

DOI: 10.7667/PSPC171455

# 考虑人为因素的基于隐马尔科夫的设备强迫停运率模型

王媛<sup>1</sup>, 胡杨<sup>2</sup>

(1. 西安航空学院电子工程学院, 陕西 西安 710077; 2. 国网咸阳供电局, 陕西 咸阳 712000)

**摘要:** 为研究人为因素对电力系统可靠性的影响, 提出了一种考虑人为因素的基于隐马尔科夫(HMM)的设备强迫停运率模型及其人为因素判别模型。通过分析人为因素与设备修复的关系, 将人因场景分为三种情况, 对传统的设备修复模型进行优化。进而根据 HMM 模型的特点, 建立 HMM 设备强迫停运模型。运用前向算法, 建立人为因素判别模型。通过实际算例验证了所提出的强迫停运率模型的适用性和人因判别模型的正确性。判别设备强迫停运情况下的人为因素, 有针对性的采取措施, 减少设备强迫停运时间, 提高电力系统可靠性。

**关键词:** 设备强迫停运率; 隐马尔科夫; 人为因素; 修复率; 人因判别

## Equipment forced outage rate model based on HMM considering human factors

WANG Yuan<sup>1</sup>, HU Yang<sup>2</sup>

(1. School of Electronic and Electric Engineering, Xi'an Aeronautical University, Xi'an 710077, China;  
2. State Grid Xianyang Power Supply Company, Xianyang 712000, China)

**Abstract:** To study the influence of human factors on power system reliability, this paper proposes a forced outage rate model based on Hidden Markov Model (HMM) which considers human factors and its human factor discriminant model. By analyzing the relationship between human factors and equipment repair, it divides the human factors scene into three types and optimizes the traditional equipment repair model. According to features of HMM model, the forced outage rate of HMM equipment is established. By using forward algorithm, it establishes human factors discriminant model. Practical examples validate the applicability of the forced outage rate model proposed in this paper and the correctness of human factors discriminant model. Human factors of the forced outage are distinguished, and targeted measures are taken to reduce equipment forced outage time and improve power system reliability.

This work is supported by Special Science Foundation of Shaanxi Educational Committee (No. 16JK2174) and Science and Research Foundation of Xi'an Aeronautical University (No. 2017KY1222).

**Key words:** forced outage rate; HMM; human factor; repair rate; human factor discriminant

## 0 引言

近年来, 随着智能电网的发展, 电网结构变得越加复杂, 电力系统可靠性评估愈加重要。系统可靠性参数中的电气设备故障率、修复率和强迫停运率的准确程度对电力系统可靠性评估愈显重要<sup>[1-3]</sup>。设备的修复率大部分是由工作人员来完成的, 人的动作失误将使设备修复率降低, 设备强迫停运率增加, 所以为进一步提高电力系统可靠性, 必须考虑人为因素。

随着电力系统可靠性影响因素的广泛研究, 国内外学者开始对电力系统可靠性中人为因素的影响进行探索。文献[4]提出将云理论与 Markov 模型相结合的可靠性模型, 其中根据产品、维修人员的条件适应能力和工作条件情况, 生成相应的失效率云和修复率云, 将其应用到电子设备可靠性评估中。文献[5]将模糊克隆选择法应用到人为可靠性的量化中, 再进行电力系统的安全性评估; 文献[6]分析人的状态感知水平对电力系统的影响。这些文献内容虽然均已进行人为因素建模, 但其考虑的人为因素都过于笼统、单一, 电力系统中任务场景繁多、人为因素复杂。文献[7]很好地将三种人因可靠性分析方法量化得到人为失误概率, 对原有的元件停运

基金项目: 陕西省教育厅专项科研项目资助(16JK2174);  
校级科研项目资助(2017KY1222)

模型进行改进, 得到了耦合人为失误的元件可靠性模型。但其耦合方法较为单一, 需要已知大量人因数据进行分析。

不同的人为因素对设备的影响也不同。而人为因素通过影响设备修复率进而影响设备的可用小时数、系统可靠性。本文在时间相关型、过程相关型、应急相关型的人因可靠性分析基础上, 得到其三种人因的设备修复率模型, 并建立隐马尔科夫(HMM)设备强迫停运模型, 可以分别得到长期负荷工作、逻辑顺序动作、紧急情况三种情况下的设备强迫停运率, 并采用 HMM 模型中的前向算法, 可以判别出已知设备故障的人因情况。通过算例验证, 本文所提出的基于 HMM 的强迫停运模型的有效性, 判别出设备停运是由哪种人为因素引起的, 采取相应措施, 减少设备强迫停运时间, 提高系统可靠性。

