

考虑风光荷不确定性的随机生产模拟

丁 明, 林玉娟

(合肥工业大学安徽省新能源利用与节能重点实验室, 合肥 230009)

摘 要: 为研究新能源出力随机性、负荷预测误差等不确定因素的影响, 该文中将蒙特卡洛模拟与解析法相结合, 建立一套考虑风、光、荷不确定性的随机生产模拟模型和算法。首先对风电、光伏、负荷时序出力的预测误差进行抽样, 并经计算获得净负荷曲线的累积概率和频率分布; 然后通过求解机组的多状态模型和条件概率, 完成相应的卷积运算, 并综合运算结果计算出火电机组的生产成本和系统可靠性指标。最后算例比较分析负荷及新能源不确定性对系统技术经济指标的影响, 为含新能源的电力系统随机生产模拟研究提供了参考。

关键词: 不确定性分析; 蒙特卡洛模拟; 解析法; 随机生产模拟; 多状态机组模型

中图分类号: TM715

文献标识码: A

0 引 言

随着新能源产业的快速发展, 风电场和光伏电站的随机性、间歇性和波动性对电力系统的规划和运行产生了巨大的影响, 并对电力系统随机生产模拟提出更高的要求^[1-3]。

目前, 含新能源随机生产模拟方面的研究较多, 主要分为模拟法和解析法两大类^[4-7]。文献[4]采用蒙特卡洛法来表示多种不确定因素的影响, 但因为抽样次数过多, 导致计算效率不高。文献[5]提出等效电量频率法, 将等效电量函数法与频率持续时间法相结合, 评估风电场对常规机组造成的开停机影响; 但仅将预测风电出力作为负的负荷加到系统原始负荷上, 并未考虑风电出力的随机性。文献[6, 7]中将风电场等效为一个多状态的常规机组, 简化含大型风电场电力系统可靠性评估的复杂程度。其缺陷是由于时间序列信息的丢失, 难以准确描述风力发电的影响。

本文将蒙特卡洛模拟法与解析法相结合, 构建考虑新能源和负荷不确定性的电力系统随机生产模拟模型及算法。为保留新能源出力时变特性并反应新能源的随机性, 通过蒙特卡洛模拟法得到包

含新能源出力随机性的净负荷曲线及其累积概率、频率分布, 通过将净负荷曲线与机组故障的随机转移过程相结合, 建立常规发电机组的多状态机组模型, 并采用条件强迫停运率 P_{CFOR} 来表征机组停运特性, 运用解析法计算生产成本和可靠性指标。

1 风、光及负荷预测不确定性建模

通过对新能源出力和负荷预测的误差分析能有效地描述预测的不确定信息。为考虑新能源出力和负荷的随机性, 本文在新能源和负荷功率预测出力的基础上叠加预测误差, 将预测误差视为服从给定概率分布的随机变量。

1.1 风出力不确定性模型

考虑随机生产模拟中风出力的不确定性, 可在风电预测出力 P_w 基础上叠加预测误差 $\Delta \varepsilon_w$ 来表示, 则风电实际出力 P_w^* 为:

$$P_w^* = P_w + \Delta \varepsilon_w \quad (1)$$

针对风电功率预测误差分布, 国内外学者提出了高斯分布和混合偏态分布等多种分布模型。

1.1.1 正态分布

对大规模风电场进行长时间尺度功率误差分

收稿日期: 2016-07-08

基金项目: 国家重点研发计划智能电网专项(2016YFB0900401); 国家电网公司科技基金(NYB201400091)

通信作者: 丁 明(1956—), 男, 博士、教授、博士生导师, 主要从事电力系统规划及可靠性、新能源及其利用及柔性输电系统的仿真与控制等方面的研究。mingding56@126.com

析时,受中心极限定理的影响,风功率预测误差将趋向于正态分布。同时,文献[8]通过对实际数据进行分析后得出的风电预测误差也符合正态分布。因此风预测误差 $\Delta\epsilon_w$ 可视为服从以零为期望, σ_w 为标准差的正态分布^[9],其概率密度函数为:

$$f(\Delta\epsilon_w) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_w} \cdot \exp\left(-\frac{\Delta\epsilon_w^2}{2\sigma_w^2}\right) \quad (2)$$

式中, σ_w 取风预测出力的 $\alpha\%$, 即 $\sigma_w = P_w \times \alpha\%$, $\alpha\%$ 为标准差 σ_w 占风预测出力的比例系数。

1.1.2 混合偏态分布

由于功率曲线呈现非线性特性,使得短期风电功率预测误差分布具有偏性、重尾性、多峰性,故采用偏态分布与混合分布结合得到的混合偏态分布模型来描述短期风电出力预测误差^[10]。

