

基于电能表剩余寿命预测的 Weibull 分布优化研究*

荣雪琴, 刘勇, 刘昊, 卜树坡

(苏州工业职业技术学院 电子与通信工程系, 江苏 苏州 215104)

摘要:提出了一种基于 Weibull 分布的电能表剩余寿命模型,采用遗传算法对 Weibull 分布的极大似然函数进行参数估计,确定了某批次电能表剩余寿命的可靠度函数,并最终计算出剩余寿命-可靠度的关系,可定量分析电能表在一定使用年限下的剩余寿命,对电能表的大规模维护、轮换工作具有很强的指导意义。

关键词:电能表;剩余寿命;Weibull 分布;遗传算法

DOI:10.19753/j.issn1001-1390.2019.017.024

中图分类号:TM93

文献标识码:B

文章编号:1001-1390(2019)17-0147-06

Research on Weibull distribution optimization based on residual life prediction of Watt-hour meter

Rong Xueqin, Liu Yong, Liu Hao, Bu Shupo

(Department of Electronic and Communication Engineering, Suzhou Institute of Industrial Technology, Suzhou 215104, Jiangsu, China)

Abstract: In this paper, a remaining useful life model of watt-hour meters based on Weibull distribution is proposed. The maximum likelihood function of Weibull distribution is estimated by genetic algorithm. The reliability function of residual life of a batch of watt-hour meters is determined, and the relationship between residual life and reliability is finally calculated, which can be used to quantitatively analyze watt-hour meters in a certain year. The residual life of age is of great guiding significance for large-scale maintenance and rotation of watt-hour meters.

Keywords: Watt-hour meter, residual life, Weibull distribution, genetic algorithm

0 引言

随着我国智能电能表的广泛应用,智能电能表本身的失效问题日益暴露,电能表投运后会受到外部环境的影响,其元器件的可靠性会随之产生变化^[1],当累积到某种量级时,将导致电能表失效,造成计量不准确和不必要的财产损失,因此电力部门会根据失效情况进行电能表轮换工作。

传统电能表轮换方式是根据设计阶段的平均寿命确定轮换周期,有可能把状况良好的电能表进行了轮换,盲目确定电能表轮换周期有失经济可行性,因此有必要对电能表运行一段时间后的剩余寿命(Remaining Useful Life, RUL)进行预测,以方便电力部门准确地制定轮换计划,保证电能表计量的准确性,同时最大程度上降低电力部门采购电能表的成本,减少不必要的资

金浪费。

在设备寿命预测中,对设备的平均寿命预测方法较多,而对设备剩余寿命的预测方法较少,对电能表的剩余寿命进行预测更是鲜见。文献[2]采用最小二乘法对 Weibull 分布模型进行参数估计,以失效时间为基础数据进行智能电能表寿命预测,得到了符合浴盆曲线的平均寿命,但并未进行剩余寿命的预测。文献[3]采用最小二乘法对符合 Weibull 分布的铁路轨道电路设备剩余寿命进行建模,实现了设备定时检测周期的动态调整。

工程实践中对 Weibull 分布求解平均寿命的常规方法为最小二乘法和极大似然估计。最小二乘法过程简单,但是误差较大。极大似然法精度较高,但极大似然函数是超越方程,用常规数学方法求解过程相当复杂且收敛性难以保证^[4-5]。文献[6]提出了一些改进的方法,但计算复杂度高,甚至会出现参数估算错误的

* 基金项目:江苏省自然科学基金项目(BK20160352);苏州市产业前瞻性应用研究指导性计划项目(SYZD201607)

情况。

文献[7]有别于传统试验和模拟仿真方法,采用人工智能中的遗传算法优化BP神经网络模型,并以实际的生产过程证明,使用遗传算法优化后,网络模型具有更高的精度。文献[8-9]采用遗传算法对管道设备进行了寿命预测,证明人工智能算法在寿命预测中具有较高的收敛速度。

文章首先建立电能表剩余寿命的Weibull分布预测模型,然后采用遗传算法对预测模型进行优化,最后对模型的可靠度进行实例应用评估,为电能表寿命预测及轮换周期提供借鉴。

