

基于非时序状态抽样法的发电系统可靠性评估

发电系统可靠性评估可以帮助确定发电量以保证电力系统充足的电力供应。非时序状态抽样方法由于具有抽样原理简单、所需原始数据少和几乎不受系统规模限制等很多特点而被广泛应用。首先介绍了基于非时序状态抽样的发电系统可靠性评估基本原理，然后建立了发电机和负荷在评估中的可靠性模型，并结合具体算例应用Matlab软件编制程序，计算了LOLP、LOLE和EENS三个可靠性指标。验证了非时序状态抽样法用于发电系统可靠性评估的正确性和适应性，可以为现代电网安全运行及规划设计提供一定的参考。

刘文丽 程 杉/三峡大学电气与新能源学院

0 引言

发电系统通常指忽略中间电力网络后的发电—负荷需求系统^[1]，其模型如图1a所示，一侧为发电机，另一侧为总负荷。通过发电系统可靠性评估可以把系统所有可能状态对应的负荷削减及其发生的概率统计计算出来，形成比较准确的可靠性指标，就可以把发电机随机失效引起的风险进行量化。根据发电系统的系统模型可以知道，进行发电系统风险评估时首先也只需要处理发电部分和负荷这两个随机变量，建立两者各自可靠性模型，然后综合起来进行系统分析，形成系统可靠性模型，如图1b所示，并最终计算评价系统整体充裕性的可靠性指标。其过程和逻辑关系非常简单清晰：一个发电系统，如果有发电机故障，而且这时剩余正常发电机总的发

电量小于总的负荷量，那么对于这个系统状态，要保持功率平衡就必须削减负荷。常用的评估方法有状态枚举法和状态抽样法^[2]。应用前一种方法时，首先由系统中元件随机参数建立相应的元件可靠性模型，从而得出包含所有元件的系统可靠性模型，然后通过数值计算得出具体的可靠性指标。这个分析过程中系统状态数量直接受系统中元件多少的影响，当元件数量增长时系统状态数随之呈指数增长，因而系统规模较大时，很少应用这种方法。状态抽样法是把数理统计理念应用到具体评估中，随机状态出现的概率由其出现的频率近似估计，而这个频率来源于多次抽样的统计结果，模拟的过程和复杂程度与系统规模无关，因此被广泛应用于复杂电网的可靠性评估中。具体到随机抽样原理的差异，该方法又可分为非时序状态抽样和状态持续时间抽样，其中非时序状态抽样法抽样原理简单、易操作且所需原始数据较少（仅需元件的失效概率），本文主要针对该方法在发电系统可靠性评估中的应用展开研究。



刘文丽/讲师

关键词/Keywords

非时序状态抽样·
发电系统·
可靠性评估·

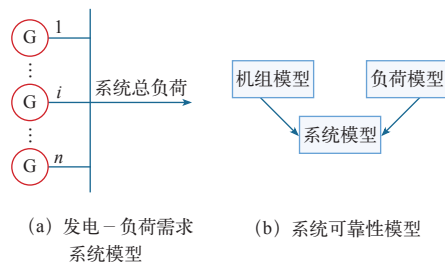


图1 发电—负荷需求系统模型及其可靠性分析模型

湖北省微电网工程技术研究中心开放基金(2015KDW09)。

1 非时序抽样发电系统可靠性评估概述

非时序状态抽样法又称非序贯蒙特卡洛仿真法，在电力系统风险评估中广泛应用^[3-5]。该方法的核心：元件实际状态由对元件状态发生的概率随机抽样并判断得出，所有元件状态抽样得出后即可组合出系统状态，进而对系统状态进行分析评估，用样本均值作为其期望的近似估计得出可靠性指标。

