

考虑风光发电及电动汽车负荷分布的 动态概率潮流分析

占玉兵¹,陶德顺¹,王昌兴²,陈良亮³,刘鸿鹏²

(1. 国电南瑞南京控制系统有限公司, 江苏 南京 211106;

2. 东北电力大学 电气工程学院, 吉林 吉林 132012;

3. 国电南瑞科技股份有限公司, 江苏 南京 211106)

摘要:为了应对风电、光伏、电动汽车等新能源大规模接入对电网空间特性的影响,提出一种新型的动态概率潮流分析方法。首先,结合参数和非参数概率建模理论建立风光的概率分布模型,并构建Copula函数刻画风光出力相关性;其次,建立考虑路网约束及外在因素影响的电动汽车充电负荷模型;最后,选用Nataf变换与奇异值结合来生成具有相关性的风光样本,运用结合半不变量和Gram-Charlier级数展开的方法对计及风光出力相关性及电动汽车充电负荷的case39算例系统进行仿真分析,结果表明:光伏发电在10:00—15:00时段的电网节点电压概率分布呈现分散化趋势,并网后节点电压概率分布下降30.37%;风力发电在11:00—18:00时段的节点电压概率分布呈现集中化趋势,并网后节点电压概率分布上升80.7%;同时大规模电动汽车充电负荷投入电网会影响系统的运行特性,使得节点电压期望值平均下降趋势为1.36%。

关键词:风电;光伏;相关性;动态概率潮流;Copula函数;电动汽车充电负荷;半不变量

中图分类号:TM74 **文献标识码:**A **DOI:**10.19457/j.1001-2095.dqed26141

Dynamic Probabilistic Load Flow Analysis Considering Wind/Photovoltaic Generation and Electric Vehicle Load Distribution

ZHAN Yubing¹, TAO Deshun¹, WANG Changxing², CHEN Liangliang³, LIU Hongpeng²

(1. State Grid NARI-tech Control System Co., Ltd., Nanjing 211106, Jiangsu, China;

2. College of Electrical Engineering, Northeast Electric Power University, Jilin 132012, Jilin, China;

3. NARI Technology Co., Ltd., Nanjing 211106, Jiangsu, China)

Abstract: In order to cope with the impact of large-scale access to new energy sources such as wind power, photovoltaic and electric vehicles on the spatial characteristics of the power grid, a novel dynamic probabilistic trend analysis method was proposed. Firstly, the probability distribution model of wind and light power was established by combining parametric and nonparametric probabilistic modelling theories, and the Copula function was constructed to portray the wind and light power correlation. Secondly, the electric vehicle (EV) charging load model was established by taking the constraints of the road network and the influence of external factors into consideration. Finally, the Nataf transform and singular value were combined to generate the wind and light power samples with correlation, and the simulation analysis of the case39 case system taking into account the correlation of wind and solar power outputs and EV charging loads was carried out by combining the cumulant method and Gram-Charlier series expansion methods, and the results show that the probability distribution of the bus voltage of photovoltaic power generation in the 10:00—15:00 grid shows a decentralized trend, and the probability distribution of the bus voltage decreases by 30.37% after being connected to the grid, and the probability distribution of the bus voltage of wind power generation in the 11:00—18:00 bus voltage shows a centralization trend, and the bus voltage probability distribution rises by 80.7% after grid connection, while large-scale electric vehicle charging

基金项目:国电南瑞科技股份有限公司科技项目(524609230080)

作者简介:占玉兵(1979—),男,硕士,高级工程师,主要研究方向为智能充换电,Email:zhanyubing@sgepri.sgcc.com.cn

通讯作者:王昌兴(2000—),男,硕士,主要研究方向为潮流计算,Email:2544625826@qq.com

loads are put into the grid will affect the operation characteristics of the system, which makes the bus voltage expectation value decrease by an average trend of 1.36%.

Key words: wind power; photovoltaic; correlation; dynamic probability load flow; Copula function; electric vehicle (EV) charging load; cumulant method

随着能源危机爆发和环境污染的不断恶化,风、光等可再生能源的需求日益上升。同时,在我国大力倡导“碳达峰、碳中和”下^[1],新能源汽车保有量不断增加。然而风光机组规模和电动汽车并网数量的不断扩大将会给电网带来更多的不确定性,这些不确定性会极大地影响电力系统运行的稳定性、安全性和经济性。因此,为了应对不确定性带来的影响,选用概率潮流计算来分析当下电网的实际运行状况。

概率潮流计算^[2]是为了应对当下多种不确定因素对潮流分布影响的重要手段。概率潮流计算主要包含模拟法^[3]、点估计法^[4]、解析法^[5]三大类。其中解析法中可以选用半不变量法,利用其可加性和齐次性的特点来代替卷积计算,结合 Gram-Charlier 级数来求出潮流的概率分布函数和概率密度函数。这里需要注意的是在选用概率潮流计算方法之前,需要建立风电、光伏等输入随机变量的概率模型。其中文献[6]考虑源-荷数据样本,利用隶属度函数模糊刻画源-荷参数特征。文献[7]提出改进的非参数核密度估计算法,建立光伏概率模型,减少输入随机变量概率模型对概率潮流计算结果的影响。

