

基于威布尔分布的可靠性评估 ——核电厂DCS模块的备件优化

王培琳, 吕杜城, 周世梁*

华北电力大学核科学与工程学院, 北京

收稿日期: 2025年2月28日; 录用日期: 2025年3月14日; 发布日期: 2025年4月24日

摘要

分散控制系统是核电厂的神经中枢系统, 其设备的可靠性对核电厂安全有直接影响。实际电厂DCS控制机柜卡件的运维经验表明, 卡件在投运早期与损耗期的失效率将随时间变化, 传统指类型寿命分布难以准确描述。本文采用三参数威布尔模型描述卡件寿命分布, 采用相关系数优化法估计位置参数, 采用最小二乘法估计尺度参数和形状参数。通过对比与经验可靠度的拟合情况, 以及Kolmogorov-Smirnov (KS) 检验, 表明了采用三参数威布尔寿命分布和参数估计方法的合理性。最后, 基于保障度计算了某核电厂在一年内所需的FUM卡件的备件储备数量, 并证明其优于备件储备定额准则的估计方法。研究结果可为核电厂的卡件可靠性评估与备件优化提供指导。

关键词

分散控制系统(DCS), 三参数威布尔分布, 保障度, 备件优化

Weibull-Based Reliability Assessment —Optimizing Spare Parts Inventory for NPP DCS Modules

Peilin Wang, Ducheng Lyu, Shiliang Zhou*

School of Nuclear Science and Engineering, North China Electric Power University, Beijing

Received: Feb. 28th, 2025; accepted: Mar. 14th, 2025; published: Apr. 24th, 2025

Abstract

The distributed control system (DCS) is critical for nuclear power plants (NPPs) safety, with its modules' reliability directly impacting plant operation. Failure data from operational NPPs reveal time-varying failure rates, with decreasing rates during early life and increasing rates in wear-out

*通讯作者。

periods, challenging the conventional exponential distribution model. This study employs a three-parameter Weibull distribution to better characterize DCS module life distributions. The location parameter is estimated using correlation coefficient optimization. Scale and shape parameters are initially derived through least squares estimation. The proposed model's efficacy is validated through two approaches: comparing reliability fitting curves with empirical reliability obtained by the Herd-Johnson method, and conducting Kolmogorov-Smirnov (K-S) tests for goodness-of-fit. The model is then applied to optimize spare parts inventory for FUM modules in an NPP, demonstrating improved accuracy over traditional guidelines. These findings provide valuable insights for enhancing DCS reliability assessment and spare parts management in NPPs.

Keywords

Distributed Control System (DCS), Three-Parameter Weibull Distribution, Spare Availability, Spare Parts Optimization

Copyright © 2025 by author(s) and Hans Publishers Inc.

This work is licensed under the Creative Commons Attribution International License (CC BY 4.0).

<http://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>



Open Access

1. 引言

分布式控制系统(DCS)通过将模拟量化仪表控制与计算机技术相结合,为操作员提供精确的、适当的信息以介入核电厂正常或者异常运行。在产品开始使用的早期由于设计缺陷、材料缺陷、加工缺陷、装配缺陷、安装调试缺陷、运动部件之间的早期磨损等原因,一般故障率较高;另外,DCS进入了损耗期后老化卡件失效率会随时间迅速上升[1]。准确地评估不同时期卡件的可靠性,并估计合理的备件储备数量,对核电厂的安全经济运行有着指导价值。

文献[2]基于搭建 LSTM (Long Short-Term Memory)时间循环神经网络模型,提出了可靠寿命预测模型,根据设备故障信息提取影响设备使用寿命的关键特征对模型进行训练。

神经网络模型训练需要大量历史数据,但核电 DCS 卡件安全级别较高,得到的失效卡件数据不足以支持训练。文献[3]针对 DCS 可靠性数据少,样本少,难以获得的特点,对寿命服从指数分布的 I/O 卡件,运用贝叶斯方法分析其故障率。其中对于电子元件的故障率描述,仅描述了故障率近似稳定常值的偶发期,忽略了卡件投入早期以及损耗期。

2. 三参数威布尔分布模型可靠度计算

2.1. 三参数威布尔分布

基于分布更加灵活,易于解释分布参数的特点,威布尔分布在分析和处理设备寿命数据方面的应用十分广泛。由于许多部件的失效模式并非始终一致,例如,新元件可能会经历早期失效,随后进入随机失效期,最后进入磨损失效期,选择三参数威布尔分布能够适应这种复杂的失效模式。

三参数威布尔分布的故障分布函数为:

$$F(t) = 1 - \exp \left[- \left(\frac{t - \gamma}{\alpha} \right)^{\beta} \right] \quad (1)$$