1 Weibull 分布剩余寿命预计模型

在可靠性理论中,设备在 t 时间未失效,则从 t 时刻开始的生存时间称为剩余寿命^[10],其中 t 称为年龄。寿命模型能否准确描述产品剩余寿命是关键,Weibull分布因其对各种寿命试验数据拟合能力强,广泛应用于电子产品的寿命检验和可靠性研究中^[11]。

Weibull 分布函数和可靠度函数为^[12]:

$$F(t) = P(X \leq t) = 1 - e^{-(\frac{t}{\eta})^m} \quad (1)$$

$$R(t) = 1 - F(t) \quad (2)$$

式中 m 为形状参数,决定电能表持续运行时间与失效分布曲线变化的趋势; η 为尺度参数也叫特征寿命,用来衡量电能表平均失效间隔时间^[13-14]。

根据条件概率贝叶斯公式,在年龄 t 开始的剩余寿命分布函数为^[15]:

$$F_t(x) = P(T_t \leq x) = P(T \leq t+x | T > t) = \frac{F(t+x) - F(t)}{1 - F(t)} \quad (3)$$

将式(1)代入式(3)得:

$$F_t(x) = \frac{1 - e^{-(\frac{t+x}{\eta})^m} - (1 - e^{-(\frac{t}{\eta})^m})}{1 - (1 - e^{-(\frac{t}{\eta})^m})} = \frac{e^{-(\frac{t}{\eta})^m} - e^{-(\frac{t+x}{\eta})^m}}{e^{-(\frac{t}{\eta})^m}} = 1 - \frac{e^{-(\frac{t+x}{\eta})^m}}{e^{-(\frac{t}{\eta})^m}} = 1 - e^{(\frac{t}{\eta})^m - (\frac{t+x}{\eta})^m} \quad (4)$$

将式(4)代入式(2),得到剩余寿命的可靠度函数:

$$R_t(x) = e^{(\frac{t}{\eta})^m - (\frac{t+x}{\eta})^m} \quad (5)$$

对式(4)求导得到剩余寿命概率密度函数:

$$f_t(x) = \frac{dF_t(x)}{dx} = (-1)e^{(\frac{t}{\eta})^m - (\frac{t+x}{\eta})^m} (-1) \frac{m}{\eta} \cdot (t+x)^{m-1} = \frac{m}{\eta} (t+x)^{m-1} e^{(\frac{t}{\eta})^m - (\frac{t+x}{\eta})^m} \quad (6)$$

对于电能表寿命服从Weibull分布的 n 个历史失

效数据 t_i ,其极大似然函数为:

$$L(t_1, t_2, \dots, t_n; m, \eta) = \prod_{i=1}^n f_t(t_i; m, \eta) = \prod_{i=1}^n \frac{m}{\eta^m} (t+t_i)^{m-1} e^{(\frac{t}{\eta})^m - (\frac{t+t_i}{\eta})^m} = (\frac{m}{\eta^m})^n \prod_{i=1}^n (t+t_i)^{m-1} e^{[n(\frac{t}{\eta})^m - \sum_{i=1}^n (\frac{t+t_i}{\eta})^m]} \quad (7)$$

对式(7)取对数得对数极大似然函数:

$$l = \ln L = (n \ln m - mn \ln \eta) + (m-1) \sum_{i=1}^n \ln(t+t_i) + n(\frac{t}{\eta})^m - \sum_{i=1}^n (\frac{t+t_i}{\eta})^m \quad (8)$$

由于 $\ln L$ 与 L 具有相同的最大值点,根据极大似然函数性质^[16],确定最大似然估计量的问题就归结为求 $\ln L$ 最大值问题,即求 m 和 η 的最大似然估计值转化为:

$$\frac{\partial l}{\partial m} = 0, \frac{\partial l}{\partial \eta} = 0 \quad (9)$$