国内外学者为了获取考虑风光空间相关性及电动汽车充电负荷的配电网潮流的真实运行状况,对此也进行了诸多研究。对于相关性研究,文献[8]提出 Copula 函数及 Rosenblatt 变换结合起来生成考虑相关性的风电场功率输出样本,再采用半不变量法进行概率潮流计算。文献[9]提出基于 R 藤 Copula 函数和动态贝叶斯网络结合的相关性建模方法,实现风光荷功率概率预测。上述文献针对相关性研究都采用 Copula 函数,但缺乏分析多种新能源投入电网的运行状态。对于电动汽车充电负荷模型研究,文献[10]提出将电动汽车、路网、配电网三者结合下的电动汽车充电负荷模型,分析城市某区域内电动汽车整体充电负荷对配电网潮流的影响。文献[11]提出基于动态交通信息的电动汽车充电负荷预测,分析规模化电动汽车充电对配电网的影响。

在上述研究中,分布式能源(distributed gene-

ration, DG) 概率模型搭建比较单一,采用参数概率分布或非参数概率分布来描述潮流的随机变化,并不能得到 DG 实际概率分布特征。搭建电动汽车充电负荷模型,除了考虑路网和用户特性外,还要考虑环境温度及排队时间等外在因素影响。基于上述分析,本文提出一种新型的动态概率潮流计算方法,首先,搭建风光机组的综合概率模型,该模型采用参数和非参数结合来描述风光的概率分布情况,结合 Copula 函数刻画风光出力的相关性;其次,针对路网、车自身行驶和充电特性、外在环境温度这些影响因素搭建相应的数学模型,并在充电时间内考虑排队影响因素而选用 M/M/c 排队论,来实现电动汽车(electric vehicle, EV)充电负荷需求预测;最后,运用结合半不变量和 Gram-Charlier 级数展开的方法进行动态概率潮流计算,来分析风光出力的相关性及其电动汽车充电负荷对潮流概率分布的影响。

1 概率模型搭建

1.1 风光出力相关性模型

1.1.1 风光综合概率模型搭建

搭建风光出力相关性模型之前,需要进行风光机组发电数据的参数拟合,获取其出力的概率分布函数,而本文建立一种考虑参数和非参数概率结合理论的风光发电功率的综合概率建模方法。该方法考虑到风光数据不一定符合参数分布,再结合非参数拟合来扩大准确模拟风光分布特性的概率。风光机组综合概率建模方法的流程图如图 1 所示。

基于参数拟合估计的概率模型中风电出力服从 Weibull 分布,光伏出力服从 Beta 分布。而基于非参数核密度估计的概率模型,考虑非参数核密度估计数据样本方法,其近似估计的概率密度函数如下式所示:

$$f(P) = \frac{1}{nh} \sum_{i=1}^n K\left(\frac{P - P_i}{h}\right) \quad (1)$$

式中: n 为实测数据的样本数; h 为带宽,可由经验算法计算得到; $K(\cdot)$ 为核函数; P_i 为输出功率 P 的第 i 个样本。

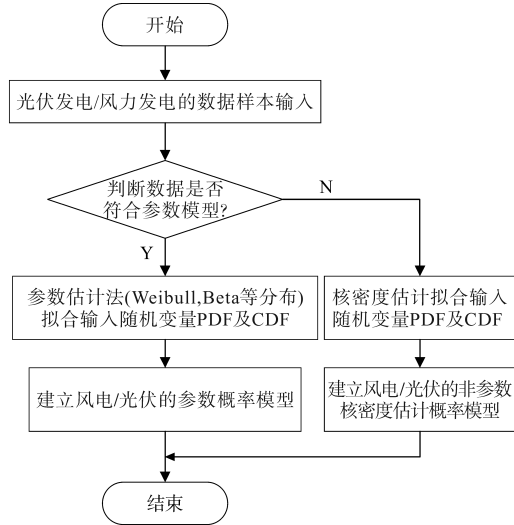


图1 风光综合动态概率建模方法的流程图

Fig.1 The flowchart of the comprehensive probabilistic modeling method of photovoltaic or wind power generation

1.1.2 风光出力相关性分析

同一地区或周边地区的风光能源特性是相似的,而且不同风电场和光伏电站的发电量也呈现出一定的相似趋势,这就表明了它们之间存在空间相关性。当风光能源的空间相关程度较高时,不同风电场和光伏电站的发电量会更加同步,即它们可能同时减少或增加发电量,从而导致风光能源的波动程度增大。因此,引入Copula函数来模拟风光机组的出力特性^[12]。Copula函数能够把输入变量之间的相关关系与变量的边际分布分开进行研究,能完整描述输入变量的相关性且不受输入变量的边缘分布和是否线性相关的限制。其Copula函数如下式所示:

$$H(x_1, x_2, \dots, x_n) = C[F_1(x_1), F_2(x_2), \dots, F_n(x_n)] \quad (2)$$

式中: $x_i (i=1, 2, \dots, n)$ 为随机变量; $F_i(x_i)$ 为对应的边缘分布函数; H 为联合分布函数; C 为Copula连接函数。

Copula函数有多种类型,需选出最优Copula函数。选取之前,需要采用极大似然估计来求取参数 λ 。为选取最优Copula函数,选用基于核密度估计的最短距离法。求解基于乘积核的核密度值 $\hat{F}(x, y)$ 如下式所示:

$$\hat{F}(x, y) = \frac{1}{T} \sum_{i=1}^T \Phi\left(\frac{x - x_i}{h_x}\right) \cdot \Phi\left(\frac{y - y_i}{h_y}\right) \quad (3)$$

式中: T 为数据的样本数; x, y 分别为相近的两组风机和光伏的输出功率; h 为带宽。

待选Copula函数和 $\hat{F}(x, y)$ 的距离 d_k 如下式所示:

$$d_k = \left\{ \sum_{i=1}^T (\hat{F} - C_k)^2 \right\}^{\frac{1}{2}} \quad (4)$$

