

保全における経験と科学の統合手法について

The Methods Integrating Expert's Experience into Scientific Maintenance Activities

秋田県立大学 笠井 雅夫 Masao KASAI Member
三菱重工業(株) 熊野 哲嗣 Tetsuji KUMANO Member

Abstract It is essentially important to use the experience and subjectivity of experts for rationalizing the maintenance activities. And it is required to develop the methods to integrate them into scientific and objective ones in founding meintenology. As the first step, we present Bayesian statics and the decision-making methods in this study. We present the sample of Bayesian update of fairure rate of some equipment for demonstrating integration of expert's subjectivity into scientific data and show the potentiality of bayesian statics. We also show the image to use the decision-making methods such as AHP and Kree method.

Keywords: Bayesian Statics, Decision-Making Method, AHP, Kree Method
E-mail: kasai@akita-pu.ac.jp

1. 緒言

保全活動は設計から建設、運転管理、廃棄措置までを含めた生産活動全般を包括する極めて日常的な活動で、種々の設備や産業において一般的に合意されている概念である[1]。現在の保全計画は保全技術者の経験と論理構成力に立脚しているため、合理性を有する最適保全計画を立案するには、自ずと限界があると考えられる[1]。より体系化された保全学の手法を用いれば、例えば点検・検査に科学的・工学的理論を適用して機器の点検周期や点検方法を定量的に扱ったり、リスク管理手法を導入して最適化を図ることが可能になる[1]。すなわち、合理的な保全の計画・立案を可能とする方策を確立することで構造物の健全性を高いレベルで維持し、システムが必要とする機能を十分なレベルで達成することができ、結果としてコスト競争力の増強も期待される[1]。

専門家が長年の業務を通じて得た知識量は膨大であるが、このままでは、専門家同士の知識の検証や共有、後輩への技術の伝承等、知識の有効利用は難しい。また、これらの知識を有効に活用しない限り、科学的・合理的な保全の実施は不可能であり、専門家の知識を科学的な保全理論に統合する効率的な手法の開発整理が強く望まれる。

ここでは、最初の試みとして、ベイズ統計を用いた専門家の主観データをより客観的な

一々に統合する手法と意思決定手法を用いた専門家の知識の集約の可能性について検討する。

2. ベイズ統計の利用

2.1 ベイズ統計の特徴[2][3][4][5]

古典統計では、分布の未知母数を定数と仮定し、母数の推定量として標本統計量を使用する。母数の推定には誤差が不可欠で、この誤差の程度として信頼区間というものを用いる。母数の正確な評価には大量のデータが必要で、データ不足の問題に対処するには、エキスパートの判断等の別資料が必要となるが、古典統計では、判断資料と観測データを結びつける手段がない。例えば、次のような、プラントのサブシステムの改良工事を考えてみる。

担当者は、類似のシステム、類似の運転条件に関する経験と故障モデルから、改良後の故障発生率を年間約2回と推定したとする。ところが供用開始後1週間で、このサブシステムに故障が発生した。これに対する考え方として次の2つがある。

- ① 故障は偶発的なもので、平均故障発生率はやはり「年間2回」
- ② 観測データのみを考慮し、平均故障発生率は「1週間に1回」

2つの考え方とも有意で、これらを組み合わせ

せて平均故障発生率を推定すべきであるが、古典的方法では定式化できない。しかし、ベイズ統計による方法は、この種の問題に対処できる方法である。

古典統計では定数と仮定した分布の未知母数も、ベイズ統計では確率変数と仮定し、母数推定に伴う不確定性と基礎確率変数の本来のバラツキとをベイズの定理を通して形式上統合する事により、直観や経験に基づく主観的判断や間接的情報も、系統的に観測データの評価に組み入れてバランスの取れた推定値が得られる可能性がある。そのため、利用できる情報量が限られており、主観的判断を要する工学問題に有意義な方法であると考えられる。

