Nataf 变换将随机变量的边缘分布转化为正态分布,对应的相关系数也需要进行变换^[24],计算过程复杂,其简化的经验公式存在一定的误差^[3]。而采用秩相关系数表示随机变量间的相关性,由于秩相关系数不随边缘分布的变化而改变,因此即使随机变量的边缘分布不是正态分布函数,甚至多个随机变量分别服从不同类型的参数分布,在采样过程中秩相关系数也不需要变换,计算过程简单。所以基于秩相关系数的 RLHS-GA 抽样方法不受不同边缘分布的影响,具有较好的实用性。

4.1.2 相关系数矩阵非正定

假设 4 个风电场风速间秩相关系数矩阵为:

$$r=\begin{bmatrix} 1 & 0.2 & 0.3 & 0.8 \\ 0.2 & 1 & 0.2 & 0.4 \\ 0.3 & 0.2 & 1 & 0.8 \\ 0.8 & 0.4 & 0.8 & 1 \end{bmatrix}$$

(11)

四个风电场分别服从不同的参数分布,如表 4 所示。 α 为威布尔分布和伽马分布的尺度参数,对数正态分布对应正态分布的期望; β 为威布尔分布和伽马分布的形状参数,对数正态分布对应正态分布的标准差。

表 4 四个风电场的风速概率分布

Table 4 Wind speed probability distributions of four wind farms

分布函数	α	β
威布尔分布	7.0	1.5
威布尔分布	8.0	3.5
伽马分布	3.5	2.0
对数正态分布	1.6	0.6

常用的方法一般基于 Cholesky 分解,只能处理相关系数矩阵正定的情况,不能处理式(11)。RLHS-GA 抽样方法能处理秩相关系数矩阵非正定的情况,样本的秩相关系数矩阵误差如图 2 所示。

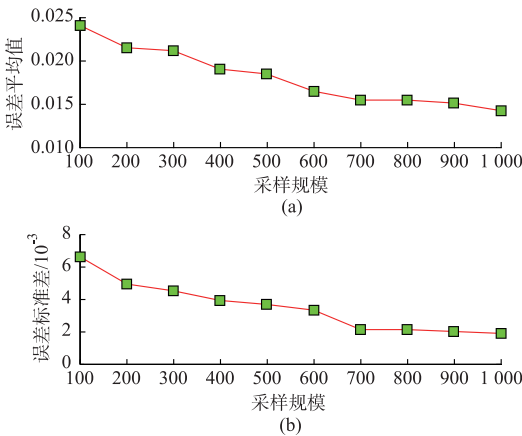


图 2 RLHS-GA 采样的秩相关系数矩阵误差
Fig.2 Errors of rank correlation coefficient matrices of samples obtained by RLHS-GA

随着采样规模的增大,样本的秩相关系数矩阵误差的平均值和标准差都减小,但其值都大于 0。当相关系数矩阵非正定时,采用 RLHS-GA 方法得到样本的秩相关系数矩阵近似等于目标矩阵。

4.2 IEEE 30 节点系统

4.2.1 算例介绍

在 IEEE 30 节点系统中,4 个风电场全部连在 25 号节点上,2 号节点上发电机有功出力设置为 0。四个风电场风速间的秩相关系数矩阵如式(11)所示,风速的概率分布如表 4 所示。风电场输出有功功率与风速关系为:

$$P_w=\begin{cases} 0 & v < v_{in}, v > v_{out} \\ \frac{v-v_{in}}{v_R-v_{in}} P_R & v_{in} \leq v \leq v_R \\ P_R & v_R < v \leq v_{out} \end{cases}$$

(12)

式中: $v_{in}=3.5$ m/s,为切入风速; $v_R=13$ m/s,为额定风速; $v_{out}=23$ m/s,为切出风速; $P_R=20$ MW,为额定功率。

假定风电场采用恒功率因数控制方式,设功率因数为 1.0。设区域 1 由节点 1 至节点 15 构成,区域 2 由节点 16 至节点 30 构成;负荷服从期望为其原始值、变异系数为 0.1 的正态分布。区域 1 中负荷两两之间的秩相关系数为 0.8;区域 2 中负荷两两之间的秩相关系数为 0.5。区域 1 中负荷和区域 2 中负荷相互独立,负荷与风电场风速相互独立。因为式(11)是非正定矩阵,所以此问题中输入变量间的相关系数矩阵非正定。

