

石化设备故障率分布参数和维修效果参数估计

胡海军¹, 程光旭¹, 李磊², 武玮¹

(1. 西安交通大学能源与动力工程学院, 710049, 西安; 2. 潍坊生建锅炉压力容器厂, 261031, 山东潍坊)

摘要: 针对石化设备维修费用高、可靠性低、参数难以估计的问题, 提出一种基于提高因子模型的可靠性参数估计方法. 应用提高因子模型描述设备的非理想维修活动, 根据维修记录构造多次故障的联合分布概率密度函数, 采用遗传算法搜索该函数的最大值, 提出参数估计的最大似然方法, 并应用于连续重整装置中. 研究表明, 装置中的氢压缩机、汽轮机和三联合加热炉是系统中的可靠性薄弱环节, 而氢压缩机、换热器、水冷器、分离器、高压吸收塔以及三联合加热炉的维修效果都可以认为是理想维修.

关键词: 参数估计; 提高因子模型; 非理想维修; 遗传算法; 石化设备

中图分类号: TB114.3 **文献标志码:** A **文章编号:** 0253-987X(2008)11-1332-04

Estimation of Failure Intensity and Maintenance Effect for Petrochemical Equipment

HU Haijun¹, CHENG Guangxu¹, LI Lei², WU Wei¹

(1. School of Energy and Power Engineering, Xi'an Jiaotong University, Xi'an 710049, China;
2. Weifang Shengjian Boiler and Pressure Vessel Plant, Weifang, Shandong 261031, China)

Abstract: An approach of reliability parameters estimation is proposed based on the improvement factor model in order to solve the problems of high maintenance cost, low reliability and difficult reliability parameters estimation for petrochemical equipment. The improvement factor model is applied to describe maintenance effect. The joint probability density function of successive failure events is proposed according to equipment maintenance records. Genetic algorithm is adopted to seek the maximum of the function to achieve the maximum likelihood estimation of the needed parameters. This approach is applied to a continuous reforming unit. The results show that the hydrogen compressor, vapor turbulence and combined furnace are the low reliability parts of this system, while the maintenance of hydrogen compressor, heat exchanger, water cooler, separator, high pressure absorption column and combined furnace can be considered as the perfect maintenances.

Keywords: parameter estimation; improvement factor model; imperfect maintenance; genetic algorithm; petrochemical equipment

石油化工系统是一个复杂的过程系统, 包含了大量复杂且运行条件苛刻的过程设备, 由于老化、疲劳、腐蚀等原因, 设备将会因可靠性逐渐降低而发生故障. 为了保证系统可靠、安全的运行, 需要对设备进行定期或不定期的维修. 在化工系统中, 设备的维

修费用通常占到系统运行费用的 20%~30% 左右^[1], 因此有必要对设备维修计划进行优化. 然而, 大量设备的故障规律和维修效果是未知的, 而对这些参数进行估计是维修决策优化的前提.

根据维修活动对设备可靠性的影响, 维修可分

为最小维修、理想维修和非理想维修,其中理想维修可以使设备可靠性恢复到新生状态,最小维修仅仅使设备可靠性恢复到故障发生前一刻的状态,而大量一般性的维修活动使设备的可靠性状态处于新生状态和失效前状态之间的任意一位置,称为非理想维修. Pham 等^[2]对非理想维修模型的种类和维修策略进行了总结,认为非理想维修的模型主要有 Brown-Proshan 模型^[3]、失效密度模型^[4]、虚拟役龄模型^[5]、提高因子模型^[6-7]和其他模型,其中提高因子模型受到了广泛的关注. Shin 等^[6]详细介绍了利用最大似然估计方法估计故障率分布参数和提高因子的过程,并将该方法运用到核电站中心冷却器的参数估计中. Jayabalan 等^[7]运用该模型讨论了在可靠度限制条件下维修费用最小的维修优化策略.