2.2 ベイズ統計を用いた故障率分布の更新

専門家の経験的知識や間接的情報と系統的に観測されたデータとを、ベイズ統計を用いて統合する問題の例として、機器等の故障率分布データの統合について考える[6]。

現在の確率論的安全評価(PSA)等のシステム信頼性解析モデル(フォールトツリー)では、入力データ(ここでは機器故障率に限定)は、機器の故障モード単位(例えば「電動ポンプの継続運転失敗」、「電動弁の開失敗」といった形)で入力されている。即ち、それらは、各々が属する系統(の条件)や型式、容量等に関係なく、ひっくりめた形(グロス)で故障モードに対する故障率を与えられている。国内原子力発電プラントの運転実績を基にした機器故障率データについては、(財)電力中央研究所(以下、電中研)により整備・改訂されたデータ[7]が公表されているが、多くの機器故障モードに対する故障発生件数は少数またはゼロである。

一方、部位/部品単位での故障率が得られると、フォールトツリー解析手法を用いることにより、(解析結果の精度はともかく)部位/部品の確率論的重要度を定量的に求めることができ、系統又は機器の機能故障に対する部位/部品の保全上の重要度を定量的観点から把握する上での参考情報となる。

こうした観点に立ち、既存のデータベースから、代表的な機器の故障率について、部位/部

品単位まで細かく展開した場合の各々の部位/部品レベルでの故障率がいくらになるか、データ数(故障件数)が少ない場合のベイズ統計手法の活用性を検討する。

文献[7]にまとめられた故障率分布は対数正規分布とされており、故障率とエラーファクタが与えられている。ここで、エラーファクタ EF は、下記のように定義されている。

$$EF = \sqrt{\lambda_u / \lambda_l} \quad (1)$$

λ_u : 95%上限値、 λ_l : 5%下限値

文献[7]からある機器(EF=10)を例にとって故障率分布(事前分布)を求め表示すると、Fig.1 のようになる。但し、分布の積分値が1となるように規格化してある。

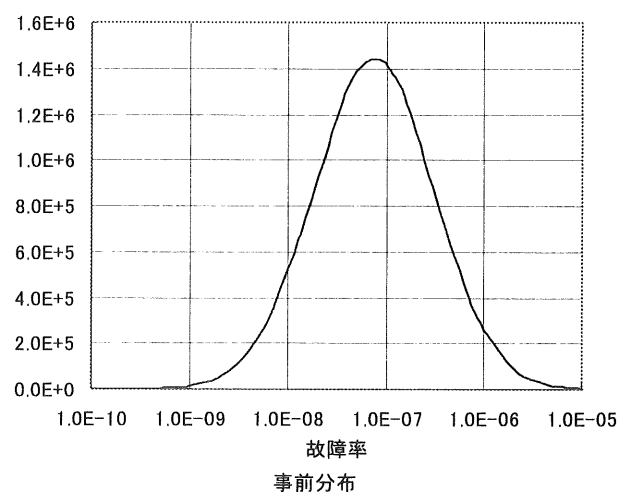


Fig.1 機器故障率の事前分布

本図では、故障率の平均値を1 demand 当たり 1.4×10^{-6} とした。最頻値は平均値のおよそ 1/20 程度になっている。

文献[7]では、機器全体としての故障率しか与えられていないので、ここでは、部位/部品毎の故障率の平均値を、仮に Table 1 に示すように定めた。

Table 1 部位/部品の故障率

	故障率
部品類1	$1.4 \times 10^{-6} / d$
部品類2	$2.8 \times 10^{-6} / d$
部品類3	$5.6 \times 10^{-6} / d$

本表における故障率は、1 demand 当たりの平

均故障率である。故障率の事前分布およびエラーファクタ EF については、機器全体としての事前分布およびエラーファクタ(EF=10)と同じとした。

次に、必ずしも実フィールドのデータでない既存のデータと専門家の経験を加味した事前データと実フィールドでの観測値との統合を考える。

事前の故障率分布を $f'(\theta)$ とすると、この事前分布は、観測結果 ε に照らして、次式で更新される事後分布 $f''(\theta)$ に修正される[2][3][4][5]。

$$f''(\theta) = \frac{P(\varepsilon|\theta)f'(\theta)\delta\theta}{\int_{-\infty}^{\infty} P(\varepsilon|\theta)f'(\theta)d\theta} \quad (2)$$