式中: C_k 为第 k 个待选Copula函数。

1.2 发电机模型

常用的发电机组模型是2状态发电机组模型。即发电机只有正常运行和故障强迫停运两个状态。概率模型如下式所示:

$$\begin{cases} P(X = x_i) = \begin{cases} a_p & x_i = P_p \\ 1 - a_p & x_i = 0 \end{cases} \\ Q(Y = y_i) = \begin{cases} a_q & y_i = P_q \\ 1 - a_q & y_i = 0 \end{cases} \end{cases} \quad (5)$$

式中: a 为发电机组的可用率; P 为发电机组的额定功率。

1.3 负荷模型

负荷具有时变性,其投切动作使各节点负荷大小成为随机变量。随着可再生能源投入电力系统中,负荷随机波动性也随之增加。当前多数概率潮流的文献均表明节点负荷遵循正态分布,以有功概率密度函数为例,如下式所示:

$$f(P_i) = \frac{1}{\sqrt{2\pi} \sigma_i} e^{-\frac{(P_i - \mu_i)^2}{2\sigma_i^2}} \quad (6)$$

式中: μ_i 为负荷的平均值; σ_i 为负荷的标准差。

动态负荷 $W_i(t)$ 可表示为

$$W_i(t) = P_i(t) + \Delta_i \quad (7)$$

式中: $P_i(t)$ 为日负荷曲线的基础函数; Δ_i 为负荷的随机波动分量。

2 电动汽车充电负荷模型建立

电动汽车充电负荷受到交通路网信息、自身行驶特性、自身充电特性、外在环境因素影响。需要考虑建立动态交通路网模型,来获取电动汽车的空间分布权重信息,搭建电动汽车信息矩阵模型,来获取电动汽车的行驶参数和充电参数,计及M/M/c排队论获取电动汽车的充电需求,最终得到电动汽车充电负荷。

2.1 动态交通路网模型

交通路网的数学模型描述如下:

$$\begin{cases} G = (V, E, K, W) \\ V = \{l_i | i = 1, 2, 3, \dots, n\} \\ E = \{l_{ij} | l_i \in V, l_j \in V, i \neq j\} \\ K = \{k | k = 1, 2, 3, \dots, m\} \\ W = \{w_{ij}^k | l_{ij} \in E, k \in K\} \end{cases} \quad (8)$$

式中: G 为交通路网总集合; V 为路网中各节点总集合; E 为路网中各路段总集合; W 为道路出行代价,即各权值集合,也称作道路阻抗; K 为各时间段集合,即全天划分的 t 个时间段。

电动汽车充电负荷分布主要集中在城区区域。在城市路网中,车辆行驶途中受到路段阻抗和道路交叉处时间延误的影响。受到路段通行和道路交叉口时间影响,路段阻抗和节点阻抗模型在不同饱和度下呈现不同状态。道路阻抗表示为

$$w_{ij}^k(t) = C_i(t) + R_{ij}(t) \quad (9)$$

式中: $C_i(t)$ 为节点阻抗模型; $R_{ij}(t)$ 为路段阻抗模型。

2.2 电动汽车信息矩阵模型

搭建电动汽车信息矩阵模型需要获取电动汽车种类、单车行驶特性参数、单车充电特性参数这三类数据。

2.2.1 电动汽车种类

1)出租车:起始路网节点和车辆出行时间为随机分布,目的路网节点随机性较大,出行路线较多,充电方式设置为快充;

2)私家车:设定该类型车辆用作工作通勤,起始节点为居住区,目的节点为工作区,行驶路线为居住区和工作区来回往返,充电方式设置为慢充;

3)其他公用车:主要用于工作区节点间来回往返,出行次数较多,充电方式设置为快充。

2.2.2 单车行驶特性

单车行驶特性需要获取起始节点、目的节点、起始时刻、返程时刻等参数信息。为此,引入OD起止矩阵^[13]方法进行分析,通过路段各时段的车流量情况反推起止矩阵,采用MCS方法抽样提取为各类电动汽车分配行驶特性所用参数,OD起止概率矩阵如下式所示:

$$c_{ij}^{T,T+1} = \frac{b_{ij}^{T,T+1}}{\sum_{j=1}^m b_{ij}^{T,T+1}} \quad 1 \leq i \leq m, 1 \leq j \leq m \quad (10)$$

式中: $b_{ij}^{T,T+1}$ 为 T 至 $T+1$ 时段从节点 i 到节点 j 的电动汽车数量; $c_{ij}^{T,T+1}$ 为 T 至 $T+1$ 时段从节点 i 到节点 j 的电动汽车数量的概率; m 为电动汽车总数量。

2.2.3 单车充电特性

单车充电特性需要获取电池容量、初始容量、剩余容量、单位里程耗电量等参数信息。

1)电池参数模型。防止过充对电池的影响,假设初始荷电状态(state of charge, SOC)设置为电池容量的0.8~0.9。电动汽车的电池容量服从如下式的伽马分布:

$$f[Cap_i; \alpha_i; \beta_i] = \frac{1}{\beta_i^\alpha \Gamma(\alpha)} Cap_i^{\alpha-1} e^{-\frac{Cap_i}{\beta_i}} \quad (11)$$