用 l 分别对 m, η 求偏导数可得:

$$\frac{\partial l}{\partial m} = \frac{n}{m} - n \ln \eta + n(\frac{t}{\eta})^m \ln(\frac{t}{\eta}) + \sum_{i=1}^n \ln(t+t_i) - \sum_{i=1}^n (\frac{t+t_i}{\eta})^m \ln(\frac{t+t_i}{\eta}) = 0 \quad (10)$$

$$\frac{\partial l}{\partial \eta} = -\frac{nm}{\eta} - \frac{nt^m}{\eta^{m+1}} (m \ln(\frac{t}{\eta}) + 1) + \sum_{i=1}^n (m+1) \frac{(t+t_i)^m}{\eta^{m+1}} \ln(\frac{t+t_i}{\eta}) = 0 \quad (11)$$

式(10)~式(11)是Weibull分布参数的对数极大似然函数方程组,此方程组为超越方程组,采用常规求解过程存在一系列的困难,最佳的途径是使用不依赖数学模型的智能方法对Weibull分布的似然函数进行优化,而遗传算法作为一种随机的搜索过程,在处理传统算法不易解决的、复杂的和非线性程度较高的相关问题时非常有效^[17]。下面采用遗传算法对此方程组求解。

2 遗传算法简介

遗传算法^[18]是人工智能领域常用的全局优化搜索算法。在搜索空间范围内,重复进行选择、交叉和变异操作,按照“适者生存、优胜劣汰”思想使种群后代逐步向更优的解空间区域进化,同时有效地控制搜索过程,寻找最佳收敛点,以得到求解问题的全局最优解^[19]。遗传算法的主要运行参数包括:种群规模、最大遗传代数、交叉概率 P_c 和变异概率 P_m ^[20]。

3 遗传算法优化的基本流程

Weibull 分布下基于遗传算法的优化过程实际上是一个迭代过程^[21],流程如下:

(1) 统计某批次的电能表的故障类型及失效数据,确定遗传算法搜索空间范围;

(2) 建立电能表 Weibull 分布寿命模型,采用极大似然法处理寿命参数目标函数,并以似然函数作为遗传算法适应度函数;

(3) 在搜索空间范围内,随机产生二进制个体,使每个个体可以在解空间中广泛分布,以提高搜索全局最优解的概率;

(4) 对每个个体,计算适应度函数值,以适应度函数值为依据,判断该个体是否优越;

(5) 进行选择、交叉、变异操作后产生新一代种群;

(6) 以新一代种群为当前种群,转步骤(4),重复上述操作过程,判断是否满足迭代终止的条件,并给出最优解;

(7) 根据最优解得到 Weibull 分布参数的估计值,即可计算出电能表寿命各个阶段的预计值。

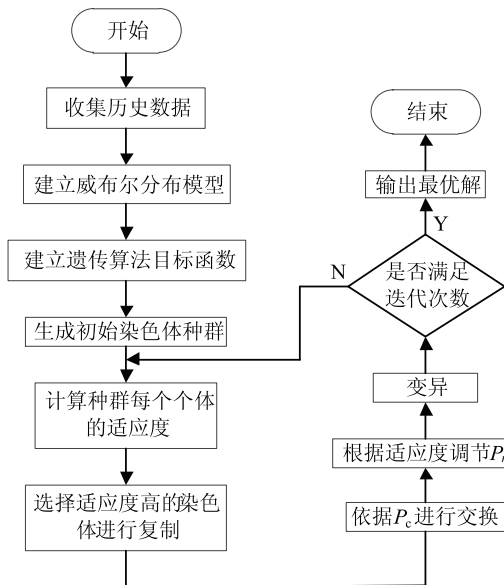


图1 Weibull 分布下基于遗传算法的剩余寿命预计流程图

Fig. 1 RUL expectancy flow chart based on genetic algorithm in Weibull distribution

3.1 确定种群搜索空间

遗传算法产生初始群体时要确定每个个体的取值范围,称作搜索空间。搜索空间要能够覆盖全体适合的个体,同时还要避免种群中的个体具有较高的相似度,

需要注意的是扩大搜索空间会对收敛速度有影响,还容易陷入局部最优解中,因此搜索空间的定义非常重要。

采用文献[22]的宽松系数法确定种群搜索空间范围,宽松系数 θ 的取值范围为: $\theta \in (0,1)$,则种群解空间中每个个体的搜索空间为:

$$\begin{cases} m \in [(1-\theta)m_0, (1+\theta)m_0] \\ \eta \in [(1-\theta)\eta_0, (1+\theta)\eta_0] \end{cases} \quad (12)$$