ここで、 $P(\varepsilon|\theta_i)$ は、尤度関数とも呼ばれ、母数の値が θ なる時に実験観測結果 ε が観測される条件付確率で、以降 $L(\theta)$ と書く事とする。これにより、(2)式は下記のように書き表される。

$$f''(\theta) = kL(\theta)f'(\theta) \quad (3)$$

$$\text{但し、} k = \left[\int_{-\infty}^{\infty} L(\theta)f'(\theta)d\theta \right]^{-1}$$

本解析で対象としている部品類の故障率は 1demand 当たりのものであるから、尤度関数として、(4)式に示す 2 項分布を用いる事とする。

$$L(\theta) = {}_n C_r \theta^r (1-\theta)^{n-r} \quad (4)$$

但し、 θ は部品類が 1demand 当たりに故障する確率である。

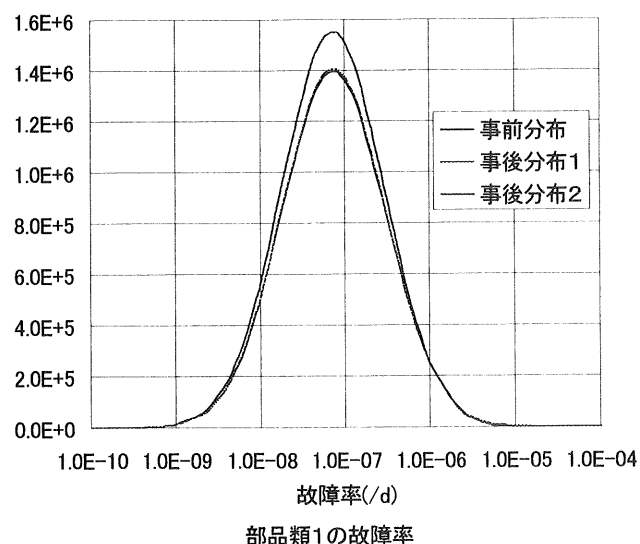


Fig. 2 部品類 1 の事前／事後故障率分布

機器(部品類)が実プラントで使用された実績から、(3)式を用いて故障率の事後分布を求め試計算結果を以下に述べる。

実プラントでの使用期間中の各部品類の故障回数は、部品類 1、部品類 2 は 0 回、部品類 3 は 1 回とした。また、作動回数はパラメータとし、5,000 回と 100,000 回を想定した。機器によっては 100,000 回も作動することは考えられないが、事後分布の変化を強調するためのものである。

Fig.2 に、部品類 1 の事前および事後の故障率分布を示す。事後分布 1 は 5,000 回作動のケースを、事後分布 2 は 100,000 回作動のケースを示している。事前の故障率が非常に小さいために、5,000 回程度(100,000 回でも)の作動回数では 1 回も故障しない確率が 1 に近く、従って、事前のデータは観測結果を良く説明しているため、事前分布と事後分布との違いが目立っていない。事後の平均故障率でみると、事前の平均故障率 $1.4 \times 10^{-6} / d$ から、5,000 回の作動回数で $1.35 \times 10^{-6} / d$ に、また、100,000 回の作動回数で $0.95 \times 10^{-6} / d$ に更新されている。

Fig.3 には、部品類 2 の事前および事後の故障率分布を示す。

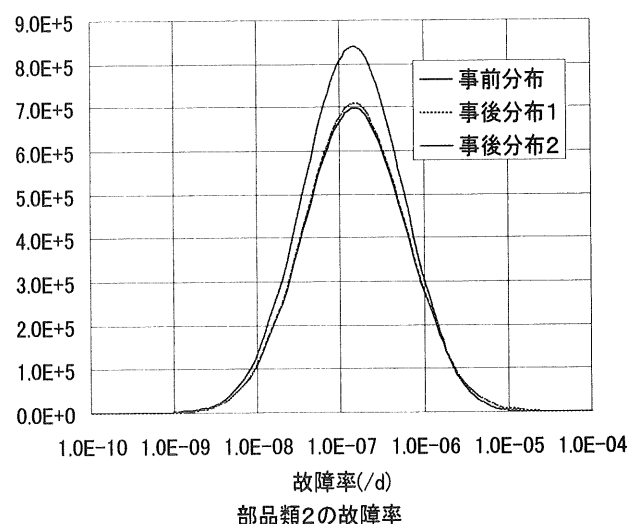


Fig. 3 部品類 2 の事前／事後故障率分布

部品類 1 に比べ、事前の平均故障率が少し大きいので、事前分布と事後分布の変化も少し大きくなっている。しかし、故障率自身は十分に小さいので、前と同様 1 回も故障しない確率は 1 に近く、従って事前分布と事後分布の変化そ