## 1 人为因素相关的设备修复模型

### 1.1 时间相关型场景下设备修复模型

工作人员长时间的持续工作, 人为失误会大大增加, 进而使得人员对故障设备进行修复时, 修复率降低, 影响设备停运概率。此种情况下, 用时间相关型设备人因修复率表达。

$$\mu(Z) = \mu_0 \times (1 - \psi(Z)) \quad (1)$$

$$\psi(Z(t)) = \exp\left(\sum_{i=1}^n (\gamma_i Z_i(t))\right) \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中:  $\mu$  为设备修复率;  $\mu_0$  为设备修复概率基本值;  $\psi(Z(t))$  用来表征不同的人为因素对设备的影响; 由工作人员的工作强度、心理状态、技能经验、环境因素和身体状态组成 5 种人为因素协变量  $\gamma_i Z_i(t)$ , 其中,  $\gamma_i$  是每个协变量的协系数, 可以利用专家评估和层次分析法得到<sup>[8]</sup>, 如表 1 所示。

表 1 时间型场景下各人为影响因素协系数

Table 1 Coefficient of human factors under the time scenes

影响因素	$\gamma$
工作强度	0.27
人员心理状态	0.18
人员技能经验	0.22
环境因素	0.15
人员身体状态	0.18

### 1.2 过程相关型情景下设备修复模型

过程相关型场景下设备修复率, 是指设备故障时工作人员按照一定顺序的动作, 消除设备故障, 提高设备强迫停运率。过程相关型场景下设备修复

率表示为

$$\begin{cases} \mu(P) = \mu_0(1 - P) \\ P = P_0 \times 10^{0.25\beta} \\ \beta = \sum \rho_i \\ P_0 = 1 - (1 - P_1) \times (1 - P_2) \times (1 - P_3) \end{cases} \quad (3)$$

式中:  $P$  为过程相关型情景下的人为失误率;  $P_0$  表示认知失效概率基本值;  $\beta$  表示失误率修正系数;  $\rho_i$  表示第  $i$  个通用效能条件的影响指数<sup>[7]</sup>。CREAM 认为人的认知行为过程包含若干个失效模式。在设备修复中, 选取人为失效模式: 观察目标错误  $P_1$ 、动作目标错误  $P_2$ 、动作顺序错误  $P_3$ , 模式对应的失误概率分别为 0.001 0、0.000 5、0.003 0。

### 1.3 应急相关型场景下设备修复模型

应急相关型场景下, 设备发生故障时, 工作人员通过迅速识别故障, 尽快采取相应措施, 使设备故障消除, 正常运行。而工作人员在此情景下的行为, 分为技能型、规则型和知识型。则应急相关型场景下设备修复率表示为

$$\mu(Q) = \mu_0 \times (1 - Q) \quad (4)$$

式中,  $Q$  为应急相关型场景下人为失误率。

在外界条件确定的情况下, 每种行为的失误率, 与操作允许时间  $t$  和执行时间  $T_{1/2}$  有关, 选用三参数威布尔分布

$$Q(t) = \exp\left[-\left(\frac{t/T_{1/2} - c}{a}\right)^b\right] \quad (5)$$

式中:  $a$ 、 $b$ 、 $c$  分别为模型的尺度、形状和位置参数, 取值与人为动作类型有关, 如表 2 所示;  $t$  为动作允许时间, 由设备故障特性决定;  $T_{1/2}$  为修复动作所需的中值时间, 取值为

$$T_{1/2} = T_{1/2,0} \times (1 + K_1)(1 + K_2)(1 + K_3) \quad (6)$$

其中,  $T_{1/2,0}$  表示一般情况下修复动作所需时间(可选取平均值);  $K_1$ 、 $K_2$ 、 $K_3$  分别是训练水平、员工心理状态、人机界面水平等因素对人为动作时间中值的修正系数<sup>[7]</sup>。