式中 θ 值越大,搜索范围越大;反之,越小。文中采用文献[23]的策略取 $\theta = 0.5$ 。

3.2 似然函数转化及适应度函数的确定

适应度函数表明个体或解的优劣性^[24],将直接决定遗传算法的搜索方向和进化结果。根据遗传算法“适者生存、优胜劣汰”原则,优秀个体即适应度值大的个体有更多的机会遗传到下一代。由于所求为对数似然函数的最大值,因此,直接用对数似然函数值转化为个体适应值,而以式(10)~式(11)作为遗传算法待优化的目标函数^[25]。

3.3 选择、交叉和变异操作

选择操作通过初始种群中每个个体适应度值来决定个体复制到新种群的概率,适应度值越高被选中的概率越大,没有被复制的个体则被淘汰。选择概率为:

$$P_i = \frac{f_i}{\sum f_i} \quad (13)$$

式中 f_i 为个体适应度函数值。

交叉:以选择概率 P_i 从种群中选出个体,以交叉概率 P_c 在随机位置上进行基因代码交换,形成新的个体,交叉操作如图2所示。

$$\begin{cases} \text{个体 1:111:00} \\ \text{个体 4:100:11} \end{cases} \rightarrow \begin{cases} \text{新个体 1:11111} \\ \text{新个体 2:10000} \end{cases}$$

$$\begin{cases} \text{个体 2:01:000} \\ \text{个体 3:10:011} \end{cases} \rightarrow \begin{cases} \text{新个体 3:01011} \\ \text{新个体 4:10000} \end{cases}$$

图2 交换点及交换规则

Fig. 2 Exchange points and exchange rules

个体1与个体4的交换点选在左起第3位,交换规则是第3位以后的2位代码交换;个体2与3的交换点选在左起第2位,交换规则是第2位以后的3位代码交换,这样就得到新种群的4个新个体。

变异:遗传算法中,变异是个体位置的二进制编码由0变成1,或者由1变成0。

交叉和变异是产生新个体的遗传算子,交叉率太大,将使高适应度的个体结构很快被破坏掉,太小则使

搜索停止不前,一般取交叉概率为 $p_c \in [0.6, 0.9]$ 。
同样,变异率过大,将使遗传算法变为随机搜索,过小则不会产生新个体,通常取变异概率为 $p_m \in [0.01, 0.1]$ [26]。

4 算例分析

从某电业局现场挂表运行的电能表中统计发生失效故障的电能表,记录失效时间、失效原因等相关信息,排除偶然因素样本,按照时间顺序进行排序,如表 1 所示。

表 1 智能电能表失效试验数据表(单位:小时)
Tab. 1 Smart meter failure test data sheet (unit: hour)

序号	时间	序号	时间	序号	时间	序号	时间	序号	时间	序号	时间	序号	时间
1	4 274	2	4 852	3	5 262	4	5 457	5	5 952	6	6 184	7	6 674
9	8 070	10	8 276	11	10 832	12	12 000	13	13 706	14	13 725	15	15 912
17	17 141	18	17 426	19	17 779	20	18 821	21	19 967	22	20 723	23	21 347
25	22 466	26	22 703	27	23 116	28	23 196	29	23 572	30	24 095	31	24 124
33	25 331	34	26 310	35	26 662	36	26 978	37	27 034	38	27 771	39	29 305
41	30 066	42	31 123	43	32 820	44	33 695	45	33 296	46	34 296	47	35 731
												48	37 451