のものは小さい。また、事後の平均故障率は、事前の平均故障率 $2.8 \times 10^{-6}/d$ から、5,000回の作動回数で $2.61 \times 10^{-6}/d$ に、また、100,000回の作動回数で $1.57 \times 10^{-6}/d$ に更新される。

一方、実プラントでの使用期間中に1回の故障を仮定した部品類3では、Fig.4に示すように事前分布と事後分布に大きな差が出ている。これは、事前の平均故障率が非常に小さく、使用期間中に故障しない確率が1に近いにも拘わらず故障したことから、大きな修正となった結果である。

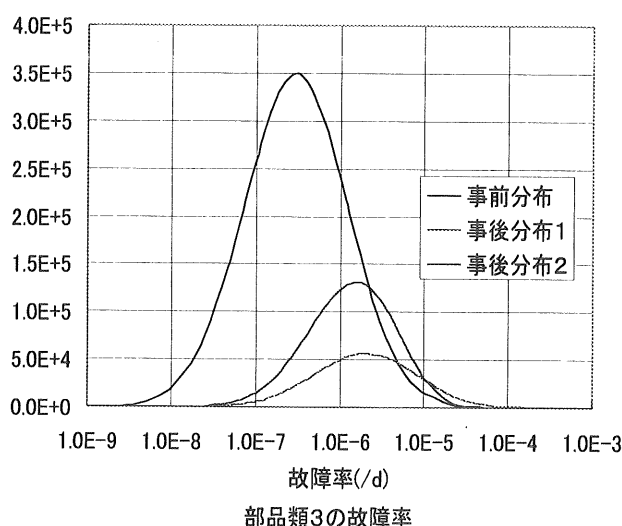


Fig.4 部品類3の事前/事後故障率分布

平均故障率は、事前平均故障率 $5.6 \times 10^{-6}/d$ から、5,000回の作動回数で $24.7 \times 10^{-6}/d$ に、また、100,000回の作動回数で $6.38 \times 10^{-6}/d$ に更新される。

以上に述べたように、事前データと観測結果が矛盾しなければ事前分布と事後分布の変化差は小さいが、事前データと観測結果との整合性が悪いと事後分布は大きく変化する事が分かり、ベイズ統計を用いる事により、専門家の経験や関連データと実フィールドでの観測結果の統合が可能となる事が理解される。

3. 意志決定手法による主観の定量化

専門家の経験と知識に裏打ちされた瞬時の判断が、数学やコンピュータを駆使してようやく到達した結論と大差ないばかりか、それをも凌ぐ事さえ少なくない。そのため、エキスパー

トパネル等により集団的な意志決定を行う場合もある。しかし、一方、専門家の経験や知識は、必ずしも明示的に体系化されているとは言えず、これらを系統的に取り入れ、保全に係わる意志決定を合理化するためには、意志決定を支援する手法が必要である。