表 2 不同行为类型下  $a$ 、 $b$ 、 $c$  的取值

Table 2 Values of  $a$ ,  $b$  and  $c$  under different behavior types

影响因素	$a$	$b$	$c$
技能型	0.407	1.2	0.7
规则性	0.601	0.9	0.6
知识性	0.791	0.8	0.5

## 2 基于 HMM 的设备强迫停运率模型

### 2.1 电力系统可靠性参数

在电网公司定期公布的电力系统可靠性报告中,对发电机、220 kV 及以上架空线路、主变压器、断路器等设备进行可靠性统计分析时,设备强迫停运率 FOR 是其重要参数,它与设备平均工作时间 MTTF 和平均维修时间 MTTR 有关<sup>[9-11]</sup>,如公式(7)所示。

$$\text{FOR} = \frac{\text{MTTR}}{\text{MTTR} + \text{MTTF}} = \frac{\lambda}{\lambda + \mu} \quad (7)$$

其中,  $\lambda(t)$  为故障率,  $t$  时刻前,设备正常运行,  $t$  时刻后,设备在单位时间内发生故障的条件概率密度为

$$\lambda(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} p[t < T \leq t + \Delta t | T > t] \quad (8)$$

$\mu(t)$  为修复率,  $t$  时刻前,设备未被修复,  $t$  时刻后,设备在单位时间内被修复的条件概率密度为

$$\mu(t) = \lim_{\Delta t \rightarrow 0} \frac{1}{\Delta t} p[t < T_D \leq t + \Delta t | T_D > t] \quad (9)$$

强迫停运率单位:架空线路为次/(100 km·年),断路器、变压器为次/(100 台·年)。

### 2.2 基于 HMM 的设备强迫停运率模型

1) 影响因素数  $N$ , 因为设备所处的外界影响因素是随机的,本文主要考虑三种人为因素模型,  $t$  时,将设备的影响因素  $\theta$  状态分为  $q_t \in (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) = \{\mu(Z)$  时间相依型,  $\mu(P)$  过程相关型,  $\mu(Q)$  应急相关型}。

2) 设备状态数  $M$ , 将  $t$  时,设备可以观测到的状态  $v$  分为设备正常与设备停运,  $o_t \in (v_1, v_2, \dots, v_M) = \{\text{正常}, \text{停运}\}$ 。

3) 初始状态下设备影响因素的概率值向量  $\Pi$ ,  $\Pi = (\pi_1, \pi_2, \dots, \pi_N)$ , 其中  $\pi_i = P(q_t = \theta_i), 1 \leq i \leq N$ 。

4) 状态转移概率矩阵  $A$ ,  $A = (a_{ij})_{N \times N}$ , 其中  $a_{ij} = P(q_{t+1} = \theta_j | q_t = \theta_i), 1 \leq i, j \leq N$ , 转移状态矩阵:设备的某一种影响因素状态到另一种影响因素状态的概率;统计  $t$  时刻时影响因素状态  $n_t$  的概率为  $p_t$  以及在  $t+1$  时刻时影响因素状态从  $n_t$  转移到  $n_{t+1}$  的概率为  $p_{t+1}$ 。则  $t$  时刻影响因素状态转移到  $t+1$  时刻的影响因素状态的概率为  $p_{t+1}/p_t$ 。即设备

影响因素状态从  $n_i$  到  $n_j$  的转移概率为  $A_{ij} = \frac{p_j}{p_i}$ 。

5) 设备状态概率矩阵  $B$ ,  $B = (b_{ij})_{N \times M}$ ,

$b_{jk} = P(o_{t+1} = v_k | q_t = \theta_j), 1 \leq j \leq N$ , 是列出设备某种影响因素下的设备状态的概率。已知时间相依型设备人为修复模型、过程相关型人为修复型、应急相关型人为修复模型和故障率,根据公式(7)分别可得到对应状态下强迫停运概率  $p_a$ 、 $p_b$ 、 $p_c$ 。

将特征参数代入隐马尔可夫模型建立基于人为因素强迫停运模型,记做  $\text{FOR}(N, M, A, B, \Pi)$ 。

隐马尔可夫过程是一个双重随机的过程,它分为两部分:第一部分为一条马尔可夫链,用  $\pi, A$  表述,其输出是影响因素序列;第二部分为一个随机过程,用  $B$  表述,其输出是设备状态序列;模拟的时间长度用  $T$  表述;