因此,算例分析过程中,各个参数为:种群数取 50,迭代代数取 150,搜索空间 θ 取 0.5,交叉概率 P_c 取 0.9,变异概率 P_m 取 0.01,以式(10)~式(11)作为待优化的目标函数。采用 MATLAB 编程实现遗传算法对 Weibull 分布剩余寿命预计模型目标函数的优化。采用 MATLAB 计算求解后得 m, η 值:

$$\begin{cases} m = 3.594 \\ \eta = 52957 \end{cases} \quad (15)$$

将式(15)代入式(4)~式(6),可以得到剩余寿命的分布函数、可靠度函数和概率密度函数:

$$F_t(x) = 1 - e^{-(\frac{t}{52957})^{3.594} - (\frac{t+x}{52957})^{3.594}} \quad (16)$$

$$R_t(x) = e^{-(\frac{t}{52957})^{3.594} - (\frac{t+x}{52957})^{3.594}} \quad (17)$$

至此,采用遗传算法优化的 Weibull 分布模型已经成功建立。其中在年龄 t 条件下剩余寿命的可靠度意义为:电能表在挂表运行 t 时间后,还能再继续运行 x 时间的概率。假设当前年龄为 1 年(8 760 小时),将 $t = 8\,760$ 带入式(17),假设 $R_t(x) = 0.6$,可求得剩余寿命 $x = 35\,128$ 小时 ≈ 4.01 年,即此批次电能表剩余寿命的可靠度为 60% 时,在已经运行了 1 年后,可以继续运行 4.01 年。

假设当前年龄分别为 $t = 1$ 年, $t = 2$ 年, $t = 3$ 年, $t = 4$ 年,则电能表剩余寿命与可靠度关系见表 2。

图 3 为不同年龄条件下,计算出的电能表剩余寿命-可靠度关系曲线图,从图中可见,随着使用年限的

首先利用常规方法求得剩余寿命的 Weibull 分布的参数为: $m_0 = 2.813$, $\eta_0 = 35\,918$,则根据式(11)可确定遗传算法搜索空间为:

$$\begin{cases} m \in [1.4064, 4.2191] \\ \eta \in [17959.41, 53878.23] \end{cases} \quad (14)$$

根据文献[27]研究结论,当求解变量为 n 时,种群应包含的最小个体数为 $\sqrt{n}$,最小迭代代数 $20\sqrt{n}$ 。

增加,电能表剩余寿命相应减少。电能表挂表时间越长,可靠度曲线越陡,剩余寿命的可靠度数值越低。

表 2 不同年龄条件下电能表可靠度数据表
Tab. 2 Watt-hour meter reliability data table under different age conditions

剩余寿命	不同年龄条件下电能表可靠度			
	$t = 1$ 年	$t = 2$ 年	$t = 3$ 年	$t = 4$ 年
1 年	0.982 9	0.940 0	0.864 1	0.756 7
2 年	0.923 9	0.812 2	0.653 8	0.473 9
3 年	0.798 4	0.614 6	0.409 5	0.230 5
4 年	0.604 1	0.384 9	0.199 2	0.081 2
5 年	0.378 4	0.187 3	0.070 2	0.019 2

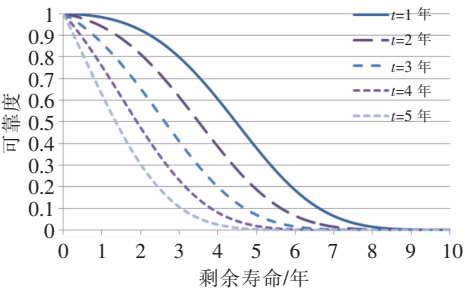


图 3 不同年龄剩余寿命可靠度曲线
Fig. 3 Reliability curve of residual life at different ages

5 结束语

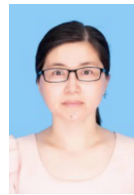
建立了符合 Weibull 分布的电能表剩余寿命模型,

通过遗传算法对 Weibull 分布的极大似然函数进行优化,针对现场失效数据的算例分析,最终确定某批次电能表的寿命模型,可对智能电能表剩余寿命进行定量分析,为电力部门进行电能表轮换维护提供了基础数据支持,同时节约了成本,为企业带来了相当可观的利润。需要指出,针对大批量电能表定时截尾数据进行剩余寿命的预计,若电能表失效样本量非常有限,则需要进一步研究在小子样加速寿命试验情形下的可靠性-寿命评估方法。