参数估计是维修优化的前提,Shin 等^[6]对联合事件的最大似然函数求导,并用迭代方法求解导数方程,从而获得了所需参数的最大似然估计值. 由于该方程组是隐式方程组,收敛速度和收敛值与初始迭代值有很大的关系,所以并不能保证收敛到全局极大值. 遗传算法是一种非常理想的全局最优搜索算法,广泛应用于多目标优化和参数估计中^[8]. 本文通过构造观测时间内所有事件的似然方程,并运用遗传算法求解该方程的极大值,从而获得设备故障规律分布参数和维修效果参数的最大似然估计值,并将该方法应用到连续重整装置中,对典型设备的可靠性参数进行估计,为石化设备维修优化提供了帮助.

1 提高因子模型

假设维修效果用 ρ 表示, $\rho \in [0, 1]$. 设备开始工作时存在一个初始的故障率函数 $\lambda_1(t) = \lambda(t)$, 假设在 t_k 时刻进行了第 k 次非理想维修, 维修活动会按比例消减设备从上一次维修开始的运行时间, 即将上一段运行时间 $t_k - t_{k-1}$ 减少到 $(1 - \rho)(t_k - t_{k-1})$. 当 $\rho = 1$ 时, 维修效果是理想的; 当 $\rho = 0$ 时, 维修效果等同于最小维修效果. 如果每次维修效果相同, 则经过第 k 次维修后, 在第 $k+1$ 时间段内设备的故障率为

$$\lambda_{k+1}(t) = \lambda(t - \rho t_k) \quad (1)$$

假设设备的故障率分布服从双参数的威布尔分布, 即

$$\lambda(t) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t}{\beta} \right)^{\alpha-1} \quad \alpha > 0, \beta > 0 \quad (2)$$

则在第 $k+1$ 阶段, 设备的故障率为

$$\lambda_{k+1}(t) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t - \rho t_k}{\beta} \right)^{\alpha-1} \quad (3)$$

式中: α 为形状参数; β 为尺度参数.

2 似然函数

假设在一个观测时间段 $(0, T^*)$ 内设备共发生了 n 次故障, 故障时间序列为 $[t_1, t_2, \dots, t_n]$, 且 $0 < t_1 < t_2 < \dots < t_n < T^*$, 若设备失效后立即进行维修, 忽略维修时间对可靠性的影响, 每次维修的效果相同, 则发生前 n 次故障事件的联合分布密度为^[6]

$$f(t_1, t_2, \dots, t_n) = \prod_{k=1}^n f_k(t_k) = \prod_{k=1}^n \lambda_k(t_k) \exp \left\{ - \sum_{k=1}^n A_k(t_k) \right\} \quad (4)$$

其中 $\lambda_k(t_k) = \left(\frac{\alpha}{\beta} \right) \left(\frac{t_k - \rho t_{k-1}}{\beta} \right)^{\alpha-1}$

$$A_k(t_k) = \left(\frac{t_k - \rho t_{k-1}}{\beta} \right)^\alpha - \left(\frac{t_{k-1} - \rho t_{k-1}}{\beta} \right)^\alpha$$

然而, 在观测结束时刻 T^* , 设备可能发生故障, 也可能未发生故障. 令 $t_{n+1} = T^*$, 并用 δ 表示在 T^* 时刻设备是否发生故障, $\delta = 1$ 表示在 t_{n+1} 时刻不发生故障, $\delta = 0$ 表示在 t_{n+1} 时刻发生故障. 在 t_{n+1} 时刻发生故障的事件的概率密度为

$$f(t_{n+1}) = \lambda_{n+1}(t_{n+1}) \exp \{ - A_{n+1}(t_{n+1}) \} \quad (5)$$

而在 t_{n+1} 时刻不发生故障的条件概率为

$$R(t_{n+1} | (t_1, t_2, \dots, t_n)) = \exp \left\{ - \int_{t_n}^{t_{n+1}} \lambda(s - \rho t_n) ds \right\} = \exp \{ - A_{n+1}(t_{n+1}) \} \quad (6)$$

因此, 在 $(0, T^*)$ 时段内全体事件的似然函数为

$$\begin{aligned} \ln L(\alpha, \beta, \rho | (t_1, t_2, \dots, t_n)) = & n \ln \alpha - n \alpha \ln \beta + (\alpha - 1) \sum_{k=1}^n \ln(t_k - \rho t_{k-1}) - \\ & \sum_{k=1}^{n+1} A_k(t_k) + \\ & (1 - \delta) [\ln \alpha - \alpha \ln \beta + (\alpha - 1) \ln(t_{n+1} - \rho t_n)] \end{aligned} \quad (7)$$

