

小样本事件下液压支架可靠性评估

丁飞¹ 金鑫¹ 王春华² 王谦¹

(1. 辽宁工程技术大学 机械工程学院 辽宁 阜新 123000; 2. 沈阳航空航天大学 辽宁 沈阳 110136)

摘要: 为了保障综合机械化采煤工作面安全生产,需对液压支架可靠性进行评估和预测。基于煤机行业可靠性工程起步较晚,前期大量的无故障工作时间数据记录不全等现状,提出在定时截尾试验获得的失效数据为小样本的情况下,采用BP神经网络模型对失效样本及其经验可靠度进行学习、仿真来扩大样本容量,并根据机械产品可靠性一般服从威布尔分布的特点,提出使用扩容样本对威布尔分布参数进行估计的方法。研究结果表明:两参数威布尔分布适用于描述液压支架可靠性,根据其可靠度函数和失效率函数可以获得任意时刻液压支架的可靠度和失效率;样本数据较小时,使用BP神经网络进行样本容量扩充可以获得较高精度的估计参数。

关键词: 液压支架; 小样本事件; BP神经网络; 定时截尾试验; 支架可靠性评估

中图分类号: TD353 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-2336(2016)11-0116-05

Evaluation on reliability of hydraulic powered support under small sample event

Ding Fei¹, Jin Xin¹, Wang Chunhua², Wang Qian¹

(1. School of Mechanical Engineering, Liaoning Technical University, Fuxin 123000, China; 2. Shenyang Aerospace University, Shenyang 110136, China)

Abstract: In order to ensure the safety production of the fully-mechanized coal mining, an evaluation and prediction were conducted on the reliability of the hydraulic powered support. Based on the reliability engineering of the coal machinery industry late started and a lot of failure-free work time data was lost, the paper provided that the fault data from the timing censored test were under the condition of the small sample. The BP neural network model was applied to the study and simulation on the failure samples and experience reliability to enlarge the sample volume. According to the reliability of the mechanical products generally would obey Weibull distribution features, the paper had a study of the volume enlarged sample applied to the estimation method of the Weibull distribution parameters. The study showed that the Weibull distribution of the two parameters would be suitable to describe the reliability of the hydraulic powered support and according to the reliability function and the failure rate function, the reliability and failure rate of the hydraulic powered support could be obtained at any time. When the sample data were small, the BP neural network could be applied to the enlargement of the sample volume and would have the high accurate estimated parameters.

Key words: hydraulic powered support; small sample event; BP neural network; timing censored test; evaluation on reliability of hydraulic powered support

0 引言

液压支架作为煤矿井下综合机械化采煤的支护装备,承担着支撑工作面顶板压力,为采煤机和刮板输送机提供作业空间的任务,是保证“三机”配合高效完成采煤任务的重中之重^[1-2]。液压支架可靠与

否直接关系着工作面设备以及工人的安全,而且可靠性也已成为影响产品竞争力的重要因素,因此,对液压支架可靠性的研究具有重要意义。而可靠性评估又是可靠性研究的基础,从生产企业研发过程中的可靠性增长,到使用单位制定维修决策,都需要对液压支架的可靠性进行评估和预测,因此建立准确

收稿日期: 2016-06-03; 责任编辑: 赵 瑞 DOI: 10.13199/j.cnki.cst.2016.11.022

基金项目: 辽宁省工业企业科技特派行动合作资助项目(2013KTP011); 辽宁省教育厅科学研究资助项目(L2012120)

作者简介: 丁 飞(1979—),男,安徽亳州人,副教授,硕士生导师。Tel: 15941840299, E-mail: dingfei01@126.com

引用格式: 丁 飞,金鑫,王春华,等.小样本事件下液压支架可靠性评估[J].煤炭科学技术,2016,44(11):116-120.

Ding Fei, Jin Xin, Wang Chunhua, et al. Evaluation on reliability of hydraulic powered support under small sample event [J]. Coal Science and Technology, 2016, 44(11): 116-120.