式中: i 为电动汽车类型; Cap_i 为各类型电池容量; α_i, β_i 为伽马分布参数。

2)考虑环境温度和速度的电动汽车电量消耗模型。车辆行驶速度受到道路容量和车流量的影响,而其单位里程耗电量则主要受环境温度和车辆行驶速度的影响。为此,本文采用了文献[14]中的速度-流量实用模型,该模型考虑了道路容量和车流量,并能计算出车辆行驶速度 v_{ij} 。同时,还采用了单位里程耗电量计算模型,该模型能考虑不同等级道路的实际拥堵程度和车辆状态,从而得出单位里程耗电量 E_m 。在此基础上构建了考虑环境温度和车辆行驶速度的实时电量消耗模型,如下式所示:

$$E_{sum} = E_T + E_m \quad (12)$$

其中

$$E_T = \begin{cases} W_c \frac{S}{v_{ij}} & T > T_{cold} \\ W_h \frac{S}{v_{ij}} & T > T_{heat} \end{cases} \quad (13)$$

式中: E_{sum} 为外界环境为 T 时,电动汽车的实时单位里程耗电量; E_T 为外界环境为 T 时,电动汽车的空调耗电量; S 为车辆行驶里程; T_{cold} 为空调制冷温度下限; T_{heat} 为空调制热温度上限; W_c, W_h 为空调的制冷和制热功率,其值分别为1.2 kW和1.5 kW。

t 时刻电动汽车剩余电量 SOC_t 可以表示为

$$SOC_t = SOC_{t-1} - \frac{E_{sum} \cdot \Delta l}{Cap_i} \quad (14)$$

式中: Δl 为从 $t-1$ 时刻到 t 时刻的行驶距离。

当 t 时刻电动汽车电池电量满足充电状态判断指标时,产生充电需求。

2.3 M/M/c排队论

假设电动汽车到达目的地充电过程服从泊松分布,将每小时充电需求数设为参数 λ ,平均排队等待时间为 T_{mmc} 为

$$T_{mmc} = \frac{(n\eta)^n \eta}{n!(1-\eta)^2 \lambda} P_0 \quad (15)$$

其中

$$P_0 = \left[\sum_{k=0}^{n-1} \frac{1}{k!} \left(\frac{\lambda}{\mu} \right)^k + \frac{1}{n!} \cdot \frac{1}{1-\rho} \cdot \left(\frac{\lambda}{\mu} \right)^n \right]^{-1} \quad (16)$$

$$\eta = \frac{\lambda}{n\mu} \quad (17)$$

式中: n 为充电机数量; μ 为单个充电机单位时间内服务车辆数; η 为充电机服务质量。

本文建立的电动汽车充电需求预测流程步骤如下:

1)首先,建立路网-配电网交互模型,将各类型EV引入到路网中;

2)其次,通过蒙特卡洛抽样获取各类型电动汽车的行驶特性参数和充电特性参数,其中基于OD矩阵获取各类型车辆的起止节点、起始时刻、返回时刻概率;

3)通过Floyd算法为EV搜寻最短通行路径,并求取行驶时间,实时更新当前EV的电池容量;

4)最后,进行计及M/M/c排队时间的充电需求判断,进行目的地慢充或快充,最终各节点充电负荷与配电网基础负荷进行叠加。

3 考虑源-荷的动态概率潮流计算

3.1 输入变量的相关性处理

根据Copula函数生成具有相关性的风光数据样本,要进行半不变量计算需要将数据样本独立化。本文选用Nataf变换将具有相关性的风光数据样本独立化。Nataf变换只需要输入变量的边缘分布函数和变量间的相关系数,并不受到变量分布类型的限制。

采用Nataf变换,将具有相关性的风光数据样本 $\mathbf{X}_{m \times N}$ 转化为独立的标准正态变量样本 $\mathbf{S}_{m \times N}$,依据等概率转换原则可得:

$$s_{ij} = \Phi^{-1}[F(x_{ij})] \quad (18)$$

式中: s_{ij} 为矩阵 $\mathbf{S}$ 中第 i 行第 j 列的元素; $\Phi^{-1}(\cdot)$ 为标准正态分布函数的累积分布函数的反函数。

将独立的标准正态变量样本 $\mathbf{S}_{m \times N}$ 转化为含相关性的标准正态分布矩阵 $\mathbf{Y}_{m \times N}$ 需要用到功率出力相关系数矩阵 $\mathbf{H}$,矩阵 $\mathbf{H}$ 内元素 ρ_{ij} 计算如下:

$$\rho_{ij} = \frac{\int_{-\infty}^{+\infty} \int_{-\infty}^{+\infty} \frac{F^{-1}[\Phi(y_i)] - \mu_i}{\sigma_j} \times \frac{F^{-1}[\Phi(y_j)] - \mu_j}{\sigma_j} \times \phi(y_i, y_j, \rho_{0ij}) dy_i dy_j}{\sigma_j} \quad (19)$$

式中: μ_i, σ_i 分别为第 i 座DG电场发电功率的期望和标准差; $\phi(\cdot)$ 为标准正态分布的联合概率密度

函数; ρ_{0ij} 为通过半经验公式^[15]求取的。

将Nataf逆变换结合奇异值分解得到的矩阵 $\mathbf{B}$,可将 $\mathbf{S}_{m \times N}$ 转化为 $\mathbf{Y}_{m \times N}$ 过程如下:

$$\mathbf{Y} = \mathbf{B}\mathbf{S} \quad (20)$$

标准正态分布矩阵 $\mathbf{Y}$ 的功率出力相关系数矩阵 $\mathbf{H}$ 可能非正定或非满秩。针对这种情况,本文将 $\mathbf{H}$ 进行奇异值分解:

$$\mathbf{H} = \mathbf{B}\mathbf{B}^T \quad (21)$$

通过等概率转换原则生成具有相关性的DG数据样本,等概率转换公式如下:

$$x_{ij} = F_{ij}^{-1}(y_{ij}) \quad (22)$$

3.2 算法步骤

由Copula函数生成具有相关性的风光数据样本,采用Nataf变换,将具有相关性的风光数据样本转化为独立的标准正态变量样本,通过Nataf逆变换结合奇异值分解将含相关性的标准正态变量样本转化为满足相关性的风光独立样本,将风光数据结合电动汽车充电负荷数据投入到电网对应节点,采用半不变量结合Gram-Charlier级数求取输出变量的概率分布。考虑风光出力的相关性及其电动汽车充电负荷特性的动态概率潮流计算步骤流程如下:

1)输入风光实测数据,EV相关参数,配电网负荷初始数据。

2)已知风光实测数据,通过风光机组的综合概率建模方法得到各机组的概率分布函数,再选择最优Copula函数,生成包含相关性的数据样本;根据EV相关参数,搭建EV充电负荷模型,模拟得到各类型EV充电负荷需求。

3)采用Nataf变换与奇异值分解结合来处理风光出力的相关性,生成满足相关性的风光独立样本,求出 t 时刻的光伏输出、风电输出的期望值;将EV充电负荷与原有负荷叠加。

4)根据 t 时刻的注入基础负荷的功率期望值,进行确定性潮流计算,求得 t 时刻的状态变量矩阵 $\mathbf{X}$ 、支路潮流矩阵 $\mathbf{Z}$ 及注入功率矩阵 $\mathbf{S}$ 、灵敏度矩阵 $\mathbf{T}$ 。

5)根据 t 时刻的光伏输出、风电输出的期望值,求出原点矩,从而求出风光的各阶半不变量,与当前注入功率的各阶半不变量相加,最终求得 t 时刻节点电压和支路潮流的各阶半不变量。

6)通过Gram-Charlier级数求得节点电压和支路有功的概率分布特征。

4 算例分析

4.1 算例简介

本文算例选取 Matpower^[16]中 39 节点测试系统,称为“case39”。该算例规定负荷波动负荷正态分布,给定的功率参数作为期望值,标准差取期望值的 5%。节点 3 和节点 4 连接额定功率分别为 2 MW 和 5 MW 的光伏发电设备,光伏发电功率取自比利时的布鲁塞尔和弗拉芒地区的监测数据;节点 6 连接额定功率为 400 kW 的光伏发电设备,其形状参数分别为 0.69 和 2.13。节点 26 和节点 27 连接额定功率为 2 MW 的风机组,风力发电功率取自比利时的佛兰德和瓦隆地区的监测数据。节点 14 连接额定功率为 0.3 MW 的风机组,额定风速为 15 m/s,切入风速为 4 m/s,切出风速为 25 m/s。由于所选监测数据来自真实电网,因此需要对监测数据进行等比例缩放,以实现对本文案例需求的适应。

本文路网中包含 29 个节点和 49 条道路,将路网分为工作区、居民区 1、居民区 2 和商业区。采用电动汽车充电需求模型,将电动汽车充电负荷投入到各路网节点对应的电网节点上,假设各路网对应的电网节点都有快充服务,该路网区域中共有 12 000 辆通勤私家车、4 000 辆出租车和 4 000 辆其他公用车。

4.2 静态性能评估

4.2.1 概率分布建模的准确性分析

已知两个光伏机组的监测数据,利用 Copula 函数生成 1 000 个满足相关性的光伏机组模拟有功输出样本,并与实际监测的有功输出样本进行比较。图 2a 和图 2b 分别显示了两个光伏机组的实际有功输出和模拟有功输出的散点图,图 2c 和图 2e 为两个光伏机组的实际有功输出的直方图,图 2d 和图 2f 为两个光伏机组的模拟有功输出的直方图。

需要对具有相关性的光伏机组模拟有功输出样本的准确性进行定量评估。为此,选取两个指标对准确性进行定量分析。采用均方根指数 ξ (average root mean square, ARMS) 来从概率分布特征方面表征模型的计算精度,采用相对误差指数 ε_s 来评估所建模型在数值特征方面的准确性。表达式如下式所示:

$$\xi = \frac{\sqrt{\sum_{i=1}^N (P_{fi} - P_{ri})^2}}{N} \times 100\% \quad (23)$$

$$\varepsilon_s = \left| \frac{P_{fs} - P_{rs}}{P_{rs}} \right| \times 100\% \quad (24)$$

式中: P_{fi} , P_{ri} 分别为模拟值和实际值在累积分布曲线上第 i 个点的值; N 为累积分布曲线上的取点数; s 为特征类型,包含期望值、标准差、偏度系数和峰度系数; P_{fs} , P_{rs} 分别为光伏有功输出 P_{PV} 的模拟值和实际值。

P_{PV} 的均方根指数 ξ 为 1.57%。 P_{PV} 的相对误差指数 ε_s 中的期望值为 0.13, 标准差为 0.11, 偏度系数为 0.58, 峰度系数为 0.54。对上述结果的定量分析表明,利用 Copula 函数生成的具有相关性的风光数据样本,可以作为系统实际运行的参考数据。