参 考 文 献

- [1] 依溥治,王健,等. 基于马尔可夫修正的负荷预测模型在电力能效监测终端中的应用[J]. 电测与仪表, 2015, 52(9): 11-18.
Yi Puzhi, Wang Jian, et al. Load forecasting model based on Markov correction and its application in the energy efficiency monitoring terminal [J]. Electrical Measurement & Instrumentation, 2015, 52(9): 11-18.
- [2] 徐人恒,依溥治,王海滨,等. 基于威布尔分布的电能表可靠性分析[J]. 自动化与仪器仪表, 2017, (7): 56-58.
Xu Renheng, Yi Puzhi, Wang Haibin, et al Reliability Analysis of Watt-hour Meter Based on Weibull Distribution[J]. Automation & Instrumentation, 2017, (7): 56-58.
- [3] 米根锁,张凤霞,魏蕾. 基于剩余寿命的铁路轨道电路调整型维修方法研究[J]. 铁道学报, 2015, 37(4): 69-74.
Mi Gensuo, Zhang Fengxia, Wei Lei. Research on Method of Modulation Maintenance in Railway Track Circuit Based on Residual Life[J]. Journal of the China Railway Society, 2015, 37(4): 69-74.
- [4] Dragan Juki, Darija Markovi. On nonlinear weighted errors-in-variables parameter estimation problem in the three-parameter Weibull model[J]. Appl. Math. Comput, 2010, 215: 3599-3609.
- [5] Guang yuan Liu, Jingjun Zhang, Sen Su. Research on Grid Resources Schedule Based on an Adaptive Distribute Parallel Genetic Algorithm [J]. Journal of Computers, 2011, 6(11).
- [6] Mostafa Z. Ali, Noor H. Awad, Ponnuthurai N. Suganthan, Ali M. Shatnawi, Robert G. Reynolds. An improved class of real-coded Genetic Algorithms for numerical optimization[J]. Neuro computing, 2017.
- [7] 莫蓉,田国良,等. 基于遗传算法优化的BP神经网络在粗糙度预测上的应用[J]. 机械科学与技术, 2015, 34(5): 729-732.
Mo Rong, Tian Guoliang, et al. Application of BP Neural Network with Genetic Algorithm to Roughness Prediction[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2015, 34(5): 729-732.
- [8] 邓炳杰,陈晓慧. Weibull 分布下基于遗传算法的设备寿命预测[J]. 数学杂志, 2016, 36(2): 385-392.
Deng Bingjie, Chen Xiaohui. The equipment life prediction based on Weibull distribution and genetic algorithm[J]. Journal of Mathematics, 2016, 36(2): 385-392.
- [9] 郝晓乐,雷晓波,雷蒂远,等. 三参数威布尔分布参数估算方法对比研究[J]. 机械研究与应用, 2017, 30(2): 1-4.
Hao Xiaole, Lei Xiaobo, Lei Diyuan, et al. Comparative Study on Parameter Estimation of Three - Parameter Weibull Distribution[J]. Mechanical Research & Application, 2017, 30(2): 1-4.
- [10] 张民悦,郑平. 可靠性理论中剩余寿命函数的研究[J]. 兰州理工大学学报, 2004, (5): 126-129.
Zhang Minyue, Zheng Ping. Study of residual life function in reliability theory[J]. Journal of Lanzhou University of Technology, 2004, (5): 126-129.
- [11] 胡恩平,罗兴柏,刘国庆. 三参数 Weibull 分布几种常用的参数估计方法[J]. 沈阳工业学院学报, 2000, (3): 88-94.
Hu Enping, Luo Xingbai, Liu Guoqing. Parameter Estimating Methods for the Three Parameters Weibull Distribution[J]. Journal of Shenyang Institute of Technology, 2000, (3): 88-94.
- [12] 薛安成,罗麟,等. 基于三参数 Weibull 分布的继电保护装置老化失效率估算[J]. 电力系统保护与控制, 2014, 42(24): 72-78.
Xue Ancheng, Luo Lin, et al. Research on aging failure rate estimation of protective relay based on three-parameter Weibull distribution [J]. Power System Protection and Control, 2014, 42(24): 72-78.
- [13] 刘坤,王克文,祁小鹏. 基于元件故障率曲线的配电网可靠性评估和配电终端优化配置[J]. 电力系统保护与控制, 2017, 45(13): 49-56.
Liu Kun, Wang Kewen, Qi Xiaopeng. Reliability evaluation and distribution terminal optimal configuration of power distribution system based on bathtub curve of component failure rate [J]. Power System Protection and Control, 2017, 45(13): 49-56.
- [14] 刘婷. Weibull 分布对数线性加速模型的可靠性估计方法[J]. 系统仿真学报, 2011, 23(1): 29-32, 37.
Liu Ting. Reliability Estimation for Weibull Log-linear Accelerated Life Testing Model[J]. Journal of System Simulation, 2011, 23(1): 29-32, 37.
- [15] 凌丹,何俐萍,许焕卫,等. 基于威布尔分布的疲劳剩余寿命可靠性预测方法[J]. 机械设计, 2011, 28(7): 50-54.
Ling Dan, He Liping, Xu Huanwei, et al. Predicting method of fatigue residual life reliability based on Weibull distribution[J]. Journal of Machine Design, 2011, 28(7): 50-54.
- [16] 王建宏. 丢失数据下的条件极大似然辨识[J]. 控制与决策, 2014, 29(2): 358-362.
Wang Jianhong. Conditional maximum likelihood identification under missing data[J]. Control and Decision, 2014, 29(2): 358-362.
- [17] 鲁春林,方东辉,陈望学,等. 基于遗传算法 Beta 分布参数的极大似然估计[J]. 吉首大学学报(自然科学版), 2016, 37(5): 13-15.
Lu Chunlin, Fang Donghui, Chen Wangxue, et al. MLEs of Beta Distribution Parameters Based on Genetic Algorithm[J]. Journal of Jishou University, 2016, 37(5): 13-15.
- [18] LIU Guoshuai, YANG Kan, ZHOU Ran, ZHENG Jiao. Application of Genetic Algorithm and Annealing Genetic Algorithm in Short-term Optimal Operation and Economical Operation of Three Gorges Cascade[J]. Procedia Engineering, 2012, 28.
- [19] 毛昭勇,宋保维,李正,等. 基于遗传算法的最大似然参数优化估计[J]. 机械强度, 2006, (1): 79-82.
Mao Zhaoyong, Song Baowei, Li Zheng, et al. Optimization method of maximum like lihood estimation parameter estimation based on genetic algorithms[J]. Journal of mechanical strength, 2006, (1): 79-82.
- [20] 黄宗驰,李新民. 融合 Weibull 分布电子产品试验信息与模拟信息

