

ベイズ推定手法に基づく
機器破損率簡易評価手法に関する研究

平成 19 年 12 月

岡島 智史

指導教員 酒井 信介 教授

目次

第1章	序論	8
1.1	背景	8
1.1.1	メンテナンスの現状と課題	8
1.1.2	ベイズ推定活用によるメンテナンス合理化とその課題	13
1.2	本論文の目的	16
1.3	本論文の構成	17
第2章	ベイズ推定手法	20
2.1	緒言	20
2.2	基礎理論	20
2.2.1	ベイズの定理	20
2.2.2	標本統計学および最尤法との相違点	21
2.3	ベイズ推定手順	23
2.3.1	事前分布設定	23
2.3.2	尤度算出・ベイズ更新	24
2.3.3	事後分布評価	24
2.4	有用な事前分布	26
2.4.1	無情報性事前分布	26
2.4.2	自然共役事前分布	27
2.4.3	階層ベイズモデルによる事前分布	29
2.5	結言	30
第3章	評価モデル・手法提案	31
3.1	緒言	31
3.2	破損確率推定手法の構成	32
3.3	線形ベイズ手法	34
3.3.1	損傷進行および検査のモデル	34
3.3.2	破損確率評価手法	36
3.3.3	検査間隔合理化への活用法	39
3.3.4	一般の Trendable 損傷メカニズムへの応用	40
3.4	拡張ベイズ手法	42

3.4.1	減肉率時間変化モデル	43
3.4.2	破損確率評価手順	44
3.5	安定階層ベイズ手法	50
3.5.1	前提とする損傷データベース	51
3.5.2	配管損傷の確率モデル	51
3.5.3	階層ベイズモデルの一般的評価手順の限界	53
3.5.4	破損率推定手法提案	54
3.6	結言	59
第4章	提案手法の有効性検討	61
4.1	緒言	61
4.2	線形ベイズ手法有効性検討	61
4.2.1	単一測定点モデルに対するシミュレーションによる検討	61
4.2.2	複数測定点の影響	67
4.2.3	実機データへの適用性検討	70
4.3	拡張ベイズ手法有効性検討	71
4.3.1	シミュレーション検討手順と共通計算条件	71
4.3.2	修正項アプローチの妥当性と有効性	74
4.3.3	誤差項アプローチ事後分布近似精度	76
4.3.4	評価破損確率の妥当性	77
4.3.5	実機検査データへの適用性検討	78
4.4	安定階層ベイズ手法有効性検討	81
4.4.1	実機損傷データベースに基づく破損率推定事例	81
4.4.2	破損データベースの特性による推定結果の差異検討	84
4.4.3	推定精度向上効果と限界検討	86
4.5	結言	90
第5章	簡易モデルの限界と詳細評価手法	92
5.1	緒言	92
5.2	線形ベイズ手法における非正規事前分布の扱い	92
5.2.1	正規事前分布の仮定の問題点	92
5.2.2	近似手法提案	93
5.2.3	検証	95
5.3	安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差	97
5.3.1	超母数点推定誤差無視の問題点	97
5.3.2	既存手法	97
5.3.3	保守性付与方法	98
5.3.4	検証	100

5.4 結言	102
第 6 章 結論	104
6.1 結論	104
6.2 将来の展望	106
6.2.1 線形/拡張ベイズ手法の展望	106
6.2.2 安定階層ベイズ手法の展望	107
謝辞	109
参考文献	110
研究業績	117

目次

1.1	減肉管理対象の配管部位模式図	10
1.2	本論文の構成	17
2.1	ベイズの定理	21
2.2	ベイズ推定の手順	23
2.3	$100 \times (1 - k)\%$ 確信区間	25
2.4	最高確率密度領域	26
2.5	階層ベイズモデル	29
3.1	提案手法の構成	33
3.2	線形ベイズ手法における損傷累積モデル	35
3.3	線形ベイズ手法による検査合理化	39
3.4	線形および拡張ベイズ手法による破損確率評価手順	44
3.5	修正項アプローチの概念図	47
3.6	配管損傷確率モデル	52
3.7	安定階層ベイズ手法推定手順	54
4.1	減肉率評価誤差の比較 (Exact, Fast, and Slow prior)	64
4.2	減肉率評価誤差の比較 (Thick and Thin prior)	64
4.3	推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Exact prior)	65
4.4	推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Fast prior)	66
4.5	推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Thick prior)	66
4.6	推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Slow prior)	68
4.7	推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Thin prior)	68
4.8	20 測定点からの推定破損確率の妥当性	69
4.9	実機検査データからの余寿命評価結果	71
4.10	拡張ベイズ手法有効性検討手順	72
4.11	線形ベイズ手法と修正項アプローチの減肉率推定誤差の比較	75
4.12	修正項アプローチによる減肉率事後分布の評価精度	76
4.13	誤差項アプローチによる減肉率事後分布の評価精度	78
4.14	評価破損確率の妥当性 (測定点 20 点)	79
4.15	評価破損確率の妥当性 (測定点 30 点)	79

4.16	実機検査データからの推定余寿命の比較	81
4.17	国別配管破断事例データからの推定破損率	82
4.18	データセットの特性による破損率推定結果の比較	85
4.19	産業分野間の破損率推定結果の比較	85
4.20	超母数 α の破損率推定誤差への影響	87
4.21	産業分野数の破損率推定誤差への影響	87
4.22	延べ収集時間の破損率推定誤差への影響	88
4.23	無情報性事前分布による破損率推定の安全裕度	90
5.1	給水系統 (FAC-1) 減肉率ヒストグラム [20]	93
5.2	非正規事前分布近似手法手順	94
5.3	対数正規事前分布を用いた推定破損確率の妥当性 (Method 1)	96
5.4	対数正規事前分布を用いた推定破損確率の妥当性 (Method 2)	96
5.5	超母数保守的評価の概念図	99
5.6	超母数 α の破損率安全裕度への影響	101
5.7	情報源グループ数の破損率安全裕度への影響	101
5.8	延べ観察時間の破損率安全裕度への影響	102

表 目 次

2.1	代表的な自然共役事前分布	28
3.1	一般化モデルへの線形ベイズ手法応用のための読み替え	41
3.2	最尤法による超母数点推定結果が無限大となる例	53
4.1	シミュレーションによる検討条件	62
4.2	検討に用いる事前分布	62
4.3	複数測定点の影響検討条件	69
4.4	共通するシミュレーション検討条件	72
4.5	修正項アプローチ検討条件	74
4.6	誤差項アプローチ検討条件	77
4.7	評価破損確率の妥当性検討条件	77
4.8	安全側余寿命推定に利用した母数	80
4.9	国別配管破断事例データ	83
4.10	更新用配管破断事例データ	83
4.11	階層ベイズモデル特性検討用データセット	84
4.12	検討条件	86
5.1	安全側破損率の妥当性検討条件	100

第1章 序論

1.1 背景

1.1.1 メンテナンスの現状と課題

メンテナンス合理化の要求

近年我が国では，経済状況の悪化を受け，高度経済成長期に建設された発電所などの多くのプラントが容易に更新できず，結果として老朽化プラントの継続使用が強く求められている．また，2007年問題と称されるように，団塊の世代の一斉退職を契機とする熟練技術者の減少が懸念されている [1]．この問題はプラントの維持管理の分野においても例外でない．従って，プラントにおける検査等の維持管理の重要性は高く，限られた検査リソースの合理的活用が強く求められている．[2]

我が国の構造物の，設計・製造・メンテナンスといったライフサイクル全般の合理化のため，リスクベース工学の導入が求められている [2][3][4]．リスクベース工学に基づくメンテナンスはリスクベースメンテナンス (RBM, Risk Based Maintenance) であり，リスクベース検査 (RBI, Risk Based Inspection) の他に評価および補修・交換を内包する．RBMは，主に欧米において研究が進められており，実用化も進んでいる．例として，アメリカ機械学会 (ASME) では Sec.XI において，RBIを導入した Appendix[5] を制定している．アメリカ石油協会 (API) においても，RBI規格 (RP580[6], Pub581[7]) が制定されており，世界各国でこれらの規格が利用されている．ヨーロッパでは2001年にEU内のプロジェクトとしてRIMAPと称する共同体を作り，独自のRBM手法の確率のための作業を続けている [8][9]．

我が国では現時点において，RBMに基づく維持規格は存在しない．しかしながら，産業界において個々のプラント・構造物への適用は様々な場所で行われている．藤山 [11] は，発電プラントに対するRBM適用事例として，ボイラに対する事例 [12]，タービンに対する事例 [13]，および原子炉機器の事例 [14] を紹介している．また，政友 [15] は化学プラントへのRBM適用事例を示している．また，2001年から高圧力技術協会において，リスクに基づく保全技術研究委員会が設置され，非原子力分野圧力設備を対象としたRBI規格制定に向けた活動が行われている [8][16][17]．以上のように，我が国のメンテナンスへのリスクベース工学導入に向けた取り組みは着実に進んでいる．

RBMは、プラント内の配管などの各機器におけるリスクをもとにメンテナンス計画を作成する手法である。各機器のリスクは、対象機器における「破損率」と、破損した場合に発生する被害の大きさである「影響度」の積として求められる。リスクが大きい機器は早急に対処が必要な部位であり、逆にリスクが小さい機器は安全性が高いものと判断される。従って、RBMの活用にあたっては機器の破損率を良好な精度で評価する手法開発が必要となる。

RIMAP[9]では機器に対する破損メカニズムを、損傷進展速度が推定可能な Trendable タイプと、進展速度の推定が困難・不可能な Non-trendable タイプに分類している [8]。以下、Trendable タイプと Non-trendable タイプのそれぞれを代表する二種類の破損メカニズムについて、それぞれ健全性評価の現状を示すとともに、高精度破損率評価手法開発の必要性について述べる。

流れ加速型腐食による減肉の管理

配管減肉現象は、液滴やキャビテーション等による機械的作用を原因とするエロージョン (Erosion) と、化学的作用を原因とする腐食・コロージョン (Corrosion) に大別できる。これら二種類のメカニズムは近年まで、あわせてエロージョン/コロージョン等と称され、区別なく取り扱われてきた。アメリカ石油協会の RBI 規格である API581[7]、および RIMAP の石油化学ワークブック [10] では、評価にあたってエロージョンとコロージョンの区別をせず、いずれも減肉現象として統一的に扱っている。また、我が国における火力設備の配管減肉に関する技術規格 [18] においても、減肉のメカニズムを問わず統一的に扱っている。しかしながら近年では、配管材料に対して加えられる衝撃力の大小によって、エロージョンとコロージョンを大まかに区別可能と考えられている [19]。これを受け、我が国の原子力設備に対する減肉管理規格 [20][21] では、メカニズムや引き起こされる減肉形態の差異から、これらを区別した取り扱いがなされている。

米国電力研究所 (EPRI) は、流れ加速型腐食 (FAC) を「炭素鋼や低合金鋼などの表面の保護皮膜が、流動水や水・蒸気混合物中へ溶出することによって、腐食が促進される現象」と定義している [19][22]。流れによって酸化皮膜の形成が阻害される配管においては、酸化皮膜の腐食に伴う形成と流れによる溶出がバランスする状態に早期に到達し、それが維持される [19]。このため、流れ加速型腐食による減肉量は、時間に対して線形の関係にあるとされる。流れ加速型腐食は、エルボ・オリフィス下流といった、壁面近傍での流れの乱れの大きい部位に、比較的広範囲にわたる減肉を引き起こす。この結果として、流れ加速型腐食による減肉は、最終的に配管破断を引き起こす危険性が高く、プラントメンテナンスにおいて特に注意を要する破損メカニズムといえる。Gosselin ら [23] は、米国原子炉の破損事象の分析により、配管破断に至る危険性の高いメカニズムとして、振動疲労に次いで FAC を挙げている。また国内においても、2004年に美浜3号機において発生した配管破断事象は、経済

産業省の事故調査最終報告書 [24] においてエロージョン/コロージョンが原因とされており、より詳細には流れ加速型腐食によるものであると推測されている [19][25] .

こうした流れ加速型腐食による減肉の管理のため、原子力発電設備の配管減肉管理に関する機械学会規格 [20][21] では、エルボやT管をはじめとする配管部位を検査の単位としている。図 1.1 に示すように、配管部位は複数の測定点を含んでおり、検査ごとにこれらの全測定点について、肉厚測定が実施される。特に減肉が進んでいる領域に関しては、測定点間隔を小さくした詳細測定を行うことを要求している。

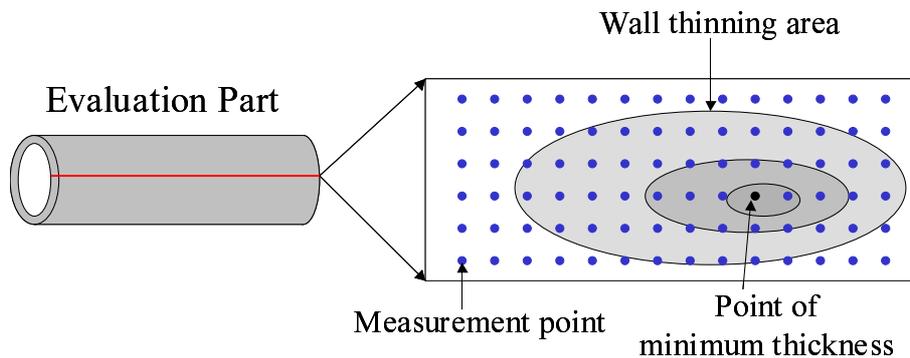


図 1.1: 減肉管理対象の配管部位模式図

機械学会規格 [18][20][21] では、配管の減肉量は、推定対象配管の使用開始時点をもととしたプラント稼動時間に比例するとしてモデル化されている。さらにこれらの規格では、配管肉厚の最小値が、基準で要求される必要最小肉厚 t_{sr} に到達するまでの時間を、配管部位の余寿命と定義している。

機械学会規格 [20][21] による次回検査時期の決定法を以下に述べる。

供用中検査が実施されていない配管部位に関しては、沸騰水型原子力設備に対しては過去の減肉事例より保守的に、10年以内の検査が要求される [20]。また、加圧水型原子力設備に対しては、同種の配管部位における過去事例より、考えられる最大限の減肉率を初期設定減肉率として設定し、余寿命が評価される。1回の供用中検査を経験した配管に対しては、公称肉厚と測定肉厚より減肉率が推定され、余寿命評価が行われる。このとき、同種配管部位の過去事例に基づく余寿命や減肉率の情報は、もはや用いられない。2回以上の供用中検査を経た配管部位に対しては、最小自乗法による減肉率推定が行われ、余寿命が評価される。機械学会規格 [20][21] では、以上の手順により評価された余寿命に、検査回数によらず一律5年の余裕を与えて、次回検査時期を決定することを求めている。

規格においては一律の安全裕度を要求しているものの、余寿命の推定精度は検査回数が2回以下である場合に特に低いことが知られており、電力会社独自に更なる保守性を与えて検査時期決定が行われているのが現状である。また逆に、一律の安全裕度の利用は、十分に検査を経験した配管部位に対して密な検査が要求され、合

理性に欠く要求となっている。このため、少検査回数からの減肉率・余寿命の推定精度を向上し、かつ推定精度・検査回数に応じた安全裕度を用いて次回検査時期を決定する手法の開発が望まれる。

API581[7]における減肉に対する健全性評価では、検査回数に応じた減肉率の推定精度の差異を、Technical Module Subfactor(TMSF)と題する修正係数によって反映可能としている。TMSFは数表の形でAppendixに整理されているが、これらの数表の利用にあたっては、米国における石油化学プラントの破損事例に基づいた一般破損確率の利用が前提となる。従って、API581の手法を、我が国の原子力分野をはじめとする他産業分野にそのまま利用することは、疑問が残る。

ベイズ推定手法[26][27][28]を活用した健全性評価手法の開発は、従来供用中検査を経験した配管部位に対しては用いられていない初期設定減肉率等の情報を、事前分布の形式で推定に活用可能となり、初期の推定精度の問題の解決につながる。また、ベイズ推定は未知母数の不確定性を確率変数の形で明快に表現可能であるため、これに基づく健全性評価手法は、不確定性の大きさに応じた検査間隔設定に利用可能と考えられる。

配管破損データベースの活用

供用中検査で破損の有無のみが観察される、Non-Trendableな破損メカニズムに対する配管破損率評価のアプローチとして、一般に以下の二種類のいずれかが利用される。

- 確率論的破壊力学等を利用した詳細評価
- 過去の破損事例の統計処理等による簡易評価

確率論的破壊力学を利用した場合、配管の内圧や径、起動停止時の熱過渡といった、対象配管に固有の影響因子を詳細に反映した破損確率評価が可能である。こうした確率論的破壊力学評価のためのコードは、国内でもPASCALが開発され[29]、さらに対象とする破損メカニズムの拡張も続けられている[30][31]。従って、国内において確率論的破壊力学の利用環境の整備は進んでいる。

その一方で、確率論的破壊力学の利用には初期欠陥や欠陥検出能力の統計的性質といった、検査および破壊力学に関する深い知識を要する。こうした評価は、特に重要度の高い配管に対して実施する価値は大きい。しかしプラント内の全配管に対する現場レベルでの実施は困難である。こうした事情を受け、Simolaら[32]は、上記の両アプローチの優位性の比較の比較を行い、それぞれ異なる長所と短所を持った相補的な手法であると結論付けている。従って、確率論的破壊力学による詳細評価のほかに、類似配管の事例を統計処理し、簡易に破損率の多寡を見積もる手法の

開発もまた必要であると考えられる。このためには、過去の破損事例を系統的に収集したデータベースと、これに基づく破損率評価のモデルが必要となる。

配管はポンプ等の動的機器と比較して、破損率が低く破損メカニズムが多岐にわたる。従って統計的手法による配管の破損率推定は、動的機器と比較した破損情報の不足により、推定精度に問題が生じることが考えられる。また材質や配管径をはじめとして、配管破損率の影響因子は多数存在する。このため、配管損傷データベースの構築に当たっては、以上のような配管破損データに固有の特性を意識したデータ収集フォーマットの構築が要求される。

欧米では RBM の基礎データとして、配管破損率データの整備も先行している。API581[7] では、多様なプラントや文献・データベース等による破損報告に基づいて、動的機器のみならず配管に対しても、1/4in., 1in., 4in. の穴および破断が発生する頻度、一般破損確率のリストを与えている。またスウェーデン原子力発電検査機関 (SKI) では、1970 年以降の商用原子力プラント内の配管破損事例を収集した、SKI-PIPE データベースを構築している [33][34]。本データベースは 1998 年末の時点で、ほぼ全ての沸騰水型原子炉を網羅しているが、唯一我が国だけが例外とされていた [34]。SKI-PIPE データベースは、2004 年の時点で PIPExp データベースとして更新が続けられている [35]。

これに対し我が国では、メンテナンス合理化への活用を意識した、配管の破損確率および寿命分布データの系統的な整備が行われていない [36]。このような状況下で系統的な破損事例データベース構築の試みは始まっているものの、破損事例は一朝一夕で収集されるものではないために、破損確率評価に資するような情報が十分に得られないという問題が考えられる。機械構造物の評価においては、我が国の実情に即したデータを用いることが必要であるため、こうした破損情報の整備の遅れは、損傷データの蓄積に関して先行する欧米との間に競争力差を生じる一因となり得る。

配管は、あらゆる種類のプラントに含まれる機器であり、問題となる破損メカニズムの多くは産業分野を超えて共通している。従って配管破損率についても、産業分野を超えて共通する傾向が存在すると考えられる。このため、配管破損率推定精度向上の方策として、配管破損事例をより広範囲から収集することで、推定に資する破損事例を増やすことが考えられる。例として、原子力発電設備の配管破損率推定にあたって、火力発電設備やガス・石油化学等の他の産業分野の破損事例を含む、産業横断型の配管破損データベースを構築することが考えられる。

しかしながら、配管の内部流体や検査周期などの使用環境は、各産業分野間で相違点も多い。全産業分野の破損データを均質なものとモデル化し、平均的な破損率を評価した場合、標本誤差は縮小するが、産業分野の独自性を無視することによるモデル誤差が極端に大きくなることが考えられ、データベースの利用法として乱暴な取り扱いであるといえる。従って、産業横断型データベースの活用にあたり、産業分野間の差異をモデル化した破損率評価手法の導入が求められる。