的可靠性分布模型,实现液压支架可靠性评估成为研究重点^[3]。但液压支架作为重型机械,具有成本高、可靠性高、使用寿命长等特点,由于煤机行业可靠性研究起步晚,大量的液压支架寿命数据、维修数据记录不全,对液压支架寿命分布和故障率的研究造成很大困难。

实际上,液压支架是典型的可维修设备,在对可维修设备的可靠性研究时,一般采用无故障工作时间(MTBF)来描述可靠性^[4]。虽然维修数据相对于寿命数据的收集要容易,但由于液压支架母材强度高,立柱工作阻力大,维修数据的获取也是小样本^[5]。因此,液压支架可靠性的研究属于小样本事件,小样本事件下获得的数据称为小样本数据,对于小样本数据的研究一般分为2种方法:一是寻找适用于小样本数据分析的数学方法,二是对小样本进行样本容量的扩充。一般情况下,小样本数据不具有说服力,一组小样本数据多数情况下可以同时被多种分布模型拟合。因此,对样本容量进行扩充是小样本数据分析的主要方法。

国内外对于液压支架可靠性分布模型的研究较少,较其他机械行业可靠性研究发展较慢,但基于小样本事件的可靠性评估在其他机械行业已有使用,例如,方亚^[6]针对飞机寿命可靠性的评估存在极小样本数据的情况,阐明了 Bayes 评估方法与不同试验结果的结合只起到定性作用而起不到定量作用,同时采用 Bootstrap 方法对飞机的可靠性寿命进行了评估,但结果过于保守,其所评定的可靠寿命远小于试验寿命;陈涛^[7]在强度数据为小样本情况下对风电齿轮可靠性进行了研究,提出了利用验前数据采用 Bayes 融合的方法对齿轮强度进行动态预测,然而获得的强度数据受验前信息的影响过大,试验数据并未起到较大的作用。而且 Bayes 方法在国外的争议也很大,因此在使用 Bayes 进行小样本数据估计时一定要考虑验前信息与试验内容的关联程度,谨慎使用,否则获得的结果偏差较大。马园园等^[8]对液压支架载荷随机历程的仿真研究表明,蒙特卡洛法对于小样本数据的分析简单且容易实现,但蒙特卡洛法是建立在对小样本数据所服从的分布高度可信基础上;Altıparmak 等^[9]利用神经网络估计了电信网络的可靠性,计算结果表明获得的精度较高。基于此,笔者提出一种基于 BP 神经网络的小样本数据容量扩充方法,利用扩充数据对两参数威布尔分布进行参数估计,获得了液压支架可靠性

分布模型。

1 液压支架可靠性模型

1.1 可靠性建模方法

可靠性定义为产品在规定条件下、规定时间内,完成规定功能的能力。衡量可靠性水平高低特征量称为可靠度,对于可靠度计算方法目前存在2种观点:一种为根据部分认识整体;另一种认为整体比部分之和更简单。其中前者一般指串联模型、并联模型、表决模型等,在使用这些模型进行可靠度计算时,通常需要假设“零部件失效相互独立”,但由于机械系统零件之间普遍存在相关性,通常导致过大的误差。而后者不考虑产品各个零部件失效的物理机理,以及各零部件故障的逻辑关系,只对产品发生故障的时间进行统计分析,用一个适当的模型来描述产品的无故障工作时间,此方法称为可靠性“黑箱”建模^[10]。

对于液压支架来说,可以看作是由顶梁、掩护梁、连杆、底座等,许多子系统串联而成的复杂系统,各子系统失效原因是多种多样的,如设计缺陷、工艺缺陷、使用不当、老化等。如果采用串联系统建模可能会得出错误结论,因此,笔者采用“黑箱”建模方法,将无故障工作时间作为一个随机变量,依据失效数据样本,寻求一个适当分布模型进行描述。

1.2 可靠性分布模型

根据以往的研究,机械产品的无故障工作时间一般服从威布尔分布,威布尔分布又可分为两参数威布尔分布和三参数威布尔分布,由于三参数威布尔分布参数估计较为繁琐,而两参数威布尔分布模型应用较多,因此选用两参数威布尔分布模型描述液压支架可靠性^[11]。两参数威布尔分布模型为

$$F(t) = 1 - \exp[-(t/\eta)^m]$$

式中: $F(t)$ 为分布函数; t 为工作时间; η 为威布尔分布模型的尺度参数,即产品的特征寿命; m 为形状参数,反映函数离散程度, m 值越大,函数分布越集中。

失效率函数 $\lambda(t) = mt^{m-1}/\eta^m$,可靠度函数 $R(t) = \exp[-(t/\eta)^m]$ 。据失效率函数 $\lambda(t)$ 可知,当 $m < 1$ 时,失效率与时间成反比,这是早期失效的特征;当 $m = 1$ 时,失效率为常值,表征偶然失效期;当 $m > 1$ 时,失效率与时间成正比,并且函数存在峰值,反映损耗失效期。