用输出随机变量的期望值和标准差的相对误差来衡量计算结果准确性,计算公式为:

$$\epsilon_\mu=\frac{|\mu-\mu_s|}{|\mu_s|}\times 100\%$$

(13)

$$\epsilon_\sigma=\frac{|\sigma-\sigma_s|}{|\sigma_s|}\times 100\%$$

(14)

式中: μ 和 σ 分别为采用 RLHS-GA 方法计算概率潮流得到的输出随机变量的期望值和标准差; μ_s 和 σ_s 分别为输出随机变量的期望值和标准差的基准值。

4.2.2 概率潮流计算结果分析

因为风电场连接在节点 25 上,所以分析节点 25 的电压幅值和电压相角,线路 24-25 上的有功和无功功率。计算结果如表 5—表 8 所示。表中 $\bar{\epsilon}_\mu$ 和 $\bar{\epsilon}_\sigma$ 分别为计算 100 次 ϵ_μ 和 ϵ_σ 的平均值, $\text{std } \epsilon_\mu$ 和 $\text{std } \epsilon_\sigma$ 分别为计算 100 次 ϵ_μ 和 ϵ_σ 的标准差。以采样规模为 15 000 的基于简单随机采样的蒙特卡洛模拟法 (simple random sampling Monte Carlo simulation, SRS-MCS) 的计算结果作为基准值。

表 5 节点 25 电压幅值误差分析
Table 5 Error analysis of voltage amplitude of bus 25

采样规模	$\bar{\epsilon}_\mu/\%$	$\bar{\epsilon}_\sigma/\%$	$\text{std } \epsilon_\mu/\%$	$\text{std } \epsilon_\sigma/\%$
100	0.00	1.01	0.00	0.78
300	0.00	0.59	0.00	0.41
500	0.00	0.48	0.00	0.42
700	0.00	0.39	0.00	0.29
1 000	0.00	0.33	0.00	0.25

表 5—表 8 中,计算结果保留到小数点后两位。采用 RLHS-GA 方法计算概率潮流,输出变量期望值的相对估计误差小于其标准差的相对估计误差;

误差随着采样规模的增大而减小,计算结果波动性随着采样规模的增大而减小。

表 6 节点 25 电压相角误差分析

Table 6 Error analysis of voltage angle of bus 25

采样规模	$\bar{\epsilon}_\mu / \%$	$\bar{\epsilon}_\sigma / \%$	$\text{std } \epsilon_\mu / \%$	$\text{std } \epsilon_\sigma / \%$
100	0.06	1.17	0.02	0.86
300	0.06	0.69	0.01	0.50
500	0.03	0.57	0.01	0.47
700	0.01	0.44	0.00	0.35
1 000	0.02	0.40	0.00	0.30

表 7 线路 24-25 有功功率误差分析

Table 7 Error analysis of active power of line 24-25

采样规模	$\bar{\epsilon}_\mu / \%$	$\bar{\epsilon}_\sigma / \%$	$\text{std } \epsilon_\mu / \%$	$\text{std } \epsilon_\sigma / \%$
100	0.06	1.21	0.01	0.91
300	0.07	0.66	0.01	0.48
500	0.03	0.56	0.01	0.45
700	0.01	0.44	0.00	0.32
1 000	0.01	0.37	0.00	0.26

表 8 线路 24-25 无功功率误差分析

Table 8 Error analysis of reactive power of line 24-25

采样规模	$\bar{\epsilon}_\mu / \%$	$\bar{\epsilon}_\sigma / \%$	$\text{std } \epsilon_\mu / \%$	$\text{std } \epsilon_\sigma / \%$
100	0.09	1.66	0.05	1.23
300	0.07	0.88	0.03	0.69
500	0.02	0.81	0.02	0.59
700	0.02	0.61	0.01	0.46
1 000	0.02	0.49	0.01	0.36

图 3 和图 4 为采样规模分别为 100,500,1 000 时,节点 25 电压幅值和电压相角概率密度。图 5 和图 6 为采样规模分别为 100,500,1 000 时,线路 24-25 有功功率和无功功率的概率密度。由图可知,RLHS-GA 计算结果和基准结果近似相同,在大大减少计算量的同时保证了计算精度。表 9 为计算时间比较分析,其中 RLHS-GA 方法的计算时间是 100 次计算结果的平均值。