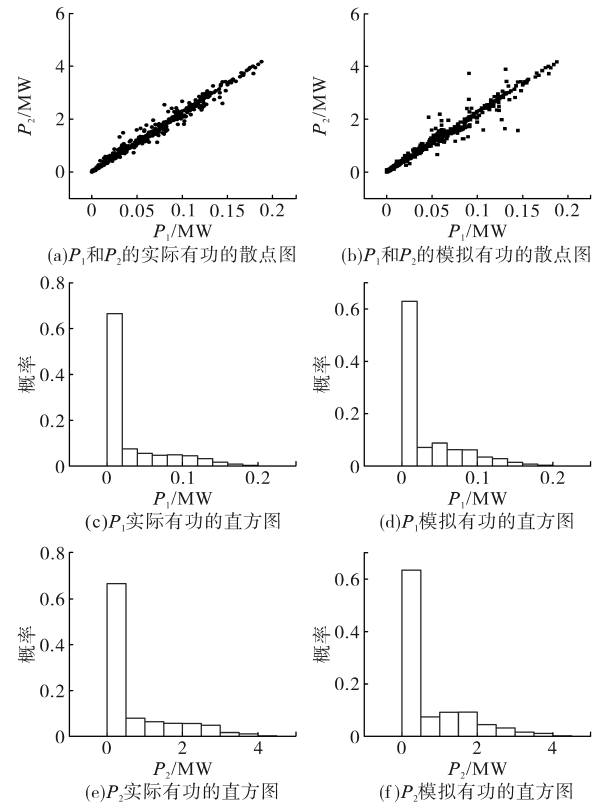


图2 光伏机组的实际有功和模拟有功的散点图和直方图

Fig.2 Scatterplots and histograms of actual and modelled active power of PV units

4.2.2 考虑风光出力的相关性及 EV 充电负荷的静态性能评估

本文选用考虑风光出力的相关性及 EV 充电负荷的蒙特卡罗模拟法求出的输出变量作为参考值,来评估本文方法静态性能的准确性。首先,选用平均相对误差和最大误差来统计分析本

文方法在输出变量数值特征的准确性,由表1可以看出,本文方法与蒙特卡罗法计算结果基本一致,其电压幅值、有功功率、无功功率的统计误差很小。

表1 输出变量的平均相对误差和最大误差统计

Tab.1 Mean relative error and maximum error statistics for output variables

类型	电压幅值/ 10^{-3}		有功功率		无功功率	
	期望	标准差	期望	标准差	期望	标准差
平均误差	0.025 2	0.020 2	0.033 4	0.028 2	0.033 4	0.012 6
最大误差	0.096 9	0.086 4	0.185 7	0.168 0	0.185 7	0.074 1

其次,选择均方根指数 ξ 来计算所提方法和蒙特卡罗法的计算误差。如表2所示,ARMA统计结果数值较小,说明本文方法的模拟数据能准确反映各输出变量的概率分布特征。

表2 输出变量ARMA统计结果

Tab.2 Output variable ARMA statistics

输出变量	平均值	最大值
电压幅值	0.000 11	0.000 22
有功功率	0.008 0	0.040 7
无功功率	0.086 3	0.286 6

由于篇幅所限,本文选取距光伏远近的节点和支路的累积分布曲线进行比较,如图3所示,其中图3a和图3c分别是距光伏接入点较近的节点5和支路5~支路8,图3b和图3d分别是距接入点较远的节点24和支路16~支路24,其节点电压和支路有功的累积分布曲线(cumulative distribution function, CDF)在比较中趋势相同,证明了本文方法在静态性能方面具有较高的准确性。

为了证实风光出力的相关性对潮流的影响,本文选用3个方法进行比较:方法1采用不考虑风光出力的相关性的传统半不变量;方法2是基于Nataf变化的半不变量法,方法3是本文方法,即采用Copula生成具有相关性的风光样本,之后通过Nataf变换结合奇异值生成含相关性的独立风光样本,用于半不变量计算。

从图4总体可以看出,在风电和光伏并网以后,会引起各节点电压和各支路有功的较大变化,说明风电和光伏的随机性对系统的影响较大。在三种方法的比较中,从图4a和图4b可以看出,各节点电压幅值的期望值和各支路有功功率的期望值的变化趋势相同,说明风光出力的相关性对期望值的影响较小,从图4c和图4d可以看出,各节点电压幅值和各支路有功的标准差有一定的区别。为此,选用标准差的平均值作为参

考,获取相关性对电网运行状态的影响。与方法1相比,方法2和方法3的电压幅值的标准差均值分别增加了0.011%和0.025%,支路有功的标准差均值分别增加了1.15%和2.55%。由此可见,方法3相较于方法1和方法2对电网波动程度影响更大,更能反映出风光出力的相关性。

