

## Bayesian approach to estimate of failure rate of compact He refrigerators

Nobuhiro Kikuzawa<sup>1,A)</sup>

A) Energy Recovery Linac Development Group, Japan Atomic Energy Agency  
2-4 Shirakata-Shirane, Tokai, Ibaraki, 319-1195

### Abstract

For maintenance cost reduction of compact helium refrigerators, optimization of a maintenance schedule is demanded. However, data of failure probability do not exist sufficiently. Therefore, Bayesian inference is applied for estimating probability of failure by a trouble record of the refrigerators. Weibull distribution is assumed for the probability of failure distribution and the investigation is made on scale parameter and shape one. Influence of the initial prior distribution on the results is studied systematically by giving variation to mother parameters. In order to assist the maintenance planning, the estimation of MTBF and hazard rate are also investigated. As the result, the relation between the initial prior distribution and the effective range by Bayesian inference is clarified.

### ベイズ法による小型ヘリウム冷凍機の故障率の評価

#### 1. はじめに

原子力機構ERL-FELでは、4台の超伝導加速器のそれぞれに冷却系に小型ヘリウム冷凍機(住友重機製SRJ-2008)を組み込む、無蒸発型冷却方式を開発した<sup>[1]</sup>。この方式は運転員が常駐する必要がないという利点がある反面、液体ヘリウムが蒸発するため短時間で故障状態から復旧させる必要がある。このため2000年以前は冷凍機の故障回避を目的として1年に1度の定期保守点検を行っていたが、保守コストの削減のため2000年以降は故障時の緊急保守へと対応を変えた。故障時に素早く対応するため、携帯端末への電子メールを利用した自動通報システムを開発し、対応してきた<sup>[2]</sup>。

一般に加速器施設の利用などを考えると定期保守で対応することが望ましいが、施設の維持コストを削減するために適正な定期保守を行うことが求められている。そのためには装置の故障率などに関するデータが必要であるが、加速器施設で使用される機器の多くは大量生産品ではないため、信頼できる故障率のデータが得られないことが多い。

本研究では、故障率の推定に統計的に少ないデータから推定できるベイズ推定を適用し、冷凍機の過去の故障記録から故障率を求めた。また、擬似故障データを用いてシミュレーションを行い、ベイズ推定の有効性を検証した。

#### 2. 冷凍機故障のモデル化

##### 2.1 冷凍機故障の定義

小型ヘリウム冷凍機はコンプレッサ部分と冷凍機本体部分から構成されており、故障時の交換用も含めて7台の冷凍機本体と6台のコンプレッサを所有している。冷凍機の通常動作時は液体ヘリウム槽内の

圧力が一定になるようにヒータで加熱制御している[3]が、冷凍機故障時にはヒータ電力がゼロになり、液体ヘリウムが蒸発する。液体ヘリウムの蒸発量を少なく抑えるためには短時間で修理作業を行う必要があるため、故障時には予備の機器との交換で対応している。

冷凍機の故障として、液体ヘリウム槽内の圧力を維持できなくなり、液体ヘリウムが蒸発した日を故障日と定義する。冷凍機の過去の故障記録を調べたが2000年以前については記録が残っていない事例や記録内容が不十分な事例があったため、解析には2000年からの記録を用いた。記録に残っていたのは交換作業を行った日付と交換した冷凍機のシリアルナンバーであった。4K冷凍機本体の故障に関する19事例を用いて推定を行った。

##### 2.2 故障率

稼働時間 $t$ が経過した後の冷凍機の故障率は(1)式で表されるワイブル分布に従うとした<sup>[4]</sup>。

$$f(t|\alpha, \beta) = \frac{\alpha}{\beta} \left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha-1} \exp\left(-\left(\frac{t}{\beta}\right)^{\alpha}\right)$$

... (1)

ここで、 $\alpha$ は形状パラメータ、 $\beta$ は尺度パラメータである。例として $\alpha=0.5, 1, 3$ の場合の故障率の時間変化を図1に示す。この図からわかるように、 $\alpha < 1$ の場合は初期故障型であり、あらかじめならし運転を行って初期不良品を取り除けばよい事がわかる。一方、 $\alpha > 1$ の場合は磨耗故障型であり、故障率が増加する前にメンテナンスを行うのが効率的であるといえる。このため、 $\alpha$ の値を知ることにより、故障を減らすための対策を立てることも可能である。