こうした情報源間の差異のモデル化手法として、階層ベイズモデル [27] が有効と考えられる。階層ベイズモデルを利用することで、推定対象分野の破損情報と、それ以外の分野の破損情報を、異なるアプローチで破損率推定に活用可能となる。

1.1.2 ベイズ推定活用によるメンテナンス合理化とその課題

ベイズ推定活用の意義

健全性評価の情報源として、前述の減肉管理では下記が利用されている。

1. 対象機器の供用中検査記録

供用中検査記録は、対象機器の使用環境を反映する最も重要な情報である。特に、損傷の進行度合や余寿命が検査によって評価可能な、減肉をはじめとする損傷メカニズムに対しては、検査時期決定に大きな情報をもたらす。その一方で、新規機器に対してはこうした情報は存在せず、ライフサイクル全体を通じてせいぜい数回程度とデータ数が極めて限られる。

また、破損データベースの統計処理による破損率評価は、下記を利用している。

2. 類似機器の過去の破損事例データ

類似機器の事例データは、供用中検査結果と比較して十分な数のデータが収集されることが期待されるが、どの程度の差異までを「類似」とみなして統計処理するかによって、データ量とモデル誤差がトレードオフの関係にある。

これら以外に健全性評価に資する情報源として、下記の利用が考えられる。

3. 類似性が低い機器の過去の破損事例データ

4. 熟練者による経験的な情報

低類似性の機器の事例データ収集は、従来の類似機器のみからの収集と比較して、より多量の事例データ収集が可能である。しかし、機器の共通性が類似機器と比較して相対的に低いため、これらの低類似性の機器の事例データ活用に当たっては類似機器からの情報との差異をいかにモデル化するかが課題となる。

熟練者による経験情報はその他の情報と異なり、評価を行う熟練者によって異なる情報が与えられるため、客観性に欠ける。このため、メンテナンス合理化のための情報として不適當とする議論が予想される。しかしながら、これまでも上記 1.2. の情報が存在しない時点では、熟練者の知見に依存したメンテナンスが行われてきたのであり、従って熟練者の経験情報を一切認めないという立場はこれまでのメンテナンスの否定となり不合理である。メンテナンスの省略となるように恣意

的に情報を与えることは論外であるが，第三者による議論が可能となるように熟練者の判断とその根拠を文書化した上であれば，こうした主観的情報の活用はこれまでのメンテナンスに矛盾せず，有用な情報として活用可能と考えられる．

我が国における現行の破損率評価では，以上の情報源を単独で用いている．例えばPWRの配管減肉管理 [21] において，供用中検査未実施の配管に対しては，過去の事例より保守的に与えられた初期設定減肉率を利用している．その一方で，一回の供用中検査を経験した配管に対しては，測定誤差による推定の不確定性が極端に大きいにもかかわらず，もはや初期設定減肉率は利用されない．破損率推定の高精度化にあたっては，従来のメンテナンスで利用されていない，上記の初期設定減肉率をはじめとする異種の情報源を併用することで，破損情報の不足を補うことが有効と考えられる．このような異種の情報の活用にあたって，事前分布としてデータ以外の情報を推定に利用可能な，ベイズ推定手法の利用が有効と考えられる．

ベイズ推定手法利用の利点として，従来の観察データ以外の情報を，事前分布として推定に利用可能であることが挙げられる．また，客観性を重視する従来の標本統計学においては，4. に示したような主観的情報の推定への利用は許容されない．これに対し，確率を「母数の値に対する解析者の確信の強さ」と定義するベイズ推定では，主観的情報を推定の出発点である事前分布として利用することが認められている．

さらに，少数破損情報に基づく推定の合理性が高いことも，ベイズ推定の利点と考えられる．標本統計学では十分に多数の標本が得られていることが前提となるが，この状況は実際の検査記録については考えづらい．このため，信頼区間の評価等の，十分なデータの存在を仮定した正規近似に基づく評価式の利用が不合理なものとなりえる．一方でベイズ推定では，主観的な情報から出発し少数の標本の情報を取り入れ更新することで，初期の段階と比較して客観性および精度を向上させることを基本的な考え方とする．すなわち，従来のメンテナンスに用いられるような妥当性が確認された情報を出発点とする限り，少数のデータを用いた場合であっても推定結果は初期以上の妥当性を持つこととなり，これをメンテナンスに用いることに不合理性は存在しない．

以上より本論文では，少数の破損情報を補い推定精度を向上させることを目的とし，その方策として従来用いられていない異種情報源の併用を考え，この達成のためベイズ推定手法を利用した破損率推定手法の開発を行う．

ベイズ推定活用事例

特に欧米においては，ベイズ統計学の有効性が広く認められ，機器破損率推定に盛んに利用されている．

API581[7]では機器の破損確率を，一般破損確率に Technical Module Subfactor(TMSF)と呼ばれる修正係数を掛け合わせることで簡易評価する．この TMSF は，文献デー

タなどによって設計時に予測された破損寿命を，ベイズ統計学の考え方に基づき検査有効度を用いて更新するという考えに基づいて構築されている．

Flemingら [35] は，整備された配管破損データベースを用いて，従来PRAに用いられてきたEPRI-111880[37]に示された破断頻度の妥当性を検討しているが，この中で破断頻度推定にはベイズ推定を用いており，Beliczey and Schulz[38]によるリーク配管数と破断配管数の比の経験式などを事前分布として活用している．

また原子力発電設備の配管破損事例を収集したSKI-PIPEデータベースにおいても，その収集データの解析にはベイズ推定手法の利用が推奨されている [33]．

以下，国内の信頼性工学分野でのベイズ推定手法の利用例を示す．

古くは岡村ら [39] が，信頼性解析へのベイズ統計学利用の有用性を指摘している．

初期の研究として，板垣らが信頼性解析へのベイズ統計学利用に関して多様な研究を行っている．1975年には，疲労設計時の不確定性をMiner則による累積損傷量の限界値 D^{cr} に対してのみ考え，その不確定性をベイズ手法により更新することを提案している [40]．また1983年には，構造物の強度を尺度母数のみ未知の3母数ワイブル分布として，強度試験結果を用いてベイズ手法により母数の更新を行うとき，対象構造物の信頼度の実証を有効に行うための条件を考察している [41]．また1985年には，疲労のき裂発生寿命およびき裂進展速度のそれぞれの確率分布の母数をベイズ推定する問題を考え，二種類のサンプリング検査手法による観察データからの推定精度の定性的比較を行っている [42]．

また同時期には，藤井，三道らが，対数正規分布で表現した疲労寿命分布母数をベイズ推定することを提案し [43][44][45]，その推定のための効率の良い寿命試験計画手法の考察を行っている [46]．また藤井らは，同様の考察をワイブル分布に対しても実施している [47]．三道らは，寿命試験データを用いたベイズ推定による故障率推定結果から，予防保全計画法の提案と予防保全の有効性の考察を行っている [48]．

貝瀬は故障率に影響を与える多様な変量をモデル化した解析を行うため，多重の母集団をモデル化する階層ベイズモデルを用いて，指数分布，ワイブル分布，およびポアソン分布の故障モデルを高度化し，これに対する母数推定手法を提案している [49][50][51][52]．また貝瀬は，二項分布・ポアソン分布・尺度母数のみ未知のワイブル分布に対して，事前情報を活用したベイズ推定手法の利用を提案している [56][57]．

近年では，廣畑ら [53] が，設計パラメータを入力とした応答曲面法により構造応答を近似評価し，構造の信頼度を簡易評価した上で，信頼性試験データを用いてベイズ手法により更新することで推定破損確率の更新を行うことを提案している．小出ら [54] は，地震加速度に対する機器の破損確率を表すフラジリティ曲線の高精度化のために，ベイズ手法の利用を提案している．また弥富ら [55] が，き裂検出確率分布の更新にベイズ手法を利用している．

現場での活用における障害

以上に示したように，少数の検査データの有効活用や事前情報の利用を目的とした，信頼性工学分野でのベイズ推定手法の適用研究は，我が国においても数多く行われている．しかしながら，我が国のメンテナンス現場でのベイズ推定手法適用や，ベイズ推定手法を利用した規格化は進んでいない．

我が国のメンテナンス現場へのベイズ推定手法普及の障害について考える．実際のメンテナンスの現場では，取り扱う機器数が膨大である．これらの機器に対してそれぞれ，大きな計算コストを要する評価法を適用することは不合理である．また，計算機の利用を前提とする評価手法は，実用にあたり解析者がデータを打ち込み結果を受け取るという，ブラックボックス的なシステムとなることが予想され，明瞭性にかけることによる忌避が予想される．

従って，メンテナンス現場での実用に耐える破損率評価手法開発には，計算コストの抑制という観点が必要と考えられる．特に，電卓を利用した手計算で評価結果の検算可能なレベルまで評価手法を簡略化できれば，第三者による検証が容易となり，評価手順の透明性が確保可能と考えられる．

これに対し我が国でのベイズ推定の適用研究は，いずれも計算コストの省力化を重視しておらず，その多くは計算機の利用によりある程度の計算コストは許容する利用法となっている．このような評価手順簡略化という観点の不足が，我が国のメンテナンス現場でのベイズ推定手法活用にあたっての障害となっていたと考えられる．

以上の理由から，本研究では我が国のメンテナンス現場へのベイズ推定手法活用の普及を考え，破損を簡易にモデル化し手計算で検算可能な破損率評価手法の提案を行う．

ベイズ推定では解析的評価が困難なモデルの利用が多く，このとき数値積分やモンテカルロシミュレーション等の計算コストの大きい手法を利用した評価が実施される．一方で，貝瀬の文献 [56][57] では，事前分布と事後分布が同種の確率分布形となる，いわゆる自然共役事前分布を用いることで，期待値等の点推定値のみならず，事後分布そのものが簡易な評価式で評価可能となっている．本研究ではベイズ推定の計算コスト軽減のため，事前分布として自然共役事前分布を利用可能なモデル化を行う．

1.2 本論文の目的

本論文ではベイズ推定手法に基づき，手計算で検算可能な程度の簡易さの，機器破損率簡易評価手法の提案を行うことを目的とする．

上記の手法の開発は，我が国のメンテナンス現場において，従来のメンテナンスにおいて利用されていない情報を利用し，従来手法より高精度に破損率の評価を実

施可能とする．これにより，我が国のメンテナンスの合理化につながるものと考えられる．

1.3 本論文の構成

本論文の構成を図 1.2 に示す．

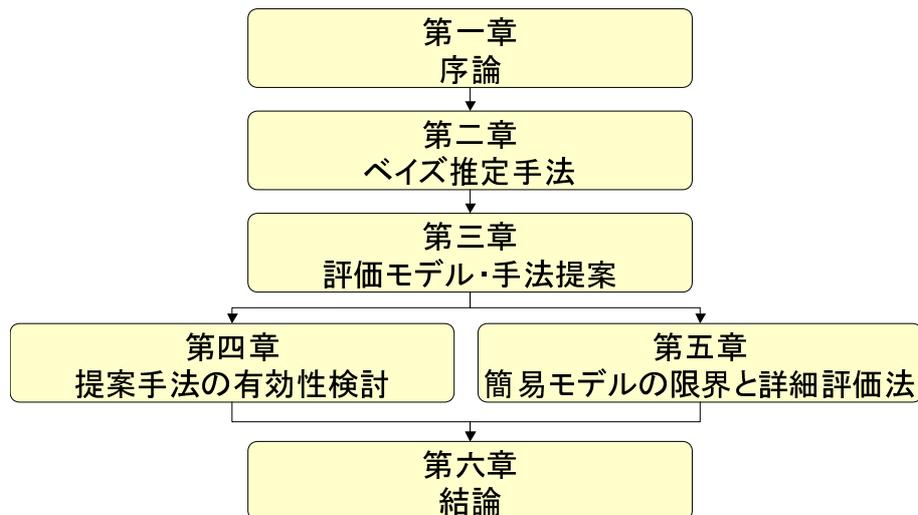


図 1.2: 本論文の構成

第1章 序論 では，本研究の背景について概説し，本研究の目的を示した．

第2章 ベイズ推定手法 では，本研究で破損率推定手法として着目したベイズ推定について，理論と特徴を解説する．ベイズ統計学において利用される独特の確率の定義をはじめ，ベイズ推定の一般的手順を解説する．また，ベイズ推定の計算コストを大幅に軽減可能な自然共役事前分布をはじめとした，本研究で利用する事前分布設定法の詳細についての解説を行う．

第3章 評価モデル・手法提案 では，メンテナンス合理化のための破損率推定手法の提案を行う．提案手法は，少数のデータから高精度の推定を行うため，第二章において解説したベイズ推定手法に基づき，事前分布としてデータ以外の情報を反映可能な手法とする．また提案手法は，多数の機器への評価を容易にし透明性を維持するため，自然共役事前分布の利用により，手計算で検算可能なレベルの計算コストで評価可能な手法として定式化を行う．手法構築に当たって，流れ加速型腐食

による減肉配管管理と，産業横断型配管破損データベースを活用した破損率推定の二種類の問題を考える．これらに対し，以下の三種類の手法を提案する．

- 線形ベイズ手法

流れ加速型腐食による減肉配管管理のため，減肉進行速度を時刻によらず一定とモデル化した，線形ベイズ手法の提案を行う．本手法は事前分布として類似機器の事例データや解析者の経験データを活用することで，少検査回数からの減肉率推定精度向上が期待できる．また，破損確率の形式で健全性評価が可能であるため，許容破損確率の設定により検査回数に応じた安全裕度で合理的な検査計画の立案が可能になると考えられる．

- 拡張ベイズ手法

特に検査回数を経て，減肉率の推定精度が良好な配管部位については，相対的に環境変動の影響が無視できない状況が考えられる．このような状況下でより精密な，もしくは少なくとも保守的な破損確率評価を行うため，第二の提案手法として拡張ベイズ手法の提案を行う．拡張ベイズ手法は，線形ベイズ手法における損傷進行モデルを拡張し，このモデル化での評価を可能とするための追加手順を定式化したものである．

- 安定階層ベイズ手法

特に破損率が低く破損事例が少ない配管に対して，産業横断型の破損データベースを構築することで，破損率推定に資する情報の充実が期待できる．このとき，産業分野間の差異を階層ベイズモデルを利用してモデル化し，これを利用した破損率推定手法として安定階層ベイズ手法の提案を行う．階層ベイズモデルを利用した簡易破損率推定手法の一般的なものは，推定不能となる事例が存在するが，安定階層ベイズ手法はこの問題の克服を可能としている．

以上の手法で取り扱う，減肉配管管理とデータベースを活用した破損率推定はそれぞれ，RIMAP[9]の分類による，損傷進展速度が推定可能な Trendable タイプと，進展速度の推定が困難・不可能な Non-trendable タイプを代表する問題である．従って提案手法は，簡易なモデルの読み替えにより，広範囲な破損メカニズムへの応用が可能になると考えられる．

第4章 提案手法の有効性検討 では，第3章で提案した推定手法が実用可能であることを示すため，推定手法の推定精度，および従来手法に対する有効性とその範囲の検討を行う．検討は，シミュレーションに基づく検討と実機検査記録による検討の二種類に大別される．

シミュレーションに基づく検討は，真値を仮におき，乱数によって仮想的な検査記録を作成する．この仮想検査記録からの推定が，真値を正しく推定しているかを調査し，提案手法の推定精度の検討を行うことが大きな目的である．

実機検査記録による検討は，特に推定の不確定性の大きさに着目した検討を行う．本検討は，提案手法の利用が従来手法に対して生み出すメリットの調査が大きな目的である．

第5章 簡易モデルの限界と詳細手法化 では，第3章の破損モデル化および手法提案にあたり，簡易化のためにおいた以下の二つの仮定について，その適用限界と影響の大きさを調査する．

- 線形ベイズ手法における自然共役事前分布の利用
- 安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差無視

また，モデル誤差が無視できない範囲内において，簡便さを多少損なってもモデル誤差に対し保守的評価を可能とするための，追加手順の提案を行う．

第6章 結論 では，本研究を通して得られた結論を総括する．

第2章 ベイズ推定手法

2.1 緒言

ベイズ推定は、ベイズの定理を用いることで母集団分布の母数を推定する手法である [26][27][28]。ベイズ推定では、従来の最尤法をはじめとする推定手法で確定値として扱われる母数 θ を確率変数として扱い、ベイズの定理による更新を通じて標本の情報を取り込むことで、母数推定精度の向上を行う。この特徴からベイズ推定は、少数データからの推定に有効とされている。

本研究では、事前分布として異種情報源のデータを推定に利用可能であること、および少数データ活用における合理性から、破損率推定手法開発にあたってベイズ推定手法を利用することとした。また、手法の簡易化と高精度化の観点から、有用な事前分布設定方法として自然共役事前分布および階層ベイズモデルに着目した。

自然共役事前分布を利用すると、事後分布が事前分布と同種の確率分布となる。これにより、事前分布から事後分布への更新を簡易な評価式で記述可能となる利点がある。階層ベイズモデルは、推定対象の母集団の上層に、母集団間のばらつきを示す母集団をモデル化した確率モデルである。本モデルを利用することで、事前分布を記述するためのパラメータも推定対象とすることが出来、結果としてより客観的な手続きで事前分布の設定が可能となる利点がある。

本章では、ベイズ推定手法の基礎理論および実施手順を、従来の標本統計学に基づく推定との比較を交えて解説する。また、事前分布設定方法として有用と考えられる、無情報性事前分布、自然共役事前分布および階層ベイズモデルについての解説を行う。

2.2 基礎理論

2.2.1 ベイズの定理

ベイズ推定の核をなすベイズの定理について解説する。ベイズの定理は1763年に Bayes[58] によって発見された定理である。以下その概要を解説する。

あるデータ D を説明するための仮説 H_i が n 種類存在し、それ以外に仮説はありえず、複数の仮説が正しいことはないとする。

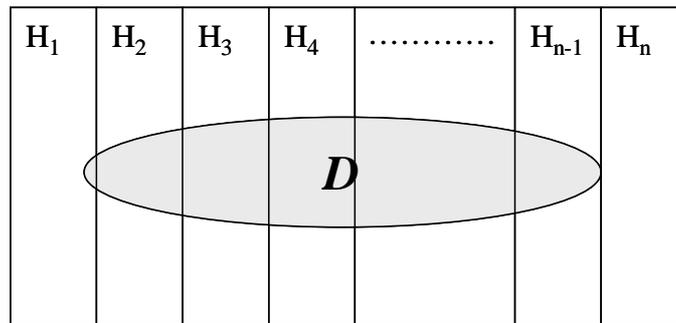


図 2.1: ベイズの定理

このとき，データ D が得られてかつその原因が仮説 H_i である確率 $P(D \cap H_i)$ は式 (2.1) で求められる．

$$\begin{aligned} P(D \cap H_i) &= P(H_i|D)P(D) \\ &= P(D|H_i)P(H_i) \end{aligned} \quad (2.1)$$

これを变形することで，式 (2.2) のベイズの定理が得られる．

$$P(H_i|D) = \frac{P(D|H_i)P(H_i)}{\sum_{i=1}^n P(D|H_i)P(H_i)} \quad (2.2)$$

仮説が連続的である場合には，ベイズの定理は式 (2.3) となる．

$$f(\theta|D) = \frac{P(D|\theta)f(\theta)}{\int P(D|\theta)f(\theta)d\theta} \quad (2.3)$$

θ は連続的な仮説であり，ベイズ推定では推定対象母数のベクトルである．

2.2.2 標本統計学および最尤法との相違点

ベイズ推定は，ベイズ統計学の考え方の元で母数推定を行う手法である．ベイズ統計学は従来の標本統計学と異なり，確率として「主観確率」という独特の定義を利用している．主観確率に関しては，鈴木らの文献 [59] において肯定否定の両立場から詳細な議論がなされている．以下本項では，従来の標本統計学に基づく母数推定手法である最尤法と，ベイズ統計学に基づくベイズ推定手法の相違点を述べる．

確率の定義

従来の標本統計学では、確率の定義として頻度論的解釈を行っていると考えられる。すなわち、試行回数を無限大としたときの相対頻度の極限を確率と定義している [60]。

これに対しベイズ統計学では、次に試行を行った場合に事象 A が発生することへの、確信あるいは信念の度合として確率を定義している [59]。この定義を用いた場合、同じ事象の発生確率であっても、解析者によって異なる値となることが許容される。