设备状态序列的生成:1) 令  $t=1$ ,按照初始状态分布  $\pi$  得到影响因素  $q_1$ ;2) 按照影响因素  $q_1$  的设备状态概率矩阵元素  $b_{jk} = P(o_{t+1} = v_k | q_t = \theta_j), 1 \leq j \leq N$  生成  $o_1$ ;3) 按照影响因素  $q_1$  的状态转移概率矩阵元素  $a_{ij} = P(q_{t+1} = \theta_j | q_t = \theta_i), 1 \leq i, j \leq N$ , 产生状态  $q_2$ ;4) 令  $t=t+1$ ,如果  $t < T$ ,转到步骤3),否则终止。

采用前向算法可求得某段时间下设备状态最可能是由哪一种设备影响因素作用下产生的。

### 2.3 前向算法<sup>[12]</sup>

已知某段时间下设备停运状态序列,设备影响因素和 HMM 模型为

$$\alpha_t(i) = P(o_1, o_2, \dots, o_t, q_t = \theta_i | \mu), 1 \leq t \leq T \quad (10)$$

通过式(12)得到  $t=1$ ,影响因素为  $i$  设备状态为  $o$  时的概率为

$$\alpha_1(i) = \pi_i b_i(o_1) \quad (11)$$

式中:  $\pi_i$  是影响因素为  $i$ ,设备初始状态下的概率;  $b_i(o_1)$  是影响因素为  $i$ ,设备状态为  $o_1$  的概率。

通过式(13)得到  $t$  时刻,影响因素  $i$  时设备状态  $o_{t+1}$  的概率为

$$\alpha_{t+1}(i) = \left[ \sum_{i=1}^N \alpha_t(i) a_{ij} \right] b_j(o_{t+1}), 1 \leq t \leq T, 1 \leq j \leq N \quad (12)$$

式中,  $a_{ij}$  是状态转移概率,即影响因素  $i$  到  $j$  的概率。

某段时间下的设备停运状态序列,是影响因素  $i$  引起的概率

$$P(O|\lambda) = \sum_{i=1}^N \alpha_T(i) \quad (13)$$

## 3 设备人为因素判别的基本思路

设备强迫停运模型  $\text{FOR}(N, M, A, B, \Pi)$ 。影响因素的转移是一个随机过程,影响因素所对应的设

备状态也是随机过程, 所以选取不同影响因素对应的设备状态过程是一个双重随机的隐马尔科夫过程。其计算步骤如下所述。

1) 先对影响因素的状态进行划分得到  $q_i \in (\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_N) = \{\text{时间相依型, 过程相关型, 应急相关型}\}$ , 计算其状态转移概率矩阵  $A_{ij}$ , 再得到各个时刻的元件状态  $o_i \in (v_1, v_2, \dots, v_M) = \{\text{正常, 停运}\}$ , 获得设备状态的输出序列概率矩阵  $B_{jk}$ 。

2) 以模拟时刻前一时刻的影响因素状态为初始状态, 设初始时刻状态为普通状态。

3) 以隐马尔科夫模型  $FOR(N, M, A, B, \Pi)$ 、不同人为因素序列  $q$  和历史统计数据所得到的设备状态序列  $O$ , 计算强迫停运率及其对应的设备状态序列, 重复多次, 取其平均值。

4) 根据已知的设备状态序列和不同的人为因素 HMM 模型, 采用前向算法, 得到不同人为因素下相应设备状态序列的概率。概率值最大的, 则为这段时间设备可能出现的人为因素。

## 4 算例分析

### 4.1 设备强迫停运率模型验证

2015 年全国统计平均值, 架空线路的强迫停运率<sup>[13]</sup>  $FOR = 0.09$ , 架空线路故障率取平均值<sup>[14]</sup>  $\lambda = 0.6$ , 通过式(7)得设备基本修复率  $\mu_0 = 0.6$ 。