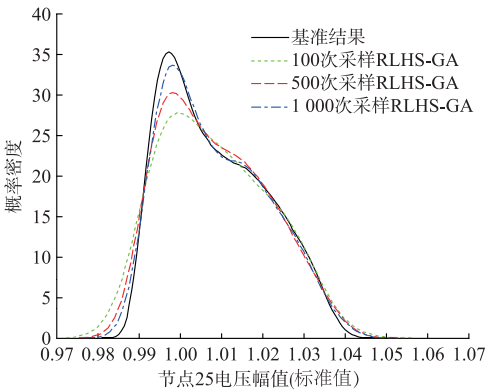


图 3 节点 25 电压幅值概率密度

Fig.3 Probability density of voltage amplitude of bus 25

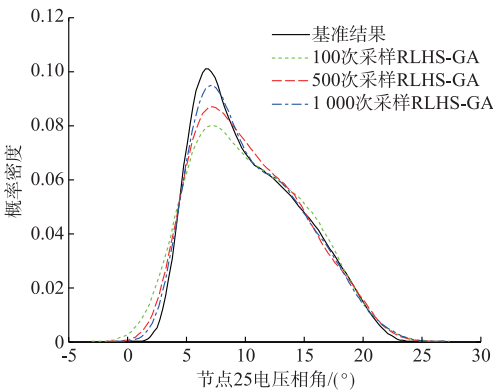


图 4 节点 25 电压相角概率密度

Fig.4 Probability density of voltage angle of bus 25

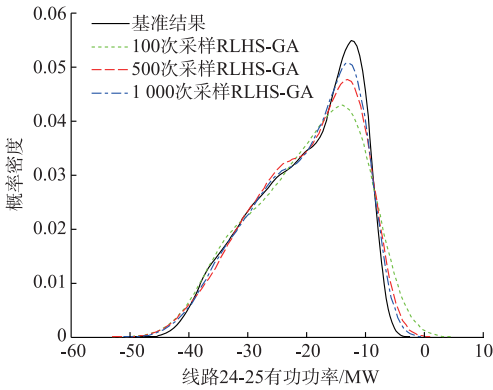


图 5 线路 24-25 有功功率概率密度

Fig.5 Probability density of active power of line 24-25

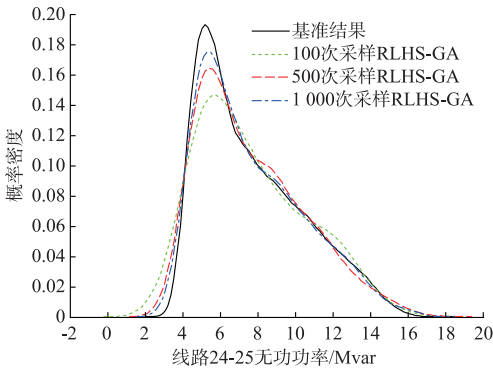


图 6 线路 24-25 无功功率概率密度

Fig.6 Probability density of reactive power of line 24-25

表 9 RLHS-GA 与 SRS-MCS 方法的计算时间

Table 9 Computation time of RLHS-GA and SRS-MCS

方法	采样规模	计算时间/s
RLHS-GA	100	12.5
	300	28.4
	500	58.8
	700	92.7
	1 000	154.5
SRS-MCS	15 000	28 477.9

相比于 SRS-MCS, RLHS-GA 能以较小的采样规模计算得到较准确的结果, 计算时间较短, 有较好的实用性。

5 结语

本文分析了线性相关系数与秩相关系数的联系和区别, 针对电力系统输入随机变量不服从正态分布的情况, 提出采用秩相关系数表示电力系统随机变量间的相关性。同时, 分析了 LH 抽样方法与秩相关系数的内在关联, 提出了基于秩相关系数的 LH 抽样方法, 研究了基于该方法的概率潮流计算方法。

本文提出的方法有如下优点: ①能较准确分析输入随机变量相关性并获取服从特定秩相关系数矩阵的样本; ②不受不同边缘分布的影响, 计算简单, 不需要复杂的变换; ③能处理相关系数矩阵正定和非正定的情况。

采用模拟法进行概率潮流计算时, 抽样得到的特殊运行点可能会导致潮流计算难以收敛, 下一步的工作将引入 Levenberg-Marquardt 方法^[25-26]以提高概率潮流计算的收敛性。