以一个含 m 个元件的系统为例，假设元件之间相互独立，且都只具有运行和故障两种状态，那么很明显元件的这种概率分布特性可用 $[0,1]$ 区间均匀分布描述。对于某一个元件 j ，若已知其失效概率 Q_j ，根据非时序状态抽样法原理，随机产生一个 $[0,1]$ 区间均匀分布随机数 R_j ，该元件的状态 e_j 可通过式（1）判断得到

$$e_j = \begin{cases} 0(\text{故障}) & 0 \leq R_j < Q_j \\ 1(\text{运行}) & Q_j \leq R_j \leq 1 \end{cases} \quad (1)$$

抽取 m 个随机数，运用式（1）判断出各元件状态后即可得出一个确定的系统状态 $s_x = \{e_1, \dots, e_j, \dots, e_m\}$ 。重复处理 K 次，得到 K 个系统状态，可以组成以系统状态为样本的集合 $S = \{s_1, \dots, s_k, \dots, s_K\}$ 。当 K 足够大时，第 k 个系统状态 s_k 出现的概率为

$$P(s_k) = \frac{n(s_k)}{K} \quad (2)$$

式中， K 为总抽样次数； $n(s_k)$ 为第 k 个系统状态 s_k 出现的总次数。

这样，抽样选定系统状态并进行分析判断是否失效之后，就可以统计出需要的可靠性指标。具体到实际可靠性指标计算时，式（2）可以改进为

$$\bar{F}_K = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K F(s_k) \quad (3)$$

式中， $F(s_k)$ 为样本函数； $\bar{F}_K$ 为 $F(s_k)$ 的均值。以失负荷概率（Loss of Load Probability, LOLP）为例，它对应的样本函数为

$$F(s_k) = \begin{cases} 0 & s_k \text{ 是正常系统状态} \\ 1 & s_k \text{ 是故障系统状态} \end{cases} \quad (4)$$

其他可靠性指标可按此原理根据实际依次改变 $F(s_k)$ 定义而得到。

2 关键模型的处理和指标的定义

2.1 模型的处理

2.1.1 机组模型

进行发电系统可靠性评估时，忽略降额等状态，暂时只考虑发电机的正常状态和故障状态，用两状态可靠性模型来模拟。单台机组可用容量（Available Capacity, AC）指该机组处于正常可用状态时，能连续带满负荷的容量，对于第 i 台机组，其计算如下

$$AC_i = \begin{cases} C_i & \text{机组 } i \text{ 正常运行状态} \\ 0 & \text{机组 } i \text{ 停运状态} \end{cases} \quad (5)$$

式中， C_i 为第 i 台机组能连续带满负荷的容量。一台机组处于停运状态，不能连续带负荷的容量称为该机组停运容量（Outage Capacity, OC）。其计算如下

$$OC_i = \begin{cases} 0 & \text{机组 } i \text{ 正常运行状态} \\ C_i & \text{机组 } i \text{ 停运状态} \end{cases} \quad (6)$$

那么，发电系统的可用发电量 AC_s 就可以计算出来，它与系统中机组的状态有关，指系统中所有机组可用容量之和。计算如下

$$AC_s(\text{系统}) = \sum_{i=1}^n AC_i(\text{机组}) \quad (7)$$

同理，系统停运容量为

$$OC_s(\text{系统}) = \sum_{i=1}^n OC_i(\text{机组}) \quad (8)$$

对每台发电机应用非时序状态抽样判断其状态，然后就可以根据以上公式计算每台机组的可用容量，从而计算系统的可用容量及其对应的概率。

2.1.2 负荷模型

发电系统风险评估中第二个要建立的模型是负荷模型，实际负荷曲线包含的时间点非常多，而且负荷实时变化，如果按其来计算实时变化的各个负荷量情况下的可靠性指标，计算量会非常的大，在实际中不实用。为了解决这个问题可以使用分级负荷模型^[6]，该方法的原理是根据实际负荷情况建立多层降序排列模型，将实际负荷点按一定原则分配到最接近的负荷级，并统计各级的