时间相关型场景, 假设新建变电站投运, 设备需要长时间的调试、修复。  $Z = \{\text{工作强度, 人员心理状态, 人员技能经验, 环境因素, 人员身体状态}\}$ , 设 3 种情况,  $Z_1 = \{1, 0, 0, 1, 0\}$ ,  $Z_2 = \{1, 1, 1, 1, 1\}$ ,  $Z_3 = \{1, 2, 2, 2, 2\}$ , 利用公式(1), 可得以上三种情况下对人为因素修复的概率  $\mu(Z_1) = 0.4752$ ,  $\mu(Z_2) = 0.5550$ ,  $\mu(Z_3) = 0.5778$ 。通过 2.2 节得到设备状态序列如图 1, 其强迫停运率分别为  $FOR(Z_1) = 0.098612$ ,  $FOR(Z_2) = 0.092734$ ,  $FOR(Z_3) = 0.090966$ 。

过程相关型场景, 以某变电站主变冷备用转运行操作为例进行分析, 一般设备修复动作多以观察目标错误  $P_1$ 、动作目标错误  $P_2$ 、动作顺序错误  $P_3$  为主, 得到  $P_0 = 1 - (1 - P_1) \times (1 - P_2) \times (1 - P_3)$ , 根据外界情况良好程度, 取通用效能评分  $\beta$  分别 0.06909,

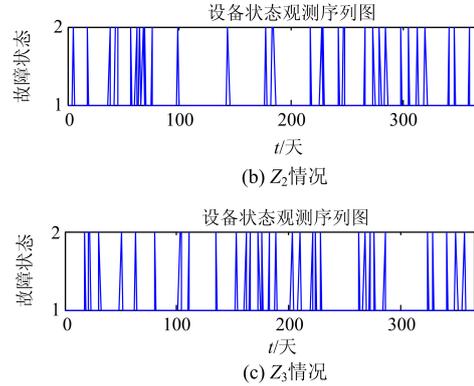
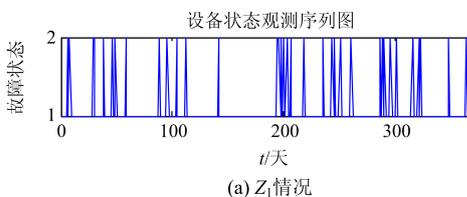


图 1 时间相关型设备状态序列图

Fig. 1 Sequence diagram of equipment states under time dependent condition

0.76364, 5.03636, 通过式(3), 得到三种外界情况下人为因素修复的概率接近  $\mu(P) = 0.59$ 。

若是需要人为连续操作设备情况下, 过程相关型比重较大, 通过 2.2 节得到设备状态序列如图 2, 设备强迫停运率  $FOR(P) = 0.090388$ 。

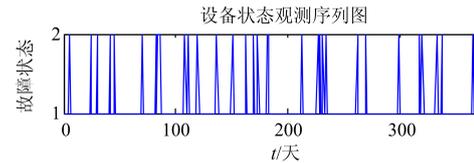


图 2 过程相关型设备序列图

Fig. 2 Sequence diagram of equipment states under process related

应急相关型场景, 假设系统故障时, 需要工作人员从故障数据中迅速判断故障原因, 进而采取相应措施, 使得系统尽快恢复正常运行。而对于不同工作人员, 由于知识经验、心理水平等因素的差别, 使其是否最有利的修复有所不同。经验匮乏的新员工  $Q_1$  与业务熟练的老员工  $Q_2$ , 在紧急情况下, 修复的完成程度也有所差异。设一般情况下完成该操作所需时间  $T_{1/2,0}$  为 0.8 s,  $K_1(Q_1) = -0.22$ ,  $K_2(Q_1) = 0.00$ ,  $K_3(Q_1) = -0.22$ ,  $K_1(Q_2) = 0.28$ ,  $K_2(Q_2) = 0.28$ ,  $K_3(Q_2) = -0.22$ , 那么根据公式(5)可以得到操作员发生人为失误的概率, 新员工的设备修复概率为  $\mu(Q_1) = 0.457$ , 而老员工设备修复概率为  $\mu(Q_2) = 0.567$ 。

紧急情况下, 人为因素中应急相关型所占比重较大, 比对新老员工对设备工作, 通过 2.2 节得到设备状态序列如图 3, 新员工操作下设备强迫停运率  $FOR(Q_1) = 0.100382$ , 老员工操作下设备强迫停