ここでは、意志決定手法を紹介し、専門家の感覚を保全に利用する可能性について述べる。

清水等は新規点検保守装置の導入可否の判断をテーマにAHP(Analytic Hierachy Process)等の意志決定手法を適用している[8]。

意志決定問題とは、複数の代替案の中から最適な方策を選択する問題であり、保全の分野でも、例えば機器の保全方式を決める問題等数多く存在する。

意志決定手法として必要な主なポイントは次のようにまとめられよう。

- ① 人間が持つ主観や勘を反映できる事
- ② 多くの評価項目を同時に考慮できる事
- ③ 意志決定者が容易に使えること 等

問題を、**最終目標**、**評価基準**、**代替案**の関係で捉え、階層構造を作り上げる。これを基に、最終目標からみた評価基準の重要さを求め、次に各評価基準から見た代替案の評価を行う。最適な方策を選択するには、目的関数を設定する必要があるが、複数の目的関数(複数の評価項目)を持つのが一般である。例えば、機器の保全方式を決める問題では、当該機器の安全性や運転性、保全性等の観点での重要度を評価する必要があるだろう。意志決定を行う集団は、まず、こうした評価項目の構造を決定せねばならない。一般には、設定された複数の評価項目を同等に扱うわけには行かないため、これらの評価項目の重み付けを行う必要がある(評価項目は階層構造を取る場合もある)。そして、各代替案について各評価項目毎に点数化し、その点数と評価項目間の重み付けとから総合点を算出する。

各評価項目を1つの観点からまとめられる場合には必要ないが、一般には各評価項目の重み付けの評価は、関係者等の経験や主観に依るところが多い。また、立場の違いにより大いに異なる場合もある。立場や主観の違いをも統合して重み付けを行うには科学的な手法を用いる必要がある。このような方法は種々の意志決

定手法に述べられている。こうした意志決定手法には、先に挙げた AHP やクリー法、一対比較法等がある。以下、まず評価項目の重み付けについてまとめる。

AHP の場合、各評価項目の重み付けは、最終目標あるいは評価項目に階層性がある場合には1つ上のレベルにある項目を評価基準にして、当該レベルの評価項目同士を一対比較することにより行う。このペア比較に用いられる値は、1/9、1/8、1/7、・・・、1、2、3、・・・、9とすることを推奨している。こうして得られたペア比較行列から、各評価項目の重みを計算する。各評価項目 i の重みを w_i とすると、一対比較行列 \mathbf{A} および重み行列 \mathbf{w} は次のように表される。

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} w_1/w_1 & w_1/w_2 & \cdots & w_1/w_n \\ w_2/w_1 & w_2/w_2 & \cdots & w_2/w_n \\ \cdot & \cdot & \cdot & \cdot \\ w_n/w_1 & w_n/w_2 & \cdots & w_n/w_n \end{pmatrix} \quad (5)$$

$$\mathbf{w} = \begin{pmatrix} w_1 \\ w_2 \\ \cdot \\ w_n \end{pmatrix}$$

従って、 $\mathbf{A} \cdot \mathbf{w} = n \cdot \mathbf{w}$ となる。この問題は下式で表される固有値問題に変形できる。

$$(\mathbf{A} - n \cdot \mathbf{E}) \cdot \mathbf{w} = 0 \quad (6)$$

但し、 \mathbf{E} は単位行列である。ここで、 $\mathbf{w} \neq 0$ となるためには、 n が \mathbf{A} の固有値とならなければならない。このとき \mathbf{w} は固有ベクトルとなる。また、 \mathbf{A} のランクは1であるから、固有値は1つだけが非零で、他は全て零となる。更に、 \mathbf{A} のトレース(対角要素の和)は n であるから、非零の固有値 λ_{\max} は n となることが分かる。

しかし、実際に状況が複雑になると、一対比較に関する整合性が失われがちとなる。整合性が失われて来るにつれ、非零固有値 λ_{\max} は n より大きくなり、本来零となるべき固有値が非零となることが証明されている。このことから、整合性の尺度として、次式が提案されている。

$$\text{C.I.} = (\lambda_{\max} - n)/(n - 1) \quad (7)$$

ここで、C.I. は整合度(consistency index)であり、経験的に 0.1 以下であれば合格であると言われている。

AHP による代替案の総合評価は、階層図に基づいて、各階層レベルの各重要度を合成することにより行われる。この重要度の合成手順を以下に示す。

- ① 階層レベル k における各要素 h の合成重要度を $v_h^{(k)}$ とする。最上位には、最終目的という1つの要素しかないので、 $v^{(1)} = 1$ と定める。
- ② 階層レベル $(k-1)$ の要素 h から見た階層レベル k の要素 i の重要度を $w_{hi}^{(k)}$ とすると、要素 i の合成重要度 $v_i^{(k)}$ は、次式で算出される。