持续时间,从而得到负荷的近似离散概率分布,再进行可靠性计算。具体操作时首先根据实际负荷情况形成年持续负荷曲线,然后通过聚类计算形成降序的分层多级模型,各级值为该级对应的负荷值,其发生的概率用其持续的时间占全年的百分值表示,实际年持续负荷曲线及其8层分级模型如图2所示。很明显,模型的准确程度与分级数成正比,负荷水平级别越多,模型越准确,但是级数越多,进行评估时计算量会越大。

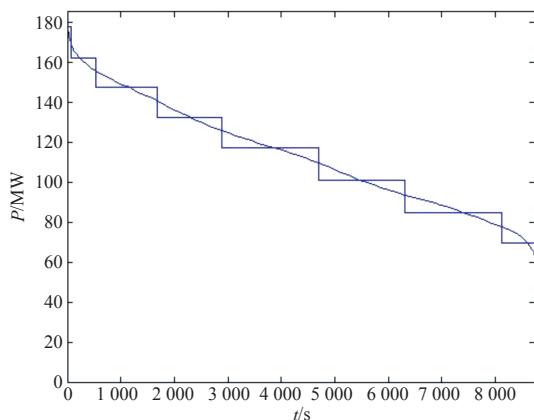


图2 负荷持续曲线及负荷分级图形

用分级负荷水平表达的分布及其概率如表1所示。其中, Y 为负荷水平分级总数; T 为负荷曲线时间总长度(年、季度和月等); T_y 为第 y 级负荷水平持续时间; L_y 为第 y 级负荷数值。

表1 负荷水平分级及其概率

负荷数值	概率
L_1	$P_1 = T_1/T$
$\vdots$	$\vdots$
L_y	$P_y = T_y/T$
$\vdots$	$\vdots$
L_Y	$P_Y = T_Y/T$

2.2 指标的定义

根据图1b,把机组停运容量模型与负荷模型综合起来,得到发电系统可靠性模型,进而定量计算可靠性指标。常用的可靠性指标有^[1-2]:失负荷概率(Loss of Load Probability, LOLP),判断电力系统装机容量小于负荷需求而被迫停电的概率,不考虑停电量的大小;缺电时间期望(Loss of Load Expectation, LOLE),判断电力系统装

机容量小于负荷需求引起被迫停电的时间概率,不考虑停电量的大小;电量不足期望(Expected Energy Not Supplied, EENS),电力系统装机容量小于负荷需求被迫停电量的期望等。具体定义和计算公式方法如下:首先抽样发电机状态确定其可用容量,获得系统总的发电量,对某一给定的负荷水平,如果出现电力供应不足,那么,在第 k 次抽样中的电力不足(Demand Not Supplied, DNS)为

$$DNS_k = \max \left\{ 0, L_y - \sum_{i=1}^n G_{ik} \right\} \quad (9)$$

式中, L_y 为第 y 级负荷值; n 为系统中发电机总数; G_{ik} 为发电机 i 第 k 次抽样中的可用容量。

失负荷概率

$$LOLP = \sum_{y=1}^Y \left[\frac{1}{N_y} \sum_{k=1}^{N_y} I_k(DNS_k) \right] \quad (10)$$

缺电时间期望(单位为h/年)即

$$LOLE = \sum_{y=1}^Y \left[\frac{T_y}{N_y} \sum_{k=1}^{N_y} I_k(DNS_k) \right] \quad (11)$$

中间变量 I_k 的意义是

$$I_k(DNS_k) = \begin{cases} 0 & \text{当 } DNS_k = 0 \\ 1 & \text{当 } DNS_k \neq 0 \end{cases}$$

电量不足期望(单位为MW·h/年)即

$$EENS = \sum_{y=1}^Y \left(\frac{T_y}{N_y} \sum_{k=1}^{N_y} DNS_k \right) \quad (12)$$