如果共有 M 个观测周期, 每个周期中间发生 N_j 次维修, 而在观测结束时刻是否发生故障用 δ_j 表示, 则多个周期发生全体事件的似然函数为

$$\begin{aligned} \ln L(\alpha, \beta, \rho | (t_1, t_2, \dots, t_N)) = & \sum_{j=1}^M N_j \ln \alpha - \sum_{j=1}^M N_j \alpha \ln \beta + \\ & (\alpha - 1) \sum_{j=1}^M \sum_{k=1}^{N_j} \ln(t_{k,j} - \rho t_{k-1,j}) - \\ & \sum_{k=1}^{N_j+1} A_{k,j}(t_{k,j}) + \sum_{j=1}^M (1 - \delta_j) [\ln \alpha - \alpha \ln \beta + \end{aligned}$$

$$(\alpha-1)\ln(t_{N_j+1,j}-\rho t_{N_j,j})] \quad (8)$$

式中: $A_{k,j}(t_{k,j}) = \left(\frac{t_{k,j}-\rho t_{k-1,j}}{\beta} \right)^\alpha - \left(\frac{t_{k-1,j}-\rho t_{k-2,j}}{\beta} \right)^\alpha$; $t_{k,j}$ 为设备在第 j 个观测周期发生第 k 次故障的时间; $N = \sum_{j=1}^M N_j$.

3 遗传算法

通过对对数似然方程求导,可以求出待求参数值的极大似然估计值 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\rho})$. 然而,似然函数的导数方程是比较复杂的隐函数方程组,求解时需要设定一个初始值并反复迭代,如果初始值选择不合适,极可能收敛到局部极值,而不是全局极大值.

遗传方法是一种根据物种繁衍和进化规律发展而来的优化算法,能很迅速收敛到全局极值点,从而获得目标的全局最优解^[9]. 遗传算法在工程优化设计^[8]、多目标决策^[10]、资源分配^[11]、参数估计^[12]等领域也得到了广泛的应用. 使用遗传算法求解问题,首先要定义染色体和种群,种群由多个染色体组成,每个染色体代表目标函数的一种可能解. 染色体是一组基因的组合,每个基因代表一个特定的参数. 染色体的编码可以采用实数编码或二进制编码,每个染色体的优良用适值来表示,而适值是与优化目标相关的量. 染色体经过选择、交叉、变异、替代等活动后,产生新的后代,使得种群不断地繁衍进化,经过若干代后,选择出最优良的染色体,代表目标函数的最优解.

需要求解的参数是 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\rho})$,采用实数编码规则将其组合成一个染色体,利用遗传算法搜索适值最小的解. 染色体的适值函数定义如下

$$f = \begin{cases} -\ln L & \text{约束条件满足} \\ 0 & \text{约束条件不满足} \end{cases}$$

其中约束条件为: $0 \leq \rho \leq 1, 0 < \alpha < +\infty, 0 < \beta < +\infty$. 另外,为了防止计算溢出,限制 $|\ln L| < 10^{20}$.

当算法达到设定的繁衍代数或者连续两代的最优值的相对误差达到设定的误差界限时,算法终止. 本文研究中,遗传算法的关键参数取值见表1.

如果维修效果参数 $\rho=1$,则每次维修都使设备恢复到新生状态,此时设备的维修过程变成一个更新过程,维修后发生故障的时间服从威布尔分布. 这一过程可以用来验证遗传算法代码的准确性,步骤如下:

表1 遗传算法参数取值表

参数	取值
种群大小	100
精英数目	10
交叉率	0.8
变异率	0.1
最大代数	1 000
误差界限	0.001

(1)生成一组服从威布尔分布的随机数 $(x_1, x_2, \dots, x_n)$,分布参数为 $(\alpha=2, \beta=5)$;

(2)生成设备的失效时间序列 $[t_1, t_2, \dots, t_n]$,其中 $t_n = \sum_{i=1}^n x_i$;

(3)将失效时间序列代入方程,估计故障率分布参数和维修效果参数.