$$v_i^{(k)} = \sum_h v_h^{(k-1)} w_{hi}^{(k)} \quad (8)$$

総和は、階層レベル $(k-1)$ の中で、要素 I と結合している全ての要素 h について取る。

- ③ ①、②の操作を繰り返し、最下位の階層レベルに位置している各代替案の合成重要度を求める。

AHP では、以上のようにして各代替案の合成重要度を求め、その値の大小により、代替案を総合的に評価する。

AHP は数学的基盤がしっかりしているが、もう少し簡易的な方法として、クリー法についても簡単に紹介する。

クリー法での評価項目の重み付けは、Table 2 に示すように、評価項目を任意の順に並べ、各評価項目が次の評価項目に比べて何倍重要かを決め、それを規格化する事により、重み付けを設定する。

Table 2 クリー法による重み付け

評価項目	比較	再評価	重み w_i
安全性	5.00	7.50	0.71
信頼性	3.00	1.50	0.14
保全性	0.50	0.50	0.05
・・・	—	1.00	0.10
合計		10.50	1.00

各代替案の総合評点は、各評価項目毎に当該代替案が次の代替案(代替案の順番は問題では

ない)の何倍当該評価項目に寄与するかを評価し、その評価点(規格化されている)と評価項目の重み付けの積和を求めることで総合点を算出する。

Table 3 代替案の評価

保全方式	安全性		
	比較	再評価	効果 S_{ij}
代替案1	0.80	1.80	0.29
代替案2	3.00	2.25	0.36
代替案3	1.50	0.75	0.12
代替案4	0.50	0.50	0.08
代替案5	—	1.00	0.16
合計		6.30	1.00

Table 3 に、ある機器の保全方式が評価項目「安全性」に寄与する点数(効果)の決め方を示す。このような表を各評価項目毎に作成し、下式により代替案 i の総合評価点を算出する。

$$F_i = \sum_{j=1}^n w_j S_{ij} \quad (9)$$

勿論、この Table 3 を作成する際、更に下層のレベルでの検討や数値的な評価があっても構わない。

以上に説明した意志決定手法を用いて集団の意志決定を行う大きなメリットの1つは、意志決定の経過がデータとして残るため、①意志決定プロセスに内在する恐れのある不整合が見える事、②第3者にもプロセスをフォローする事ができ、後継者への技術伝承等に役立つ事等が考えられよう。

4. 結 言

以上、専門家等の経験的知識や主観を合理的な保全戦略に系統的に利用する手法として、ベイズ統計と意志決定手法について解説した。

特に、ベイズ統計の説明では、部位/部品等の故障率データを例に、別資料のデータや専門家の主観とフィールドデータとの統合について評価した結果を示し、ベイズ統計の有効性について論じた。

今後、ベイズ統計に関する他の応用や、意志決定手法を実際の場合への適用を考えて行きたい。

謝 辞

本研究を進めるに当たり、有益なディスカッションとコメントを頂いた日本機械学会「軽水型原子力発電所保全研究分科会」のメンバーに深く感謝致します。

参考文献

- [1] 日本保全学会設立趣意書
- [2] 繁樹算男著、"ベイズ統計入門"、東京大学出版会
- [3] 渡辺洋著、"ベイズ統計学入門"、福村出版
- [4] 竹村彰通著、"現代数理統計学"、創文社
- [5] Alfredo H-S. Ang, Wilson H. Tang 著、伊藤學、亀田弘行訳、"土木・建築のための確率・統計の基礎"、丸善出版
- [6] (社)日本機械学会、RC198 軽水型原子力発電所保全研究分科会フェーズ3 研究報告書、2004年3月
- [7] (財)電力中央研究所、"原子力発電所に関する確率論的安全評価用の機器故障率の算出"(1982年度~1997年度16ヶ年49基データ改訂版)、研究報告:P00001、平成13年2月
- [8] SHIMIZU S. et. al. AEA Technical Committee Meeting on "Safety Related Maintenance in the Framework of the Reliability Centered Maintenance(RCM) Concept", Viena, 27-30 May, 1991.