





- 1 问题来源
- 2 解决问题的方法
- 3 问题解决效果
- 4 创新点
- 5 启发



#### 问题来源

- 需求预测对库存管理至关重要。库存水平取决于对需求的预测, 对备件需求的不准确估计会导致重大的停机成本。因此,许多系统会在备件库存方面进行大量投资,以避免"缺货"。
- 一些备件的需求时断时续,这意味着有很长一段时间没有需求,接着是一系列快速连续的需求。间歇性需求给传统的统计需求预测方法带来了困难。
- 当启动一个新程序时,不存在历史信息,需要使用工程估算。所有需求的初步估计都包含相当大的不确定性。然而,新项目严重依赖工程估算来确定最佳库存水平。
- 设备计划应该何时从使用工程估算过渡到使用观察到的需求的统计方法。





本文提出一种贝叶斯方法,将先验知识与观测数据相结合,以获得新的和改进的需求估计。

假设可用需求数据是随着时间的推移而汇总的,并且不支持对依赖 于工作时间的需求分布的评估。贝叶斯模型的制定需要以下假设:

- 1.似然函数:观察到的需求之间的平均时间呈指数分布。
- 2.先验:工程估计(平均故障间隔时间)呈指数分布。由于指数分布是Gamma (α=1,β=平均值)分布的特殊情况,Gamma函数被用于先验。

基于这些假设,后验概率是用贝叶斯规则来表示的。后验概率用于评估每个需求的运行小时数(或平均故障间隔时间)。未知参数λ被定义为每个需求的工作小时数。

Likelihood function(exponential): 
$$L(n|\lambda) = \lambda^n e^{-\lambda} \sum_{i=1}^n x_i$$
 (1)

Prior(Gamma): 
$$g(\lambda; r, \nu) = \frac{v^r \lambda^{r-1} e^{-\nu \lambda}}{\Gamma(r)} \propto \lambda^{r-1} e^{-\nu \lambda}$$
 (2)

 $\nu'$  和  $\Gamma(r)$ 相对于 $\lambda$ 保持不变,因此在计算 $\lambda$ 时可以忽略这些参数。

Posterior (Gamma) 
$$p(\lambda|\mathbf{n}) = \frac{p(n|\lambda)p(\lambda)}{p(n)} = \frac{p(n|\lambda)p(\lambda)}{\int p(n|\lambda')p(\lambda')d\lambda'} \propto p(n|\lambda)p(\lambda)$$
 (3)

#### 后验概率计算如下:

$$p(\lambda|\mathbf{x}, \mathbf{r}, \mathbf{v}) \propto p(n|\lambda) p(\lambda)$$

$$\propto (\lambda^n e^{-\lambda} \sum_{i=1}^n x_i) (\lambda^{r-1} e^{-\nu\lambda})$$

$$\propto \lambda^{n+r-1} e^{-(\nu + \sum_{i=1}^n x_i)\lambda}$$



式 (4)的形式为Gamma分布,相当于 Gamma  $(r + n, v + \sum_{i=1}^{n} x_i)$ ,表示为 Gamma(r',v')。完全后验方程如下:

$$p(\lambda|\mathbf{x}, \mathbf{r}, \mathbf{v}) = \frac{\mathbf{v} + \sum_{i=1}^{n} x_i^{r+\nu} \lambda^{r+n-1} e^{-(\mathbf{v} + \sum_{i=1}^{n} x_i)\lambda}}{\Gamma(r)}$$
(5)

根据后验公式,需求之间的平均时间按公式(6)计算。

$$\frac{r'}{v'} = \frac{r+n}{v+\sum_{i=1}^n x_i} \tag{6}$$

随着实际需求数据的增加,后验中的先验重要性迅速降低。正因为如此, Eq(7)显示了更新的需求计算,其中权重(w)被应用于先验参数,使得先验仍然 重要。新平均故障间隔时间的计算如等式(7和8)所示。

**Posterior:**Gamma
$$(r', v')$$
 = Gamma $(w*r + n, w*v + \sum_{i=1}^{n} x_i)$  (7)

Mean Time between Failures: 
$$\frac{\mathbf{r}'}{\mathbf{v}'} = \frac{\mathbf{w}^* \mathbf{r} + \mathbf{n}}{\mathbf{w}^* \mathbf{v} + \sum_{i=1}^n x_i}$$



贝叶斯模型将预测需求(后验方程)和需求不确定性(可信区间)。为了避免结果无法准确地描述部件的行为,创建了两个操作规则:

- 1)当实际需求为零且观察到的运行时间小于或等于转变点时,则使用工程估算(n=0, x=0)。
- 2)当实际需求为零且观察到的运行小时数大于转变点时,则似然函数将在观察到的运行小时数中包含一个故障(n=1, x =观察到的运行小时总数)。