参数估计结果如表2所示. 试验结果表明,维修效果参数估计十分准确,随着样本空间增大,形状参数和尺度参数的估计精度逐渐提高,当样本量达到50个时,这两个参数的相对误差为14%和5.6%,当样本量达到100个时,相对误差降到1.4%和1.6%. 因此,应该尽量增大样本空间以提高估计精度. 另外,随着样本的不同,最终的估计结果或略有不同,当样本量为50个时,参数的误差都在可以接受的范围内.

表2 验证参数估计数据表

样本量/ 个	α	α 相对误差/%	β	β 相对误差/%	ρ	ρ 相对误差/%
10	2.698	34.9	6.343	26.7	1	0
20	2.374	18.7	5.875	17.5	1	0
50	2.280	14.0	5.277	5.6	1	0
100	1.972	1.4	5.082	1.6	1	0

4 石化设备维修参数估计

本文选取某石化公司连续重整装置中的重整反应系统为研究对象,流程图如图1所示,系统主要由13个关键设备(子系统)组成. 选取该公司1998-11~2006-05期间的事后维修数据进行分析. 根据维修内容,将维修分为最小维修、非理想维修和理想维修. 最小维修时维持系统正常运行的必要维护,如更换磨损配件、润滑、校正等. 将维修或者更换主要部

件归类于非理想维修,如更换电机转轴,修补容器、管道泄漏点.全面的维修和检测归类于理想维修,如设备更换和大修.由于最小维修不对可靠性产生影响,故在参数估计时直接忽略.为了便于分析,对原始记录做如下处理.

(1) 由于维修资源的局限或维修质量不高,设备会在短时间(半个月)再次进行维修,此时认为是同一次维修. 故障发生时间为维修开始时间,再投入运行时刻为最后一次维修结束时间.

(2)冗余配置设备或相似设备(尺寸、结构、运行条件类似)当作一类设备,参数估计时将同类设备的故障数据合并以增大样本空间。

(3)冗余设备按时间轮换运行(周期 1 个月),但在运行期间内发生故障,则立即将备用设备投入运行.假设在备用期间设备的可靠性不发生变化,设备的真实故障时间长度为运行时间与总备用时间段的差,近似做法是将设备发生故障的一半时间作为实际故障时间.

(4)工厂定期地对系统进行大修,大修期间会对设备进行详细的检测和维修,可认为维修效果是理想的,大修结束时间作为观察周期的开始.

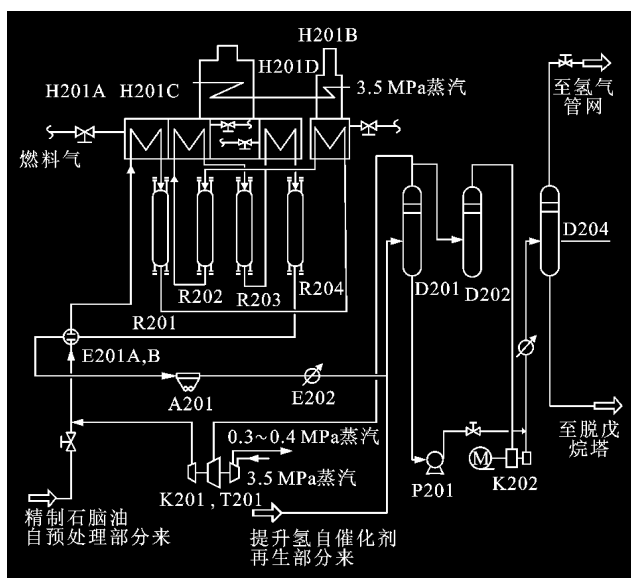


图 1 重整反应部分工艺流程图

按上述原则对各设备的维修记录进行处理,提出一系列观测事件并代入似然函数,用遗传算法搜索最大似然估计参数,结果如表 3 所示. 研究结果表明,氢压缩机 K201、汽轮机 T201 和三联合加热炉 H201ACD 是系统中可靠性较低的设备. 氢压缩机 K201, 换热器 E201A、E201B, 水冷器 E202, 分离器 D201、D202, 高压吸收塔 D204 以及三联合加热炉 H201ACD 的维修效果都可认为是理想的.