可靠度函数为:

$$R(t) = \exp\left[-\left(\frac{t-\gamma}{\alpha}\right)^\beta\right] \quad (2)$$

其中, α 为尺度参数, 其值为产品失效前运行时间, α 值越大, 产品的寿命越长。 β 为形状参数, 当 $\beta < 1$ 时, 失效率 λ 随时间递减, 可靠度曲线随时间趋于平缓; 当 $\beta = 1$ 时, 失效率不变, 此时威布尔分布成为指数分布; 当 $\beta > 1$ 时, 失效率随时间递增, 可靠度曲线越来越陡峭。 γ 为位置参数, 当 γ 大于 0 时, 表示开始发生失效的时间 $t=\gamma$, 在此之前的失效概率为 0, 即可靠度为 100%。因此 γ 也称为最小安全寿命, 简称最小寿命。

2.2. 故障数据预处理

通过某核电站所给的 FUM 卡件的失效故障退出数据, 对其进行预处理, 得到其故障前运行时间——对于故障退出卡件, 其运行时间 t 等于卡件故障退出的时间 t_2 减去卡件投运的起始时间 t_1 ; 对于正常退出卡件, 其运行时间 t 等于试验截尾时间减去卡件投运的起始时间 t_1 。电厂卡件故障数据如表 1 所示, 其中 FUM 卡件总数为 200。通过对故障前运行时间进行分析, 可知数据记录了卡件投运后全过程的失效, 包含了投运早期, 偶发期以及损耗期。

Table 1. Failure data of FUM module
表 1. FUM 卡件故障数据

序号 i	起始时间 t_1	退出时间 t_2	运行时间 t	是否故障退出
1	2012/1/1	2012/6/30	4344	故障退出
2	2012/6/30	2022/1/1	83,328	正常退出
3	2012/1/1	2014/1/1	17,544	故障退出
4	2014/1/1	2022/1/1	70,128	正常退出
5	2012/1/1	2014/5/1	20,424	故障退出
6	2014/5/1	2022/1/1	67,248	正常退出
7	2012/1/1	2014/9/1	23,376	故障退出
8	2014/9/1	2022/1/1	64,296	正常退出
9	2012/1/1	2015/1/1	26,304	故障退出
10	2015/1/1	2022/1/1	61,368	正常退出
11	2012/1/1	2015/5/1	29,184	故障退出
12	2015/5/1	2022/1/1	58,488	正常退出
13	2012/1/1	2015/9/1	32,136	故障退出
14	2015/9/1	2022/1/1	55,536	正常退出
15	2012/1/1	2016/6/30	39,408	故障退出
16	2016/6/30	2022/1/1	48,264	正常退出
17	2012/1/1	2019/1/1	61,368	故障退出
18	2019/1/1	2022/1/1	26304	正常退出
19	2012/1/1	2019/5/1	64,248	故障退出

续表

20	2019/5/1	2022/1/1	23,424	正常退出
21	2012/1/1	2019/9/1	67,200	故障退出
22	2019/9/1	2022/1/1	20,472	正常退出
23	2012/1/1	2020/1/1	70,128	故障退出
24	2020/1/1	2022/1/1	17,544	正常退出
25	2012/1/1	2020/3/14	71,880	故障退出
26	2020/3/14	2022/1/1	15,792	正常退出
27	2012/1/1	2020/5/26	73,632	故障退出
28	2020/5/26	2022/1/1	14,040	故障退出
29	2012/1/1	2020/8/7	75,384	正常退出
30	2020/8/7	2022/1/1	12,288	故障退出
31	2012/1/1	2020/10/19	77,136	正常退出
32	2020/10/19	2022/1/1	10,536	故障退出
33	2012/1/1	2021/1/1	78,912	正常退出
34	2021/1/1	2022/1/1	8760	故障退出
35	2012/1/1	2021/2/22	80,160	正常退出
36	2021/2/22	2022/1/1	7512	故障退出
37	2012/1/1	2021/4/15	81,408	正常退出
38	2021/4/15	2022/1/1	6264	故障退出
39	2012/1/1	2021/6/6	82,656	正常退出
40	2021/6/6	2022/1/1	5016	故障退出
41	2012/1/1	2021/7/28	83,904	故障退出
42	2021/7/28	2022/1/1	3768	正常退出
43	2012/1/1	2021/9/18	85,152	故障退出
44	2021/9/18	2022/1/1	2520	正常退出
45	2012/1/1	2021/11/9	86,400	故障退出
46	2021/11/9	2022/1/1	1272	正常退出

2.3. 经验可靠度计算

可靠度(Reliability)也叫可靠性，指产品在规定时间内，规定条件下，完成预定功能的能力，它包括结构的安全性，适用性和耐久性，当以概率来度量时，称为可靠度[4]。经验可靠度是通过对故障数据处理得到的一种可以当作检验标准的可靠度。