従来の標本統計学は、推定にあたって多数の標本の存在を前提とする。これに対しベイズ統計学では、ベイズの定理を用いた客観的手続きによる更新により標本による情報を取り入れ、事前分布より精度を向上させた事後分布を評価するという立場から、少数の標本であっても有効に推定に活用することができる。ただしベイズ統計学に基づく場合も、標本数が多いほど推定精度が向上するという関係は標本統計学と変わらず、従って、十分な量の標本を準備する必要性を否定しているわけではない。

推定対象母数の扱い

標本統計学では、推定対象の母数 θ の真値は、未知であるだけで確定値として存在するとしている。従って、ある指定された区間内に真値が存在する確率は 1 か 0 のいずれかであり、その中間はありえない。このため標本統計学における区間推定に用いられる $100(1 - \alpha)\%$ 信頼区間は、「繰り返し多くの異なった標本について信頼区間を同一の方法で何回も計算した場合、真値を区間内に含むものの割合が $1 - \alpha$ となる」 [60] と定義される。

これに対してベイズ統計学では、未知の量は全て（主観的定義による）確率変数として扱われる。ベイズ統計学では標本統計学とは逆に、一度観察されたデータは不動であり、同手順を踏んだ多数回の標本抽出が行えるとは仮定されていない [26]。従って区間推定に用いる概念も異なる。例えば $100(1 - \alpha)\%$ 確信区間であれば、「 $1 - \alpha$ の確率で、真値が確信区間内に存在する（と解析者が確信している）」と定義され、多数回の標本抽出の概念は用いられていない。

従って、数値的に従来の標本統計学と同一の区間推定結果となった場合でも、その意味することが異なることに注意する必要がある。ベイズ推定における区間推定手法の詳細は、2.3.3 項において述べる。

事前情報の利用

観察データ以外の事前情報の利用は、最尤法による推定では認められない。一方でベイズ推定では、確率の定義として主観確率を採用したことにより、データが得

られていない事前の段階での解析者の知見を，事前分布 $f_{pri}(\theta)$ として推定に反映することを許容している．こうした事前情報の利用による推定精度の向上は，ベイズ推定利用の大きな利点として挙げられる．

事前分布設定の自由度から，ベイズ推定は解析者によって推定結果を恣意的に操作可能であるとの批判が存在する．しかし，統計的データに基づかない熟練者の判断や文書化された経験則は，現実のメンテナンスにおいても活用されている．文書化された経験則の例として，Thomas[61] は，配管からの漏洩発生頻度を，配管形状や利用年数などをパラメータとして近似評価する経験式を提案している．これに対する議論として，Lydell[62] は広く用いられてきた Thomas の経験式の妥当性を，その後得られた配管破損事例データベースを通じて検証し，その限界を明らかにしている．また，Beliczey ら [38] は配管径を入力として，漏洩発生件数と破断発生件数の近似評価式を提案している．

こうした情報の活用を一切認めないという立場は従来のメンテナンスとの整合性を損なう．また，事前分布に反映する情報を，同種機器に対する事例データベースといった一定の客観性を持った情報，もしくは情報の根拠を文書化するなどにより妥当性の議論が可能となっている情報に限定することで，推定に対する恣意性の排除は可能であると考えられる．

2.3 ベイズ推定手順

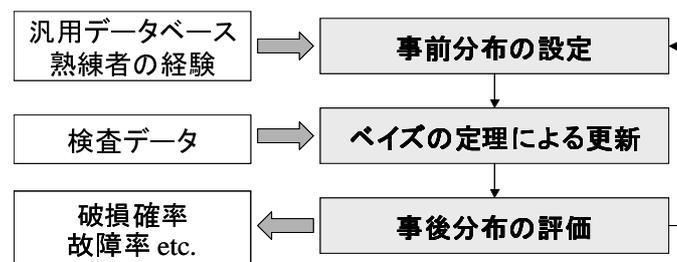


図 2.2: ベイズ推定の手順

図 2.2 はベイズ推定の手順を示したものである．以下，各手順について順に解説する．

2.3.1 事前分布設定

ベイズ推定では，初回の推定前に母数に対する予測を立て，この予測をもとに母数の確率分布である事前分布を与える．以後，新たな情報を得るたびに，前回の事

後分布を事前分布として更新していくことにより，母数の推定精度を高めていくことが出来る．この場合，初期の事前分布が適切であれば，少ないデータから母数推定を比較的精度良く行うことが出来る．

対象機器から得られた検査データ以外の事前情報が存在する場合，この情報をもとに初期の事前分布を与えることが考えられる．事前情報としては，類似の機器に共通して使えるデータベース，あるいは熟練者の経験に基づく情報などが考えられる．

事前分布の与え方として，いくつかの有用な手法が知られている．2.4節において，特に有用と考えられる事前分布を示す．

2.3.2 尤度算出・ベイズ更新

まず，観察された事象 D より式 (2.3) 中の $P(D|\theta)$ を求める． $P(D|\theta)$ は，母数がある値 θ をとるという条件のもとで， D という事象が得られる条件付確率として計算できる．

求められた $P(D|\theta)$ を用い，式 (2.3) に示したベイズの定理を用いて，事前分布 $f(\theta)$ を事後分布 $f(\theta|D)$ に更新する．

例として，発生確率 θ を母数として持つ二項分布を考える．二項分布の確率密度関数は，式 (2.4) で与えられる． n 回の試行を行い x 回の事象発生が確認された場合， $P(D|\theta)$ として式 (2.4) を利用することとなる．

$$Bi(x|\theta, n) = {}_n C_x \cdot \theta^x (1 - \theta)^{n-x} \quad (2.4)$$

ここで式 (2.4) に注目すると，既に観察された事象発生回数 x はもはや変動することはありません，未知量である母数 θ は様々な値を取りえる．このため式 (2.4) の構成はそのまま，発生回数 x ではなく母数 θ についての尤度関数 $l(\theta|x, n)$ として式を読み替えることができる．

尤度関数 $l(\theta|x, n)$ は，発生回数 x が観察された場合の，母数 θ の「尤もらしさ」を表す関数として位置づけられ，ベイズ推定のみならず従来の母数推定手法である最尤法においても利用される．

2.3.3 事後分布評価

事後分布をもとに，母数の推定結果を求める．母数の点推定を行いたい場合には，事後分布の期待値，最頻値，中央値などが利用できる [63]．

推定対象の未知母数が一つのみである場合，事後分布から Credible Interval を求めることで母数の区間推定が行える． $100 \times (1 - k)\%$ Credible Interval は，図 2.3 に示すように，母数の事後分布の両端から $100 \times k/2\%$ の区間を除いた，中央部の区間である [26]．

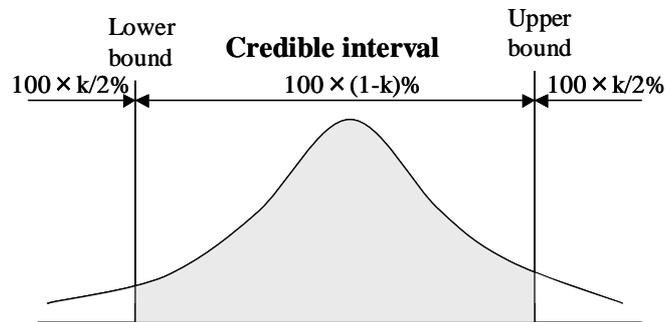


図 2.3: $100 \times (1 - k)\%$ 確信区間

十分な量の観察データを用いてベイズ推定を行った場合，評価される Credible interval は標本統計学の信頼区間 (Confidence interval) と数値的に一致する．しかしながら，標本統計学とベイズ統計学での確率の定義の相違から，Credible interval と Confidence interval は意図的に別の用語が用いられる．ただし文献 [27] によっては，ベイズ統計学に基づく場合でも，“Bayesian confidence interval”のように標本統計学の定義と異なることを言及した上で信頼区間 (Confidence interval) という用語を用いる事例も存在する．

我が国では，Credible interval の訳語が統一されていない．繁樹 [64] は，Credibility interval を信頼区間と訳しているが，上記に示した定義の違いから，従来の標本統計学における Confidence interval と区別した用語を利用すべきと考えられる．その他の Credible interval の訳語として，確信区間 [26] もしくは信用区間 [59] などが存在する．本論文では以降，Credible interval の訳語を確信区間と統一する．

推定対象の未知母数が複数である場合には，区間推定に最高確率密度領域 (Highest Probability Distribution (HPD) region) が利用される．最高確率密度領域の概念図を図 2.4 に示す．

$100 * P\%$ 最高確率密度領域は，下記で定義される．

- 領域内の確率密度の積分が $100 * P\%$
- 領域内の任意の母数ベクトルにおける同時確率密度が，領域外の任意の母数ベクトルにおけるそれより大きい

また，母数 θ が定めれば一意に算出可能となるパラメータ ψ については，事後分布より数値積分等を用いて累積確率を求めるか，事後分布に従う乱数を用いてモンテカルロシミュレーションを行うことで，母数と同様に区間推定を行うことが出来る．

事後分布は一般にはその形状が複雑であり，逆関数法等の従来の手法による標本抽出が困難である．これに対し近年，マルコフ連鎖モンテカルロ (Markov Chain Monte Carlo: MCMC) 法によるサンプリングが可能となっており，複雑な事後分布

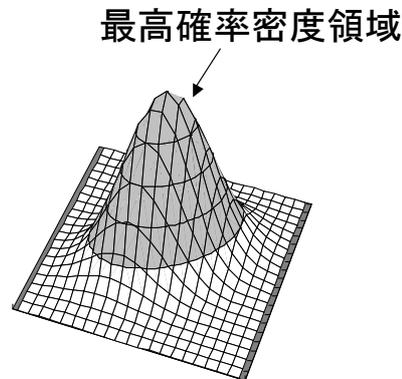


図 2.4: 最高確率密度領域

の解析が可能となっている．マルコフ連鎖モンテカルロ法のうち頻繁に用いられるアルゴリズムとして，Gibbs sampling と Metropolis-Hasting[65][66] が存在する [27] ．

本研究では評価手順の簡略化のため，これらのモンテカルロシミュレーションに基づく事後分布解析法は利用しない．

2.4 有用な事前分布

ベイズ統計学では，事例データベースをはじめとする検査データ以外の情報を，事前分布 $f_{pri}(\theta)$ として推定に利用できる．事前分布には，原理的にはあらゆる種類の確率分布が利用できる．その一方で推定の利便性などの観点から，頻繁に用いられる事前分布の設定手法が存在する．以下，有用な事前分布設定手法を紹介する．

2.4.1 無情報性事前分布

推定対象の母数に関する経験的な知見が一切存在しない場合，母数に関する情報を一切持たない分布という意味を持つ，無情報性事前分布 (Non-informative prior) が利用される．

最も単純な無情報性事前分布として，一様分布が用いられることが多い．この事前分布の設定法は，従来の標本統計学の手法である最尤法との共通性が大きい．しかし，同一の分布形であっても，異なる形式の式で定義されることがある．例として，ワイブル分布の分布関数として以下の二種類が考えられる．

$$F(t|\alpha, \beta) = 1 - \exp\left\{-\left(\frac{t}{\beta}\right)^\alpha\right\} \quad (2.5)$$

$$F(t|\alpha, \lambda) = 1 - \exp(-\lambda t^\alpha) \quad (2.6)$$

この場合，式(2.6)の二母数に対して一様分布を与えると，式(2.5)の母数 β に対して0付近に高い確率密度の事前分布を与えることに等しくなる．従って，一様分布は母集団分布の母数の定義方法に対して不変性がないことから，母数定義方法という情報を反映していることとなり，無情報性事前分布としての利用に疑問が残る．

母数定義方法に対して不変な無情報性事前分布定義方法として，Jeffrey's prior[67]が広く用いられている．母集団分布が確率密度関数 $f(y|\theta)$ で与えられているとき，この母集団分布に対するJeffrey's priorは，フィッシャー情報量 $I(\theta)$ を利用して，式(2.7)によって求められる．

$$f_{pri}(\theta) = |I(\theta)|^{1/2} \quad (2.7)$$

where

$$I_{ij}(\theta) = -E_{y|\theta} \left[\frac{\partial^2}{\partial \theta_i \partial \theta_j} \ln f(y|\theta) \right]$$

2.4.2 自然共役事前分布

一般に事後分布 $f_{post}(\theta|A)$ は，累積確率が陽に式で表現できるとは限らない．この場合，事後分布の分析にあたって，モンテカルロシミュレーションもしくは数値積分といった，計算負荷の大きい手法の利用が要求される．

その一方で，母数推定対象となる母集団分布の種類によっては，事前分布と事後分布が同種の確率分布となるように事前分布を設定することができる．このような事前分布は自然共役事前分布と呼ばれる．自然共役事前分布を利用する場合，ベイズの定理による更新は，主観確率分布の母数の更新式として定式化することが可能となり，更新の計算負荷が非常に小さくなるという利便性がある．

例として，自然共役事前分布を利用したポアソン分布の母数推定を紹介する．ポアソン分布は離散的な観察値が得られる分布であり，式(2.8)に示す確率密度関数で表される．

$$Pn(x|\lambda T) = e^{-\lambda T} \frac{(\lambda T)^x}{x!} \quad (2.8)$$

ポアソン分布は，破損率 λ が時刻によらず一定である機器の，破損件数の確率モデルとして頻繁に利用される．ポアソン分布に対する自然共役事前分布として，式(2.9)に示す確率密度関数で表される，ガンマ分布が利用できる．

$$Ga(\lambda|\alpha, \beta) = \frac{\beta^\alpha}{\Gamma(\alpha)} x^{\alpha-1} e^{-\beta x} \tag{2.9}$$

このモデル下で、事前分布として $\alpha = \alpha_{pri}, \beta = \beta_{pri}$ のガンマ分布を与え、時間 T の間に f 件の破損が確認された場合、母数 λ の事後分布 $f_{post}(\lambda|f, T)$ は式 (2.10) として定式化される。

$$\begin{aligned} f_{post}(\lambda|f, T) &= \frac{Pn(f|\lambda T) \cdot Ga(\lambda|\alpha_{pri}, \beta_{pri})}{\int_{\lambda=0}^{\infty} Pn(f|\lambda T) \cdot Ga(\lambda|\alpha_{pri}, \beta_{pri}) d\lambda} \\ &= \frac{(e^{-\lambda T} (\lambda T)^f) \cdot (\lambda^{\alpha_{pri}-1} e^{-\beta_{pri}\lambda})}{\int_{\lambda=0}^{\infty} (e^{-\lambda T} (\lambda T)^f) \cdot (\lambda^{\alpha_{pri}-1} e^{-\beta_{pri}\lambda}) d\lambda} \\ &= \frac{\lambda^{(\alpha_{pri}+f)-1} e^{-(\beta_{pri}+T)\lambda}}{\int_{\lambda=0}^{\infty} \lambda^{(\alpha_{pri}+f)-1} e^{-(\beta_{pri}+T)\lambda} d\lambda} \\ &= Ga(\lambda|\alpha_{pri} + f, \beta_{pri} + T) \end{aligned} \tag{2.10}$$

よって、事後分布 $f_{post}(\lambda|f, T)$ は事前分布と同じくガンマ分布となり、その母数は簡易に算出可能な評価式として定式化できる。従って自然共役事前分布の利用は、現場で実用可能な程度の評価手法の簡略化という要求に応えることができ、非常に有効であると考えられる。

自然共役事前分布は、多くの利便性の高い確率分布で利用可能であるが、あらゆる確率分布に適用可能なものではない。例として、機器の寿命分布として頻繁に用いられるワイブル分布には、自然共役事前分布は存在しない。自然共役事前分布を設定可能な母集団分布のうち、主要なものを表 2.1 に示す。Bernardo ら [28] は、基本的な母集団分布に対する自然共役事前分布とそれを用いた事後分布評価式の、有用な一覧を示している。

表 2.1: 代表的な自然共役事前分布

母集団分布	自然共役事前分布
二項分布	ベータ分布
ポアソン分布	ガンマ分布
指数分布	ガンマ分布
正規分布	平均：正規分布 分散：逆 χ^2 二乗分布

2.4.3 階層ベイズモデルによる事前分布

従来のベイズ推定手法では，他産業分野の破損情報といった異種の情報は，事前分布 $f_{pri}(\theta)$ を決定する際の情報源として母数推定に活用可能である．しかし本手続きは，特に推定対象母数の情報源間のばらつきが把握しにくいモデルでは，解析者の判断に依存するところが多い．

階層ベイズモデルは，従来の事前分布をも推定対象の母集団としてモデル化する．これにより，ある特定の母集団母数の推定時に，推定に用いる事前分布を，他の母集団から得られた観察値を用いて，客観的な手続きにより決定できるという利点がある．図 2.5 に階層ベイズモデルの構造を示す．

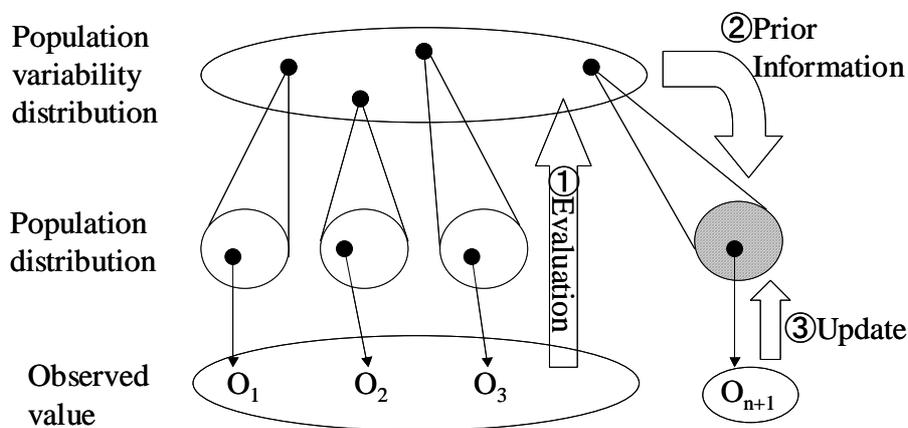


図 2.5: 階層ベイズモデル

階層ベイズモデルは，複数の情報源のそれぞれについて母集団をモデル化した上で，これらの母集団の上層に「母集団間のばらつき」を表現する母集団をモデル化する．下層母集団の母数は上層母集団からの実現値であるとしてモデル化する．これにより下層母集団母数は，上層母集団の分布を事前分布として用いたベイズ推定によって推定できる．

階層ベイズモデルでは最初に，複数の情報源から得られたデータを用い，上層の「母集団間のばらつきの母集団」の母数を推定する．このような上層母集団の母数は，下層母集団母数と区別して，超母数 (hyperparameter) と呼ばれる．続いて，推定された上層母集団分布を事前分布とし，推定対象である母集団からの観察データを用いて更新することで，下層母集団母数のベイズ推定を行う．

階層ベイズモデルに基づく母数推定手法は，フルベイズ手法 (Fully Bayesian Method) と経験的ベイズ手法 (Empirical Bayes Method) の二種類に大別される．Siu ら [68] は，ポンプをはじめとする機器の，プラント間の差異をモデル化した故障確率推定手法として，フルベイズ手法および経験的ベイズ手法を紹介している．また Quigley

ら [69] は、脱線をはじめとする、鉄道の稀な事象の発生頻度の推定に、経験的ベイズ手法を適用している。国内では、階層ベイズモデルは主に画像処理や複雑系の解析などに用いられている [70]。信頼性解析への国内の適用例としては、貝瀬 [51] が、故障に影響する不確定因子のモデル化のため、階層ベイズモデルの利用を提案している。

フルベイズ手法 (Fully Bayesian Method) は、ベイズ推定を利用し超母数を区間推定する手法であり、しばしば2ステージベイズ手法とも呼ばれる。フルベイズ手法は、超母数推定の不確定性を考慮した推定であるが、事後分布の評価に数値積分や、後述するマルコフ連鎖モンテカルロ法のような、計算コストが大きい手法の利用が必要となるため、詳細手法と位置づけられる。本手法を解説した文献として、Gelmanらの文献 [71] などが挙げられる。

これに対し経験的ベイズ手法 (Empirical Bayes Method) は、超母数を最尤法等を用いて点推定する手法である。経験的ベイズ手法はフルベイズ手法と比較して、計算コストが大幅に軽減されるものの、超母数推定における不確定性の取り扱いが課題となる。最尤法等による点推定値を超母数推定値として利用することで求められる事後分布は、超母数推定の不確定性を無視することで危険側の推定となりえることから、しばしば「無警戒な (Naive)」事後分布と呼ばれる。経験的ベイズ手法については、Carlinら [27] の著書をはじめとして多くの文献が出版されている。