混合偏态分布是 K 个偏正态分布的线性组合,则随机变量 Y 的概率密度函数为:

$$f_{\text{MSN}}(y; u_1, \dots, u_k, \sigma_1^2, \dots, \sigma_k^2, \lambda_1, \dots, \lambda_k) = \sum_{k=1}^K \alpha_k f_{\text{SN}}(y; u_k, \sigma_k^2, \lambda_k) \quad (3)$$

式中, α_k ——不同偏态分布在混合偏态分布中的权重系数, $\alpha_k > 0$ 且 $\alpha_1 + \dots + \alpha_k + \dots + \alpha_K = 1$; $f_{\text{SN}}(y; u_k, \sigma_k^2, \lambda_k)$ ——第 k 个偏正态分布,其概率密度函数为:

$$f_{\text{SN}}(y; u_k, \sigma_k^2, \lambda_k) = \frac{2}{\sigma_k} \phi\left(\frac{y-u_k}{\sigma_k}\right) \Phi\left(\lambda_k \frac{y-u_k}{\sigma_k}\right) \quad (4)$$

式中, u_k 、 σ_k 、 λ_k ——偏正态分布的位置参数、尺度参数和偏度参数; $\phi(\cdot)$ ——标准正态分布的密度函数; $\Phi(\cdot)$ ——标准正态分布的分布函数。

1.2 光伏出力随机模型

考虑光伏出力不确定性时,可采用光伏出力预测值 P_{PV} 叠加预测误差 $\Delta\epsilon_{\text{PV}}$ 的方法来描述,即光伏出力为:

$$P_{\text{PV}}^* = P_{\text{PV}} + \Delta\epsilon_{\text{PV}} \quad (5)$$

光伏预测误差 $\Delta\epsilon_{\text{PV}}$ 的标准差为可认为其服从以零为均值, σ_{PV} 为标准差的正态分布^[11],其概率密度函数为:

$$f(\Delta\epsilon_{\text{PV}}) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_{\text{PV}}} \cdot \exp\left(-\frac{\Delta\epsilon_{\text{PV}}^2}{2\sigma_{\text{PV}}^2}\right) \quad (6)$$

式中, σ_{PV} 与预测出力成正比,即 $\sigma_{\text{PV}} = P_{\text{PV}} \times \beta\%$, $\beta\%$ 为标准差 σ_{PV} 占光伏预测出力的比例系数。

通过实际数据分析可知,在天气较为晴朗时,

光伏出力误差的概率分布服从正态分布;其他天气类型下,可采用文献[12]的方法对光伏预测误差进行建模。

1.3 原始负荷随机模型

考虑原始负荷随着不同季节、时刻而变化的特征,本文采用时序负荷模型,同时考虑负荷的随机性,即认为负荷 P_L^* 服从以预测负荷 P_L 为均值, σ_L 为标准差的正态分布^[13],其概率密度函数为:

$$f(P_L^*) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma_L} \cdot \exp\left[-\frac{(P_L^* - P_L)^2}{2\sigma_L^2}\right] \quad (7)$$

式中, σ_L 可取预测负荷的 $\gamma\%$, 即 $\sigma_L = P_L \times \gamma\%$, $\gamma\%$ 为标准差 σ_L 占负荷测出力的比例系数。

2 含随机性的净负荷分布函数求取方法

本文在新能源和负荷预测出力基础上,采用蒙特卡洛抽样方法抽取新能源出力和负荷预测误差曲线,合成净负荷曲线,获得净负荷曲线的累积概率、累积频率和电量不足期望值。实现框图见图 1。

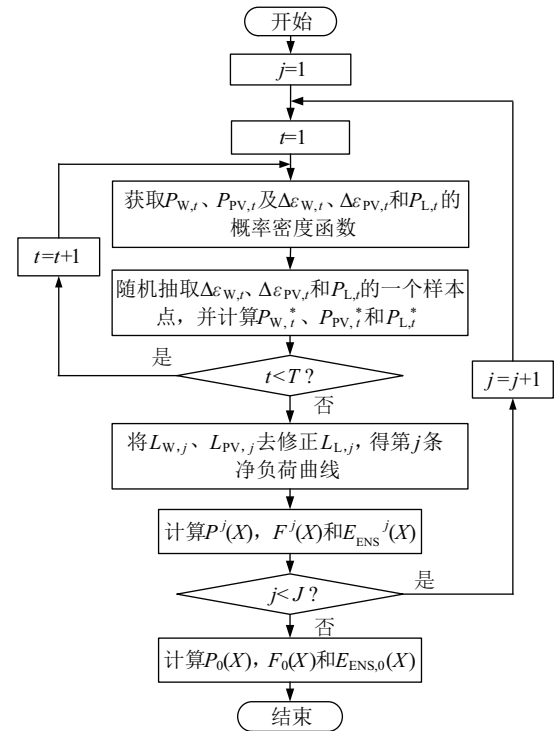


图1 考虑不确定性的净负荷分布函数计算流程图

Fig. 1 Calculation flow chart of net load distribution function

具体步骤如下:

1) 在第 j 次抽样中,根据 t 时刻风电预测功率

误差 $\Delta \varepsilon_{w,t}$ 的分布函数, 抽取一个 t 时刻风电预测功率误差值, 从而得到 t 时刻风电出力 $P_{w,t}^*$;

2) 依次令 $t=1, 2, 3, \dots, T$, 重复步骤 1) T 次 (T 为计算周期), 即可得到相应的风电出力曲线 $L_{w,j}$, 光伏出力曲线 $L_{pv,j}$ 和原始负荷曲线 $L_{L,j}$ 。

3) 将风电和光伏出力视为负的负荷去修正原始负荷曲线, 得到净负荷曲线, 如图 2 所示; 并通过式(8)~式(10)计算该次抽样下净负荷曲线的累积概率 $P^j(X)$ 、累积频率 $F^j(X)$ 和电量不足期望值 $E_{ENS}^j(X)$ 。

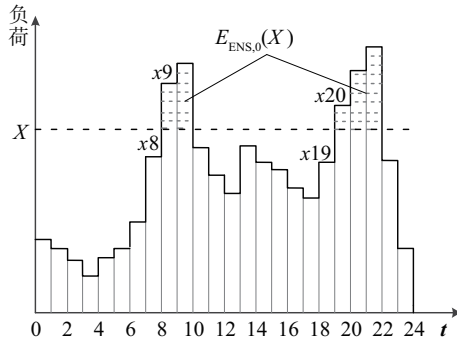


图2 第j条净负荷曲线

Fig. 2 The jth net-load curve

$$P^j(X) = \sum_{t=1}^T p_{L,t}(X)/T \quad (8)$$

$$F^j(X) = \sum_{t=1}^T f_{L,t}(X)/T \text{ (次/h)} \quad (9)$$

$$E_{ENS}^j(X) = \sum_{t=1}^T E_{ENS,t}(X)/T \text{ (MW/h)} \quad (10)$$

式中, $p_{L,t}(X)$ 、 $f_{L,t}(X)$ 、 $E_{ENS,t}(X)$ —— t 时刻净负荷值大于等于给定负荷水平 X 处的概率、频率和电量。

4) 重复步骤 1), 步骤 2) 和步骤 3) J 次, 并计算 J 次净负荷曲线各参数的期望值。最终得到净负荷曲线各分布函数的初始值 $P_0(X)$, $F_0(X)$ 和 $E_{ENS,0}(X)$ 。

3 随机生产模拟

3.1 机组模型

本文重点关注在系统需要机组投运或加载的时段机组出现故障的概率, 即条件强迫停运率 P_{CFOR} 。据此, 引出系统需要机组投运的转移率 ρ_+ (需要率) 和不需要机组投运的转移率 ρ_- (不需要率), 其计算式为:

$$\begin{aligned} \rho_+^i &= F_{i-1}(X_i)/(1 - P_{i-1}(X_i)) \\ \rho_-^i &= F_{i-1}(X_i)/P_{i-1}(X_i) \end{aligned} \quad (11)$$

式中, ρ_+^i , ρ_-^i —— 处在第 i 个投运位置的机组或机组分段 (机组 i) 的需求率和不需求率; $P_{i-1}(X_i)$ 、 $F_{i-1}(X_i)$ —— 机组 $i-1$ 投运后, 在等值负荷水平 $X = X_i$ 处的累积概率和累积频率。

根据随机生产模拟过程中机组的不同运行状态和分段情况, 建立 4 种多状态机组模型:

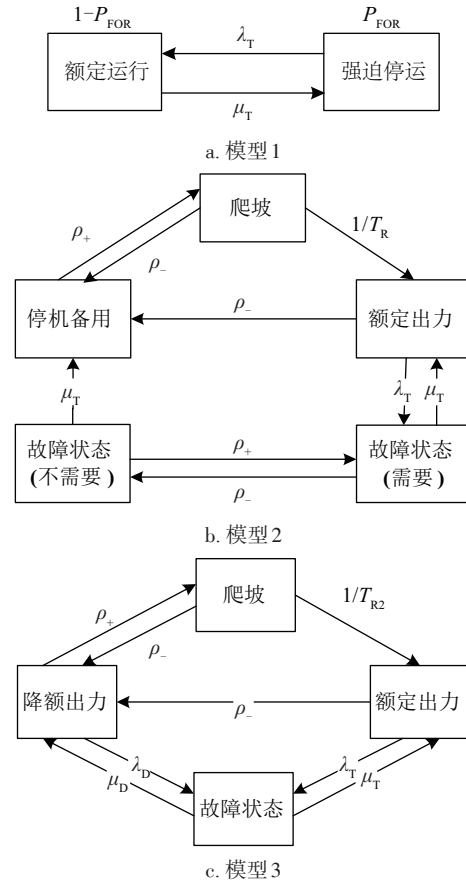
模型 1: 机组以额定容量在基荷连续运行;

模型 2: 机组可在运行或备用间进行状态转换, 投入后以额定容量运行;

模型 3: 机组第 1 分段以最小技术出力连续运行; 第 2 分段根据经济调度策略决定是否投运;

模型 4: 机组可在运行或备用间进行状态转换, 投入后第 1 分段以降额容量运行, 第 2 分段根据经济调度策略决定是否投运。

模型 1~模型 4 的状态空间图如图 3 所示。图中, λ_T 、 μ_T 为机组额定状态的故障率和修复率; λ_D 、 μ_D 为机组降额状态的故障率和修复率; T_R 、 T_{R1} 、 T_{R2} 为状态转移时间; ρ_{1+} 、 ρ_{1-} 和 ρ_{2+} 、 ρ_{2-} 为第 1 和第 2 分段的需求率和不需求率。



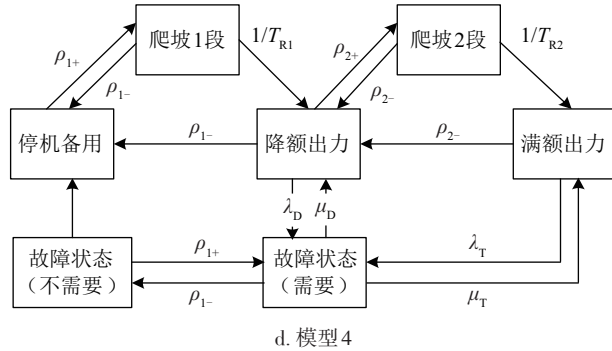


图3 多状态机组模型

Fig. 3 Multi-state unit model

3.2 等值负荷曲线的卷积运算

按合并机组相同出力状态的原则,可分别将文中的4种机组模型等效转化为传统的两状态和三状态机组模型。然后,根据机组的投运顺序,依次安排发电机组投运,并通过卷积运算来修正等值负荷曲线。最终,得到系统的启动次数、生产成本及可靠性指标。

下面介绍等值负荷修正的通用卷积公式。假设当前投入的机组 i 可等效为 N 状态机组, $P_a(C_n)$ 、 $F_a(C_n)$ 分别对应于机组处于停运容量状态 C_n 的累积概率和累积频率;机组 i 投运后,等值负荷参数 $P_i(X)$ 、 $F_i(X)$ 和 $E_{ENS,i}(X)$ 按式(12)~式(14)修正:

$$P_i(X) = \sum_{n=1}^{N_n} P_{i-1}(X - C_n) [P_a(C_n) - P_a(C_{n+1})] \quad (12)$$

$$F_i(X) = \sum_{n=1}^{N_n} \{ [P_a(C_n) - P_a(C_{n+1})] F_{i-1}(X - C_n) + P_{i-1}(X - C_n) [F_a(C_n) - F_a(C_{n+1})] \} \quad (13)$$

$$E_{ENS,i}(X) = \sum_{n=1}^{N_n} \{ E_{ENS,i-1}(X - C_n) [P_a(C_n) - P_a(C_{n+1})] \} \quad (14)$$

式中, $P_{i-1}(X)$ 、 $F_{i-1}(X)$ 、 $E_{ENS,i-1}(X)$ ——机组 i 投运前

表1 常规机组数据

Table 1 Basic data of conventional units

序号	容量/MW	数量	MTTF/h	MTTR/h	冷启费用/美元·次 ⁻¹	热启费用/美元·次 ⁻¹	停机费用/美元·次 ⁻¹	环境成本/美元·MWh ⁻¹
1	100	15	4913	60	100	50	50	13
2	200	12	2813	65	1200	600	600	13
3	300	15	1417	60	2600	1300	1300	12.5
4	330	7	993	73	3600	1800	1800	12.5
5	600	3	942	64	12000	6000	6000	12