不等定时截尾有失效样本中既包含失效时间，也包含截尾时间。针对这种情况，可以利用 Herd-Johnson 方法估计经验可靠度：记样本时间 t_i 处的失效概率 $F(t_i)$ 的估计为 \hat{F}_i ，则基于 t_i 的秩求解 \hat{F}_i [5]，针对排序后的故障退出样本，其 \hat{F}_i 为：

$$\dot{F}_i = 1 - \frac{n-i+1}{n-i+2} (1 - \dot{F}_{i-1}), \dot{F}_0 = 0 \quad (3)$$

其中 i 为所有样品(包括正常退出和故障退出的样品)的运行时间排列顺序号, n 为样本总量。

通过 Herd-Johnson 方法计算其经验可靠度, 计算结果分别如表 2 所示。DCS 卡件大约要运行 10 年进入损耗期, 为更好描述失效率在卡件投运全过程中的变化, 将数据分为投运早期(1~8 组数据)与损耗期(9~23 组数据)两类。假设 t_b 时刻后某设备进入损耗故障期, 把 t_b 时刻之后发生的故障数据和从 $t = 0$ 时刻起全部中途退出的试验样本数据按其全部时间数据进行从小到大的排列, 通过排出的新序号重新计算得到的损耗期经验可靠性指标如表 3 所示。为计算系统的使用寿命, 需计算各设备进入损耗故障期的失效分布函数:

$$F(t) = F_{\text{损耗}}(t) + F(t_b), t_b \leq t < +\infty \quad (4)$$

其中 $F(t)$ 为卡件实际失效分布函数, $F_{\text{损耗}}(t)$ 为卡件由损耗期经验可靠性指标计算得到的失效分布函数。

Table 2. Empirical reliability index of FUM module

表 2. FUM 卡件经验可靠性指标

秩次 i	序号 k	运行时间 t_k	经验故障分布函数 $F(t_k)$	经验可靠度 $R(t_k)$	是否故障退出
4	1	4344	0.0051	0.9949	故障退出
13	2	17,544	0.0103	0.9897	故障退出
15	3	20,424	0.0156	0.9844	故障退出
17	4	23,376	0.0209	0.9791	故障退出
19	5	26,304	0.0263	0.9737	故障退出
21	6	29,184	0.0317	0.9683	故障退出
22	7	32,136	0.0370	0.9630	故障退出
23	8	39,408	0.0424	0.9576	故障退出
28	9	61,368	0.0479	0.9521	故障退出
29	10	64,248	0.0534	0.9466	故障退出
31	11	67,200	0.0590	0.9410	故障退出
34	12	70,128	0.0646	0.9354	故障退出
35	13	71,880	0.0702	0.9298	故障退出
36	14	73,632	0.0758	0.9242	故障退出
37	15	75,384	0.0814	0.9186	故障退出
38	16	77,136	0.0870	0.9130	故障退出
39	17	78,912	0.0926	0.9074	故障退出
40	18	80,160	0.0982	0.9018	故障退出
41	19	81,408	0.1038	0.8962	故障退出
42	20	82,656	0.1094	0.8906	故障退出
44	21	83,904	0.1150	0.8850	故障退出
45	22	85,152	0.1206	0.8794	故障退出
46	23	86,400	0.1263	0.8737	故障退出

Table 3. Empirical reliability index of FUM module in the wear-out period
表 3. FUM 卡件损耗期经验可靠性指标

秩次 i	序号 k	运行时间 t_k	经验故障分布函数 $F(t_k)$	经验可靠度 $R(t_k)$	是否故障退出
28	1	61,368	0.0057	0.9943	故障退出
29	2	64,248	0.0115	0.9885	故障退出
31	3	67,200	0.0173	0.9827	故障退出
34	4	70,128	0.0231	0.9769	故障退出
35	5	71,880	0.0290	0.9710	故障退出
36	6	73,632	0.0348	0.9652	故障退出
37	7	75,384	0.0407	0.9593	故障退出
38	8	77,136	0.0465	0.9535	故障退出
39	8	78,912	0.0524	0.9476	故障退出
40	10	80,160	0.0582	0.9418	故障退出
41	11	81,408	0.0641	0.9359	故障退出
42	12	82,656	0.0699	0.9301	故障退出
44	13	83,904	0.0758	0.9242	故障退出
45	14	85,152	0.0817	0.9183	故障退出
46	15	86,400	0.0876	0.9124	故障退出