<sup>1</sup> E-mail: kikuzawa.nobuhiro@jaea.go.jp

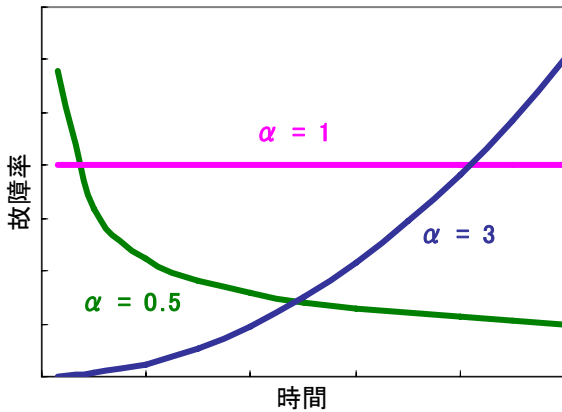


図1：形状パラメータと故障率の関係

## 2. ベイズ推定

加速器で使用する機器について過去の故障事例から機器の寿命を推定する場合、十分な量のデータが得られないことが多い。このような場合、純粋に客観的な統計処理を行うよりも、母数の主観確率分布を新たに得られたデータに基づいて更新していくことで推定を行うベイズ推定が有効であると考えられる<sup>[5]</sup>。

$n$ 個の故障データ $t_1, t_2, \dots, t_n$ が得られたとき、母数の事前分布を $g_{\text{prior}}$ とすると事後分布 $g_{\text{posterior}}$ は(2)式で与えられる。

$$g_{\text{posterior}}(\alpha, \beta) = \frac{\left\{ \prod_{i=1}^n f(t_i | \alpha, \beta) \right\} g_{\text{prior}}(\alpha, \beta)}{\iint_{0}^{\infty} \left\{ \prod_{i=1}^n f(t_i | \alpha, \beta) \right\} g_{\text{prior}}(\alpha, \beta) d\alpha d\beta} \quad \dots(2)$$

ここで、事前分布 $g_{\text{prior}}(\alpha, \beta)$ は、過去の十分なサンプル数のデータにより得られた形状パラメータと尺度パラメータの関数である。過去の十分なデータがない場合、つまり事前分布が設定できない場合には(3)式のような無情報性事前分布が有効である<sup>[6]</sup>。

$$g_{\text{prior}}(\alpha, \beta) = \frac{1}{\alpha\beta} \quad \dots(3)$$

## 3. 推定結果

解析には統計解析ソフトR<sup>[7]</sup>および事後分布を求めるためにマルコフ連鎖モンテカルロシミュレーションを行うパッケージであるMCMCpack<sup>[8]</sup>を用いた。また、ベイズ推定の初期分布として無情報性事前分布を使用した。推定結果として $\alpha=1.13$ 、 $\beta=335$ が得られた。故障率の時間変化を図2に示す。瞬間故障率は時間とともに上昇するが、100日を過ぎた後はほぼ一定であり、複数の故障原因がランダムに発生する偶発故障型と考えられる。この原因として、故障原因が複数あるか、修理が完全に行われていない可能性があると考えられる。また、装置を構成する部品の故障パターンがまちまちであっても、故障

のたびに修理や交換を繰り返した結果、故障の起こり方はまったくランダムになってきて、故障率は一定となっていくことが知られており、冷凍機も故障修理を繰り返した結果、故障率が一定になっている可能性も考えられる<sup>[4]</sup>。

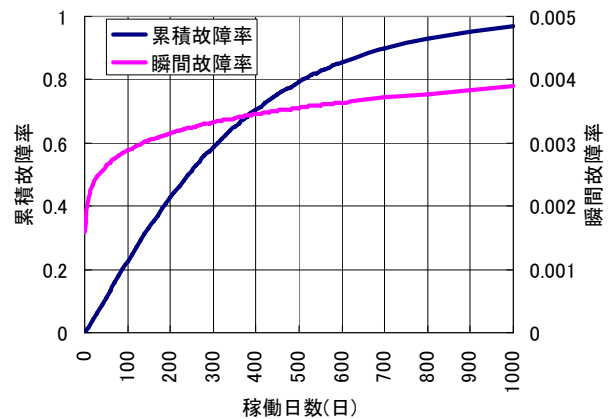


図2：故障率の推定結果

## 4. シミュレーション

ベイズ推定の有効性を検証するためにシミュレーションを行った。実機の故障データから推定された $\alpha=1.13$ 、 $\beta=335$ のワイブル分布を仮定し、故障データを乱数によって発生させた。発生させるデータ数は50とした。推定は、最尤推定、無情報性ベイズ推定、事前情報を与えたベイズ推定の3手法によって行い、故障データ数が5回ごとに推定を行った。ベイズ推定事前分布として正規分布を仮定し、平均値は真の値を与えた。推定結果を図3に示す。この結果、データ数が20以上ではそれぞれの推定法による結果の違いは見られないものの、それ以下のデータ数で推定を行う場合には、事前分布ありのベイズ推定がより確からしい値で推定できている。

次に、事前情報の影響を見るため、形状パラメータについてベイズ推定を行った。形状パラメータを正規分布とし、その平均値を真の値から+10%、+20%、+30%と変化させ、その影響について調べた。ただし、全ての場合について尺度パラメータについては真の値を与えた正規分布とした。計算結果を図4に示す。データ数が多い場合は誤った事前分布を与えた悪影響が残るが、故障回数が10回以下で推定を行う場合には事前分布を与えたほうがより確からしい値を推定できている。