运率  $FOR(Q_2) = 0.091841$ 。

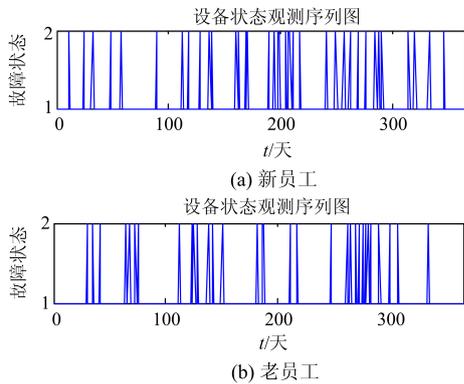


图 3 应急型设备状态序列图

Fig. 3 Sequence diagram of equipment states under emergency

三种人因模型情况下，得到的强迫停运率比选取的平均强迫停运率 0.09 大一些，这是因为人为因素的失误使得设备修复可能失败，进而使得设备强迫停运变大。说明所提模型是合理的，人为因素在设备停运模型中影响较小，随着电力系统规模的增大，再小的影响也会引起电网大的波动，所以人为因素不可忽视。

#### 4.2 人为因素判别

以某供电公司的电缆故障数据<sup>[15]</sup>为例，设备一年内故障状态如表 3。建立 HMM 人因强迫停运模型，采用 2.3 节前向算法，分别计算三种人因模型能得到设备状态序列的概率如表 4。

表 3 2015 年、2016 年电缆故障数据

Table 3 Cable fault data in 2015 and 2016

年份	故障数	故障日期
2016	6	2016-12-03
		2016-09-28
		2016-09-29
		2016-06-13
		2016-08-13
		2016-01-11
2015	6	2015-10-28
		2015-09-28
		2015-09-27
		2015-09-08
		2015-07-01
		2015-04-18

表 4 三种人因模型得到的设备状态序列的概率

Table 4 Probability of states sequence with the three models

人为因素	2015 年概率	2016 年概率
时间	0.329 827	0.329 468
过程	0.330 868	0.331 197 3
应急	0.326 561	0.326 068

从表 4 中可以得出，过程模型得到电缆故障的概率，比时间、应急模型稍大一些，但是三种模型的人为因素影响相差不大。时间、过程、应急三种情况对设备停运均有较小的影响，说明人为因素不是设备停运的主要因数，但是也应该引起工作人员的重视。加强工作人员身心状态健康、丰富工作人员工作经验、事前的事预案均会减少设备的强迫停运率，提高系统可靠性。

## 5 结论

在分析电力系统可靠性时，很少考虑人为因素对电力设备停运情况的影响。而系统中故障的修复，有一部分必须是由工作人员完成的，所以本文考虑人为因素对系统设备可靠性参数中设备强迫停运率的影响，将人为因素分为时间相关型场景、应急相关型场景、应急相关型三种情况，进而提出了考虑人因的 HMM 设备可靠性参数模型，得到不同人因的设备停运概率，并判别影响设备停运的可能人为因素。

算例结果表明，基于人为因素的不同，考虑人为因素的 HMM 设备可靠性参数模型可以得到不同人因的设备停运序列与其设备停运概率，进而对可靠性进行评估。通过历年的设备停运序列，判别出可能的人为因素，进而针对不同的人为因素采取有效的措施，减少设备强迫停运时间，进而提高电力系统可靠性。

## 参考文献

[1] 李小燕, 丁明, 齐先军. 考虑天气因素的输电网可靠性区间评估及其仿射算法[J]. 电力系统保护与控制, 2016, 44(16): 8-13.  
LI Xiaoyan, DING Ming, QI Xianjun. Interval reliability evaluation and affine arithmetic of transmission network considering weather factors[J]. Power System Protection and Control, 2016, 44(16): 8-13.

[2] 胡美玉, 胡志坚. 多场景技术与盲数相结合的配电系统可靠性评估[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(1): 21-27.  
HU Meiyu, HU Zhijian. Distribution system reliability evaluation based on multiple scenarios technique and blind number[J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(1): 21-27.