2.5 結言

本章では、本論文で利用するベイズ推定について、従来の標本統計学に基づく最尤法との相違点を挙げてその基礎理論を解説するとともに、基本的な推定手順を示した。

また、有用な事前分布設定方法として、無情報性事前分布、自然共役事前分布および階層ベイズモデルの三種を示した。自然共役事前分布は、事前分布から事後分布への更新手続きが、簡易な式によって実施可能となる利点を持つ。また階層ベイズモデルは、事前分布の決定をより客観的な手続きで実施可能となる利点を持つ。

第3章 評価モデル・手法提案

3.1 緒言

本章では、メンテナンス合理化のための破損率推定手法として、以下の要求を満たす手法の開発を行う。

- 少数のデータから高精度の推定
- 手計算で検算可能なレベルの計算コスト

前者の達成のため、事前分布として従来用いられていない異種の情報源からのデータを反映可能な、ベイズ推定手法に基づく推定手法開発を行う。また後者の達成のため、事後分布が事前分布と同種分布となる自然共役事前分布を利用し、ベイズ更新の手続きを陽な式で定式化することで、ベイズ推定の計算コスト抑制を行う。

機器に対する破損メカニズムは多様なものが考えられる。本章ではこのうち、流れ加速型腐食による減肉を受ける配管の健全性評価手法として、以下の二つの手法を提案する。

- 線形ベイズ手法
- 拡張ベイズ手法

さらに本章では、複数の産業分野から得られた配管破損データベースを活用し、各産業分野における配管破損率を高精度に推定する手法として、以下を提案する。

- 安定階層ベイズ手法

流れ加速型腐食による配管減肉は、供用中検査において損傷進行程度および余寿命の評価が可能で、RIMAP の分類で言う Trendable な破損メカニズムの代表例である。この減肉に対する評価手法として定式化した線形ベイズ手法は、母数設定方法という障害こそあるものの、利用する物理量や母数を読み替えることで一般の Trendable な損傷メカニズムに適用可能である。一方で、破損データベースの統計処理による破損率評価は、各機器についての余寿命評価が不可能である、RIMAP の分類で言う Non-trendable な破損メカニズムに対する、健全性評価の代表的な手法である。

従って提案手法は、構成する三種の手法によって Trendable と Non-trendable の双方の破損メカニズムを想定可能であり、広範囲の破損メカニズムに応用可能と考えられる。

提案手法を構成する三手法による評価が不可能な破損メカニズムとして、供用中検査により余寿命評価が不能であり、かつ破損率に時刻依存性が存在するメカニズムが挙げられる。

3.2 破損確率推定手法の構成

本章における提案手法は、以下の三つの手法から構成される。

1. 線形ベイズ手法 (3.3 節)
2. 拡張ベイズ手法 (3.4 節)
3. 安定階層ベイズ手法 (3.5 節)

線形ベイズ手法では、破損メカニズムとして流れ加速型腐食による配管減肉を仮定する。線形ベイズ手法は、減肉の進行速度である減肉率を時刻によらず一定とモデル化し、破損確率の形式で配管の健全性評価を行う。推定にあたって、従来用いられてきた供用中検査における測定肉厚のほかに、類似配管の減肉率事例や経験的な寿命などの情報を事前分布として反映可能である。

線形ベイズ手法では、検査回数が増大とともに減肉率の推定精度が大きく向上する。この結果、腐食の影響因子のゆらぎ・変化による減肉率変化の影響が無視できないことが考えられる。拡張ベイズ手法は、このような減肉率変動が不確実ながら発生しうるモデル下で適用可能となるように、線形ベイズ手法の追加手順を整備した手法である。拡張ベイズ手法は十分な検査回数と測定点数があれば、減肉率の時間変化の影響を詳細に推定可能である。また、検査回数と測定点数のいずれかが不足する場合においても、減肉率変動によるモデル誤差に対して保守性を与えた評価が可能である。

安定階層ベイズ手法は、破損率が低く推定に資する破損事例が少数となる、配管の偶発故障について、産業横断型の破損データベースを作成することで破損情報の不足を補うケースを想定する。産業分野間で配管破損メカニズムの多くは共通するものの、プロセス流体や流速、検査頻度等の産業間の相違も多い。このような産業分野間の差異のモデル化手法として、階層ベイズモデルが有効と考えられる。階層ベイズモデルを利用した破損率推定手法のうち、比較的簡易な手法として、経験的ベイズ (Empirical Bayes) 手法が知られている。経験的ベイズ手法では、産業分野間の差異を表す母集団の推定に最尤法を利用する事例が多いが、推定が不可能となる

事例が存在するなどの問題がある。安定階層ベイズ手法は、一般的な経験的ベイズ手法の手順を改良することで、常に安定した推定を実施可能とした手法である。

機器に対する破損メカニズムは、上記の三手法で考慮した流れ加速型腐食による減肉および配管の偶発故障のほかに、多様なものが考えられる。RIMAP[9]では機器に対する破損メカニズムを、損傷進展速度や余寿命が推定可能な Trendable タイプと、進展速度や余寿命の推定が困難・不可能な Non-trendable タイプに分類している [8]。

流れ加速型腐食による配管減肉は、残存肉厚が余寿命と線形関係にあるとモデル化可能であり、RIMAP の分類で言う Trendable な破損メカニズムの代表例である。従って線形ベイズ手法は、Trendable な破損メカニズムに対する健全性評価手法の代表例と位置づけることが出来る。また、線形ベイズ手法は定式化に用いた物理量や母数を読み替えることで、一般の Trendable な損傷メカニズムに応用可能である。拡張ベイズ手法は線形ベイズ手法と比較して、一般の Trendable な破損メカニズムへの応用は困難である。しかし減肉以外の破損メカニズムでは、供用中検査による余寿命評価精度が劣るため相対的に損傷進行速度変動の影響が小さく、従って拡張ベイズ手法の利用は必要でないと考えられる。

一方で、RIMAP の分類で言う Non-trendable な破損メカニズムに対しては、機器単体の健全性評価は困難である。このため、過去の類似機器の破損事例を統計処理することで破損率の評価が行われる。破損率一定として過去の破損事例より破損率評価を行う安定階層ベイズ手法は、このような Non-trendable の破損メカニズムの多くに適用可能であると考えられる。

以上から提案手法は、構成する三つの手法を適切に使い分けることで、Trendable と Non-trendable の双方のタイプの、広範囲の破損メカニズムに対して応用が可能と考えられる。以上をまとめた本章の提案手法の構成図を、図 3.1 に示す。

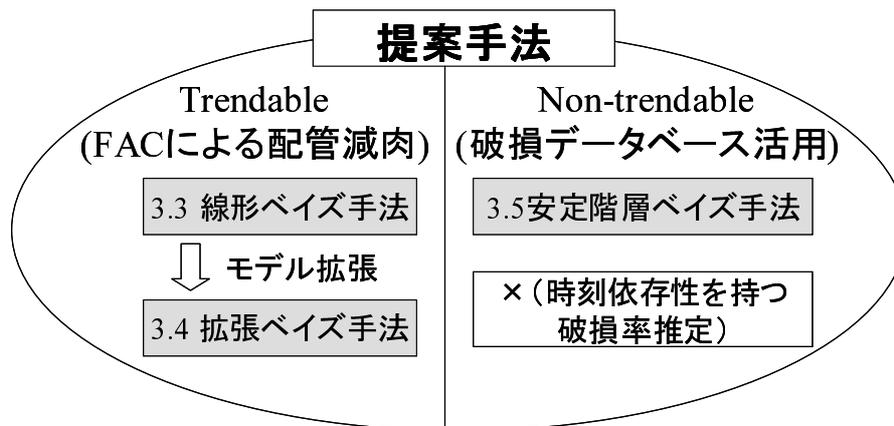


図 3.1: 提案手法の構成

提案手法によって網羅されていない破損メカニズムとして、以下が挙げられる。

- Non-trendable な破損メカニズムのうち、破損率が時刻に依存するもの

3.3 線形ベイズ手法

本節では、流れ加速型腐食 (Flow accelerated corrosion) により減肉が進行する、エルボ・オリフィス下流等の配管部位に対する健全性評価手法として、線形ベイズ手法の提案を行う。線形ベイズ手法は、水質をはじめとする腐食要因について、適用範囲を限定していない。従って、線形ベイズ手法は適用対象となる産業分野を原子力分野等の単一のものに限定せず、石油科学分野をはじめとするあらゆる産業分野に適用可能と考えられる。

線形ベイズ手法はベイズ推定手法に基づいて定式化されており、類似配管の事例をはじめとする異種の情報を事前分布として利用可能であるため、特に少検査回数の配管部位について推定精度の向上が期待できる。線形ベイズ手法では、事前分布を自然共役事前分布に限定することで、事後分布の母数を陽な式で定式化している。この結果線形ベイズ手法は、解析にあたって数値積分等のコストの必要な手順を必要としない特徴を持つ。

また線形ベイズ手法は、配管部位の健全性を破損確率の形式で評価する。これを利用して、事前に許容破損確率 a を設定することで、余寿命の推定精度に応じた検査間隔の設定を行うことを提案する。

3.3.1 損傷進行および検査のモデル

以下、線形ベイズ手法の利用にあたっておいたモデルを解説する。従来の減肉管理との整合性を保つため、機械学会規格 [20][21] による前提条件および定義を、そのまま利用可能とすることを目的としたモデル化を行った。

流れ加速型腐食により、肉厚は時刻に対して一定速度で減少するとする。すなわち、稼動時間 T の時点において、残存肉厚 $t(T)$ が式 (3.1) の関係にある。

$$t(T) = t_0 - R \cdot T \quad (3.1)$$

ここで t_0 は初期肉厚であり、 R は減肉率である。初期肉厚 t_0 、減肉率 R は空間的に値がばらつく確率変数であり、時刻に対しては変動しない。ここで、機械学会減肉管理規格 [20][21] に合わせ、基準で要求される必要最小厚さ t_{sr} を満足できない状況を、破損と定義する。すなわち、配管部位内で $\min\{t(T_{failure})\} = t_{sr}$ が成立する時刻 $T_{failure}$ において、対象配管部位は破損すると定義する。必要最小厚さ t_{sr} は空間や時間に依存しない。

流れ加速型腐食による減肉は配管部位内の広範囲に減肉を引き起こし，機械学会規格 [20][21] では肉厚測定点を十分狭い間隔で設定することを要求している．以上の根拠から，任意の時刻 T において配管部位内で肉厚が最小となる点は，設定された測定点に必ず含まれるとモデル化する．

推定にあたり，検査データ以外に初期肉厚 t_0 ，減肉率 R の分布推定に資する情報が利用できるとする．初期肉厚 t_0 については，公称肉厚および公差が情報源となる．減肉率 R の空間分布は，減肉率の事例データベースを整備し，これを情報源とすることができる．例として，BWR 減肉管理規格 [20] では，配管系等と流れ加速型腐食に対する減肉管理ランクで整理した，減肉率の事例ヒストグラムを示している．また，PWR 減肉管理規格 [21] や火力設備減肉管理規格 [18] では，初回の検査時期決定のための初期設定減肉率を与えており，この大小は減肉率 R の空間分布の情報源となりうる．また，流れ加速型腐食に対しては，減肉量を予測する評価コードがいくつか開発されている．例として Kastner ら [78] による減肉率経験式に基づいて，評価コード WATHEC が開発されている [77]．配管部位に対してこうした検査データ以外の評価結果が存在する場合には，これを減肉率 R の分布の情報源としての利用することも考えられる．

以下，母集団全体ではなく，特定の一測定点 k のみを考える．図 3.2 に，測定点 k に対する破損の進行と検査のモデルを示す．

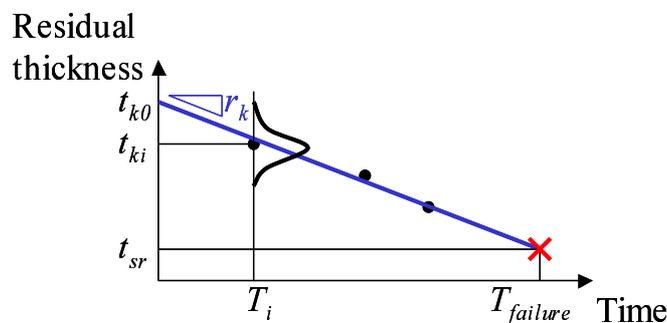


図 3.2: 線形ベイズ手法における損傷累積モデル

特定の測定点 k については， t_0, R の実現値 t_{k0}, r_k が存在する．従って，時刻 T における残存肉厚 $t_k(T)$ は式 (3.2) により求められる．

$$t_k(T) = t_{k0} - r_k \cdot T \quad (3.2)$$

仮に測定点 k の初期肉厚 t_{k0} ，および減肉率 r_k の値を既知とした場合には，測定点 k の残存肉厚 $t_k(T)$ を式 (3.2) より一意に算出できる．結果として，残存肉厚 $t_k(T)$ が必要最小厚さ t_{sr} に到達する破損時刻 $T_{failure}$ についても，一意に算出できる．しかし，減肉率 r_k の値を直接測定することは不可能である．また初期肉厚 t_{k0} について

も、数多く存在する供用前検査が実施されていない配管については未知である。従って、未知量である初期肉厚 t_{k0} 、減肉率 r_k の値を検査データを用いて推定し、推定精度を考慮して健全性評価を行う必要がある。

線形ベイズ手法では、ベイズ推定の考え方に従い、測定点 k の初期肉厚 t_{k0} 、減肉率 r_k に主観確率の分布を与えて推定を行う。推定結果として得られた t_{k0}, r_k の事後確率分布より、時刻 T における測定点 k の残存肉厚 $t_k(T)$ についても確率分布として評価が可能である。

評価対象となる測定点 k に対して過去に1回以上の検査が行われ、 i 回目の検査結果として測定肉厚 t_{ki} が得られているとする。測定点 k の残存肉厚 $t_k(T)$ が t_{k0}, r_k から式 (3.2) で与えられるとき、時刻 T_i における測定肉厚 t_{ki} は、式 (3.3) に示す正規分布からの実現値と仮定する。

$$f_{ins}(t_{ins} | t_{k0}, r_k) = N(t_{ins} | t_k(T_i), \sigma_{ins}^2) \quad (3.3)$$

ここで $N(x | \mu, \sigma^2)$ は平均値 μ 、分散 σ^2 の正規分布の確率密度関数を示す。 σ_{ins}^2 は測定肉厚の分散であり、単一の検査による肉厚測定誤差の大きさを示す。同時期に同一の測定点に対し複数回の肉厚測定が行われた場合、これらの肉厚測定は別個の検査として扱わず、 σ_{ins}^2 を減少させることにより「精度の高い一回の検査」として取り扱う。 σ_{ins}^2 は既知・一定と仮定する。ベイズ推定を行う際には、式 (3.3) の分布を母集団分布と考え、母集団平均に含まれる初期肉厚 t_{k0} 、減肉率 r_k を母数とみなして推定する。

配管の肉厚測定には、超音波厚さ測定器が広く用いられている。こうした肉厚測定機器は通常、測定値に対して誤差が小さく、また上下限が真値に対して対称な条件での校正が行われるため、測定値分布の歪度は低いと考えられる。従って、肉厚測定値の母集団分布として式 (3.3) に示した正規分布を仮定することは妥当と考えられる。

3.3.2 破損確率評価手法

本項では、線形ベイズ手法による破損確率評価の詳細を述べる。線形ベイズ手法はベイズ推定手法に基づき、配管部位の健全性を、推定の不確実性を考慮した破損確率の形式で評価できる。また、減肉率事例データベース等の事前情報を推定に利用することにより、検査回数が少数である場合の推定精度向上が期待できる。

一般にベイズ推定手法は、確率評価にあたって、数値積分等の計算コストの大きい手法の利用が必要であり、現場での利用は困難である。線形ベイズ手法の計算コストは、自然共役事前分布の利用により、最小自乗法と同程度にまで抑制されており、現場での実用に十分耐えうる水準にあると考えられる。

線形ベイズ手法における破損確率評価は，事前分布設定，事後分布算出，破損確率評価の三段階を経て行う．本項では，各段階の詳細について解説するとともに，本研究で定式化された評価式を示す．

事前分布設定

まず，測定点 k における初期肉厚 t_{k0} ，減肉率 r_k の事前分布を与える．多数の機器について，計算負荷の大きい数値シミュレーションや数値積分を利用した評価を行うことは，負担が大きく現実的ではない．計算負荷抑制のためには，自然共役事前分布を利用し，ベイズ推定の手順を簡易な評価式として定式化することが望ましい．そこで，初期肉厚 t_{k0} ，減肉率 r_k の事前分布 $f_{prior}(t_{k0}, r_k)$ として，自然共役事前分布である式 (3.4) の二変量正規分布を与えることとした．

$$f_{prior}(t_{k0}, r_k) = N(t_{k0} | \mu_t^{prior}, (\sigma_t^{prior})^2) \cdot N(r_k | \mu_r^{prior}, (\sigma_r^{prior})^2) \quad (3.4)$$

初期肉厚 t_{k0} ，減肉率 r は確率変数 t_0, R の実現値であることから，式 (3.4) における事前分布の母数は， t_0, R の分布に基づいて定める．式 (3.4) の事前分布は，計算負荷の抑制を目的とした仮定である．実際には，特に減肉率 r の事前分布は，対数正規分布等の裾の長い分布を利用すべき場合が考えられる．こうした自然共役事前分布が適用可能となる限界の調査と，自然共役事前分布の利用が困難となる場合の取り扱いについては，5.2 節において述べる．

事後分布算出

次に，事前分布と検査による測定肉厚より，事後分布を求める． i 回目の検査が時刻 T_i に行われ，検査結果として測定肉厚 t_{ki} が得られているとする．対象の測定点 k に n 回の検査が行われたとすると，初期肉厚 t_{k0} と減肉率 r_k の尤度は，式 (3.3) より，式 (3.5) として求められる．

$$l(t_{k0}, r_k | \mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = \prod_{i=1}^n N(t_{ki} | t_{k0} - r_k \cdot T_i, \sigma_{ins}^2) \quad (3.5)$$

事前分布として，自然共役事前分布である二変量正規分布を利用しているため，事後分布も二変量正規分布となる．式 (2.3)，式 (3.4)，式 (3.5) より，事後分布を式 (3.6) に示す二変量正規分布として定式化した．

$$f_{posterior}(t_{k0}, r_k | \mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = N\left(t_{k0} \left| \bar{t}_k + r \cdot \bar{T}, \frac{\sigma_{ins}^2}{n + n_0} \right.\right) \cdot N\left(r \left| \mu_k^{lin}, (\sigma_k^{lin})^2 \right.\right) \quad (3.6)$$

where

$$\begin{aligned}
n_0 &= \frac{\sigma_{ins}^2}{(\sigma_t^{prior})^2} \\
\bar{T} &= \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{n + n_0} \\
\bar{t}_k &= \frac{\sum_{i=1}^n t_{ki} + n_0 \cdot \mu_t^{prior}}{n + n_0} \\
\frac{1}{(\sigma_k^{lin})^2} &= \frac{1}{\sigma_{ins}^2} \left\{ \sum_{i=1}^n T_i^2 - (n + n_0) \cdot \bar{T}^2 \right\} + \frac{1}{(\sigma_r^{prior})^2} \\
\frac{\mu_k^{lin}}{(\sigma_k^{lin})^2} &= \frac{1}{\sigma_{ins}^2} \left\{ (n + n_0) \cdot \bar{T} \cdot \bar{t}_k - \sum_{i=1}^n T_i t_{ki} \right\} + \frac{\mu_r^{prior}}{(\sigma_r^{prior})^2}
\end{aligned}$$

式 (3.6) を用いることで，最小自乗法と同程度の計算コストで事後分布を評価できる．機械学会規格 [20][21] では，測定点 k の減肉率 r_k の評価に最小自乗法を利用しているため，式 (3.6) の計算コストは実用に耐えうる範囲内と考えられる．