据可靠度函数 $R(t)$ 可知,液压支架可靠性寿命由 η 和 m 决定。对其评估,需先确定参数 η 和 m 。

而 η 和 m 的估计值一般通过疲劳寿命试验获得。在现场数据及试验数据极少情况下,很难确定其准确值,故需借助于小样本事件下的可靠性评估方法。

2 BP神经网络模型

2.1 BP神经网络介绍

1985年,Rumelhart和McClelland提出了BP算法,BP神经网络能够学习和贮存大量的输入-输出模式映射关系,通过对小样本数据的学习,可以实现函数的逼近,再通过仿真即可扩充样本容量^[12]。BP神经网络可很好地在Matlab中得到实现,只需通过简单的编程就可实现对样本数据的学习和仿真,完成样本容量的扩充,使用简便。

2.2 BP神经网络模型选择

理论上,仅含1个隐层的神经网络就可以任意逼近一个非线性函数,为了减小仿真误差,选择3层神经网络。隐含层激活函数采用S型传输函数Logsig,输出层的激活函数选择线性函数Purelin。由于L-M算法是高斯-牛顿法和最速下降法的结合,具有高斯-牛顿法的局部收敛性和梯度下降法的全局特性,以及更快的迭代收敛速度,因此选择L-M算法训练神经网络。

3 定时截尾数据可靠性计算

为了使用威布尔分布模型计算可靠度指标,需要对分布参数进行估计。参数估计方法一般分为图解法和解析法2大类,其中图解法中的经验分布图法使用较为简便,而且也可以保证一定的精度^[13]。因此,选择经验分布图法估计参数,估计步骤如下:将失效时间按从小到大顺序排列;用经验公式计算可靠度的估计值;在威布尔概率图上绘制数据点;拟合直线、估计参数。大量统计试验表明,在计算经验可靠度分布时,若样本量较小,可以使用平均秩公式和中位秩公式计算^[14]。平均秩公式和中位秩公式分别为

$$r(t_i) = 1 - \frac{i}{n+1} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (1)$$

$$r(t_i) = 1 - \frac{i-0.3}{n+0.4} \quad (i=1, 2, \dots, n) \quad (2)$$

式中: $r(t_i)$ 为经验可靠度函数; t_i 为运行时间; i 为样本序号; n 为样本数量。

由于样本数量较小,难以保证获得参数的精度。因此,将原始小样本数据 $r(t_i)$ 作为BP神经网络的

输入量, t_i 作为输出量,对BP神经网络进行训练,然后将训练好的神经网络进行仿真,输入一组随机生成的可靠度即可获得与之对应可靠度的失效时间。最后,将仿真获得的样本扩充数据进行最小二乘回归,即可获得精度较高的估计参数^[15]。

4 威布尔分布模型参数估计

对两参数威布尔分布进行参数估计,需要将威布尔可靠度函数进行线性变换,对可靠度函数 $R(t)$ 两边取对数有:

$$\ln R(t) = - (t/\eta)^m \quad (3)$$

两边再取对数,则有:

$$\ln [-\ln R(t)] = m \ln t - m \ln \eta \quad (4)$$

令 $y = \ln [-\ln R(t)]$, $x = \ln t$, $a = m$, $b = -m \ln \eta$,

则式(4)可表示为

$$y = ax + b \quad (5)$$

利用Matlab软件,将训练样本集 $T\{(x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)\}$ 代入Matlab程序,即可获得 w 和 b 的估计值 \hat{w} 和 \hat{b} ,则

$$\hat{m} = \hat{w} \quad (6)$$

$$\hat{\eta} = \exp(-\hat{b}/\hat{m}) \quad (7)$$

式中: $\hat{\eta}$ 为尺度参数估计值; \hat{m} 为威布尔分布模型形状参数估计值。

5 算例分析

对宁夏天地支护装备有限公司生产的88台某常用型号液压支架的使用与维修情况进行跟踪调研。不考虑液压系统故障,只对结构件进行故障统计,规定液压支架发生母材屈服、撕裂、焊缝开焊、连接耳破坏、铰接孔变形等严重影响使用的故障即判定液压支架失效,选取截尾时间为2015年6月1日,获得的定时截尾数据见表1。