[3] 文东山, 暴英凯, 章禹, 等. 电力系统操作人因可靠性分析及其数据库系统研究[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(11): 35-42.  
WEN Dongshan, BAO Yingkai, ZHANG Yu, et al. Analysis of human reliability in power system operation

- and research on its database system[J]. *Power System Protection and Control*, 2017, 45(11): 35-42.
- [4] 覃庆努, 魏学业, 韩磊, 等. 电子系统的 Markov 模型和云可靠性评价方法[J]. *西安交通大学学报*, 2012, 46(8): 87-93.  
QIN Qingnu, WEI Xueye, HAN Lei, et al. Reliability evaluation of electronic system based on Markov Model and cloud theory[J]. *Journal of Xi'an Jiaotong University*, 2012, 46(8): 87-93.
- [5] WANG Ansi, LUO Yi, TU Guangyu, et al. Quantitative evaluation of human-reliability based on fuzzy-clonal selection[J]. *IEEE Transactions on Reliability*, 2011, 60(3): 517-527.
- [6] PANTELI M, PETER A, DANEIL S, et al. Assessing the impact of insufficient situation awareness on power system operation[J]. *IEEE Transactions on Power Systems*, 2013, 28(3): 2967-2977.
- [7] BAO Yingkai, GUO Chuangxin, WU Jiabin, et al. Impact analysis of human factors on power system reliability[J]. *Journal of Modern Power Systems and Clean Energy*, 2018, 6(1): 27-39.
- [8] 暴英凯, 文云峰, 韩宇奇, 等. 影响电力系统运行可靠性的人为失误分析与建模[J]. *电网技术*, 2016, 40(2): 500-507.  
BAO Yingkai, WEN Yunfeng, HAN Yuqi, et al. Equipment reliability evaluation and maintenance period decision considering the impact of human factors[J]. *Power System Technology*, 2016, 40(2): 500-507.
- [9] 鹿鸣明, 王逸飞, 郭创新, 等. 一种基于 PHM 考虑老化和设备状态的油浸式变压器故障率模型[J]. *电力系统保护与控制*, 2014, 42(18): 66-71.  
LU Mingming, WANG Yifei, GUO Chuangxin, et al. Failure rate model for oil-immersed transformer based on PHM concerning aging process and equipment inspection information[J]. *Power System Protection and Control*, 2014, 42(18): 66-71.
- [10] 赵洪山, 赵航宇. 考虑元件故障率变化的配电网可靠性评估[J]. *电力系统保护与控制*, 2015, 43(11): 56-62.  
ZHAO Hongshan, ZHAO Hangyu. Distribution system reliability analysis considering the elements failure rate changes[J]. *Power System Protection and Control*, 2015, 43(11): 56-62.
- [11] HAN M, NGUYEN P, YAN W. Inter-harmonics in multi-terminal VSC-based HVDC systems[J]. *Journal of Modern Power Systems & Clean Energy*, 2016, 4(2): 282-291.
- [12] PANTELI M, KIRSCHEN D S. Situation in power systems: theory challenges and application[J]. *Electric Power System Research*, 2015, 122: 140-151.
- [13] 杨晓萍, 王媛, 王明. 基于单向 S-粗集理论的输电系统可靠性评估[J]. *电力自动化设备*, 2016, 36(12): 57-62.  
YANG Xiaoping, WANG Yuan, WANG Ming. Reliability evaluation of transmission system based on the one directional singular rough set theory[J]. *Electric Power Automation Equipment*, 2016, 36(12): 57-62.
- [14] 2015 年全国电力可靠性指标[R]. 北京: 中电联可靠性管理中心, 2015.  
National electricity reliability index for 2015[R]. Beijing: CLP Reliability Management Center, 2015.
- [15] 唐泽洋, 姜伟, 姚帅, 等. 电力电缆故障数据的统计模型分析[J]. *武汉大学学报(工学版)*, 2012, 45(5): 667-672.  
TANG Zeyang, JIANG Wei, YAO Shuai, et al. Statistical model analysis of cable failure data[J]. *Engineering Journal of Wuhan University*, 2012, 45(5): 667-672.

收稿日期: 2017-09-28; 修回日期: 2017-12-30

作者简介:

王媛(1991—), 女, 通信作者, 硕士, 助教, 研究方向为电力系统可靠性。E-mail: 578101618@qq.com

(编辑 葛艳娜)