破損確率評価

最初に，機器の最も脆弱な点が既知である場合，すなわち配管部位内に測定点が一点のみである場合の破損率評価手順を述べる．

破損確率を求める時刻 T_{n+1} における予測肉厚分布を評価する．時刻 T_{n+1} における残存寿命率 $t(T_{n+1})$ の予測分布を，式 (3.6) の事後分布を用いて式 (3.7) として定式化した．本評価式は，最小自乗法の式に事前分布項が加わり，分子分母それぞれの式として分解したものとみなすことが出来，計算コストも従来の最小自乗法と同程度である．

$$f_{predict}(t_k(T_{n+1}) | \mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = N(t_k(T_{n+1}) | \hat{t}_{n+1}, \sigma_{predict}^2) \quad (3.7)$$

where

$$\begin{aligned}
\hat{t}_{n+1} &= \bar{t}_k - \mu_k^{lin} \cdot (T_{n+1} - \bar{T}) \\
\sigma_{predict}^2 &= \frac{\sigma_{ins}^2}{n + n_0} + (\sigma_k^{lin})^2 \cdot (T_{n+1} - \bar{T})^2
\end{aligned}$$

式 (3.7) の残存寿命率分布を利用して，対象機器の破損確率を評価する．式 (3.7) 中の \hat{t}_{n+1} および $\sigma_{predict}$ を用いて，対象機器の破損確率は式 (3.8) のように書き表せる．

$$P_{failure}(T_{n+1} | \mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = \Phi\left(-\frac{\hat{t}_{n+1} - t_{sr}}{\sigma_{predict}}\right) \quad (3.8)$$

ここで $\Phi(z)$ は標準正規分布の累積確率を示す。

次に，対象配管部位内の測定点が複数である場合の破損率評価手順を述べる。

最も脆弱な測定点について推定される破損確率は，一測定点のケースと同様に正確と考えられる。従って，破損確率を求める時刻 T において，最も脆弱な測定点を推定し，その測定点の破損確率を部位全体の破損確率として採用すれば，実際の破損確率に対して安全側となる。従って，多測定点のモデルにおける破損確率評価式は，式 (3.8) を書き換えて式 (3.9) として与えられる。

$$P_{failure}(T_{n+1} | \mathbf{t}, \mathbf{T}) = \Phi\left(-\frac{\hat{t}_{min} - t_{sr}}{\sigma_{predict}}\right) \quad (3.9)$$

where

$$\begin{aligned} \hat{t}_{min} &= \min(\bar{t}_k - \mu_k^{lin} \cdot (T_{n+1} - \bar{T})) \\ \sigma_{predict}^2 &= \frac{\sigma_{ins}^2}{n + n_0} + (\sigma_k^{lin})^2 \cdot (T_{n+1} - \bar{T})^2 \end{aligned}$$

3.3.3 検査間隔合理化への活用法

線形ベイズ手法によって評価される予測肉厚分布は，予測肉厚の推定精度に応じた分散を持つ正規分布となる。従ってあらかじめ許容破損確率 a を設定し，破損確率が許容破損確率 a 以下となるような T_{n+1} を求め，次回検査時刻として設定することで，推定精度に応じた検査間隔の設定が可能となる。

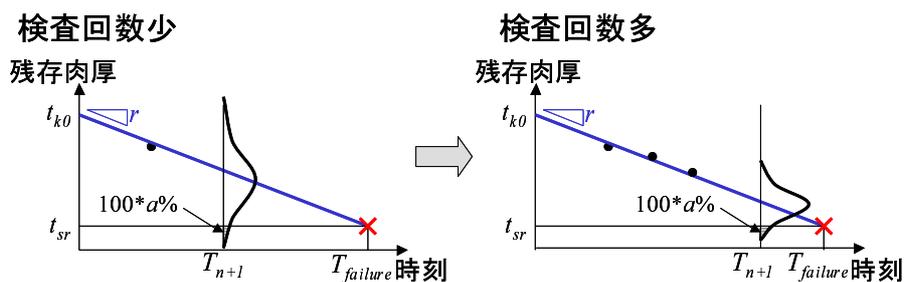


図 3.3: 線形ベイズ手法による検査合理化

図 3.3 は，線形ベイズ手法を利用した検査合理化の模式図である。検査回数が少数である場合，予測肉厚分布の分散は大きい。従って次回検査実施時点において，肉厚について必要最小厚さ t_{sr} に対し十分な余裕を確保することが要求される。結果として時間軸についても，破損寿命の点推定値 $\hat{T}_{failure}$ に対して十分な余裕を与えた検査計画が要求される。検査回数の増加とともに予測肉厚分布の分散は減少し，次

回検査時期実施時点における肉厚の余裕への要求も縮小する．結果として，破損寿命の点推定値 $\hat{T}_{failure}$ に対して要求される，時間軸についての安全裕度も，検査回数に応じて減少する．これにより，余寿命に対して一律の安全裕度を要求する従来規格と比較して，少回数の検査しか実施されていない配管部位についてはより詳細な検査が要求され，十分な検査を経た配管部位については長い検査間隔を許容可能となる，

式 (3.8) に基づき，測定点 k の破損確率が許容破損確率 a に到達する時刻 T_{n+1} を，式 (3.10) として定式化した．肉厚測定精度に対して余寿命が十分大きければ，簡略化した評価式 (3.11) が利用できる．

$$T_{n+1} = \frac{\mu_k^{lin} \bar{t}_k^{res} - \sqrt{(\mu_k^{lin})^2 (\bar{t}_k^{res})^2 - R_{sq}^2 \left\{ (\bar{t}_k^{res})^2 - \beta^2 \frac{\sigma_{ins}^2}{n+n_0} \right\}}}{R_{sq}^2} + \bar{T} \quad (3.10)$$

$$\simeq \frac{\bar{t}_k^{res}}{\mu_k^{lin} + \beta \sigma_k^{lin}} + \bar{T} \quad \left(\bar{t}_k^{res} \gg \beta \frac{\sigma_{ins}}{\sqrt{n+n_0}} \right) \quad (3.11)$$

where

$$\begin{aligned} R_{sq}^2 &= (\mu_k^{lin})^2 - \beta^2 (\sigma_k^{lin})^2 \\ \bar{t}_k^{res} &= \bar{t}_k - t_{sr} \\ \beta &= -\Phi^{-1}(a) \end{aligned}$$

ここで $\Phi^{-1}(p)$ は，標準正規分布の逆関数である．複数の測定点を含む配管部位については，各測定点に対して式 (3.10) もしくは式 (3.11) を用いて T_{n+1} を評価し，評価結果のうち最小のものを利用すればよい．

3.3.4 一般の Trendable 損傷メカニズムへの応用

余寿命評価可能な破損メカニズムは，減肉以外にも複数存在する．余寿命評価技術の例として我が国では，Windows 上で動作するボイラ，タービン設備の余寿命診断システム (RET システム: Residual Life Evaluation of Thermal Power Plants) が開発されている．このシステムは，平成 5 年度から平成 11 年度にかけて，(財) 発電設備技術検査協会によって実施された，設備診断技術実証試験 [72][73][74] における成果として開発されたものである．また筆者ら [75] は，本システムのオンラインバージョンを構築し，インターネット上 [76] からボイラ・タービン設備の一次損傷評価を可能とした．

将来的には線形ベイズ手法を，これらの余寿命評価技術が開発されている破損メカニズムに対して応用することが考えられる．以下，線形ベイズ手法を，一般の Trendable な損傷メカニズムに応用する場合のモデルについて解説する．

健全性の指標として，余寿命と線形の関係にある「残存寿命率 $l(T)$ 」を考える．初期残存寿命率 l_0 は，加工・取り付けなどの稼動開始前の取り扱いによる損傷の蓄積により，機器によって異なる値を取るものとモデル化する．残存寿命率は時刻に対して一定の損傷進行速度 r で減少し，限界寿命率 $l_{failure}$ に到達した時点で破損が発生するとモデル化する．また i 回目の検査結果より，残存寿命率 l_i が評価されるとする．

以上の損傷進行モデルは，流れ加速型腐食による減肉進行モデルと類似している．このため，いくつかの物理量や母数を読み替えることで，流れ加速型腐食による減肉について定式化された線形ベイズ手法の評価式を，上記の一般化したモデルに応用可能である．表 3.1 に，具体的な読み替え方法を示す．

表 3.1: 一般化モデルへの線形ベイズ手法応用のための読み替え

FAC 減肉モデル	一般化モデル
残存肉厚 $t_k(T)$	残存寿命率 $l(T)$
初期肉厚 t_{k0}	初期残存寿命率 l_0
減肉率 r_k	損傷進行速度 r
必要最小厚さ t_{sr}	限界寿命率 $l_{failure}$
測定肉厚 t_{ki}	評価残存寿命率 l_i

例として，時刻 T_i において実施された i 回目の供用中検査結果より，全寿命 $T_{failure}$ に対する余寿命の比 $T_{failure} - T_i$ が，残存寿命率 l_i として評価される場合のモデルあてはめを述べる．この場合，限界寿命率 $l_{failure}$ は 0 とおける．損傷進行速度 r は全寿命 $T_{failure}$ の逆数に対応するが，加工・取り付け時の損傷の累積による初期残存寿命率 l_0 のばらつきのため，厳密には一致しない．このとき初期残存寿命率 l_0 の事前分布は，平均が 1 であり，加工・取り付けの精密さに応じた分散の事前分布として設定する．損傷進行速度 r の事前分布は，破損寿命についての類似機器のヒストグラムや経験的な知見より，その逆数の分布を与えるといった取り扱いが可能である．

一般の破損メカニズムへの応用における課題として，余寿命評価結果は一般に，測定可能な物理量と線形関係にないことが挙げられる．このため実用にあたっては，肉厚測定精度として容易に設定可能であった減肉モデルと異なり，余寿命評価精度 σ_{ins} の設定方法が課題となる．また，検査実施時期によって余寿命評価精度 σ_{ins} が変動することも考えられ，これに対する定式化の必要性も考えられる．

3.4 拡張ベイズ手法

線形ベイズ手法では、配管減肉のメカニズムとして流れ加速型腐食を仮定した。流れ加速型腐食は、水質や流速等の腐食条件が一定であれば、時刻に対して線形に減肉が進行する [19]。これを受けて、機械学会規格 [20][21][18] では減肉率を一定としてモデル化している。線形ベイズ手法においてもこれを継承し、減肉率が時刻に対して一定であるモデルを考えた。従って線形ベイズ手法は、腐食環境が適切にモニタリングされ、一定に制御されている限り、減肉配管の健全性を適切に評価できる。

一方で、腐食環境のモニタリングが実施されていない配管部位については、環境変化による減肉率変化の見逃しにより、線形ベイズ手法の利用が安全裕度の過剰な削減、もしくは過剰な安全裕度の付加につながりうる。またプラント運用の都合から内部流体の水質を変化させることで、減肉率変化が不確実ながら発生しうる場合が存在する。配管部位の検査間隔合理化のためには、こうした「不確実ながら発生しうる」減肉率変化に対して柔軟な評価が可能となるように、もしくは最低限保守的な評価が可能となるように、線形ベイズ手法の拡張を行うことが必要となる。

安全性担保には二種類のアプローチが考えられる。一つは、減肉率の時間変化を計測もしくは推定し、時刻に対して異なる減肉率を詳細に推定するアプローチである。

減肉現象の速度を決定する要因は多岐に渡り、結果として要因の一つの微小変化が考慮すべき減肉率変化を引き起こすかは不確実であるため、減肉率変化を直ちに検知することは困難である。このため減肉の管理規格では一般的に、検査による肉厚測定値の大変化が発生した場合のみ減肉率変化を考量するという取り扱いがなされている。例えば、石油化学プラントのリスクベース検査規格である API581、および RIMAP の石油化学ワークブックにおいては、減肉管理において利用する減肉率について、減肉率変化が存在しないことを確認するために短期的な減肉率と長期的な減肉率の双方の評価を要求している。また我が国の BWR 減肉管理規格では解説において、減肉率変化を考慮して有効なデータのみから減肉率推定を行う条件の一つに、厚さの経年変化に不連続が認められることを挙げている。本節では、流れ加速型腐食の影響パラメータがいずれも、配管部位内の広範囲に共通するものであることに着目し、検査による部位内の測定肉厚の系統的变化を減肉率変化に由来するものと仮定することで、減肉率の時間変化を推定する「修正項アプローチ」を提案する。

安全性担保のもう一つのアプローチは、発生しうる減肉率変化に対して保守性を含んだ減肉率を推定するアプローチである。本節では、発生しうる減肉率変化に対して保守性を含んだ減肉率推定を行うアプローチとして、「誤差項アプローチ」をあわせて提案する。誤差項アプローチは推定に資する情報が不足する場合でも活用可能であるが、検査の合理化を行う上では過剰な保守性の要因となり得る。従って誤差項アプローチは、修正項アプローチが利用不可能となる場合の代用手法として位置づける。

以上の二つのアプローチはいずれも，線形ベイズ手法の追加手順として定式化を行う．以下，修正項アプローチもしくは誤差項アプローチの手順追加を行った破損確率評価手法を，拡張ベイズ手法と記す．

3.4.1 減肉率時間変化モデル

拡張ベイズ手法では，従来手法による減肉管理との整合性を保つため，線形ベイズ手法における減肉及び検査のモデルをそのまま利用する．

これに加えて，新たに減肉率の時間変化を以下のようにモデル化する．起動停止等をきっかけとして，腐食環境の微小な変化が発生し，減肉率が変化する．流れ加速型腐食の減肉率に影響する主要な環境は，水質や平均流速をはじめとして，いずれも部位全体あるいは広範囲に共通するものである [19]．従って，任意の時刻における環境変化による減肉率変化量は，測定点間できわめて強い相関を持つと考えられる．そこで，減肉率の位置依存性は初期減肉率のみに反映されるとき，任意の時刻における減肉率変化量は全測定点で一致すると仮定した．すなわち，測定点 k の時刻 T における減肉率 $r_k(T)$ は式 (3.12) で表される．

$$r_k(T) = r_{k0} + \Delta r(T) \quad (3.12)$$

ここで r_{k0} は測定点 k の初期減肉率である． $\Delta r(T)$ は稼動開始時点と比較した時刻 T における減肉率変化量であり，部位中の全測定点で等しい．減肉率変化過程の詳細なモデル化は困難であるため，計算上のメリットを優先し，減肉率変化量 $\Delta r(T)$ は，ドリフト項のない分散増加速度 $\Delta\sigma^2$ のウィーナー過程 [79][80] に従って時間変化するとモデル化した．ウィーナー過程の利用の利点を以下に列挙する．

- 時間経過による減肉率および肉厚の変化量が正規分布に従う．

線形ベイズ手法によるこれらの事後分布も正規分布であるため，減肉率変動の影響を正規分布母数の評価式として簡易に定式化が可能となる．

- 減肉率時間変動過程が，分散増加速度 $\Delta\sigma^2$ という単一の母数で表現できる．

現実の減肉率変動は離散的であり，変動発生頻度とその大きさなどの母数で指定することが妥当と考えられるが，これらの母数を精密に与えることは困難が予想される．減肉率変動過程を連続的な変動過程で近似し，変動の大小を表す単一の母数で表現可能とすることで，母数設定が比較的容易となる．

分散増加速度 $\Delta\sigma^2$ は既知・一定であるものと仮定して定式化を行う．実用上は $\Delta\sigma^2$ の精密な推定は困難であり，経験的に安全側の値を設定する必要がある．仮に時刻 T における減肉率 $r(T)$ が既知であり，減肉率が時刻に対して分散増加速度 $\Delta\sigma^2$ のウィーナー過程に従って変化するとき，時間 ΔT 経過後の減肉率変化量 $\Delta r(\Delta T) =$

$r(T + \Delta T) - r(T)$ は式 (3.13) に従う [79] . また, 減肉量 $-\Delta t(\Delta T) = t(T) - t(T + \Delta T)$ はウィーナー過程の時間積分から, 式 (3.14) の正規分布として定式化できる .

$$f_{rate}(\Delta r(\Delta T)) = N(\Delta r(\Delta T) | 0, \Delta T \Delta \sigma^2) \quad (3.13)$$

$$f_{thick}(-\Delta t(\Delta T)) = N\left(-\Delta t(\Delta T) \left| r(T) \cdot \Delta T, \frac{\Delta T^3}{3} \Delta \sigma^2 \right.\right) \quad (3.14)$$

3.4.2 破損確率評価手順

本節では, 線形ベイズ手法の拡張を行い, 3.4.1 節において述べた減肉率時間変化モデル下で破損確率評価が可能な, 拡張ベイズ手法として提案する .

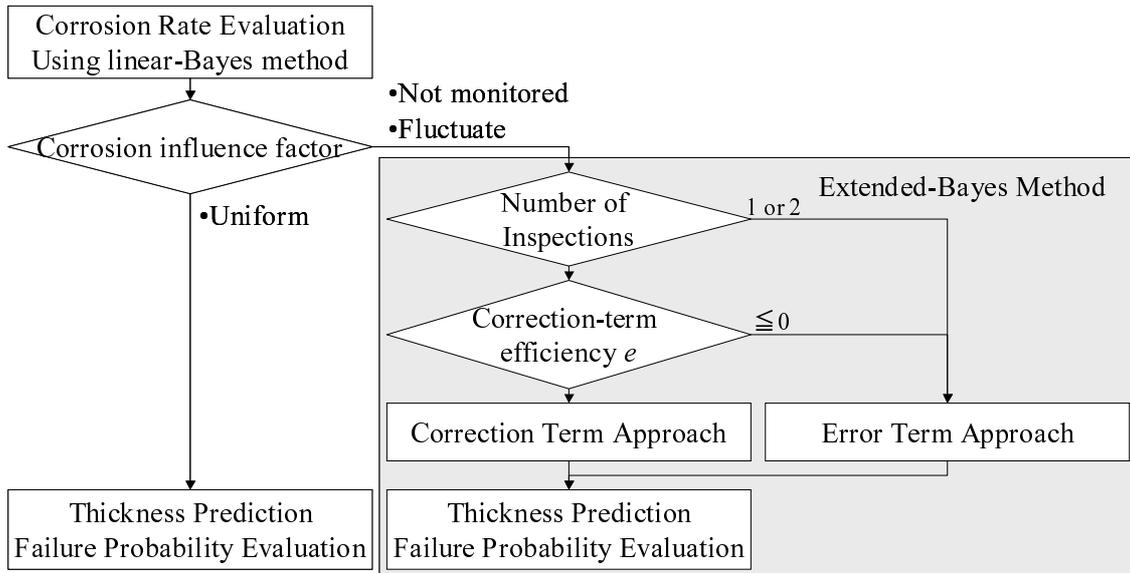


図 3.4: 線形および拡張ベイズ手法による破損確率評価手順

図 3.4 は, 本節で提案する破損確率評価手順を示したものである . 最初に, 配管部位中の測定点 k について, 線形ベイズ手法による減肉率 r_k^{lin} の事後分布評価を行う . 線形ベイズ手法の事後分布評価式 (3.6) のうち, 減肉率に関連する項を式 (3.15) に再掲する . 流速・水質等の腐食環境がモニタリングされ, 一定に制御されている配管部位に対しては, 線形ベイズ手法に基づいた破損確率評価を実施する . モニタリングが実施されていない配管部位に対しては, 以下の手順で拡張ベイズ手法による破損確率評価を実施する .

$$f_{linear}(r_k^{lin} | \mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = N(r_k^{lin} | \mu_k^{lin}, (\sigma_k^{lin})^2) \quad (3.15)$$

where

$$\begin{aligned}
 n_0 &= \frac{\sigma_{ins}^2}{(\sigma_t^{prior})^2} \\
 \bar{T} &= \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{n + n_0} \\
 \bar{t} &= \frac{\sum_{i=1}^n t_{ki} + n_0 \cdot \mu_t^{prior}}{n + n_0} \\
 \frac{1}{(\sigma_k^{lin})^2} &= \frac{1}{\sigma_{ins}^2} \left\{ \sum_{i=1}^n T_i^2 - (n + n_0) \cdot \bar{T}^2 \right\} + \frac{1}{(\sigma_r^{prior})^2} \\
 \frac{\mu_k^{lin}}{(\sigma_k^{lin})^2} &= \frac{1}{\sigma_{ins}^2} \left\{ (n + n_0) \cdot \bar{T} \cdot \bar{t}_k - \sum_{i=1}^n T_i t_{ki} \right\} + \frac{\mu_r^{prior}}{(\sigma_r^{prior})^2}
 \end{aligned}$$