等值负荷的参数分布;需要注意的是,若投运的机组为第2分段时,需要进行反卷积运算,以消除第1分段故障的影响。

本文在满足系统的旋转备用容量和爬坡容量约束下,按单位燃料成本较小的火电机组优先投运的原则,依次安排发电机组投运。另外,还考虑了不同机组的爬坡速率、爬坡时间和启动失败概率。考虑风、光、荷不确定性的随机生产模拟流程如图4所示。

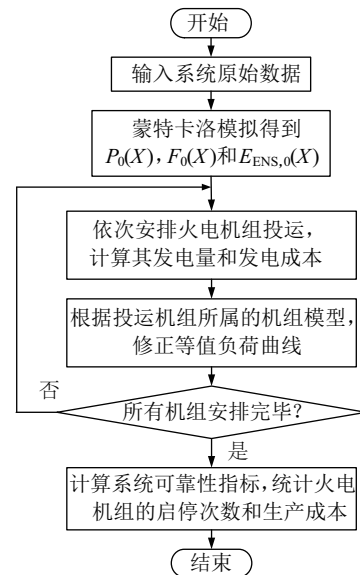


图4 考虑不确定性的随机生产模拟流程图

Fig. 4 Flow chart of probabilistic production simulation considering uncertainty

4 算例分析

4.1 系统介绍

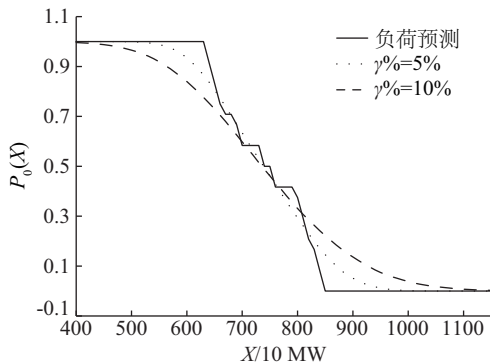
为研究风、光和负荷不确定性对随机生产模拟的影响,本文算例采用的基础数据如表1,常规火电源总装机容量为12510 MW,机组详细数据见表1。

采用年度逐小时负荷序列,年峰荷为 11116 MW;系统旋转备用容量选取最大机组容量,即 600 MW;最小开停机时间取为 1 h。可加入的新能源装机容量如下:风电 4250 MW,光伏 1500 MW。现选取 $T=24$ 进行生产模拟,以便于分析风、光和负荷出力随机性的影响。

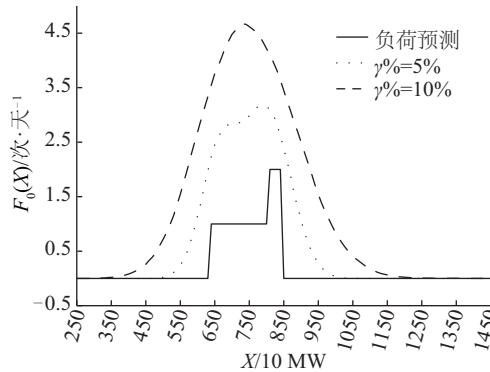
4.2 负荷随机性的影响

为研究负荷预测误差大小对随机生产模拟的影响,分别取 $\gamma\% = 5\%$ 、 10% ,采用蒙特卡洛方法进行 3000 次抽样以保证收敛性,得到原始负荷的累积概率和累积频率分布如图 5 所示。

图 5a 中,考虑负荷的随机性后,负荷的累积概率曲线变得平滑,且随着 $\gamma\%$ 的增大,负荷的峰谷差增大。在图 5b 中,当 $\gamma\% = 10\%$ 时的累积频率分布面积大于 $\gamma\% = 5\%$ 时的值,即同一负荷水平下, $\gamma\% = 10\%$ 时负荷的转移频次较多。