表1 液压支架故障定时截尾数据

Table 1 Fault timing censored data of hydraulic support

| 编号 | 投产时间 | 故障时间 | 故障位置 | 运行时间/h |
|----|------------|------------|------|--------|
| 13 | 2012-04-01 | 2015-05-19 | 顶梁 | 27 072 |
| 33 | 2012-04-01 | 2014-11-16 | 推杆接头 | 22 680 |
| 42 | 2012-04-01 | 2013-12-05 | 柱窝耳座 | 14 496 |
| 45 | 2012-04-01 | 2014-05-23 | 柱窝耳座 | 18 528 |
| 59 | 2012-04-01 | 2015-01-15 | 连杆耳板 | 24 096 |
| 64 | 2012-04-01 | 2014-07-13 | 护帮板 | 19 728 |
| 75 | 2012-04-01 | 2014-11-02 | 侧护板 | 22 344 |

注:编号为液压支架编号。

将故障数据代入式(1)和式(2)分别获得平均秩经验可靠度 $r_1(t_i) = [0.988\ 8\ 0.977\ 5\ 0.966\ 3\ 0.955\ 1\ 0.943\ 8\ 0.932\ 6\ 0.921\ 3]$ 和中位秩经验可靠度 $r_2(t_i) = [0.992\ 1\ 0.980\ 8\ 0.969\ 5\ 0.958\ 1\ 0.946\ 8\ 0.935\ 5\ 0.924\ 2]$ 。

将 $r_1(t_i)$ 和 $r_2(t_i)$ 分别作为 BP 神经网络的输入,将失效时间 [14 496, 18 528, 19 728, 22 344, 22 680, 24 096, 27 072] 作为输出训练 BP 神经网络。最后,对训练好的神经网络进行仿真,仿真步骤

如下:

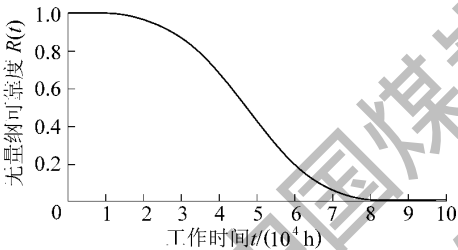
- 1) 随机生成与经验分布数据大小相近的一组数据,例如 50 个 [0.9, 1] 区间的随机数。
- 2) 将生成的随机数作为神经网络的输入,通过仿真获得扩充样本。
- 3) 将获得的扩充样本通过最小二乘拟合,求得威布尔分布参数估计值,见表 2。

液压支架动态可靠度和故障率曲线如图 1 所示。

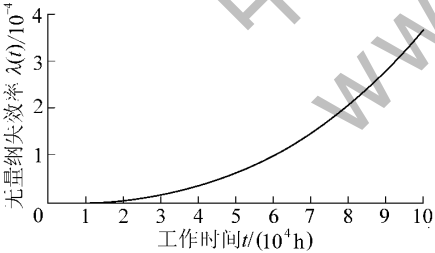
表 2 分布参数估计结果

Table 2 Estimation results of distribution parameters

| 经验公式 | 拟合公式与参数 | 估计结果 | |
|-------|-------------|--|---|
| | | 原始数据 | 扩充数据 |
| 平均秩公式 | 拟合公式 | $\ln[-\ln R(t)] = 3.378\ 7 \ln t - 36.860$ | $\ln[-\ln R(t)] = 3.876\ 8 \ln t - 41.897\ 4$ |
| | 形状参数 m | 3.378 7 | 3.876 8 |
| | 尺度参数 η | 54 695 | 49 376 |
| 中位秩公式 | 拟合公式 | $\ln[-\ln R(t)] = 3.891\ 9 \ln t - 42.084$ | $\ln[-\ln R(t)] = 3.715\ 4 \ln t - 40.236\ 2$ |
| | 形状参数 m | 3.891 9 | 3.715 4 |
| | 尺度参数 η | 49 674 | 50 492 |



(a) 液压支架动态可靠度



(b) 液压支架故障率

图 1 液压支架动态可靠度和故障率曲线

Fig. 1 Dynamic reliability and failure rate curve of hydraulic support

表 2 中的结果显示,在 2 种经验公式下,使用扩充数据得到的参数估计结构相近,可见扩充数据的估计结果较为接近真值,而原始数据在 2 种经验公式下结果相差较大,较难确定可信结果。将 2 个扩充数据的参数估计结果取平均值,可以获得液压支架可靠性两参数威布尔分布模型为

$$F(t) = 1 - \exp(-3.796t/49\ 934)$$

由图 1a 可知,当工作时间达到 34 380 h 时,液压支架可靠度降至 80%,并且故障率曲线随时间增加迅速上升,由此可知主要失效形式为损耗失效。

6 结 论

1) 通过对 BP 神经网络仿真模拟生成的扩充数据进行最小二乘拟合,得到的参数与原始数据较为接近,参考文献 [7],扩充数据为有效可用数据,解决了因数据样本少导致的建模困难问题,同时提高了估参精度。