2.4. 位置参数估计

相关系数优化法是一种工程中普遍应用的计算三参数威布尔分布各参数值的方法，其具体计算过程采用相关系数优化法求出位置参数，再采用最小二乘法估计形状参数和尺度参数。对三参数威布尔分布的可靠度函数两边同时取两次对数可得到：

$$\ln[-\ln R(t)] = \beta \ln(t - \gamma) - \beta \ln \alpha \quad (5)$$

若位置参数 γ 为一确定值 γ_0 ，可靠度函数可以类似转换为横轴 $x = \ln(t - \gamma_0)$ ， $y = \ln[-\ln R(t)]$ 的线性关系式。对于直线拟合问题，常用相关系数 r 来判断数据点是否符合线性关系。当 r 极其趋近于 1，说明数据点均处于一条直线上，存在线性关系。相关系数 r 的计算公式如下：

$$r = \frac{\sum (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum (y_i - \bar{y})^2}} \quad (i = 1, 2, 3, \dots, k) \quad (6)$$

γ 作为最小寿命，取值范围应为 $[0, \min(t_k)]$ ， t_k 为卡件故障样本的故障前运行时间[6]， k 为定时截尾寿命实验所得到的故障退出样本数量。因此，可在取值范围内使用二分法，得到使 r 值最接近 1 的 γ_0 作为位置参数 γ 的估计值[7]。

区间 $[a, b]$ 的初始值为 $[0, \min(t_k)]$ ，计算精度 ε 设为 1 h，存在一极小值 δ ，通过割线斜率的正负代替二分法中一阶导数正负的判断，则二分法计算步骤如下：

$$(1) \quad \gamma_0 = (a + b)/2 ;$$

- (2) 若 $r(\gamma_0 + \delta) - r(\gamma_0 - \delta) = 0$, 则停止计算;
- (3) 若 $r(\gamma_0 + \delta) - r(\gamma_0 - \delta) < 0$, 则 $b = \gamma_0$, 转向(4); 否则 $a = \gamma_0$, 转向(4);
- (4) 若 $b - a < \varepsilon$, 则停止计算; 否则转向(2)。

由于要对故障数据进行截取, 需要注意假设 t_k 时刻后某设备进入损耗故障期时, 其位置参数 $t_k \leq \gamma_0 \leq t_{k+1}$ [8]。则计算得到损耗期数据的位置参数为:

$$\gamma = 39408$$

2.5. 尺度/形状参数估计

为得到卡件的可靠性参数, 需要对寿命数据进行统计分析, 目前常用的方法主要有最小二乘法、极大似然估计法和矩估计法等。根据文献[9]和文献[10], 针对式(7)的一元线性回归问题, 极大似然估计法、矩估计法与最小二乘法的估计结果是一致的。因此, 本文中选择使用最易于理解的最小二乘法计算参数。

对上文中的式(7), 取 $\ln(t - \gamma)$ 为横轴, 取 $\ln[-\ln R(t)]$ 为纵轴, 斜率为 β , 图像的截距为 $-\beta \ln \alpha$, 通过最小二乘法可求得最合适的 β 与 $-\beta \ln \alpha$ 的值。

对于 n 个数据点 $(x_1, y_1), (x_2, y_2), (x_3, y_3), \dots, (x_n, y_n)$, 为得到最好的线性拟合直线 $y = ax + b$, 需要找到最佳的 a 和 b 使其误差平方和为最小值。

误差平方和计算公式如下:

$$S = \sum (y_i - ax_i - b)^2 \quad (7)$$

对误差平方和 S 进行求导, 令导数 S' 等于 0。求导之后的计算公式:

$$\sum (x_i(y_i - ax_i - b)) = 0 \quad (8)$$

$$\sum (y_i - ax_i - b) = 0 \quad (9)$$

上式化简可得:

$$\hat{b} = \bar{y} - \hat{a}\bar{x} \quad (10)$$

$$\hat{a} = \frac{\sum_{i=1}^n x_i y_i - n\bar{x}\bar{y}}{\sum_{i=1}^n x_i^2 - n\bar{x}^2} = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (11)$$

表 4 为参数计算使用的数据。

Table 4. Least squares estimation of Weibull distribution of three parameters

表 4. 三参数威布尔分布的最小二乘法参数估计

序号	故障前运行时间 t_k	可靠度取对数计算 $\ln[-\ln R_{WBL}(t_k)]$	故障前运行时间取对数计算 $\ln(t_k - \gamma)$
1	61368	-5.1562	9.9970
2	64248	-4.4601	10.1202
3	67200	-4.0498	10.2325
4	70128	-3.7552	10.3327
5	71880	-3.5267	10.3881
6	73632	-3.3398	10.4407
7	75384	-3.1815	10.4906