附录见本刊网络版 (<http://www.aeps-info.com/aeps/ch/index.aspx>)。

参考文献

- [1] BORKOWSKA B. Probabilistic load low[J]. IEEE Trans on Power Apparatus and Systems, 1974, 93(3): 752-759.
- [2] 范荣奇, 陈金富, 段献忠, 等. 风速相关性对概率潮流计算的影响分析[J]. 电力系统自动化, 2011, 35(4): 18-22.
FAN Rongqi, CHEN Jinfu, DUAN Xianzhong, et al. Impact of wind speed correlation on probabilistic load flow[J]. Automation of Electric Power Systems, 2011, 35(4): 18-22.
- [3] MORALES J M, BARINGO L, CONEJO A J, et al. Probabilistic power flow with correlated wind sources[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2010, 4(5): 641-651.
- [4] 邓威, 李欣然, 徐振华, 等. 考虑风速相关性的概率潮流计算及影响分析[J]. 电网技术, 2012, 36(4): 45-50.
DENG Wei, LI Xinran, XU Zhenhua, et al. Calculation of probabilistic load flow considering wind speed correlation and analysis on influence of wind speed correlation[J]. Power System Technology, 2012, 36(4): 45-50.
- [5] USAOLA J. Probabilistic load flow in systems with wind generation[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2009, 3(12): 1031-1041.
- [6] USAOLA J. Probabilistic load flow with correlated wind power injections[J]. Electric Power Systems Research, 2010, 80(5): 528-536.
- [7] 石东源, 蔡德福, 陈金福, 等. 计及输入变量相关性的半不变量法

概率潮流计算[J]. 中国电机工程学报, 2012, 32(28): 104-113.

- SHI Dongyuan, CAI Defu, CHEN Jinfu, et al. Probabilistic load flow calculation based on cumulant method considering correlation between input variables[J]. Proceedings of the CSEE, 2012, 32(28): 104-113.
- [8] MORALES J M, PEREZ-RUIZ J. Point estimate schemes to solve the probabilistic power flow[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2007, 22(4): 1594-1601.
- [9] 杨欢, 邹斌. 含相关性随机变量的概率潮流三点估计法[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(15): 51-56.
YANG Huan, ZOU Bin. A three estimate method for solving probabilistic power flow problems with correlated random variables[J]. Automation of Electric Power Systems, 2012, 36(15): 51-56.
- [10] VALVERDE G, SARIC A T, TERZIJA V. Probabilistic load flow with non-gaussian correlated random variables using gaussian mixture models[J]. IET Generation, Transmission and Distribution, 2012, 6(7): 701-709.
- [11] YU H, CHUNG C Y, WONG K P. Probabilistic load flow evaluation with hybrid Latin hypercube sampling and Cholesky decomposition[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2009, 24(2): 661-667.
- [12] 于晗, 钟志勇, 黄杰波, 等. 采用拉丁超立方采样的电力系统概率潮流计算方法[J]. 电力系统自动化, 2009, 33(21): 32-35.
YU Han, CHUNG Chiyong, WONG Kitpo, et al. A probabilistic load flow calculation method with Latin hypercube sampling[J]. Automation of Electric Power Systems, 2009, 32(21): 32-35.
- [13] 李俊芳, 张步涵. 基于进化算法改进拉丁超立方抽样的概率潮流计算[J]. 中国电机工程学报, 2011, 31(25): 90-96.
LI Junfang, ZHANG Buhan. Probabilistic load flow based on improved Latin hypercube sampling with evolutionary algorithm[J]. Proceedings of the CSEE, 2011, 31(25): 90-96.
- [14] 陈雁, 文劭宇, 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.
- [15] KUROWICKA D, COOKE R M. Uncertainty analysis with high dimensional dependence modelling[M]. Chichester, England: John Wiley & Sons Ltd, 2006.
- [16] PAPAETHYMIU G, KUROWICKA D. Using copulas for modeling stochastic dependence in power system uncertainty analysis[J]. IEEE Trans on Power Systems, 2009, 24(1): 40-49.
- [17] IMAN R L, CONOVER W J. A distribution-free approach to inducing rank correlation among input variables[J]. Communications in Statistics-Simulation and Computation, 1982, 11(3): 311-334.
- [18] YE K Q, LI W, SUDJANTO A. Algorithmic construction of optimal symmetric Latin hypercube designs[J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2000, 90(1): 145-159.
- [19] HUNTINGTON D E, LYRINTZIS C S. Improvements to and limitations of Latin hypercube sampling[J]. Probabilistic

Engineering Mechanics, 1998, 13(4): 245-253.