最初に，検査回数をはじめとする基準により利用アプローチの判定を行う．判定結果に基づき，修正項アプローチ (Correction Term Approach) もしくは誤差項アプローチ (Error Term Approach) のいずれかの手順に従い，線形ベイズ手法の減肉率事後分布を修正する．最後に，修正された減肉率事後分布を利用して破損確率評価を行う．以下，各手順の詳細と定式化を示す．

利用アプローチ判定

拡張ベイズ手法は，修正項アプローチおよび誤差項アプローチと名付けた二種類の減肉率評価手順を含み，検査回数等の条件によりこれらを使い分ける．ここでは，利用すべきアプローチの判定基準について述べる．

アプローチ判定の第一段階として，検査回数 n による判定を行う．修正項アプローチでは評価式の定式化にあたって，検査回数が十分多いことを仮定している．従って，この仮定を満たさない，検査回数が2回以下のケースでは，修正項アプローチの代用として提案する，誤差項アプローチを利用すべきである．

検査回数3回以上の配管部位に対しては，判定の第二段階として，アプローチの評価精度の差を表す，修正項有効度 e に基づく判定を行う．修正項アプローチでは，線形ベイズ手法と比較して減肉率の時間変化量まで含めた推定が行えるため，特に減肉率変化の影響が大きい累積稼働時間が長い配管について減肉率推定精度の向上が期待できる．しかし，修正項の推定誤差が追加される影響で，累積稼働時間が短く減肉率変化に伴う影響が特に小さい場合には，線形ベイズ手法と比較して逆に減肉率推定精度が悪化する．誤差項・修正項アプローチのいずれを利用すべきかの判断基準として，評価結果の事後分布分散が小さいアプローチの採用が考えられる．従って，式 (3.16) で求められる修正項有効度 e を，判断基準の指標として提案する．

修正項有効度 e が正となる場合には修正項アプローチを利用し，それ以外では誤差項アプローチを利用する．

$$\begin{aligned} e &= \frac{(T_n - T_0)}{3} \Delta\sigma^2 - \left(\frac{2\sigma_{ins}^2}{m(T_n - T_{n-1})^2} + (\sigma_{ave}^{lin})^2 + \frac{(T_n - T_{n-1})}{3} \Delta\sigma^2 \right) \\ &\simeq \frac{(T_{n-1} - T_0)}{3} \Delta\sigma^2 - \frac{2\sigma_{ins}^2}{m(T_n - T_{n-1})^2} \end{aligned} \quad (3.16)$$

ここで $(\sigma_{ave}^{lin})^2$ は，線形ベイズ手法による減肉率空間平均値 r_{ave}^{lin} の事後分布分散である．検査回数3回以上であれば， $(\sigma_{ave}^{lin})^2$ は，式(3.16)中の他の項と比較して小さな値となるため，実際のアプローチ判定においては無視しても影響は小さい．

修正項アプローチ

修正項アプローチは，減肉率時間変化モデルの下で，最新の検査実施時刻 T_n における測定点 k の減肉率 $r_k(T_n)$ の推定式を定式化し，線形ベイズ手法による減肉率事後分布を修正する式として整理したものである．以下，修正項アプローチの定式化を示す．減肉率変化の影響が小さい減肉率推定手法として，直近二回の測定肉厚のみから一様事前分布を用いて推定を行う手法が挙げられる．以下，本手法を Point to Point 法と呼び，PtoP 法と略記する．式(3.3)と式(3.14)を用いて，式(3.14)の平均値に含まれる減肉率 $r(T)$ のベイズ推定を行うことにより，PtoP 法による減肉率 $r_k(T_n)$ の事後分布が，式(3.17)に示す正規分布として定式化される．

$$f_{ptop}(r_k(T_n) | \mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = N(r_k(T_n) | \mu_k^{ptop}, (\sigma_k^{ptop})^2) \quad (3.17)$$

where

$$\begin{aligned} \mu_k^{ptop} &= \frac{t_{k(n-1)} - t_{kn}}{T_n - T_{n-1}} \\ (\sigma_k^{ptop})^2 &= \frac{2\sigma_{ins}^2}{(T_n - T_{n-1})^2} + \frac{(T_n - T_{n-1})}{3} \Delta\sigma^2 \end{aligned}$$

ここで T_i は i 回目の検査実施時刻であり， t_{ki} は測定点 k についての i 回目の検査における測定肉厚である．

式(3.17)を利用した減肉率推定は，肉厚測定誤差の影響を強く受けて推定誤差が大きくなる．このため，各測定点についてそれぞれ式(3.17)を利用した減肉率推定を行うことは，現実的ではない．しかし， i 回目の検査における全測定点の測定肉厚から肉厚空間平均値 $t_{ave(i)}$ を評価し，これを入力として式(3.17)を利用した減肉率推定を行った場合には，測定誤差分散 σ_{ins}^2 が測定点数 m に反比例して小さくなり，結

果として減肉率推定誤差が実用に耐える値に収まることが期待できる．そこで，最新検査実施時刻 T_n における測定点 k の減肉率 $r_k(T_n)$ を，式 (3.18) のように分解・変形し，それぞれの項について別個にベイズ推定を行う．

$$\begin{aligned}
 r_k(T_n) &= (r_{k0} - r_{ave(0)}) + (r_{ave(0)} + \Delta r(T_n)) \\
 &= r_k^{lin} - r_{ave}^{lin} + (r_{ave(0)} + \Delta r(T_n)) \\
 &= r_k^{lin} + (r_{ave}(T_n) - r_{ave}^{lin})
 \end{aligned} \tag{3.18}$$

ここで r_k^{lin} は線形ベイズ手法による測定点 k の減肉率であり，事後分布が式 (3.15) によって与えられている． r_{ave}^{lin} は測定肉厚空間平均値 $t_{ave(i)}$ から線形ベイズ手法により推定される減肉率である． $r_{ave}(T_n)$ は直近二回の検査における測定肉厚空間平均値 $t_{ave(n-1)}, t_{ave(n)}$ から式 (3.17) に基づいて推定できる．ただし， r_{ave}^{lin} および $r_{ave}(T_n)$ の推定では，入力される測定肉厚が m 点の測定点における空間平均値であるため，肉厚測定誤差分散 σ_{ins}^2 が $1/m$ 倍となる．図 3.5 に，式 (3.18) における減肉率の関係の概念図を示す．

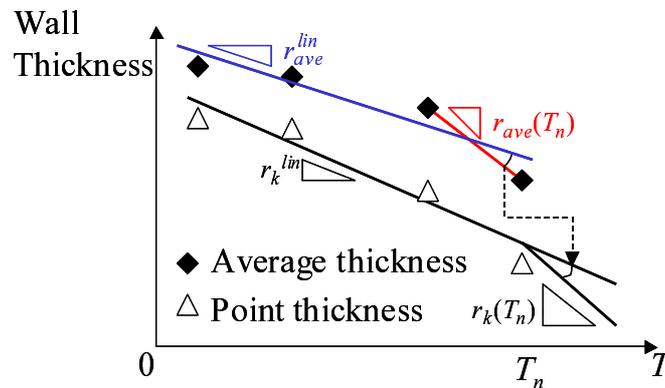


図 3.5: 修正項アプローチの概念図

肉厚測定回数 n および測定点数 m が十分大きければ，式 (3.18) における三種類の減肉率の事後分布は，相互の相関がごく小さい．そこで，これら三種類の減肉率の事後分布が相互に独立であるとみなして，測定点 k の最新検査実施時刻 T_n における減肉率 $r_k(T_n)$ の事後分布を，式 (3.19) として定式化した．

$$f_{correction}(r_k(T_n) | \mathbf{t}_k, \mathbf{t}_{ave}, \mathbf{T}) = N(r_k(T_n) | \mu_k^{lin} + \mu_{correction}, (\sigma_k^{lin})^2 + \sigma_{correction}^2) \tag{3.19}$$

where

$$\begin{aligned}\mu_{correction} &= \frac{t_{ave(n-1)} - t_{ave(n)}}{T_n - T_{n-1}} - \mu_{ave}^{lin} \\ \sigma_{correction}^2 &= \frac{2\sigma_{ins}^2}{m \cdot (T_n - T_{n-1})^2} + (\sigma_{ave}^{lin})^2 + \frac{(T_n - T_{n-1})}{3} \Delta\sigma^2\end{aligned}$$

ここで μ_{ave}^{lin} と $(\sigma_{ave}^{lin})^2$ は、図 3.5 中に で表された測定肉厚空間平均値 $t_{ave(i)}$ から、線形ベイズ手法によって求められる減肉率事後分布の平均及び分散である。ただし、測定肉厚として部位内の空間平均値を用いているため、式 (3.15) で与えた評価式が、式 (3.20) および式 (3.21) と修正される。

$$\frac{1}{(\sigma_{ave}^{lin})^2} = \frac{m}{\sigma_{ins}^2} \left\{ \sum_{i=1}^n T_i^2 - (n + n_0/m) \cdot \bar{T}_{ave}^2 \right\} + \frac{1}{(\sigma_r^{prior})^2} \quad (3.20)$$

$$\frac{\mu_{ave}^{lin}}{(\sigma_{ave}^{lin})^2} = \frac{m}{\sigma_{ins}^2} \left\{ (n + n_0/m) \cdot \bar{T}_{ave} \cdot \bar{t}_{ave} - \sum_{i=1}^n T_i t_{ave(i)} \right\} + \frac{\mu_r^{prior}}{(\sigma_r^{prior})^2} \quad (3.21)$$

where

$$\begin{aligned}n_0 &= \frac{\sigma_{ins}^2}{(\sigma_t^{prior})^2} \\ \bar{T}_{ave} &= \frac{\sum_{i=1}^n T_i}{n + (n_0/m)} \\ \bar{t}_{ave} &= \frac{\sum_{i=1}^n t_{ave(i)} + (n_0/m) \cdot \mu_t^{prior}}{n + \frac{n_0}{m}}\end{aligned}$$

式 (3.19) は、図 3.5 中に で表された測定点 k の肉厚 t_{ki} から、線形ベイズ手法により推定された減肉率事後分布の平均 μ_k^{lin} 及び分散 $(\sigma_k^{lin})^2$ を、修正項 $\mu_{correction}$, $\sigma_{correction}^2$ で修正したものとみなせる。修正項アプローチでは、 μ_{ave}^{lin} と $(\sigma_{ave}^{lin})^2$ の評価のために、測定点一点の部位に対する線形ベイズ手法相当の追加計算コストが必要となる。線形ベイズ手法を流れ加速型腐食に適用する場合、部位内の m 点に対して減肉率評価を行う必要があるため、測定点一点分の計算コストの追加は、現場での実用において過度の負担とはならないと考えられる。

修正項アプローチは、減肉率に増加傾向がある場合には推定減肉率に保守性を与えることで健全性を確保できる。その一方で、減肉率に減少傾向がある場合には、過剰な保守性の削減につながり、線形ベイズ手法以上に長い検査間隔が許容されうる。

誤差項アプローチ

誤差項アプローチは、減肉率時間変化モデル下で線形ベイズ手法を適用することによるモデル誤差を近似評価し、線形ベイズ手法の減肉率事後分布に反映すること

で、減肉率変化に対する安全性を担保するアプローチである。修正項アプローチは修正項の推定に由来する推定誤差が追加されるため、線形ベイズ手法と比較して減肉率推定精度が悪化する場合が存在する。誤差項アプローチは、このような場合に減肉率変化に対する安全性担保のための代替手法として利用可能である。

以下、誤差項アプローチで利用する近似式の定式化手順を示す。線形ベイズ手法の特別なケースとして、PtoP法を考える。修正項アプローチの定式化過程において、減肉率時間変化モデル下でのPtoP法による減肉率事後分布を、式(3.17)として定式化した。式(3.17)のうち分散 σ_{ptop}^2 に着目すると、第一項は従来の減肉率一定モデルにおける事後分布分散に一致する。従って第二項は、測定データ取得時間 $(T_n - T_{(n-1)})$ 中の減肉率変化に由来するモデル誤差とみなせる。

ここで、一般の線形ベイズ手法に対しても、式(3.17)のモデル誤差項を近似式として利用することを考える。すなわち、測定点 k の最新検査実施時刻 T_n における減肉率 $r_k(T_n)$ の、減肉率変化によるモデル誤差を考慮した事後分布として、式(3.22)の利用を提案する。

$$f_{error}(r_k(T_n)|\mathbf{t}_k, \mathbf{T}) = N(r_k(T_n)|\mu_k^{lin}, (\sigma_k^{lin})^2 + \sigma_{error}^2) \quad (3.22)$$

where

$$\sigma_{error}^2 = \frac{(T_n - T_0)}{3} \Delta\sigma^2$$

ここで T_0 は対象配管供用開始までの累積運転時間である。 $\mu_k^{lin}, (\sigma_k^{lin})^2$ は、線形ベイズ手法による減肉率事後分布の平均値および分散である。式(3.22)中のモデル誤差項は単純な加減乗除により評価が行えるため、計算コストの増大は最小限である。

誤差項アプローチは、減肉率の変動に対して保守性を与える手法であり、減肉率が減少する場合でも過剰な保守性の削減は出来ない。

破損確率評価

線形ベイズ手法提案時においたモデルと異なり、減肉率時間変化モデルでは、多様な減肉経路が考えられる。このとき、初期肉厚を破損確率評価に反映させることは、評価式の複雑化を招く一方で、評価破損確率に与える影響は小さい。

そこで拡張ベイズ手法では、機械学会規格における余寿命評価手法にあわせて、最新の検査 n における部位の最小測定肉厚 $\min(t_{kn})$ と、部位内で最大の減肉率という、最も保守的な組み合わせを用いて破損確率評価を行うことで、評価式の簡略化を図ることを提案する。このとき、時刻 T における部位最小肉厚 $t_{min}(T)$ の予測分布は、式(3.14)を用いて式(3.23)と定式化できる。

$$f_{predict}(t_{min}(T)|\mathbf{t}, \mathbf{T}) = N(t_{min}(T)|\mu_{predict}, \sigma_{predict}^2) \quad (3.23)$$

where

$$\begin{aligned}\mu_{predict} &= \min(t_{kn}) - \mu_{post} \cdot (T - T_n) \\ \sigma_{predict}^2 &= \sigma_{ins}^2 + \sigma_{post}^2 \cdot (T - T_n)^2 + \frac{(T - T_n)^3}{3} \Delta\sigma^2 \\ \mu_{post} &= \begin{cases} \max(\mu_k^{lin}) + \mu_{correction} & \text{(Correction-term approach)} \\ \max(\mu_k^{lin}) & \text{(Error-term approach)} \end{cases} \\ \sigma_{post}^2 &= \begin{cases} (\sigma_k^{lin})^2 + \sigma_{correction} & \text{(Correction-term approach)} \\ (\sigma_k^{lin})^2 + \sigma_{error} & \text{(Error-term approach)} \end{cases}\end{aligned}$$

時刻 T における破損確率は、式 (3.23) の予測肉厚分布に従う部位最小肉厚 $t_{min}(T)$ が、必要最小肉厚 t_{sr} を下回る確率として評価できる。

検査計画策定時には、線形ベイズ手法と同様に、破損確率が許容破損確率 a を超えない範囲で次回検査時期を設定することが考えられる。このとき検査間隔の限界を解析的に定式化することは困難であるが、二分法等による繰り返し計算により評価は可能であり、検算に関しては式 (3.23) を用いて手計算で実施可能である。

3.5 安定階層ベイズ手法

配管はポンプ等の動的機器と比較して、破損率が低く破損メカニズムが多岐にわたる。従って統計的手法による配管の破損率推定は、動的機器と比較した破損情報の不足により、推定精度に問題が生じることが考えられる。

配管は、あらゆる種類のプラントに含まれる機器であり、問題となる破損メカニズムの多くは産業分野を超えて共通している。従って配管破損率についても、産業分野を超えて共通する傾向が存在すると考えられる。このため、破損情報収集に関して先行する他産業分野の情報は、破損情報の収集が遅れる産業分野においても貴重な情報源となりうる。また先行する分野が存在しない場合でも、産業を横断して広範囲に配管破損事例を収集することで、推定に資する収集事例の増加が期待でき、破損率推定精度向上に有効と考えられる。

しかしながら、配管の内部流体や検査周期などの使用環境は、各産業分野間で相違点も多い。従って、産業横断型データベースの活用にあたり、産業分野間の差異をモデル化した破損率評価手法の導入が求められる。このような、一定の類似性を持つ複数の情報源から得られた観察データの活用モデルとして、階層ベイズモデル [27] が有効とされる。階層ベイズモデルは、情報源ごとの母集団の上層にさらに母集団をモデル化し、情報源間のばらつきを表現する。階層ベイズモデルは、特に海外において、情報源間の環境差による機器破損率の差異のモデル化に広く活用されている。階層ベイズモデルの詳細については 2.4.3 項を参照されたい。

階層ベイズモデルを利用した破損率推定手法のうち、簡易なものとして経験的ベイズ手法が存在する。経験的ベイズ手法では一般的に、情報源間のばらつきの母集団推定に最尤法が利用される。しかしこの手続きは、実際に想定されうるデータのうち、推定が不可能となる事例が存在するなどの問題が存在する。

本節では、複数産業分野の配管破損の確率モデルを階層ベイズモデルに基づいて構築し、産業横断型配管損傷データベースを用いた破損率推定手法を提案する。階層ベイズモデルに基づく破損率推定手法は一般的なものが知られているが、この手法は現実には観察されうるデータのうち推定不可能となる事例が存在する。提案手法は一般的手法に改良を加えることで、推定不能となる事例が存在せず常に安定した推定が可能な手法として開発を行う。以下、この提案手法を安定階層ベイズ手法と呼ぶ。

3.5.1 前提とする損傷データベース

本項では、配管破損モデル構築および破損率推定手法提案にあたって前提とした、配管損傷データベースの定義を示す。

配管損傷データベースは、破損率推定対象の産業分野以外に、 n 個の他産業分野の配管破損情報が収録されているとする。すなわち、配管損傷データベースに記録されている産業分野数は合計で $(n+1)$ 個となる。以下、破損率推定対象である産業分野を $(n+1)$ 番目の産業分野として、産業分野の番号付けを行う。

配管破損情報の内訳として、産業分野 i について、熱疲労・応力腐食割れといった特定の破損メカニズムによる破損件数 f_i と、破損事例の延べ収集時間 T_i が記録されているとする。配管破損の定義および延べ収集時間 T_i の単位は、全産業分野で統一されているとする。

延べ収集時間 T_i の単位は、配管の構成要素数（もしくは構成要素量）に時間を掛け合わせたものである。構成要素の単位は、評価対象とするメカニズムによる破損率が、要素単位ごとに一様とみなせるように定義されることが理想である。例として、応力腐食割れであれば溶接数、全面減肉であれば配管長が構成要素数（量）として考えられる。その一方で、データ収集の困難さの回避という観点から、弁やフランジ・ティー部といった不連続部を境界として数え上げる、配管形状による構成要素の定義も考えられる。実際に、我が国固有の原子力施設破損事例を収録している NUCIA[81] においては、上記のような不連続部を境界とした、配管セクションを破損率評価の単位としている [82]。

3.5.2 配管損傷の確率モデル

図 3.6 に、提案する配管損傷モデルの概念図を示す。

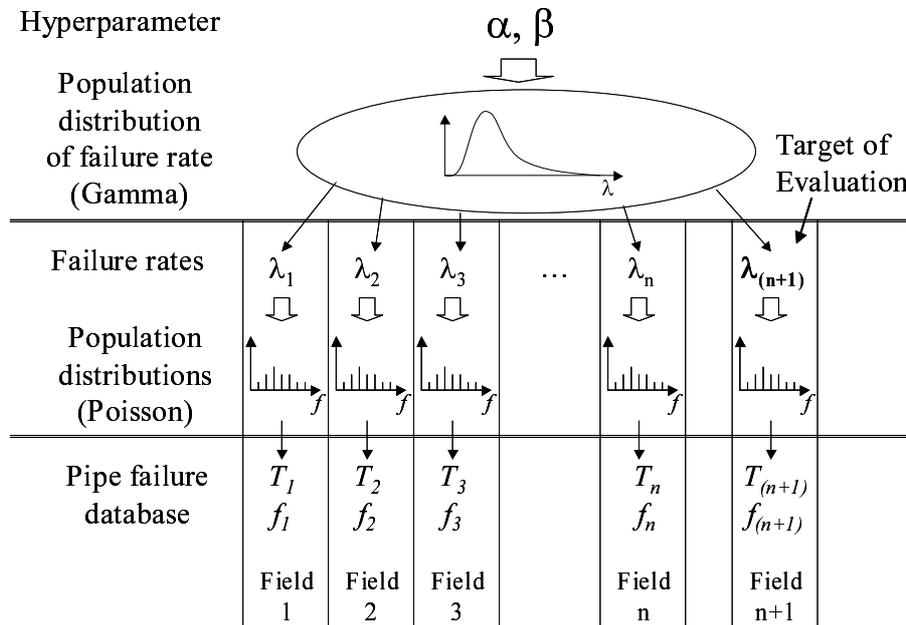


図 3.6: 配管損傷確率モデル

同一産業分野 i の破損率 λ_i は，時間や空間に依存せず一定の値を取ると仮定する．このとき破損件数 f_i は，破損率 λ_i を母数とするポアソン分布からの観察値であるとモデル化される．