续表

8	77136	-3.0441	10.5382
9	78912	-2.9226	10.5842
10	80160	-2.8137	10.6153
11	81408	-2.7148	10.6454
12	82656	-2.6244	10.6747
13	83904	-2.5404	10.7032
14	85152	-2.4625	10.7308
15	86400	-2.3897	10.7577

通过最小二乘法得到 β , $\beta \ln \alpha$, 进而求出三参数威布尔分布的形状/尺度参数分别为:

$$\beta = 3.4337, \alpha = 91869.1245$$

分布可靠度 $R_{WBL}(t_k)$ 与故障分布 $F_{WBL}(t_k)$, 如下表 5。

Table 5. Reliability calculation of Weibull distribution for three parameters
表 5. 三参数威布尔分布可靠度计算

序号 i	时间 t_k	威布尔分布可靠度 $R_{WBL}(t_k)$	威布尔分布故障分布 $F_{WBL}(t_k)$
1	61,368	0.9503	0.0497
2	64,248	0.9465	0.0535
3	67,200	0.9414	0.0586
4	70,128	0.9346	0.0654
5	71,880	0.9299	0.0701
6	73,632	0.9245	0.0755
7	75,384	0.9184	0.0816
8	77,136	0.9116	0.0884
9	78,912	0.9054	0.0946
10	80,160	0.8981	0.1019
11	81,408	0.8918	0.1082
12	82,656	0.8851	0.1149
13	83,904	0.8780	0.1220
14	85,152	0.8704	0.1296
15	86,400	0.8624	0.1376

2.6. 可靠度计算与比较

核电厂的可靠度计算结果如表 6 所示。

Table 6. Reliability calculation of FUM module
表 6. FUM 卡件可靠度计算

序号 i	时间 t_k	经验可靠度 $R(t_k)$	指数分布可靠度 $R_z(t_k)$	威布尔分布可靠度 $R_{WBL}(t_k)$
1	61,368	0.9521	0.9196	0.9503
2	64,248	0.9466	0.9160	0.9465
3	67,200	0.9410	0.9124	0.9414
4	70,128	0.9354	0.9087	0.9346
5	71,880	0.9298	0.9065	0.9299
6	73,632	0.9242	0.9044	0.9245
7	75,384	0.9186	0.9022	0.9184
8	77,136	0.9130	0.9001	0.9116
9	78,912	0.9074	0.8979	0.9054
10	80,160	0.9018	0.8964	0.8981
11	81,408	0.8962	0.8948	0.8918
12	82,656	0.8906	0.8933	0.8851
13	83,904	0.8850	0.8918	0.8780
14	85,152	0.8794	0.8903	0.8704
15	86,400	0.8737	0.8888	0.8624

由表 6 中的数据可以得到核电厂的可靠度拟合曲线比较, 如图 1。

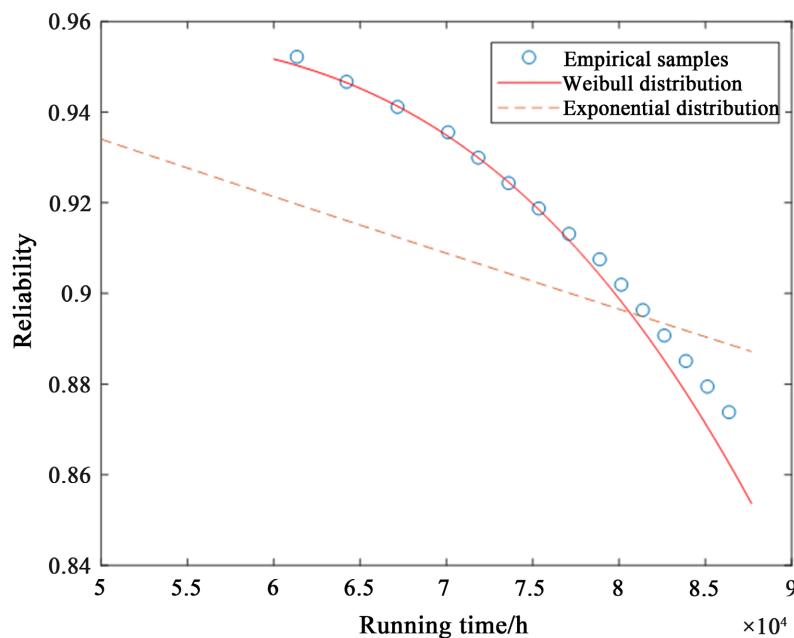


Figure 1. Exponential distribution and three-parameter Weibull distribution curve of FUM module
图 1. FUM 卡件指数分布与三参数威布尔分布曲线

由图1可知,当进入损耗期时,核电厂三参数威布尔分布的拟合效果优于指数分布。FUM卡件的可靠度减小速率随时间增加,说明卡件失效率是逐渐增大的,结合形状参数 β 与卡件投运时间,认为这批FUM卡件运行时间过长,已经进入损耗期,导致卡件的失效率大大增加。