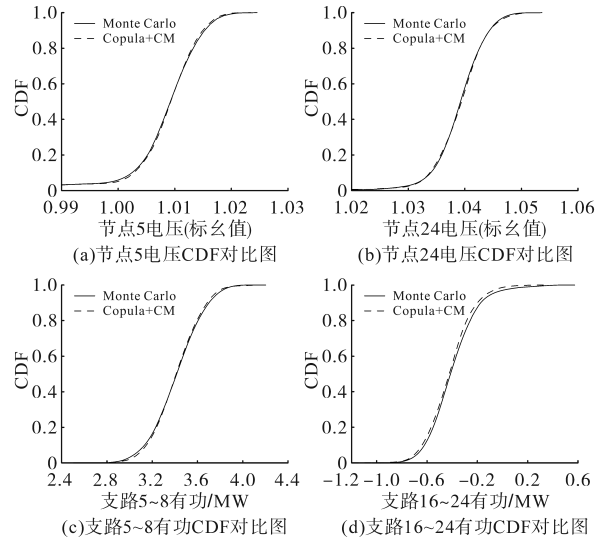


图3 节点电压和支路有功的CDF对比图

Fig.3 Comparison of CDF of node voltage and branch circuit active

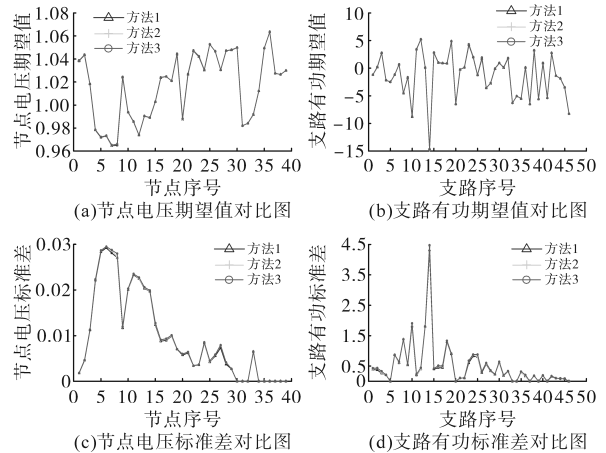


图4 节点电压和支路有功的期望和标准差对比图

Fig.4 Comparison of expectation and standard deviation of nodal voltage and branch circuit active

4.2.3 动态特性影响分析

图5a和图5b表示光伏并网前后节点6电压幅值的动态概率密度比较。光伏发电在10:00—15:00时间段内,并网前、后电网节点电压概率情况变化明显,并网前节点电压集中在1.0~1.4,平均概率为46.39%,并网后节点电压比较分散,节点电压在1.0~1.4的概率为32.3%,相较于并网前下降30.37%,而在早晚时间段内,受到光照因素影响,光伏出力很小,因此光伏接入前后,电网节

点电压概率分布特性没有太大变化。图 5c 和图 5d 表示风电并网前、后节点 14 电压幅值的动态概率密度比较。风力发电在 11:00—18:00 时间段内,并网前节点电压比较分散,选取节点电压在 1.01~1.04 的平均概率为 30.1%,而并网后节点电压在 1.01~1.04 的平均概率为 54.4%,相较于并网前提升 80.7%,使得节点电压趋向理想值,从而改善电网的稳定性。

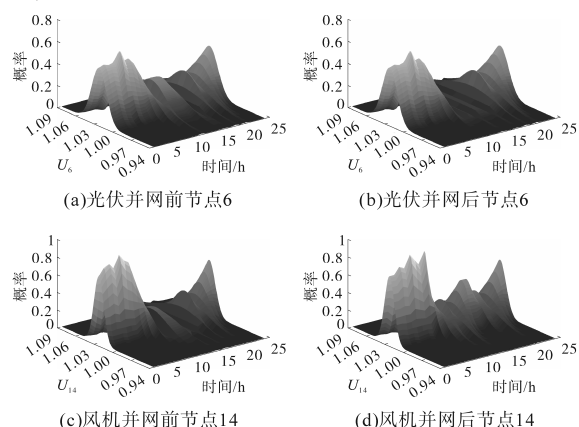


图 5 DG 并网前后的动态概率密度对比图

Fig.5 Comparison of dynamic probability density before and after DG grid connection

图 6 表示大规模电动汽车充电负荷需求投入电网前、后的 24 h 电压期望值比较,可以看出在电动汽车投入的节点上,大部分时刻都出现电压降低的现象,平均下降趋势为 1.36%,可见,电动汽车对潮流分布中电压的期望值产生影响。

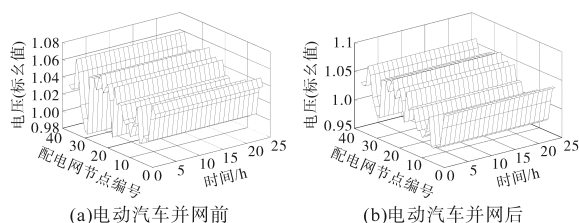


图 6 EV 并网前后各节点 24 h 电压期望值

Fig.6 24 h voltage expectation at each node before and after EV grid connection

5 结论

通过当前风光机组的参数概率模型,结合非参数概率理论,建立了风光机组的综合动态概率模型。通过 Copula 函数及 Nataf 变换生成了适用于动态潮流计算的模拟数据样本,并进行误差验证。同时,搭建考虑路网约束及外在因素影响的电动汽车充电负荷模型。最后引入结合半不变量和 Gram-Charlier 级数展开的方法进行动态潮流计算,观察计及风光出力的相关性及其电动汽车

充电负荷的潮流变化趋势,可以得出以下几点结论:

1)在静态潮流计算方面,风力发电和光伏发电的随机性和出力相关性都会对电力系统潮流分布的波动性产生影响。

2)在动态潮流计算方面,光伏发电在 10:00—15:00 时段的电网节点电压概率分布呈现分散化趋势,并网后节点电压概率分布下降 30.37%,风力发电在 11:00—18:00 时段的节点电压概率分布呈现集中化趋势,并网后节点电压概率分布上升 80.7%。