その一方で，プロセス流体や一般的な検査頻度，配管の設置環境といった，産業分野ごとの平均的な配管稼働環境の差異から，破損率 λ_i は産業分野ごとに独自の値を取るものとモデル化する．また，階層ベイズモデルにおける上層母集団を，破損率 λ_i の産業分野間のばらつきを表現する母集団としてモデル化する．

本モデルでは，上層母集団推定のための産業分野数 n と，各分野における破損件数 f_i の双方が少数であるため，上層母集団分布の分布形状の特定は困難である．そこで，以下に述べるメリットを重視して，上層母集団分布としてポアソン分布の自然共役事前分布であるガンマ分布を仮定する．ガンマ分布は α, β の二つの母数により与えられる．

上層母集団としてガンマ分布を利用することの利点として，最初に計算コストの大幅な軽減が挙げられる．階層ベイズモデルに基づく推定の第一段階である，上層母集団の超母数推定において，最尤法もしくはベイズ推定等の従来の母数推定手法が利用可能となる．また，第二段階である破損率のベイズ更新においても，超母数 α に破損件数， β に延べ収集時間を加算することで事後分布が評価できる [28]．このため，計算コストの削減が可能であるのみならず，超母数 α, β を破損件数と延べ収集時間に対応付けられ，損傷データに対する超母数の意味が直感的に理解しやすい．さらに，ガンマ分布は形状母数 α によって様々な形状を取りうるため，実際の上層

母集団分布との差異によるモデル化誤差が発生しにくいと考えられる。

3.5.3 階層ベイズモデルの一般的評価手順の限界

一般的に経験的ベイズ手法を用いた母数推定は、超母数を最尤法で点推定し、推定結果をそのまま事前分布として、評価対象母集団の観察データにより更新するという手順で行われる [27]。しかしながら、前項で示した確率モデルに対して本手順を利用した場合、以下の二つの問題点が存在する。

第一に、超母数点推定手法として最尤法を用いると、推定値が無限大となり、破損率推定の事前分布として使用不可能となる事例が存在する。Table1 に、推定対象分野を除く産業分野が3つ存在する場合の、最尤法による超母数点推定値が無限大となる2種類の事例を示す。Case1 は全産業分野で破損件数と延べ収集時間の比が等しい事例であり、Case2 は1産業分野のみに1件の破損が存在する事例である。この問題の解決には、超母数を常に有限の範囲内に点推定する手法の開発が必要となる。

表 3.2: 最尤法による超母数点推定結果が無限大となる例

	Failure Count			Total collection time
	f_1	f_2	f_3	T_1, T_2, T_3
Case1	5	5	5	100
Case2	1	0	0	100

第二に、破損率推定対象を含めた全産業分野で配管破損が確認されない場合、破損率の事後分布平均が計算上0となり、非保守的な結果となることが挙げられる。このような破損件数0件の産業分野に対する破損率評価の問題は、従来の標本統計学においても問題となるが、保守的に破損件数を0.5件などと扱って評価が行われる例が存在する [82]。また、無情報性事前分布である Jeffrey's prior を用いたベイズ推定の場合、事前分布によって一定の保守性が与えられるため、破損率事後分布平均は延べ収集時間によって異なる0より大きい値となる。従って階層ベイズモデルを利用した推定においても、他産業分野から推定された事前分布に保守性を与えることで、問題の解決が図れると考えられる。

貝瀬 [51] は、より複雑な階層ベイズモデルに対する超母数推定手順を示しているが、この手順を本節のモデルに適用した場合、超母数 α に経験的に上限値を定めた最尤法と等価である。この上限値を適切に与える手法は示されていないため、表3.2のデータを用いた推定結果は、解析者による上限値の設定法によって大きく変動する。また、全産業分野で配管破損が確認されない場合には、最尤法と同様に非保守的な破損率推定結果となる。

3.5.4 破損率推定手法提案

前項に示した問題点を克服するため，以下の要求を満足する破損率評価手法の提案を行う．

1. 第一段階の超母数推定が常に有限の解を持ち，事前分布として推定に利用可能である
2. 配管破損が確認されていない産業分野でも，破損率推定結果が0とならない

以上に加えて，配管破損データベースにおける破損情報が少数であることが予想されるため，以下の要求を追加する．

3. 少数の破損事例からでも，わずかなりとも破損率推定に資する情報の抽出が可能

図 3.7 に，提案手法による配管破損率評価手順を示す．

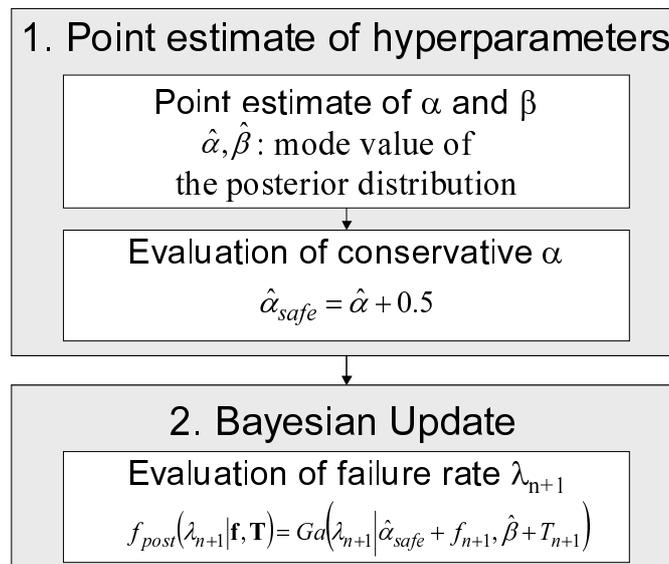


図 3.7: 安定階層ベイズ手法推定手順

最初に，超母数の点推定を行う．本ステップにおいて最尤法にかわる新たな超母数点推定手法を利用することで，要求 1 および要求 3 の達成を図る．続いて，要求 2 の達成のため，推定された超母数点推定値に保守性を与える．

以上の手順で推定された超母数点推定値 $(\hat{\alpha}_{safe}, \hat{\beta})$ を事前分布に利用し，産業分野 $(n + 1)$ に対する破損率 $\lambda_{(n+1)}$ をベイズ推定により評価する．このとき破損率 $\lambda_{(n+1)}$ の事後分布は，母数が $(\hat{\alpha}_{safe} + f_{(n+1)}, \hat{\beta} + T_{(n+1)})$ のガンマ分布となることが広く知

られている [28] . ここで $f_{(n+1)}$ は対象産業分野における破損件数であり, $T_{(n+1)}$ は延べ収集時間である . 保守的な破損率は, 求められた事後分布の安全側の点, 例えば 97.5%点として評価できる .

以下, 要求達成のための手法提案を行う . 最初に, 最尤法にかわる新たな超母数点推定手法の提案を示し, 続いて超母数点推定値に対して与える保守性の詳細を示す .

安定階層ベイズ手法は, 経験的ベイズ手法の考え方に基づいており, この結果「超母数点推定誤差の影響は無視できるほど小さい」という仮定を継承している . この仮定の適用限界と, 限度を超える場合の保守性の与え方については, 5.3 節において述べる .

超母数点推定

提案手法の要求 1 および要求 3 を達成可能な超母数点推定手法の提案を行う . 要求 3 は, 「いずれかの産業分野に最低 1 件の破損事例があれば, 点推定値は $(0, 0)$ とならない」と具体化できる .

超母数点推定手法として, 最尤法と同様の尤度に基づく推定であり, 事前分布により解の無限大への発散を抑制できる, ベイズ推定の事後分布最頻値を採用する . 事前分布として, 式 (3.24) に示す同時確率密度分布 $\pi_{prior}(\alpha, \beta)$ を利用し, 要求を満足する k_a および k_b の組み合わせを検討する .

$$\pi_{prior}(\alpha, \beta) \propto \alpha^{-k_a} \beta^{-k_b} \quad (3.24)$$

このとき超母数 α, β の事後分布は式 (3.25) として求められる .

$$\pi_{post}(\alpha, \beta) \propto \prod_{i=1}^n m(\alpha, \beta | f_i, T_i) \cdot \alpha^{-k_a} \beta^{-k_b} \quad (3.25)$$

ここで $m(\alpha, \beta | f_i, T_i)$ は, 破損データ f_i が得られた際の, 超母数 α, β の尤もらしさを表す周辺尤度関数であり, 本研究で利用したポアソン分布とガンマ分布の組み合わせでは, 式 (3.26) で与えられることが知られている [28] .

$$\begin{aligned} m(\alpha, \beta | f_i, T_i) &= \int_{\lambda_i=0}^{\infty} Pn(f_i | \lambda_i, T_i) \cdot Ga(\lambda_i | \alpha, \beta) d\lambda_i \\ &= \frac{\Gamma(\alpha + f_i)}{\Gamma(\alpha) \cdot f_i!} \cdot \frac{\beta^\alpha \cdot T_i^{f_i}}{(\beta + T_i)^{\alpha+f_i}} \end{aligned} \quad (3.26)$$

ここで, $Pn(f|\lambda, T)$ は λ, T を母数とするポアソン分布, $Ga(\lambda|\alpha, \beta)$ は α, β を母数とするガンマ分布の確率密度関数であり, $\Gamma(x)$ はガンマ関数である .

式 (3.25) に示した事後分布同時確率密度 $\pi_{post}(\alpha, \beta)$ の最大化は, 式 (3.27) および式 (3.28) が 0 となる $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ を求める問題に置き換えられる .

$$\frac{\partial \ln(\pi_{post}(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} = \sum_{i=1}^n \left\{ \ln \left(\frac{\beta}{\beta + T_i} \right) + \sum_{j=0}^{f_i-1} \left(\frac{1}{\alpha + j} \right) \right\} - \frac{k_a}{\alpha} \quad (3.27)$$

$$\frac{\partial \ln(\pi_{post}(\alpha, \beta))}{\partial \beta} = \sum_{i=1}^n \left\{ \frac{\alpha}{\beta} - \frac{\alpha + f_i}{\beta + T_i} \right\} - \frac{k_b}{\beta} \quad (3.28)$$

式 (3.28) が 0 となることから, $\hat{\alpha}$ と $\hat{\beta}$ の関係式 (3.29) が得られる. また, 式 (3.29) を $\hat{\beta}$ について微分することで式 (3.30) が得られ, $\hat{\alpha}$ が $\hat{\beta}$ に対して狭義の単調増加の関係にあり, 従って 1 対 1 の関係にあることがわかる.

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{\beta} \cdot \sum_{i=1}^n \hat{w}_i f_i + k_b}{\sum_{i=1}^n \hat{w}_i T_i} \quad (3.29)$$

$$\frac{d\hat{\alpha}}{d\hat{\beta}} = \frac{\sum_{i=1}^n \hat{w}_i^2 f_i T_i}{\sum_{i=1}^n \hat{w}_i T_i} + \hat{\alpha} \cdot \frac{\sum_{i=1}^n \hat{w}_i^2 T_i}{\sum_{i=1}^n \hat{w}_i T_i} > 0 \quad (3.30)$$

where

$$\hat{w}_i = \frac{1}{\hat{\beta} + T_i}$$

いずれかの産業分野で最低 1 件の破損事例がある場合を考える. 超母数点推定手法に対する要求を満たすためには, 式 (3.28) を代入することで式 (3.27) を β のみの関数に変換し, これが 0 より大きい有限の β で解を持てばよい. 従って, 式 (3.28) に加えて, 以下の式 (3.31) と式 (3.32) をともに満たすことが十分条件である.

$$\lim_{\beta \rightarrow 0} \left[\frac{\partial \ln(\pi_{post}(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} \right] > 0 \quad (3.31)$$

$$\exists 0 < \beta \leq \infty, \left[\frac{\partial \ln(\pi_{post}(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} \right] < 0 \quad (3.32)$$

最初に, 式 (3.28) と式 (3.31) を満たす条件を考える. 式 (3.27) より, 式 (3.33) の関係が得られる.

$$\begin{aligned}
\frac{\partial \ln(\pi_{post}(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} &\geq \sum_{i=1}^n \{\ln(w_i \cdot \beta)\} + \frac{1 - k_a}{\alpha} \quad \left(\because \sum_{i=1}^n f_i \geq 1 \right) \\
&= \sum_{i=1}^n \{\ln(w_i \cdot \beta)\} + (1 - k_a) \cdot \frac{\sum_{i=1}^n w_i T_i}{\beta \cdot \sum_{i=1}^n w_i f_i + k_b} \quad (3.33)
\end{aligned}$$

where

$$w_i = \frac{1}{\beta + T_i} \quad (3.34)$$

$k_b > 0$ とおくと, 式 (3.33) 右辺は $\beta \rightarrow 0$ で $-\infty$ となり, 従って式 (3.31) の条件を満足しないことがありえる. $k_b = 0$ とおくと, 式 (3.33) はさらに式 (3.35) のように変形できる.

$$\begin{aligned}
&\sum_{i=1}^n \{\ln(w_i \cdot \beta)\} + (1 - k_a) \cdot \frac{\sum_{i=1}^n w_i T_i}{\beta \cdot \sum_{i=1}^n w_i f_i + k_b} \\
&= \frac{1}{\beta} \left\{ n \cdot \beta \ln(\beta) + \beta \sum_{i=1}^n \{\ln(w_i)\} + (1 - k_a) \cdot \frac{\sum_{i=1}^n w_i T_i}{\sum_{i=1}^n w_i f_i} \right\} \quad (3.35)
\end{aligned}$$

$\beta \rightarrow 0$ のとき, $\beta \ln(\beta)$ は 0 に収束するため, $(1 - k_a) > 0$ であれば式 (3.35) は $+\infty$ となる. 従って, $(k_b = 0 \cap k_a < 1)$ であれば式 (3.31) が満たされる.

次に, $k_b = 0$ とした上で, 式 (3.28) と式 (3.32) を満たす条件を考える. 式 (3.27) より式 (3.36) の関係が得られる.

$$\begin{aligned}
 & \frac{\partial \ln(\pi_{post}(\alpha, \beta))}{\partial \alpha} \\
 & < \sum_{i=1}^n \left\{ -(w_i \cdot T_i) + \sum_{j=0}^{f_i-1} \frac{1}{\alpha + j} \right\} - \frac{k_a}{\alpha} \quad (\because \forall 0 < x < 1, \ln(1-x) < -x) \\
 & \leq \sum_{i=1}^n \left\{ -(w_i \cdot T_i) + \frac{f_i}{\alpha} \right\} - \frac{k_a}{\alpha} \quad \left(\because \forall k \geq 0, \frac{1}{\alpha+k} \leq \frac{1}{\alpha} \right) \\
 & = \frac{1}{\alpha} \cdot \left\{ \sum_{i=1}^n f_i - k_a - \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i}{1+T_i/\beta} \right) - k_b \right\} \tag{3.36}
 \end{aligned}$$

ここで、式(3.36)の各項について式(3.37)、式(3.38)が成立する。

$$\forall 0 < \beta < \infty, \frac{1}{\alpha} > 0 \tag{3.37}$$

$$\lim_{\beta \rightarrow +\infty} \left\{ \sum_{i=1}^n f_i - k_a - \sum_{i=1}^n \left(\frac{f_i}{1+T_i/\beta} \right) - k_b \right\} = -k_a - k_b \tag{3.38}$$

式(3.37)および式(3.38)より、 $-k_a - k_b < 0$ であれば有限の β で式(3.36)右辺を負とするものが存在する。従って、 $k_a + k_b > 0$ であれば、式(3.32)の不等号が満たされる。

以上より、いずれかの産業分野で最低1件の破損事例の存在を仮定すると、 $0 < k_a < 1$ かつ $k_b = 0$ であれば、0でない有限の超母数点推定値 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ が得られる。以上の検討結果に基づき、 $k_a = 0.5, k_b = 0$ として、事前分布を $\pi_{prior}(\alpha, \beta) \propto \alpha^{-0.5}$ とすることが有効と考えられる。

式(3.27),(3.29)に $k_a = 0.5, k_b = 0$ を代入することで、評価式(3.39)、式(3.40)を定式化した。超母数点推定値は、式(3.39)および式(3.40)をともに満たす $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ として評価できる。式(3.40)を式(3.39)に代入することで、のみの式に変換できるため、本問題は $\hat{\beta}$ に対する1次元の解の探索として、二分法等を利用して解くことができる。

$$\sum_{i=1}^n \left\{ \ln \left(\frac{\hat{\beta}}{\hat{\beta} + T_i} \right) + \sum_{j=0}^{f_i-1} \left(\frac{1}{\hat{\alpha} + j} \right) \right\} - \frac{1}{2\hat{\alpha}} = 0 \tag{3.39}$$

$$\hat{\alpha} = \frac{\hat{\beta} \cdot \sum_{i=1}^n \frac{f_i}{\hat{\beta} + T_i} + k_b}{\sum_{i=1}^n \frac{T_i}{\hat{\beta} + T_i}} \tag{3.40}$$

なお，上記の検討で除外した，全産業分野で破損事例が全く存在しないケースでは，本提案手法を用いた超母数点推定値 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ は $(0, 0)$ となる．この場合，個別産業分野の破損率推定に有益な事前情報は与えられないが，破損率推定の事前分布としての利用自体は可能である．

形状超母数 α に対する保守性付与

ここでは，推定された超母数点推定値に保守性を与えることで，提案手法の要求2の達成を図る．

前記の手順で評価される超母数点推定値 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ は，十分な破損情報がない場合もしくは産業分野間で破損率のばらつきが極めて大きい場合に， $(0, 0)$ に近い値となる．特に，全産業分野において破損が一件も確認されていない場合には，超母数点推定値 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ は $(0, 0)$ となる．

一方で，他の産業分野から有益な情報が取り出せないこのような状況は，従来のベイズ推定において無情報性事前分布を用いるべき状況と一致する．従って，超母数点推定値に与える保守性の幅は，有益でない事前情報からの評価結果を，無情報性事前分布を用いた評価結果にあわせるという観点から決定すべきと考えられる．

無情報性事前分布として広く用いられる Jeffrey's Prior は，計算上母数 (α, β) が $(0.5, 0)$ のガンマ分布に対応する [28]． $(0, 0)$ と推定された超母数点推定値 $(\hat{\alpha}, \hat{\beta})$ を Jeffrey's Prior にあわせるため，得られた超母数点推定値のうち $\hat{\alpha}$ のみに $+0.5$ の保守性を与え，保守的な点推定値 $\hat{\alpha}_{safe}$ として破損率推定に利用することを提案する．3.5.2 項で述べたように，ガンマ分布の母数 α は破損件数に対応する．従って， $\hat{\alpha}$ に $+0.5$ の保守性を与えることは「推定対象である産業分野 $(n+1)$ の配管が，次回の破損発見までの途上にあるため，これを破損 0.5 件分として扱う」と解釈でき，この観点からも理解しやすい保守性の与え方であると考えられる．

3.6 結言

本章では，ベイズ推定手法に基づいて，従来用いられていない情報を併用可能な破損率推定手法の提案を行った．提案手法は，事前分布と事後分布が同種の分布となる自然共役事前分布を利用することで，電卓を用いた手計算で検算可能な程度に簡易な手法として定式化されている．