使用している機器の故障率に関して十分なデータが得られない場合、故障原因などが似ている類似機器に関する故障データを参考にすることが考えられる。事前分布として類似機器の故障データを用い、新たに得られた故障データによって事前分布を修正していくことで推定の精度を上げられる。つまり、加速器施設で使用される一般的な機器に関してはデータを共通化してデータベース化することによって、機器の導入直後から適正な定期保守を計画する

ことが可能になる。

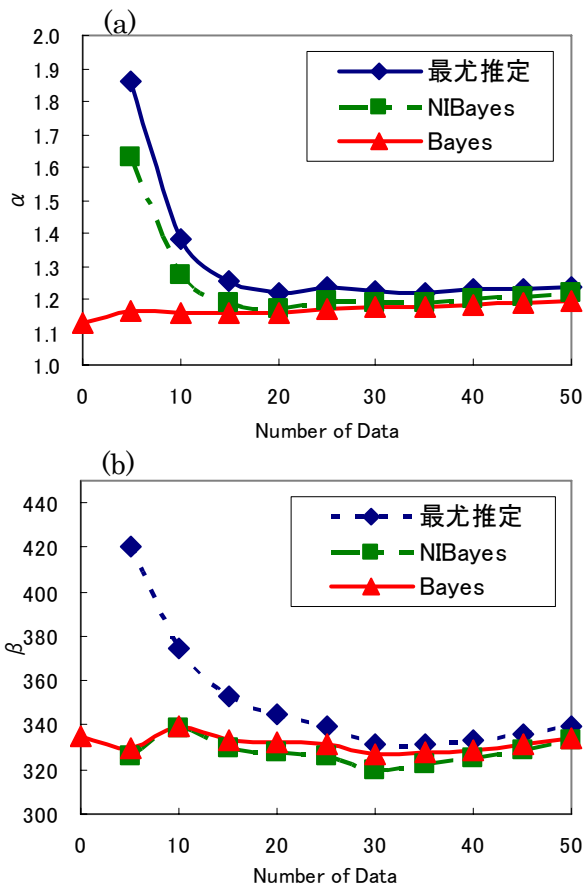


図 3 : シミュレーション結果 (a)形状パラメータ(b)尺度パラメータ

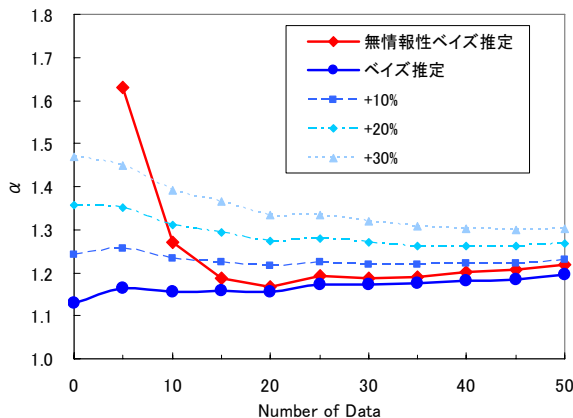


図 4 : 形状パラメータの事前分布依存性

## 5. まとめ

冷凍機の故障記録から故障率の推定を行った結果、故障率は時間とともに上昇するが、100日を過ぎた

後はほぼ一定であることがわかった。この原因として、故障箇所が複数あること、修理が完全に行われていないこと、修理を繰り返した結果などが考えられる。

ベイズ推定の有効性を検証するために、シミュレーションを行った結果、データ数が20以下では事前情報分布を与えたベイズ推定が有効であることがわかった。また、データ数が10以下の場合には、誤差があるとしても事前情報を与えたほうが、無情報性事前分布よりもより確からしい値を推定できることがわかった。

使用している機器の故障率が得られない場合でも、ベイズ推定を用いれば、類似機器の故障率データを参考にして使用開始直後から故障率の推定が行えることを示している。これは、加速器施設で使用している機器に関する故障率のデータを共通化して整備することで、施設の運用開始直後から故障率の推定ができ、定期保守の頻度などを決定する有力な手段になる。

## 参考文献

- [1] N.Kikuzawa, et al., Nucl. Instr. And Meth. A331 (1993) 276
- [2] N. Kikuzawa, “原研ERL-FELのための制御・データベースシステムの開発”, JAERI-Tech 2005-022, (2005)
- [3] N. Kikuzawa, et al., Proc. of the 22nd Linear Accel. Meeting in Japan (1997) 194-195
- [4] 塩見弘, ”信頼性工学入門”, 丸善(1982)
- [5] 酒井信介, 圧力技術, 42, 5 (2004) 35.
- [6] 酒井信介 他, 材料, 54, 3 (2005) 308.
- [7] R Development Core Team (2005). R: A language and environment for statistical computing. R Foundation for Statistical Computing, Vienna, Austria. ISBN 3-900051-07-0, URL <http://www.R-project.org>
- [8] Andrew D. Martin and Kevin M. Quinn (2006). MCMCpack: Markov chain Monte Carlo (MCMC) Package. R package version 0.7-1. <http://mcmcpack.wustl.edu>