式中, Y 为负荷分级总数; T_y 为 y 级负荷水平持续时间; N_y 为针对第 y 级负荷的抽样次数。

3 基于实例编程验证并对比分析

3.1 程序流程图及注意事项

按照前述原理,应用非时序状态抽样法进行发电系统可靠性评估时主要包括三个步骤:抽取系统状态、分析系统状态和统计计算可靠性指标。实际编程仿真分析时流程图如图3所示。

3.2 实例计算及分析

根据流程图,运用Matlab软件^[7]编制了非时序状态抽样发电系统可靠性评估程序,对RBTS6节点系统进行了计算。该系统有11台发电机,总装

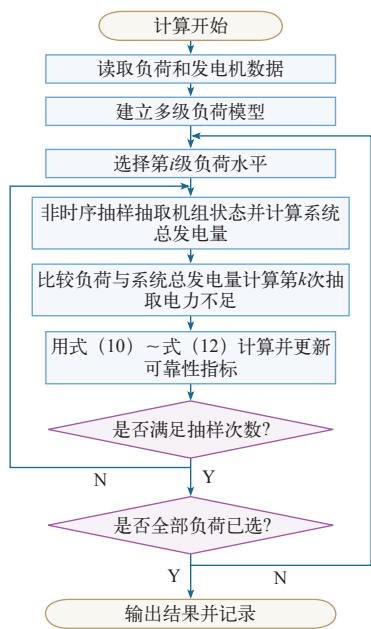


图3 模拟程序流程图

机容量240 MW，年最大负荷185 MW，其他相关可靠性参数及电气参数见文献[8]。负荷分级数通过聚类分别设置为8级和14级，如表2和表3所示，初始聚类中心按均匀分布随机设定，抽样次数依次由10 000次增加到200 000次，同时记录了不同情况下的运算耗时，计算结果如表4和表5。

表2 负荷8级模型

负荷级数	负荷值/MW	概率值
1	177.59	0.007 6
2	161.52	0.064 2
3	145.51	0.139 6
4	129.40	0.165 5
5	113.34	0.197 3
6	97.90	0.186 1
7	83.07	0.181 7
8	68.86	0.058 0

根据仿真结果可以看出：负荷分级数不同会影响可靠性指标值，以LOLP为例，当负荷分级数是8时其在0.005左右波动，而负荷分级数是14时其在0.011左右波动。这说明：在运用非时序状态抽样进行发电系统可靠性评估时，有必要对负荷聚类级数做进一步的明确；另外关于聚类中心的选取，本文是根据随机均匀分布形成的，有必要进一步准确初始聚类中心值的设定。抽样次数不同

表3 负荷14级模型

负荷级数	负荷值/MW	概率值
1	180.06	0.002 4
2	168.94	0.016 5
3	158.43	0.052 9
4	148.62	0.085 6
5	138.67	0.086 2
6	129.40	0.086 4
7	120.75	0.112 0
8	112.72	0.097 0
9	105.31	0.075 3
10	97.90	0.090 0
11	90.48	0.111 5
12	83.07	0.087 1
13	75.04	0.075 4
14	66.39	0.021 7

表4 负荷8级模型时不同抽样次数所得可靠性指标及耗时

抽样次数	LOLP	LOLE	EENS	耗时/s
10 000	0.004 8	1.637 1	7.011 2	2.844
20 000	0.005 4	2.019 7	14.167 0	7.297
30 000	0.005 3	1.767 8	13.127 0	13.359
40 000	0.005 3	1.838 3	9.570 1	21.891
50 000	0.005 0	1.618 8	8.520 2	33.188
60 000	0.005 1	1.698 7	8.928 8	45.812
70 000	0.004 8	1.534 5	8.051 6	61.953
80 000	0.005 2	1.877 9	10.858 0	82.969
90 000	0.005 1	1.803 0	10.279 0	102.020
100 000	0.005 3	1.981 0	10.998 0	127.660
200 000	0.005 0	1.681 1	10.634 0	547.470