3. 拟合度检验

为了检验所选方法的合理性,需要对其可靠度的拟合效果进行检验。

K-S检验是对一组数据进行统计分析所用到的方法,将需要做统计分析的数据和另一组标准数据进行对比,求得它与标准数据之间的偏差。首先计算进行比较的两组观察数据的累积分布函数,求得这两个累积分布函数与标准数据之间偏差的绝对值中的最大值D,最后通过查表以确定D值是否落在所要求对应的置信区间内。

核电厂三参数威布尔分布的K-S检验结果如表7。

Table 7. K-S test table of three-parameter Weibull distribution

表 7. 核电厂三参数威布尔分布的K-S检验表

序号 <i>i</i>	时间 <i>t_k</i>	经验故障分布函数 <i>F(t_k)</i>	三参数威布尔分布故障 分布 <i>F_{WBL}(t_k)</i>	两种故障分布的差值 $ F(t_k) - F_{WBL}(t_k) $
1	61,368	0.0479	0.0497	0.0018
2	64,248	0.0534	0.0535	0.0001
3	67,200	0.0590	0.0586	0.0004
4	70,128	0.0646	0.0654	0.0008
5	71,880	0.0702	0.0701	0.0001
6	73,632	0.0758	0.0755	0.0003
7	75,384	0.0814	0.0816	0.0002
8	77,136	0.0870	0.0884	0.0014
9	78,912	0.0926	0.0946	0.0020
10	80,160	0.0982	0.1019	0.0037
11	81,408	0.1038	0.1082	0.0044
12	82,656	0.1094	0.1149	0.0055
13	83,904	0.1150	0.1220	0.0070
14	85,152	0.1206	0.1296	0.0090
15	86,400	0.1263	0.1376	0.0113

三参数威布尔分布的最大偏差值为 $D_n=0.0113$,其中样本量为*n*=200,通过查临界值的分布表可知在显著性水平为 $\alpha=0.05$ 的情况下临界值为 $d_{\alpha,n}=0.0483$ 。 $D_n=0.0113 < d_{\alpha,n}=0.0483$,不拒绝三参数威布尔分布的假设。

4. 基于保障度的备件储备量优化

备件是指在装备维修工作中,对需进行更换的零部件事先准备好的备用品。备件既包括事先采购尚

未使用过的，也包括故障件修复后转入备用的。对于维修备件或元件可以按其寿命分布类型分类为指数寿命件、正态寿命件和威布尔寿命件等几种经典形式。本文的研究对象 DCS 卡件属于威布尔寿命件，其他如继电器、开关、电容、电位计等也都属于威布尔分布类型。

保障度 P 的定义为需要某种维修备件时能够提供该种备件的概率，它的实际意义为，以 P 为卡件的可靠度要求值，则由式(12)计算可得给定保障度 P 所对应的可靠寿命 t_p 为：

$$t_p = \gamma - \alpha \sqrt{\ln(P + F(t_b))} \quad (12)$$

假设设备为不可修复件，则以卡件的可靠寿命 t_p 为更换周期，电厂 DCS 中所有的某类卡件(共 n 个)在核电厂运行一年中的任务时长 T 内总共需要的更换次数，即为备件的储备数量 S [11]：

$$S = \frac{nT}{t_p} = \frac{nT}{\gamma - \alpha \sqrt{\ln(P + F(t_b))}} \quad (13)$$

由于对核电 DCS 机柜中主控单元，输入输出模块或通讯模块故障给出的解决方法为直接使用备用模块更换[12]，我们将 FUM 卡件视为不可修复部件，因此其任务时长 T 用初始保障期 1 年内卡件累计工作时数(h)表示[13]。核电厂每 12~18 个月进行一次换料大修，正常工期规划为 30 天[14]。大修期间，核电站的冷源、电源、通风以及放射性监测等系统仍然需进行实时监控以确保堆芯的安全性，即在一个换料周期内，DCS 停运检修时间极短，我们可以近似认为卡件在一年内的任务时长 T 为 8760 (365 * 24) h。

因此可以计算，保障度为 0.95 的条件下，B 厂在损耗期一年所需的 FUM 卡件备件数量 S ；若备件储备量不足，由式(13)可以反推得出当前备件数量下电厂运行一年的保障度 P ：

$$P = e^{\left(\frac{\gamma - \frac{nT}{S}}{\alpha}\right)^{\beta}} - F(t_b) \quad (14)$$

计算结果如表 8 所示：

Table 8. Calculation of spare parts S of FUM module
表 8. FUM 卡件备件数 S 计算

尺度参数 β	形状参数 α	位置参数 γ	卡件数 n	任务时长 T/h	保障度 P	备件数 S
					95%	29
3.4337	91869.1245	39,408	200	8760	90%	22
					85%	20
					80%	19