# 问题解决效果

案例研究中比较的预测方法有工程估算法、基线法和提出的贝叶斯法。

首先确定了使用贝叶斯规则对需求预测准确性的价值。这三种预测方法使用四个预测精度指标与观察到的需求进行比较:平均绝对偏差(MAD)、平均绝对百分比误差(MAPE)、MAD与平均值之比(MAD/Mean)和均方根误差(RMSE)。表1总结了预测精度结果,展示了哪种预测方法在每年的低需求和高需求零件中表现最佳。

**Table 1**Forecast accuracy for low demand versus high demand parts.

		Year 2	Year 3	Year 4
All parts	Demand <=3	Bayes' (n=422)	Bayes' (n=420)	Bayes' (n=435)
	Demand > 3	EE/Baseline (n=17)	Bayes' (n=19)	Bayes' (n=4)
Parts with demand	Demand <=3	Bayes' (n=40)	Bayes' (n=45)	Bayes' (n –27)
	Demand > 3	EE/Baseline (n=17)	Bayes' (n=19)	Bayes' (n=4)



#### 问题解决效果

#### 其次, 案例研究确定了使用贝叶斯规则对库存水平的影响。

Robotics and Computer--Integrated Manufacturing (xxxx) xxxx-xxxx

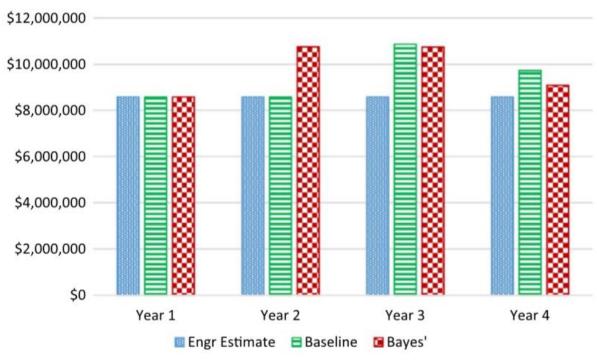
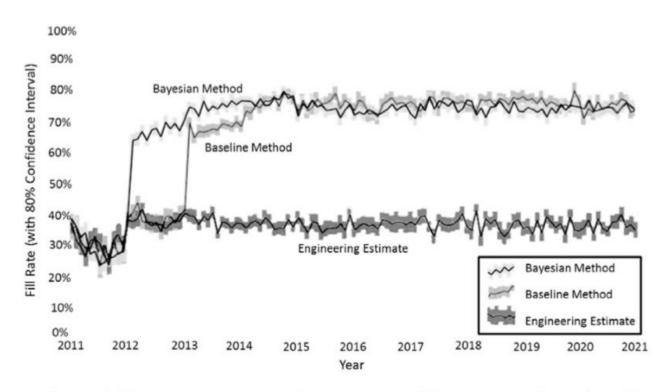


Fig. 1. Annualized inventory investment costs.

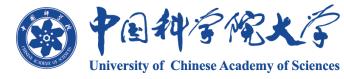


#### 问题解决效果

第三,案例研究比较了三种不同预测方法对供应链绩效的影响。



**Fig. 2.** Chart of fill rate over time, with an 80% confidence interval. Higher fill rate is better.





# 创新点

大多数先前的比较研究使用预测精度或平均价值库存优化结果来比较方 法。然而,这些结果可能导致有偏见的结论。因此,本文将使用模拟评估预 测方法对"真实"填充率性能的影响,并确定这些结果是否与预测准确性和 库存优化分析一致。所开发的模型将采用类似于Aronis等人的方式使用贝叶斯 规则预测需求,因为它不会改变库存优化模型。应用于先验参数的权重赋予 了本研究在工程估算中引入置信度的独特能力。本文通过1)假设似然函数呈指 数分布(相对于泊松分布)和2)开发一种方法来更准确地描述零需求发生时的需 求,从而独特地利用了贝叶斯方法。





#### 启发

- 当数据有限时,建议使用贝叶斯规则预测方法,这是大多数零件需求较低的新项目的情况。该方法包括加权先验参数,使管理者能够将他们的不确定性纳入工程估算,并允许工程估算在预测需求时具有重要性。
- 所进行的案例研究验证了贝叶斯规则在预测低需求零件中的应用。案例研究 结果支持这样的断言,即基于总体预测精度、库存成本和性能(填充率),贝 叶斯预测方法比工程估计(判断性预测)或基线方法(传统统计预测)表现更好。
- 基于案例研究的结果,贝叶斯方法可以被认为是最好的,并且在新设备项目 的早期特别有用。
- 案例研究还说明了通过供应链模拟在比较研究中评估真实填充率性能的重要性。预测准确性指标和优化库存投资成本本身可能是决定哪种方法"最好"的不良指标。该分析强调了在备件需求预测的比较研究中评估性能的重要性。

University of Chinese Academy of Sciences