a. 原始系统的累积概率分布



b. 原始系统的累积频率分布

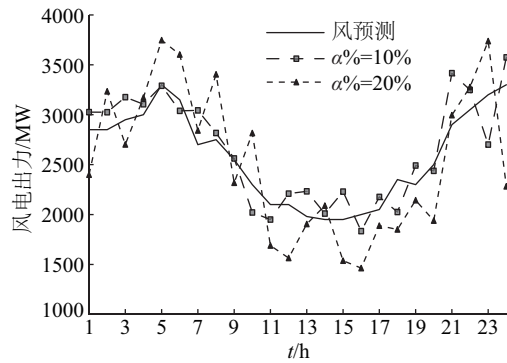
图5 原始系统的净负荷曲线参数分布

Fig. 5 The parameters distributions of net load curve in original system

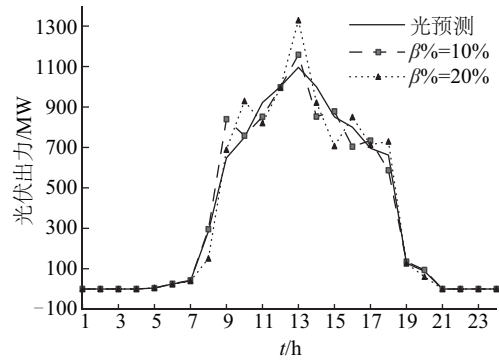
4.3 新能源不确定性的影响

图 6 中给出风电和光伏的预测出力曲线,以及

不同预测误差情况下风、光出力曲线的一次抽样结果。



a. 风电出力曲线



b. 光伏出力曲线

图6 新能源预测出力曲线

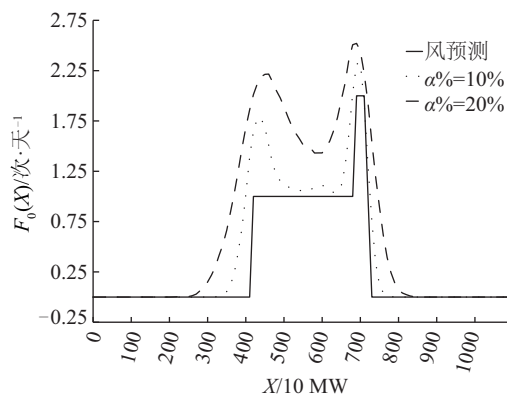
Fig. 6 New energy forecast output curve

由图 6 所示,风、光出力曲线偏离风、光预测曲线的距离随标准差增加而增大,故 $\alpha\%$ 、 $\beta\%$ 的值可表示风、光出力曲线偏离预测出力曲线的程度,即风、光的随机出力范围。

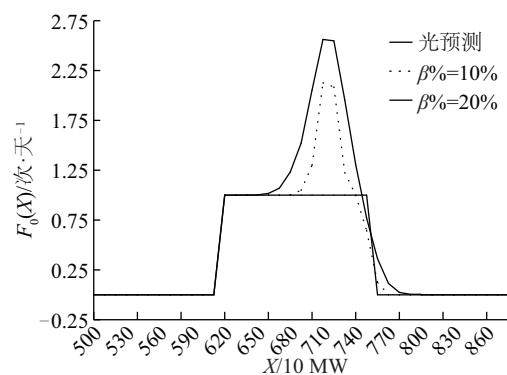
4.4 净负荷曲线的累积概率和频率分布

利用蒙特卡洛抽样生成 3000 条风、光出力曲线,得到含风、光出力随机性的净负荷曲线的参数。其中,累积频率分布如图 7a 和图 7b 所示。

图 7 中的累积频率分布表示净负荷曲线在该负荷水平 X 处的转移次数。由图可见净负荷转移次数随 $\alpha\%$ 、 $\beta\%$ 增加而增大,故新能源的随机出力范围增大会导致净负荷曲线的波动性增强。同时,随着 $\alpha\%$ 、 $\beta\%$ 的增大,累积频率分布曲线的起始点提前,终止点推后,这说明随着新能源的随机出力范围增大,净负荷曲线的波动范围也增大。



a. 考虑风电的净负荷曲线累积频率分布

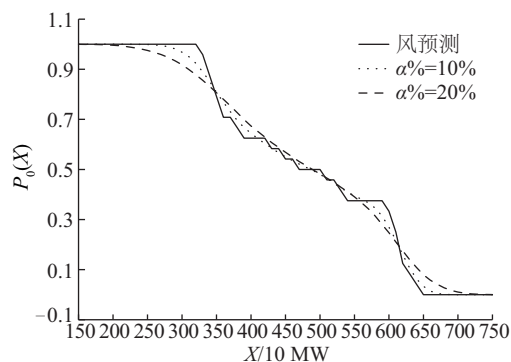


b. 考虑光伏的净负荷曲线累积频率分布

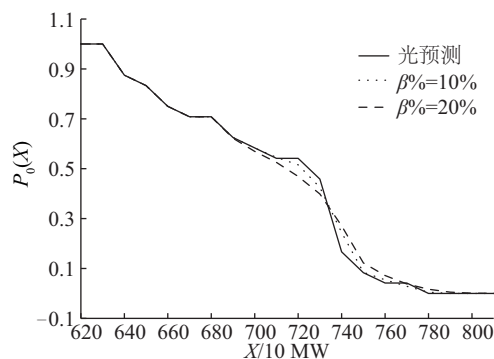
图7 净负荷曲线的累积频率分布

Fig. 7 Cumulative frequency distribution of load curve

图 8a 和图 8b 分别给出不同 $\alpha\%$ 、 $\beta\%$ 下,净负荷曲线的累积概率曲线。可见:随着 $\alpha\%$ 、 $\beta\%$ 的增大,累积概率曲线变得越来越平滑。这是因为考虑了风、光出力随机性后,各小时内的出力由原来的阶梯型曲线变为连续曲线。