表 3 主要设备失效参数和维修参数

序号	设备	$\beta/\text{月}^{-1}$	α	ρ	6个月后的可靠性
1	汽轮机(T201)	7.835	3.889	0.891	0.702
2	氢压缩机(K201)	7.598	1.578	1.000	0.502
3	反应器(R201/R202/ R203/R204)	44.844	8.597	0.717	1.000
4	三联合加热炉 (H201ACD)	11.778	1.536	1.000	0.701
5	独立加热炉(H201B)	15.439	1.853	0.815	0.841
6	换热器(E201A)	15.394	2.000	1.000	0.859
7	换热器(E201B)	17.917	2.188	1.000	0.913
8	水冷器(E202)	16.546	2.059	1.000	0.884
9	分离器(D201/D202)	50.234	7.213	1.000	1.000
10	增压泵(P201A/B)*	10.790	1.710	0.525	0.800
11	氢压缩机(K202A/B)*	7.559	2.644	0.867	0.916
12	高压吸收塔(D204)	30.083	2.120	1.000	0.968
13	换热器(E204)	27.139	1.929	0.811	0.947

注：带*的设备为冗余配置设备，其实际运行时间为设定时间的一半(3个月)。

5 结 论

对设备的可靠性参数进行估计是维修决策的先决条件。本文采用提高因子模型描述石化系统设备的非理想维修活动,并构建系列故障事件的最大似然方程,利用遗传算法获得似然方程的最佳估计值,最后将这一方法应用到连续重整装置设备的参数估计中。研究表明,装置中氢压缩机 K201、汽轮机 T201、三联合加热炉 H201ACD 的可靠性较低,而氢压缩机 K201,换热器 E201A、E201B,水冷器 E202,分离器 D201、D202,高压吸收塔 D204 以及三联合加热炉 H201ACD 的维修效果都可以认为是理想维修。这一结论对后续的维修优化研究有较大的帮助。

参考文献:

- [1] TAN J S, KRAMER M A. A general framework for prevent maintenance optimization in chemical process operation [J]. Computer & Chemical Engineering, 1997, 21(12): 1451-1469.
- [2] PHAM H, WANG Hongzhou. Imperfect maintenance [J]. European Journal of Operational Research, 1996, 94(3): 425-438.

- [3] LIM T J. Estimating system reliability with fully masked data under Brown-Proschan imperfect repair model [J]. Reliability Engineering and System Safety, 1998, 59(3):277-289.
- [4] TOSHIO N. Sequential imperfect preventive maintenance policies [J]. IEEE Transactions on Reliability, 1988, 37(3):295-298.
- [5] LEVITIN G, LISNIANSKI A. Optimization of imperfect preventive maintenance for multi-state systems [J]. Reliability Engineering and System Safety, 2000, 67(2):193-203.
- [6] SHIN I, LIM T, LIE C. Estimating parameters of intensity function and maintenance effect for repairable unit [J]. Reliability Engineering and System Safety, 1996, 54(1):1-10.
- [7] JAYABALAN V, DIPAK C. Cost optimization of maintenance scheduling for a system with assured reliability [J]. IEEE Transactions on Reliability, 1992, 41(1):21-25.
- [8] DIETZ A, AZZARO-PANTEL C, PIBOULEAU L, et al. Strategies for multiobjective genetic algorithm development: application to optimal batch plant design in process systems engineering [J]. Computers & Industrial Engineering, 2008, 54(3):539-569.
- [9] 王小平, 曹立明. 遗传算法——理论、应用与软件实现 [M]. 西安: 西安交通大学出版社, 2002.
- [10] TAMAKI H, KITA H, KOBAYASHI S. Multi-objective optimization by generic algorithms: a review [C] // Proceedings of 1996 IEEE International Conference on Evolutionary Computation. Piscataway, NJ, USA: IEEE, 1996: 517-522.
- [11] NANDA J, BADRI N R. Application of genetic algorithm to economical load dispatch with lineflow constraints [J]. Electrical Power and Energy Systems, 2002, 24(9): 723-729.
- [12] LIU Y H, MAHMASSANI H S. Global maximum likelihood estimation procedure for multinomial probit (MNP) model parameters [J]. Transportation Research, Part B: Methodological, 2000, 34(5): 419-449.

(编辑 荆树蓉)