FUM 卡件是核电正常运行仪控系统中自动控制部分 AS620B 系统最常用的干接点和控制驱动模块 [15]，根据某核电的备件储备定额导则，作为仪控系统控制模块的 FUM 卡件最小储备定额为：

$$S_{\min} = INT(n * k * m_1 * m_2 * m_3) \quad (15)$$

其中， n 为电厂 DCS 中所有的 FUM 卡件数量； k 为比例系数，根据 n 值查表取得； m_1, m_2, m_3 为修正系数，根据卡件所处系统、设备分级、更换频率、是否进口来查表取得。

由该厂备件储备定额导则可知， $k=0.1$ ， $0.8 \leq m_1 \leq 1.4$ ， $0.8 \leq m_2 \leq 1.4$ ， $1 \leq m_3 \leq 1.2$ 。经计算可得：

FUM 卡件的最小储备定额 S 为 13~48。当最小储备定额 S 为 13 时, 通过式(13)可解得任务时长 T 为 4004.94 h, 这意味着在下半年的电厂运行时间内备件储备量为 0; 另外, 通过式(14)计算可得备件数所对应的保障度, 如表 9 所示, 13~48 范围备件数量下电厂运行一年的保障度 P 的范围为 27.84%~95.76%。

过高的备件数无法带来保障度的明显提升, 过低的备件数量则会显著降低系统可靠性, 为核电厂运行带来风险, 这意味着基于导则手册的备件储备定额估计依赖于备件管理部门以往的运行经验来取得合理的修正系数。而根据如图 2 所示的备件数对应的保障度 P 曲线进行分析, 基于保障度的备件储备量优化可将备件数 S 确定在 28~30 的范围内。

Table 9. Calculation of spare parts S of FUM module

表 9. FUM 卡件备件数 S 计算

尺度参数 β	形状参数 α	位置参数 γ	卡件数 n	任务时长 T/h	备件数 S	保障度 P
3.4337	91869.1245	39,408	200	8760	48	95.76%
					13	27.84%

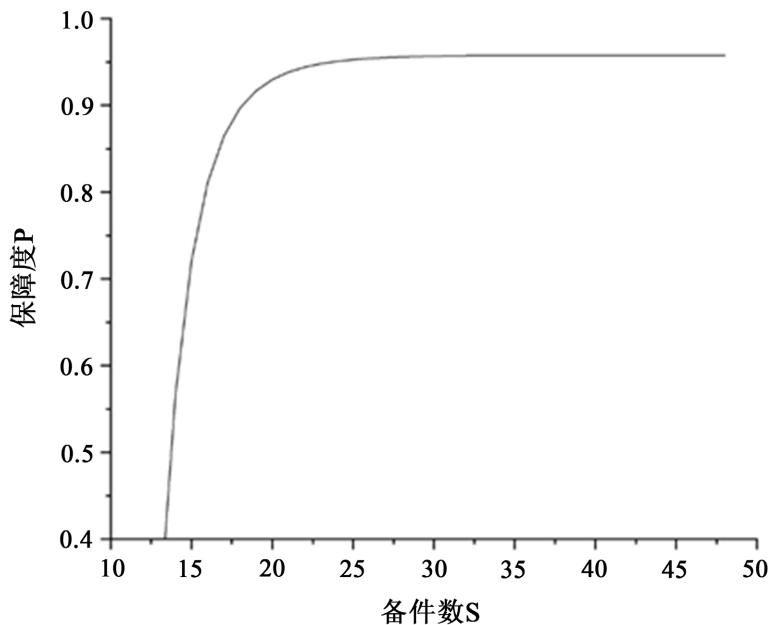


Figure 2. Predicted curve P of FUM spare availability

图 2. FUM 卡件保障度 P 预计曲线

综上所述, 基于导则手册的备件储备定额估计具有以下的局限性:

- 1) 经验依赖性: 修正系数需依赖主观经验确定, 易导致结果的偏差;
- 2) 静态假设: 未考虑寿命分布的时变特性, 难以适应损耗期失效率上升的趋势;
- 3) 忽略成本: 未量化备件数量、成本与保障度的关联, 可能导致资源浪费/额外的非计划停堆时长。

但基于基于保障度的备件储备量优化需求一定量的投运后卡件故障数据进行分析, 且对处于不同环境、不同型号的卡件, 预测结果将不可避免的出现偏差(此偏差可通过计算电子间的环境修正因子与对比不同型号卡件的基础失效率进行修正)。因此, 两种方法具有自己的适用范围与局限性, 如表 10 所示:

Table 10. Comprehensive comparison of two methods
表 10. 两种方法的综合对比

对比维度	导则手册	基于保障度的分析
模型理论基础	基于经验公式与静态比例系数(见式 15)	基于寿命分布统计模型(见式 13/14)
数据需求	依赖历史经验与专家判断	对象卡件全生命周期故障数据
适用范围	偶发期	全生命周期
备件数量	区间宽, 波动大	合理的小范围
风险控制能力	不确定	稳定可控
运维效率	更换周期不明确	支持依据可接受的可靠性下限进行预防性更换策略
长期成本效应	可能因备件过剩或不足导致隐性成本	通过精准预测降低备件成本与非计划停堆损失
可扩展性	固定修正系数, 需人工定期更新	支持参数重估, 故障数据输入后迭代优化参数

5. 结论

考虑到 DCS 机柜卡件的整个生命周期中, 损耗期的失效率会随时间变化, 目前广泛采用卡件寿命指数分布模型不能描述这种变化, 导致此阶段的卡件可靠性评估与备件储备数量计算可信度不高。本文采用三参数威布尔分布对 DCS 中 FUM 卡件的寿命分布进行拟合, 结果表明:

1) 通过 Herd-Johnson 方法估计了某电厂 DCS 实际运维数据的经验可靠度, 采用相关系数优化法估计位置参数, 采用最小二乘法估计尺度参数和形状参数。将卡件寿命的指数分布、三参数威布尔分布计算所得可靠度与经验可靠度三者比较, 并进行了 K-S 拟合度检验, 结果表明: 采用三参数威布尔分布对经验可靠度的拟合效果更好。

2) 基于保障度计算了某核电厂在一年内所需的 FUM 卡件的备件储备数量, 并与基于该电厂备件储备定额导则所得的备件数量进行了对比。结果表明: 储备定额导则计算所得备件数量下限值对应的保障度过低, 将显著降低整个 DCS 系统的可靠性; 储备定额导则计算所得备件数量上限值过高, 增加 65% 的备件数量, 只提升了 0.76% 的保障度。基于威布尔寿命分布和保障度的备件数量估算能够为核电厂备件管理部门存储备件提供参考值, 在保障系统可靠度的前提下降低备件购置与存储费用。

参考文献

- [1] 郭志军. 浅析 DCS 控制系统硬件老化及预防研究[J]. 科技创新导, 2016, 13(14): 76-78.
- [2] 刘敏, 叶小舟, 徐泽华. 基于神经网络的核电厂 DCS 设备剩余寿命预测方法[J]. 电子技术应用, 2021(S1): 185-191.
- [3] 赵先浩, 刘飞. 基于贝叶斯方法的在线监测 I/O 卡件故障率研究[J]. 山东电力技术, 2019, 46(1): 36-38+51.
- [4] 李良巧. 可靠性工程师手册[M]. 北京: 中国人民大学出版社, 2012.
- [5] 贾祥著. 基于不等定时截尾数据的卫星平台可靠性评估[M]. 北京: 国防工业出版社, 2020.
- [6] 杨新华. 陈传尧. 疲劳与断裂[M]. 武汉: 华中科技大学出版社, 2018: 52-55.
- [7] 陈豫龙, 陈晓明, 赵炳全. 威布尔分布在核电站可靠性数据库中的应用[J]. 原子能科学技术, 2003(4): 349-352.
- [8] 张放, 梁志国, 朱晓琳, 等. 基于现场数据统计的计算机联锁设备寿命分析[J]. 铁道学报, 2018, 40(6): 97-105.
- [9] 崔玉杰, 主编, 赵桂梅, 李文鸿, 副主编. 基于 Python 的数理统计学[M]. 北京: 北京邮电大学出版社, 2022.
- [10] 何朝葵. 基于矩估计法原理推导线性回归方程[J]. 高等数学研究, 2022, 25(4): 41-43.

- [11] 彭文娟, 韩松, 孙铭明, 等. 基于寿命分布的备件需求计算模型分析[J]. 舰船电子工程, 2009, 29(12): 183-185.
- [12] 公民, 张谊, 黄鹏, 等. 安全级 DCS 典型故障及处理方法[J]. 仪器仪表用户, 2019, 26(11): 71-74.
- [13] 杨秉喜, 张义芳, 熊勇. 备件需求量计算模型及其在地面雷达中的应用[J]. 电子产品可靠性与环境试验, 2000(6): 13-17.
- [14] 卢六平. 核电站换料大修工期分析和进度管理方法[J]. 项目管理技术, 2008(6): 45-50.
- [15] 黄潜, 徐霞军, 屈凡玉. VVER-1000 核电厂仪控系统[M]. 北京: 中国原子能出版社, 2015.