a. 考虑风电的净负荷曲线累积概率分布



b. 考虑光伏的净负荷曲线累积概率分布

图8 净负荷曲线的累积概率分布

Fig. 8 Cumulative probability distribution of load curve

比较图 8 可得,净负荷曲线形状和分布函数发生变化,必然导致每台机组发电量和系统经济性、可靠性指标发生变化。

4.5 随机生产模拟结果分析

表 2 给出不同预测误差情况下,原始系统和含风电或光伏的随机生产模拟的结果。原始系统中,

表2 随机生产模拟结果

Table 2 Probabilistic production simulation results

分类		EENS/MWh	启停台次	燃料费用/\$	环境成本/\$	启停成本/\$	总成本/\$
原始系统	$\gamma\%$	0%	161	4301222	2517379	4924	6823526
		5%	981	4286355	2504335	9177	6799868
		10%	3325	4244427	2474970	14785	6731457
含风电	$\alpha\%$	0%	1.41	2880653	1730153	32719	4643526
		10%	2.82	2876079	1727184	40877	4644142
		20%	11.47	2878112	1727263	52263	4657639
含光伏	$\beta\%$	0%	30.33	4092578	2408630	4294	6505502
		10%	32.93	4087091	2405566	4501	6497158
		20%	41.60	4087508	2405508	4739	6497755

各项经济技术指标都受负荷预测误差的影响,其中电量不足期望值 E_{ENS} 变化尤为明显。当负荷预测误差过大时,负荷波动增大,可靠指标系统 E_{ENS} 增大,系统的可靠性降低。

对比含风电的随机生产模拟结果,随着 $\alpha\%$ 增大,电量不足期望 E_{ENS} 明显增加,系统可靠性降低;同时,机组启动更加频繁,启动成本增加。对于含光伏的随机生产模拟,其结果变化较小,这主要因为光伏容量较小,但结果仍然反应出电量不足期望值 E_{ENS} 和机组启动次数随着 $\beta\%$ 的增大而增加。由此可见,在含新能源的电力系统随机生产模拟中,考虑风、光出力的随机性是非常重要的。

5 结 论

本文提出蒙特卡洛与解析法相结合的生产模拟算法,以研究风、光和负荷不确定性对随机生产模拟的影响。主要结论如下:

1)引入新能源预测出力误差概率分布函数,采用蒙特卡洛模拟法随机抽取多条新能源出力曲线,并与时序负荷模型相结合,在保留负荷与新能源时变特性的同时,有效体现了新能源出力的随机性。

2)使用常规机组多状态模型的卷积算法来进行生产模拟,可考虑多种机组自身约束的影响,提供更多的机组运行信息,另外,采用条件强迫停运率 P_{CFOR} 来表征机组停运特性,考虑的更加周全。

3)将蒙特卡洛模拟法和解析法相结合,可准确、灵敏的反映风、光及负荷不确定性对电力系统的技术经济指标的影响,其中,可靠性指标 E_{ENS} 和常规机组启停次数表现的尤为明显。

[参考文献]