- 的遗传算法研究[J]. 山东理工大学学报(自然科学版), 2010, 24(5): 41-44.
- Huang Zongchi, Li Xinmin. Studies on GA for merging the tested data with the simulated data in electronic product based on Weibull distribution[J]. Journal of Shandong University of Technology, 2010, 24(5): 41-44.
- [21] 南东雷, 贾志新, 李威. 基于似然比检验的双截尾威布尔分布区间估计[J]. 机械工程学报, 2017, 53(6): 203-208.
- Nan Donglei, Jia Zhixin, Li Wei. Parametric Interval Estimation for Doubly-Truncated Weibull Distribution Based on Likelihood Ratio Test[J]. Journal of Mechanical Engineering, 2017, 53(6): 203-208.
- [22] 郑锐. 三参数威布尔分布参数估计及在可靠性分析中的应用[J]. 振动与冲击, 2015, 34(5): 78-81.
- Zheng Rui. Parameter estimation of three-parameter Weibull distribution and its application in reliability analysis[J]. Journal of Vibration and Shock, 2015, 34(5): 78-81.
- [23] 陈果, 邓堰. 遗传算法特征选取中的几种适应度函数构造新方法及其应用[J]. 机械科学与技术, 2011, 30(1): 124-128, 132.
- Chen Guo, Deng Yan. Several New Methods for Features Extraction Based on Genetic Algorithm and Their Application[J]. Mechanical Science and Technology for Aerospace Engineering, 2011, 30(1): 124-128, 132.
- [24] 文昌俊, 刘鑫. 基于自适应遗传算法的 Weibull 分布参数评定方法[J]. 湖北工业大学学报, 2017, 32(1): 89-92.
- Wen Changjun, Liu Xin. Parameter Evaluation of 3-parameter Weibull Distribution based on Adaptive Genetic Algorithm[J]. Journal of Hubei University of Technology, 2017, 32(1): 89-92.
- [25] 刘浩然, 赵翠香, 李轩, 等. 一种基于改进遗传算法的神经网络优化算法研究[J]. 仪器仪表学报, 2016, 37(7): 1573-1580.
- Liu Haoran, Zhao Cuixiang, Li Xuan, et al. Study on a neural network optimization algorithm based on improved genetic algorithm[J]. Chinese Journal of Scientific Instrument, 2016, 37(7): 1573-1580.
- [26] 姜波, 汪秉文. 基于遗传算法的非线性系统模型参数估计[J]. 控制理论与应用, 2000, (1): 150-152.
- Jiang Bo, Wang Bingwen. Parameter Estimation of Nonlinear System Based on Genetic Algorithms[J]. Control Theory & Applications, 2000, (1): 150-152.
- [27] Mosetti G, Poloni C, Diviacco B. Optimization of wind turbine positioning in large wind farms by means of a genetic algorithm[J]. Wind Engineering and Industrial Aerodynamics, 1994, 51(1): 105-116.
- 作者简介:



荣雪琴(1979—),女,江苏苏州人,副教授,硕士,研究方向为电气自动化。Email: 00273@siit.edu.cn

刘勇(1978—),男,讲师,硕士,研究方向为电子信息工程技术。
刘昊(1988—),男,博士,研究方向为电气工程技术。
卜树坡(1963—),男,教授级高级工程师,研究方向为控制工程。

收稿日期:2018-08-18;修回日期:2018-10-16
(王克祥 编发)

(上接第81页)

- Chu Jingchun, Wang Fei, et al. Fault Diagnosis Method Of Wind Turbine Based On Fault Tree And Probabilistic Neural Network[J]. Acta Energiae Solaris Sinica, 2018, (10): 1-6.
- [17] 杨凌霄, 朱亚丽. 基于概率神经网络的高压断路器故障诊断[J]. 电力系统保护与控制, 2015, 43(10): 62-67.
- Yang Lingxiao, Zhu Yali. High voltage circuit breaker fault diagnosis of probabilistic neural network[J]. Power System Protection and Control, 2015, 43(10): 62-67.
- [18] 杨茂, 杨琼琼. 风电机组风速-功率特性曲线建模研究综述[J]. 电力自动化设备, 2018, 38(2): 34-43.
- Yang Mao, Yang Qiongqiong. Review of modeling of wind speed-power characteristic curve for wind turbine[J]. Electric Power Automation Equipment, 2018, 38(2): 34-43.
- [19] Carrillo C, Montañó A F O, Cidrás J, et al. Review of power curve modelling for wind turbines[J]. Renewable and Sustainable Energy Reviews, 2013, 21: 572-581.
- [20] 杨茂, 翟冠强, 等. 基于风速升降特性及支持向量机理论的异常数据重构算法[J]. 电力系统保护与控制, 2018, 46(16): 31-37.
- Yang Mao, Zhai Guanqiang, et al. An algorithm of abnormal data reconstruction based on RISE-FALL-feature of the wind speed and support vector machine[J]. Power System Protection and Control, 2018, 46(16): 31-37.
- 作者简介:



李文田(1966—),男,汉族,本科,河南安阳人,高级工程师,研究方向为风机、运行、电气、热工、锅炉。

焦应乐(1987—),男,汉族,本科,河南伊川人,工程师,研究方向为风机、运行、电气、保护。
杨子龙(1990—),男,汉族,硕士,河南舞阳人,工程师,研究方向为信息通讯。
程璐(1982—),男,汉族,本科,山东菏泽人,助理工程师,研究方向为风机运行及运行维护。
莫丰源(1996—),男,壮族,广西南宁人,硕士研究生,研究方向为风机风险评估。Email: 514688757@qq.com

收稿日期:2019-05-11;修回日期:2019-07-08
(田春雨 编发)