表5 负荷14级模型时不同抽样次数所得可靠性指标及耗时

抽样次数	LOLP	LOLE	EENS	耗时/s
10 000	0.010 3	0.910 0	8.768 5	4.515
20 000	0.011 0	0.820 3	9.623 4	10.422
30 000	0.012 1	0.793 4	7.589 6	17.969
40 000	0.011 4	0.790 4	7.304 8	28.422
50 000	0.011 1	0.815 3	8.704 6	40.797
60 000	0.010 8	0.818 3	8.091 4	54.710
70 000	0.011 6	0.888 4	9.593 4	73.047
80 000	0.011 6	0.929 3	9.986 6	94.922
90 000	0.011 5	1.000 3	10.373 0	119.910
100 000	0.011 3	0.880 8	10.124 0	149.380
200 000	0.011 0	0.843 4	9.525 5	582.800

相应的可靠性指标值也会发生一定变化，以负荷

14级情况下的LOLE为例, 抽样次数变化时, 该指标在0.790 4~1.000 3之间变化。这是因为, 抽样次数变化时统计出的机组容量概率可能会发生变化, 对于较大的负荷, 削减负荷量影响不大, 对于较低负荷等级情况下相应削减负荷量可能就会受到影响, 有必要根据负荷大小的不同适当改变不同级情况下的抽样次数, 负荷较低时候尽量多抽样, 以便更好地发现需要削减负荷的状态。估计出的风险指标有一个相应的置信范围, 以EENS为例, 负荷级数变化和抽样次数变化时, 其都有一定的波动, 并不完全是随着负荷分级数的增加和抽样次数的增加而逐渐趋于稳定, 这说明, 应用概率统计非时序状态抽样进行发电系统可靠性评估时, 指标的收敛是一个波动过程, 并非分级越详细抽样次数越多就越逼近真实值, 这个过程是一个波动收敛过程, 这与置信区间的关系有必要在后续研究中进一步明确; 随着抽样次数的增加, 获得较多的样本时, 运算耗时明显增加。

4 结束语

本文介绍了利用非时序状态抽样法进行发电系统可靠性评估的原理、基本步骤、编程方法及注意事项等, 并结合具体的算例编程计算了可靠性指标LOLP、LOLE和EENS。结果表明: 非时序状态抽样过程仅需元件的失效概率作为抽样过程的原始输入数据, 应用起来比较方便, 受系统规模的影响较小, 可以应用于规模较大的系统; 在电力系统风险评估中, 非时序状态抽样法也可以用来处理气候、水文和负荷水平等其他随机事件; 另外, 运用该方法进行评估时模拟时间不局

限于年度区间, 可以很方便地进行选择(周、月、季度或年度); 但是其运用时对负荷聚类级数、初始中心设定、抽样次数、指标收敛性及置信区间等问题有一定的要求, 有待后续解决; 与状态枚举法相似, 非时序状态抽样法不能提供频率和持续时间指标。

参考文献

- [1] 郭永基. 电力系统可靠性分析 [M]. 北京: 清华大学出版社, 2003.
- [2] 李文沅. 电力系统风险评估模型方法应用 [M]. 北京: 科学出版社, 2006: 96-105, 249-251.
- [3] 田奎. 非序贯蒙特卡洛法在发电系统可靠性中的应用 [J]. 计算机与数字工程, 2013, 41 (6): 1021-1023.
- [4] 别朝红, 王锡凡. 蒙特卡洛法在评估电力系统可靠性中的应用 [J]. 电力系统自动化, 1997, 21 (6): 68-75.
- [5] 赵渊, 周念成, 谢开贵. 大电力系统可靠性评估的系统状态抽取方法研究 [J]. 中国电力, 2006, 39 (6): 5-9.
- [6] 刘洋. 发输电系统可靠性评估的蒙特卡洛模型及算法研究 [D]. 重庆: 重庆大学, 2003.
- [7] 王月明. MATLAB基础与应用教程 [M]. 北京: 北京大学出版社, 2012.
- [8] Billinton R, Kumar S, Chow N, et al. A reliability test system for educational purposes - basic data [J]. IEEE Transactions on power system, 1989, 4 (3): 1238-1244.

(收稿日期: 2016-01-18) **EA**

欢迎订阅 欢迎投稿 欢迎刊登广告