- [1] 丁明,王伟胜,王秀丽,等.大规模光伏发电对电力系统影响综述[J].中国电机工程学报,2014,34(1):1—14.
- [1] Ding Ming, Wang Weisheng, Wang Xiuli, et al. A review on the effect of large-scale PV generation on power systems[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(1):1—14.
- [2] Maisonneuve N, Gross G. A production simulation tool for systems with integrated wind energy resources[J]. IEEE Transactions on Power Systems, 2011, 26(26): 2285—2292.
- [3] 王敏,丁明.基于系统辨识的地表太阳辐射 Box-Jenkins 模型的建立[J].太阳能学报,2012,33(2): 321—326.
- [3] Wang Min, Ding Ming. Establishment of box-jenkins model for surface solar radiation based on system identification method[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 2012, 33(2): 321—326.
- [4] Wang Haiying, Zhu Ninghui, Bai Xiaomin. Reliability model assessment of grid-connected solar photovoltaic system based on Monte-Carlo[J]. Applied Solar Energy, 2015, 51(4): 262—266.
- [5] 张节潭,程浩忠,胡泽春,等.含风电场的电力系统随机生产模拟[J].中国电机工程学报,2009,29(28):34—39.
- [5] Zhang Jietan, Cheng Haozhong, Hu Zechun, et al. Power system probabilistic production simulation including wind power plants[J]. Proceeding of the CSEE, 2009, 29(28):34—39.
- [6] 陈树勇,戴慧珠,白晓明,等.风电场的容量可信度和可避免费用计算[J].太阳能学报,1999,20(4):432—438.
- [6] Chen Shuyong, Dai Huizhu, Bai Xiaoming, et al. Capacity credit and avoided cost of wind power plants[J]. Acta Energeticae Solaris Sinica, 1999, 20(4): 432—438.
- [7] 吴林伟,张建华,刘若溪.考虑风电机组故障的风电场可靠性模型及其应用[J].电力系统自动化,2012,36(16):31—35.
- [7] Wu Linwei, Zhang Jianhua, Liu Ruoxi. A wind farm reliability model considering wind turbine faults and its application[J]. Automation of Electric Power System, 2012, 36(16): 31—35.
- [8] 范高峰,王伟胜,刘纯,等.基于神经网络的风电功率预测[J].中国电机工程学报,2008,28(34):118—123.
- [8] Fan Gaofeng, Wang Weisheng, Liu Chun, et al. Wind power prediction based on artificial neural network[J]. Proceeding of the CSEE, 2008, 28(34): 118—123.
- [9] 冉晓洪,苗世洪,刘阳升,等.考虑风光荷联合作用下的电力系统经济调度建模[J].中国电机工程学报,2014,34(16):2552—2560.
- [9] Ran Xiaohong, Miao Shihong, Liu Yangsheng, et al. Modeling of economic dispatch of power system considering joint effect of wind power, solar energy and load[J]. Proceedings of the CSEE, 2014, 34(16): 2552—2560.
- [10] 刘燕华,李伟花,刘冲,等.短期风电功率预测误差

- 差的混合偏态分布模型[J]. 中国电机工程学报, 2015, 35(10): 2375—2382.
- [10] Liu Yanhua, Li Weihua, Liu Chong, et al. Mixed skew distribution model of short-term wind power prediction error [J]. Proceeding of the CSEE, 2015, 35 (10) : 2375—2382.
- [11] 林少伯, 韩民晓, 赵国鹏, 等. 基于随机预测误差的分布式光伏配网储能系统容量配置方法[J]. 中国电机工程学报, 2013, 33(4): 25—33.
- [11] Lin Shaobo, Han Minxiao, Zhao Guopeng, et al. Capacity allocation of energy storage in distributed photovoltaic power system based on stochastic prediction error[J]. Proceedings of the CSEE, 2013, 33 (4): 25—33.
- [12] 赵唯嘉, 张 宁, 康重庆, 等. 光伏发电出力的条件预测误差概率分布估计方法[J]. 电力系统自动化, 2015, 39(16): 8—15.
- [12] Zhao Weijia, Zhang Ning, Kang Chongqing, et al. A method of probabilistic distribution estimation of conditional porecast error for photovoltaic power generation [J]. Automation of Electric Power System, 2015, 39(16): 8—15.
- [13] 丁 明, 吴兴龙, 陆 巍, 等. 含多个不对称光伏并网系统的配电网三相随机潮流计算[J]. 电力系统自动化, 2012, 36(16): 47—52.
- [13] Ding Ming, Wu Xinglong, Lu Wei, et al. Three-phase probabilistic power flow calculation in distribution system with multiple unsymmetrical grid- connected photovoltaic system [J]. Automation of Electric Power System, 2012, 36(16): 47—52.

PROBABILISTIC PRODUCTION SIMULATION CONSIDERING RANDOMNESS OF RENEWABLE WIND POWER, PHOTOVOLTAIC AND LOAD

Ding Ming, Lin Yujuan

(Anhui New Energy Utilization and Energy Saving Laboratory, Hefei University of Technology, Hefei 230009, China)

Abstract: In order to research the effect of the randomness of new energy output and load forecasting error etc uncertain factors, combining Monte Carlo simulation with analytical method, a set of stochastic production simulation models and algorithms considering wind, photovoltaic and load uncertainty are established. Firstly, by sampling the prediction errors on timing output of wind power, photovoltaic power and loads, and the cumulative probability and frequency distribution of the net load curve are obtained through calculation. Then, by solving the multi-state model and conditional probability of the unit, the corresponding convolution operation is completed, and the production cost and system reliability index of the thermal power unit are calculated by the integrated operation result. Finally, the example is used to compare and analyze the influence of uncertainty of new energy and loads on technical and economic indexes of the system, and provide the reference for stochastic production simulation research of power systems with new energy sources.

Keywords: uncertainty analysis; Monte Carlo simulation; analytic method; probabilistic production simulation; multi-state unit model