[20] REBONATO R, JÄCKEL P. The most general methodology to create a valid correlation matrix for risk management and option pricing purposes [J]. Journal of Risk, 1999, 2(2): 17-28.

[21] LIEFVENDAHL M, STOCKI R. A study on algorithms for optimization of Latin hypercubes [J]. Journal of Statistical Planning and Inference, 2006, 136(9): 3231-3247.

[22] KNMI. Wind climate assessment of the Netherlands[DB/OL]. [2013-03-20]. <http://www.knmi.nl/samenw/hydra> 2012.

[23] 丁明,吴义纯,张立军.风电场风速概率分布参数计算方法的研究[J].中国电机工程学报,2005,25(10):107-110.

DING Ming, WU Yichun, ZHANG Lijun. Study on the algorithm to the probabilistic distribution parameters of wind speed in wind farms [J]. Proceedings of the CSEE, 2005, 25(10): 107-110.

[24] LIU P L, der KIUREGHIAN A. Multivariate distribution models with prescribed marginals and covariances [J]. Probabilistic Engineering Mechanics, 1986, 1(2): 105-112.

[25] FAN J, PAN J. A note on the Levenberg-Marquardt parameter [J]. Applied Mathematics and Computation, 2009, 207(2): 351-359.

[26] LAGACE P J. Power flow methods for improving convergence [C]// IECON 2012-38th Annual Conference on IEEE Industrial Electronics Society, October 25-28, 2012, Montreal, Canada: 1387-1392.

徐潇源(1989—),男,通信作者,博士研究生,主要研究方向:电力系统优化运行。E-mail: xuxiaoyuansjtu@gmail.com

严正(1964—),男,教授,博士生导师,主要研究方向:电力系统优化运行、电力系统稳定分析及电力市场。

冯冬涵(1981—),男,博士,副教授,主要研究方向:智能电力系统的工程、经济和环境问题。

(编辑 顾晓荣)

Probabilistic Load Flow Calculation Based on Rank Correlation Coefficient of Input Random Variables

XU Xiaoyuan¹, YAN Zheng¹, FENG Donghan¹, WANG Yi², CAO Lu³

- (1. Key Laboratory of Control of Power Transmission and Conversion, Ministry of Education, Department of Electrical Engineering, Shanghai Jiao Tong University, Shanghai 200240, China;
2. China Electric Power Research Institute, Beijing 100192, China;
3. East China Grid Company Limited, Shanghai 200120, China)

Abstract: With numerous new energy resources integrated into the power system, the influences brought about by random variables have to be properly considered in the operation of power systems. Probabilistic load flow is one of the effective tools. In this paper, the method for probabilistic load flow considering the dependence among variables is studied. The Spearman rank correlation coefficient is used to model the dependence among variables, and the inherent relation between Latin hypercube sampling and rank correlation coefficient is analyzed. Latin hypercube sampling combined with genetic algorithm is proposed to solve probabilistic load flow. Simulation results show that the method has a better performance than others in describing the dependence between wind speeds, and is not influenced by different marginal distributions. Moreover, it can handle positive and non-positive rank correlation coefficient matrices.

This work is supported by State Grid Corporation of China, Major Projects on Planning and Operation Control of Large Scale Grid (No. SGCC-MPLG018-2012).

Key words: probabilistic load flow; wind power generation; Spearman rank correlation coefficient; Latin hypercube sampling; probability distribution; genetic algorithm; power flow calculation

国家电网公司智能电网建设八大成就

2009年以来,国家电网公司全面启动了坚强智能电网研究实践工作,取得了八个方面的重要成果。一是先后建成3个世界上电压最高、容量最大的特高压交、直流工程,已累计送电超过800亿kW·h。二是取得多项大规模新能源发电并网关键技术的研究成果,支撑了新能源的开发、消纳和行业发展。三是一批智能输电技术得到广泛应用,实现了输电业务的精益化管理和电网安全运行决策。四是开展了两代智能变电站的持续实践。五是配电自动化加速推广应用,在配电网自愈控制等方面取得进展。六是累计实现1.55亿户用电信息采集,构建了大规模的高级量测体系(AMI)。七是电动汽车充换电服务网络建设全面推进。八是智能电网调度技术支持系统全面推广应用。

【摘自中国电力网】