3)大规模电动汽车并网会影响系统的运行特性,使得节点电压期望值的平均下降趋势为 1.36%。

参考文献

- [1] 周宇凡,高辉,龙羿.计及动态电价的电动汽车定制化充电策略[J].电气传动,2024,54(7):32-39.
ZHOU Yufan,GAO Hui, LONG Yi. Customized charging strategy for EV considering dynamic electricity prices[J]. Electric Drive, 2024, 54(7): 32-39.
- [2] JIA Mengshuo, WANG Yi, SHEN Chen, et al. Privacy preserving distributed probabilistic load flow[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2021, 36(2): 1616-1627.
- [3] 王冲,王秀丽,鞠平,等.电力系统随机分析方法研究综述[J].电力系统自动化,2022,46(3):184-199.
WANG Chong, WANG Xiuli, JU Ping, et al. Review of research on power system stochastic analysis methods[J]. Automation of Electric Power Systems, 2022, 46(3): 184-199.
- [4] 车玉龙,吕晓琴,王晓茹,等.含非正态分布概率潮流计算的改进型两点估计法[J].电力自动化设备,2019,39(12):128-133.
CHE Yulong, LÜ Xiaoqin, WANG Xiaoru, et al. Improved two point estimation method for probabilistic power flow calculation with non-normal distribution[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(12): 128-133.
- [5] 张儒峰,姜涛,李国庆,等.基于最大熵原理的电-气综合能源系统概率能量流分析[J].中国电机工程学报,2019,39(15):4430-4441.
ZHANG Rufeng, JIANG Tao, LI Guoqing, et al. Maximum entropy based probabilistic energy flow calculation for integrated electricity and natural gas systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2019, 39(15): 4430-4441.
- [6] 方晓涛,严正,王晗,等.考虑源-荷随机-模糊特征的配电网潮流不确定性量化方法[J].中国电机工程学报,2022,42(20):7509-7524.
FANG Xiaotao, YAN Zheng, WANG Han, et al. Uncertainty quantification method of distribution network power flow con-

- sidering the random and fuzzy characteristics of source-load[J]. Proceedings of the CSEE, 2022, 42(20): 7509-7524.
- [7] 张萍,张红,李云峰,等. 基于改进LHS的半不变量法概率潮流计算[J]. 太阳能学报, 2021, 42(1): 14-20.
- ZHANG Ping, ZHANG Hong, LI Yunfeng, et al. Improved LHS based cumulant method for probabilistic load flow calculation[J]. Acta Energiæ Solaris Sinica, 2021, 42(1): 14-20.
- [8] 王涛,王淳,李成豪. 基于Copula函数及Rosenblatt变换的含相关性概率潮流计算[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(21): 18-24.
- WANG Tao, WANG Chun, LI Chenghao, et al. Probabilistic load flow calculation based on Copula function and Rosenblatt transformation considering correlation among input variables[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(21): 18-24.
- [9] 廖芷燕,李银红. 基于R藤Copula-DBN时空相关性建模的风光负荷功率概率预测[J]. 电力自动化设备, 2022, 42(3): 113-120.
- LIAO Zhiyan, LI Yinong. Probabilistic forecasting of wind-photovoltaic-load power based on temporal-spatial correlation modelling of Regular Vine Copula-DBN[J]. Electric Power Automation Equipment, 2022, 42(3): 113-120.
- [10] 邵尹池,穆云飞,余晓丹,等. “车-路-网”模式下电动汽车充电负荷时空预测及其对配电网潮流的影响[J]. 中国电机工程学报, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
- SHAO Yinchu, MU Yunfei, YU Xiaodan, et al. A spatial-temporal charging load forecast and impact analysis method for distribution network using EVs-traffic-distribution model[J]. Proceedings of the CSEE, 2017, 37(18): 5207-5219, 5519.
- [11] 李磊,赵新,李晓辉,等. 基于动态交通信息的电动汽车充电需求预测模型及其对配网的影响分析[J]. 电网与清洁能源, 2020, 36(3): 107-118.
- LI Lei, ZHAO Xin, LI Xiaohui, et al. Electric vehicle charging demand prediction model based on dynamic traffic information and its impacts on distribution networks[J]. Power System and Clean Energy, 2020, 36(3): 107-118.
- [12] 丁明,宋晓皖,孙磊,等. 考虑时空相关性的多风电场出力场景生成与评价方法[J]. 电力自动化设备, 2019, 39(10): 39-47.
- DING Ming, SONG Xiaowan, SUN Lei, et al. Scenario generation and evaluation method of multiple wind farms output considering spatial-temporal correlation[J]. Electric Power Automation Equipment, 2019, 39(10): 39-47.
- [13] 刘丽军,吴桐,陈贤达,等. 基于时空特性以及需求响应的DG和EV充电站多目标优化配置[J]. 电力自动化设备, 2021, 41(11): 48-56.
- LIU Lijun, WU Tong, CHEN Xianda, et al. Multi-objective optimal allocation of DG and EV charging station based on space-time characteristics and demand response[J]. Electric Power Automation Equipment, 2021, 41(11): 48-56.
- [14] 姜欣,冯永涛,熊虎,等. 基于出行概率矩阵的电动汽车充电站规划[J]. 电工技术学报, 2019, 34(S1): 272-281.
- JIANG Xin, FENG Yongtao, XIONG Hu, et al. Electric vehicle charging station planning based on travel probability matrix[J]. Transactions of China Electrotechnical Society, 2019, 34(S1): 272-281.
- [15] 徐艳春,李思佳,汪平,等. 考虑分布式电源时空相关及电动汽车充电负荷分布特性的有源配电网概率潮流[J]. 电网技术, 2024, 48(6): 2550-2563.
- XU Yanchun, LI Sijia, WANG Ping, et al. Probabilistic load flow of active distribution network considering DG space-time correlation and EV distribution characteristics[J]. Power System Technology, 2024, 48(6): 2550-2563.
- [16] SINGH V, MOGER T, JENA D. Probabilistic load flow for wind integrated power system considering node power uncertainties and random branch outages[J]. IEEE Transactions on Sustainable Energy, 2023, 14(1): 482-489.

收稿日期:2024-09-02

修改稿日期:2024-10-31