2) 为了提高扩充数据样本精准性,可利用“黑箱”建模法,对可靠性模型进行判别和选取。两参数威布尔分布模型能够较为准确地描述液压支架可靠性情况。

3) 为获得更为准确的扩充数据样本,应尽量减少由经验公式带来的计算误差,两参数威布尔模型的中位秩公式计算误差较小。

参考文献(References):

[1] 王国法.工作面支护与液压支架技术理论体系[J].煤炭学报, 2014, 39(8): 1593-1601.
Wang Guofa.Theory system of working face support system and hydraulic roof support technology[J].Journal of China Coal Society ,

- 2014 ,39(8) : 1593-1601.
- [2] 王国法. 液压支架技术体系研究与实践[J]. 煤炭学报, 2010 ,35(11) : 1903-1908.
- Wang Guofa. Study and practices on technical system of hydraulic powered supports [J]. Journal of China Coal Society ,2010 ,35(11) : 1903-1908.
- [3] 史朝阳, 王爱红, 高有山, 等. 基于 MCMC 的桥式起重机疲劳寿命可靠性灵敏度分析[J]. 中国安全科学学报, 2014 ,24(3) : 47-51.
- Shi Zhaoyang ,Wang Aihong ,Gao Youshan ,et al. Bridge crane fatigue life reliability sensitivity analysis based on MCMC method [J]. China Safety Science Journal ,2014 ,24(3) : 47-51.
- [4] Nahal M ,Khelif R. Mechanical reliability analysis of tubes intended for hydrocarbons[J]. Journal of Mechanical Science and Technology ,2013 ,27(2) : 367-374.
- [5] 喻天翔, 宋笔锋, 万方义, 等. 机械可靠性试验技术研究现状和展望[J]. 机械强度, 2007 ,29(2) : 256-263.
- Yu Tianxiang ,Song Bifeng ,Wan Fangyi ,et al. Present state and prospects for mechanical reliability testing technique study [J]. Journal of Mechanical Strength ,2007 ,29(2) : 256-263.
- [6] 方亚. 机械产品可靠性评估方法研究[D]. 西安: 西北工业大学, 2007: 13-40.
- [7] 陈涛. 小样本条件下风电齿轮传动系统动态可靠性预测方法[D]. 大连: 大连理工大学, 2012: 40-56.
- [8] 马园园, 谢里阳, 林文强. 液压支架随机载荷历程及 Monte Carlo 法的应用[J]. 东北大学学报: 自然科学版, 2014 ,35(1) : 93-96.
- Ma Yuanyuan ,Xie Liyang ,Lin Wenqiang. Random load history of hydraulic support and application of Monte Carlo Method [J]. Journal of Northeastern University: Natural Science ,2014 ,35(1) : 93-96.
- [9] Altıparmak F ,Dengiz B ,Smith A E. A general neural network model for estimating telecommunications network reliability [J]. IEEE Transactions on Reliability ,2009 ,58(1) : 2-9.
- [10] 谢里阳. 可靠性设计[M]. 北京: 高等教育出版社, 2013: 38-51.
- [11] Morariu C O ,Zaharia S M. A new method for determining the reliability testing period using Weibull distribution [J]. Acta Polytechnica Hungarica ,2013 ,10(7) : 171-186.
- [12] Mesbahi E ,Elhewy A H ,Pu Y. Reliability analysis of structures using neural network method [J]. Probabilistic Engineering Mechanics ,2006 ,21(1) : 44-53.
- [13] Bhattacharya P ,Bhattacharjee R. A study on Weibull distribution for estimating the parameters [J]. Wind Engineering ,2009 ,33(5) : 469-476.
- [14] Nelson E W. Applied life data analysis[M]. New York: Wiley-Interscience Paperback Series ,1982: 559-562.
- [15] 戴志辉, 李芷筠, 焦彦军, 等. 基于 BP 神经网络的小样本失效数据下继电保护可靠性评估[J]. 电力自动化设备, 2014 ,34(11) : 129-134.
- Dai Zhihui ,Li Zhijun ,Jiao Yanjun ,et al. Reliability assessment based on BP neural network for relay protection system with a few failure data samples [J]. Electric Power Automation Equipment ,2014 ,34(11) : 129-134.