提案手法は，以下の三つの手法より構成される．

1. 線形ベイズ手法

- 流れ加速型腐食による減肉配管の健全性評価手法
- 減肉率は時刻によらず一定とモデル化

- 事前情報を活用し，推定精度の向上を図る
- 許容破損確率を設定することで，検査計画の合理化に利用可能

2. 拡張ベイズ手法

- 流れ加速型腐食による減肉配管の健全性評価手法
- 減肉率が時間変動するモデルに適用可能
- 許容破損確率を設定することで，検査計画の合理化に利用可能

3. 安定階層ベイズ手法

- 産業横断型配管破損データベースを用いた破損率評価手法
- 類似性の低い他産業分野の破損情報を，破損率推定対象の産業分野と区別した取り扱いで利用可能
- 常に安定した推定が可能

提案手法は，構成する三種を使い分けることで，RIMAP の分類でいう Trendable と Non-trendable の双方の破損メカニズムを想定可能であり，広範囲の破損メカニズムに応用可能と考えられる．提案手法の応用による評価が不可能な破損メカニズムとして，Non-trendable タイプの破損メカニズムのうち，破損率に時刻依存性が存在するメカニズムが挙げられる．

第4章 提案手法の有効性検討

4.1 緒言

第三章において提案した破損率評価手法は，実用前にその推定精度および利用によって得られる利益の検討が必要となる．本章では，第三章で提案した，線形ベイズ手法・拡張ベイズ手法・安定階層ベイズ手法のそれぞれについて，推定精度と従来手法に対する有効性，およびその範囲の検討を実施する．

理想的には，複数の実機もしくは実験によるデータを用いた精度の検討がなされるべきである．しかしながら本研究の提案手法は，実機環境の機器の破損を統計処理により予測する手法であるため，不確定性の小さい実験室環境の破損データは精度検討に利用するには不適切である．一方で，実機環境の破損データは精度検討に十分な量が存在しない．以上の理由から本章では，あらかじめ破損率や減肉率といった推定対象の母集団母数に真値を定め，モンテカルロシミュレーションにより仮想検査記録を作成し，これを用いた推定精度を検討することで実機データによる推定精度検討に代えた．

仮想検査記録による検討と平行して，単一の実機検査記録を用いた検討も実施した．これは，実機検査データによる推定結果が不合理とならないことを確認すると同時に，提案手法を利用することによる従来手法と比較した利点の調査を目的とする．

4.2 線形ベイズ手法有効性検討

4.2.1 単一測定点モデルに対するシミュレーションによる検討

共通検討条件

シミュレーションによって作成した仮想検査データから減肉率 r ，および破損確率 $P_{failure}(T)$ の推定を行うことで，推定の有効性検討を行った．破損メカニズムとして流れ加速型腐食による減肉を考え，部位内の測定点は一点のみとした．シミュレーションに用いた母数を表 4.1 に示す．

推定に用いる仮想検査データは，以下の手順により作成した．まず， t_0, R の母集団分布が表 4.1 に示した母数をもつ正規分布であるとして，仮想配管の測定点につ

表 4.1: シミュレーションによる検討条件

t_0		R		σ_{ins}	t_{sr}
Mean	COV	Mean	COV		
17[mm]	0.05	0.24[mm/10 ⁴ h]	0.5	0.1[mm]	13.0[mm]

いて t_{k0}, r_k を一つずつサンプリングした。続いて，得られた実現値 t_{k0}, r_k から，式 (3.3) を用いて仮想的な肉厚測定値 t_{ki} を，25,000 時間毎に 5 回分サンプリングした。以上の検査データを仮想配管 1 個に対する検査データとして，100,000 個の仮想配管検査データを作成した。

推定に利用する減肉率データベースは，データ数の限界から，減肉率母集団に対して不確実性を持つ。また，初期肉厚が公差から外れて大きい配管の使用を認めている場合，公称肉厚及び公差から与えた初期肉厚の事前分布は，母集団からずれた分布となることが考えられる。これらの影響を調査するため，推定に利用する事前分布 $f_{prior}(t_{k0}, r_k)$ として，母集団分布と一致した事前分布，および減肉率及び初期肉厚の分布を母集団分布に対しずらして与えた 4 種類の事前分布の，合計 5 種類を用いて検討を行った。これらの事前分布の母数を表 4.2 に示す。

表 4.2: 検討に用いる事前分布

	$t_{k0}[mm]$		$r_k[mm/10^4h]$	
	μ_t^{prior}	σ_t^{prior}	μ_r^{prior}	σ_r^{prior}
Exact	17	0.85	0.24	0.12
Fast	17	0.85	0.48	0.24
Slow	17	0.85	0.12	0.06
Thick	18	0.90	0.24	0.12
Thin	16	0.80	0.24	0.12

減肉率評価誤差に関する検討

少数検査データからの推定の有効性を機械学会規格 [20][21] と比較するため，前述の仮想配管の検査データを用いて，線形ベイズ手法と規格における手法でそれぞれ減肉率 r_k の点推定を行い，推定誤差の比較を行った。線形ベイズ手法による減肉率 r_k の点推定値として，事後分布平均値 μ_k^{lin} を用いた。

各検査終了時点における，五種類の事前分布を用いた線形ベイズ手法による減肉率 r_k の点推定誤差を，機械学会手法による誤差と比較した結果を図 4.1 および図 4.2

に示す．図 4.1 は，機械学会手法と，母集団と一致した事前分布 (Exact prior) および母集団に対して減肉率をずらした事前分布 (Fast prior, Slow prior) を用いた線形ベイズ手法の間の比較である．図 4.2 は，機械学会手法と，母集団に対して初期肉厚分布をずらした事前分布 (Thick prior, Thin prior) を用いた線形ベイズ手法の間の比較である．機械学会手法では，検査一回目の時点に限り評価に公称肉厚を用いているため，初期肉厚事前分布が母集団と異なる場合には，機械学会手法もより大きな誤差を持ちうる．この影響を考慮して比較を行うため，図 4.2 では機械学会手法についても，公称肉厚を Thick prior および Thin prior の μ_t^{prior} として算出した結果を示している．図中のエラーバーは，各手法による減肉率推定誤差の 2.5%点から 97.5%点までの区間を示している．

検査一回目の時点では，機械学会手法は推定値が著しく過小評価される場合が存在した．このような場合でも線形ベイズ手法は，五種類の事前分布全てについて，機械学会手法ほど極端に危険側の推定値とならないことがわかった．母集団分布と比較して，減肉率および初期肉厚が大きくなるように事前分布を与えた場合，減肉率は保守的に評価される傾向が見られた．

減肉率推定誤差は，手法・事前分布を問わず検査二回目の時点で大幅に縮小し，以後検査を経るごとに縮小を続ける．検査一回目では，測定肉厚のみからの減肉率推定が不可能であり，実際の値に対する誤差が測定肉厚より大きい公称肉厚を用いることが必須である．これに対して検査二回目では，測定肉厚のみからの減肉率推定が可能となり，これが検査二回目での推定精度の大幅な向上の理由と考えられる．同様に，事前分布の影響は検査二回目の時点で大幅に縮小し，検査回数が増える毎に縮小を続けることが確認された．今回の検討条件においては，機械学会手法において評価に最小自乗法が利用可能となる検査三回目以降では，推定手法及び用いた事前分布間で，推定精度に大きな差は見られなかった．

本検討で注目すべき事実として，公差を超えて初期肉厚が大きい配管の取り扱いが挙げられる．腐食しろが大きい分保守的であるとして，公差を超えて初期肉厚が大きい配管が用いられるケースが存在する．このような配管に対して，公称肉厚をそのまま用いて事前分布を与えると，初期肉厚の事前分布を実際の母集団より危険側に与えることとなる．従って，公差を超えて初期肉厚が大きい配管を許容している配管部位に対しては，初期肉厚の事前分布を大きめに与える必要がある．

推定破損確率の妥当性検討

線形ベイズ手法による次回検査時期決定の妥当性の検討を行った．以下，検討手順を述べる．

まず，前述の仮想配管 100,000 個のそれぞれについて，線形ベイズ手法によって破損確率が許容破損確率 $100 \times a\%$ に到達するまでの余寿命を安全側余寿命として推定した．次に，各仮想配管における t_{k0}, r_k より，推定された余寿命が経過した時

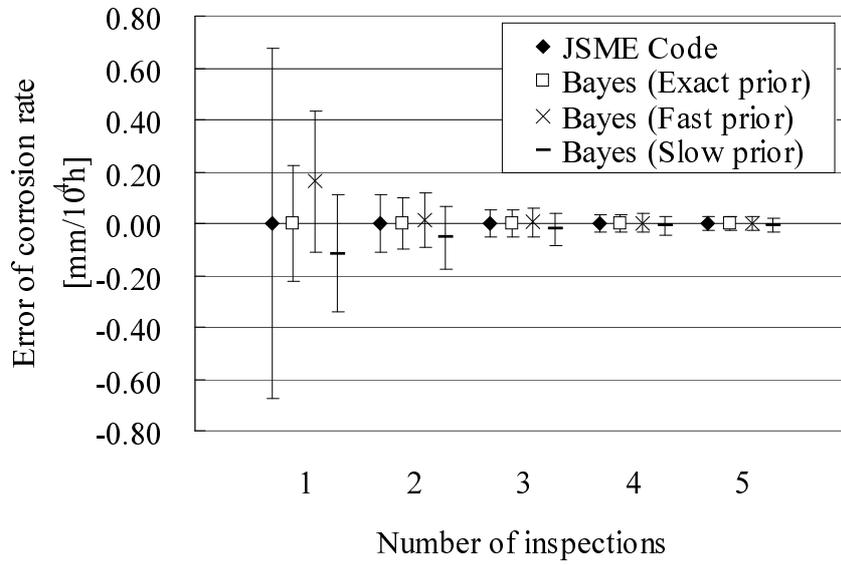


図 4.1: 減肉率評価誤差の比較 (Exact, Fast, and Slow prior)

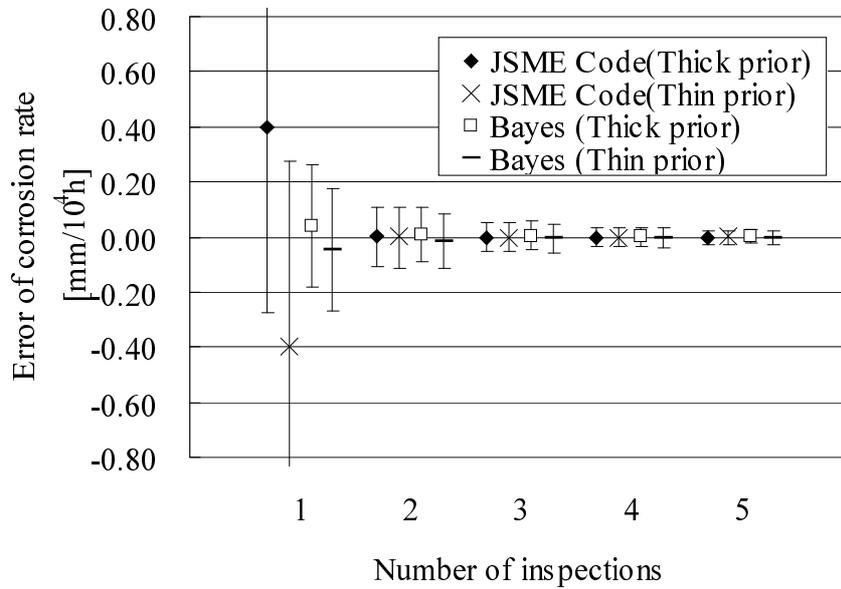


図 4.2: 減肉率評価誤差の比較 (Thick and Thin prior)

点での肉厚を式(3.2)を用いて求め、その時点において仮想配管が破損するか否かを調査した。最後に、安全側余寿命が経過した時点における破損確率を、仮想配管破損数から推定し、設定した許容破損確率との比較を行った。

以上の手順を、事前分布と推定に利用する検査データ数、および許容破損確率 $100 \times a\%$ を変更し、繰り返して実施した。表4.2に示した各事前分布について、破損確率推定に1,2,3回目までの検査結果を用いた三通りの調査を行った。

図4.3, 図4.4, 図4.5, 図4.6, および図4.7は、それぞれ6種類の許容破損確率を設定し、線形ベイズ手法によって次回検査時期を決定したときに、次回検査までに実際に破損に至る確率を、許容破損確率と比較した結果である。いずれもエラーバーは、シミュレーションによる破損確率の95%信頼区間を示す。この比較は、線形ベイズ手法による推定破損確率と実際の破損確率の比較と言い換えることができる。

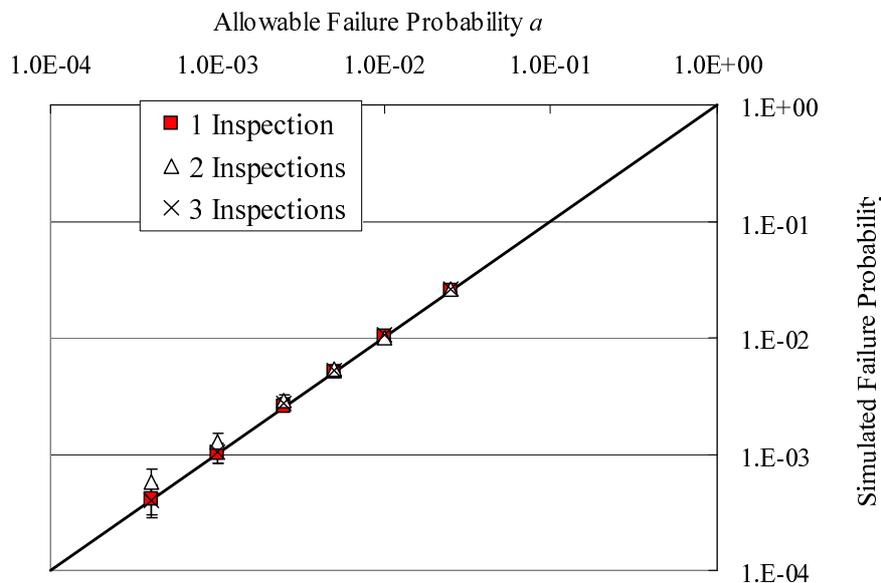


図 4.3: 推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Exact prior)

図4.3はExact priorを事前分布として用いた結果である。図4.3においては、シミュレーションによる破損確率が許容破損確率と良く一致した。従って、事前分布が初期肉厚及び減肉率の母集団と一致している場合には、線形ベイズ手法による推定破損確率は、実際の破損確率に一致する。

図4.4はFast prior, 図4.5はSlow priorを、それぞれ事前分布として用いた場合の推定結果である。図4.4, 図4.5は実際の母集団と比較して保守的に事前分布を与えたケースといえる。

図4.4, 図4.5はいずれも、検査回数が少数であるときに、シミュレーション破損確

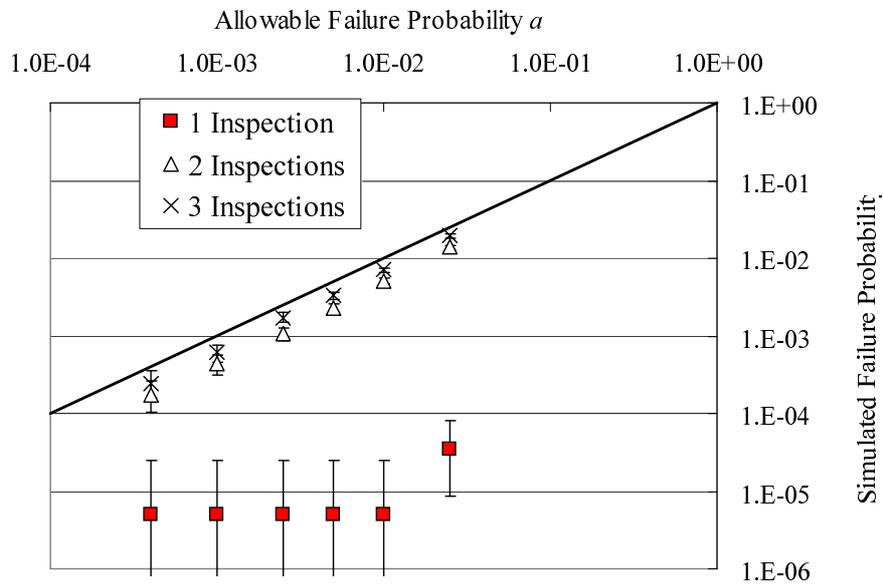


図 4.4: 推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Fast prior)

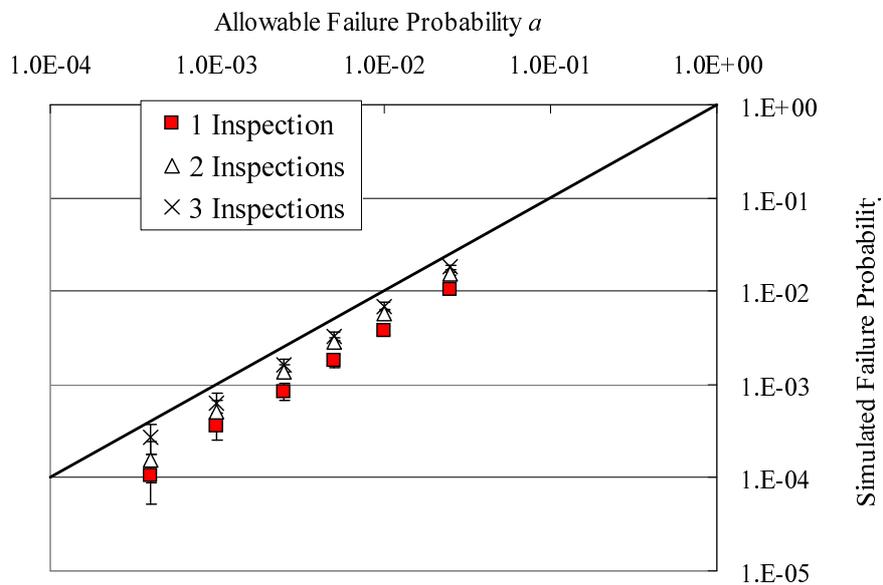


図 4.5: 推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Thick prior)

率が次回検査時期決定に用いた許容破損確率より小さい。また、検査回数が増える毎に、シミュレーション破損確率は許容破損確率に近づく。従って、事前分布を実際の母集団に対して保守的に与えた場合、推定破損確率は保守的な評価となる。この事前分布に由来する保守性は、検査回数が増えることで緩和される。

図4.6は Slow prior, 図4.7は Thin prior を、それぞれ事前分布として用いた場合の推定結果である。図4.6, 図4.7は実際の母集団と比較して危険側に事前分布を与えたケースといえる。

図4.6, 図4.7はいずれも、シミュレーション破損確率が次回検査時期決定に用いた許容破損確率より大きい。検査回数が増える毎に、シミュレーション破損確率は許容破損確率に近づくものの、特に図4.6では事前分布の影響が無視できるほど小さくするためには相当数の検査データを要する。従って、事前分布の設定時には、事前分布が実際の母集団に対して危険側とならないように適度な保守性を与える必要があると考えられる。

本節における検討結果より、減肉率データベースにおける不確実性の大きさを見込んで大きく事前分布を与えることで、検査回数が少ないうちは保守的な減肉率および破損確率の評価が可能であり、検査データが増えることで推定値を真値に近づけていくことができると考えられる。

4.2.2 複数測定点の影響

4.2.1項と同様の、破損確率妥当性の検討を多測定点のケースについて行った。シミュレーション条件を表4.3に示す。

異なる配管部位間でのばらつきと比較して、単一の配管部位内の測定点間では、減肉率 r_k および初期肉厚 t_{k0} のばらつきはごく小さいものと考えられる。また、配管部位内の減肉率と初期肉厚の空間分布はなだらかであるため、初期減肉率 r_{k0} が類似する測定点では初期肉厚 t_{k0} も類似した値を取ると考えられる。このため、特定の測定点 k における減肉率 r_k と初期肉厚 t_{k0} の間にも、強い相関があると考えられる。以上の理由から、減肉率 r_k および初期肉厚 t_{k0} のサンプリングは下記に示す手順により実施した。

サンプリングの第一段階として、減肉率空間平均値および初期肉厚空間平均値を、表4.3に示した μ を平均、 σ_{ave}^2 を分散とする正規分布より、それぞれサンプリングした。第二段階として、サンプリングされた空間平均値を平均、表4.3に示した σ_k^2 を分散とする正規分布より、測定点 k の減肉率 r_k および初期肉厚 t_{k0} をそれぞれサンプリングした。第二段階のサンプリングにおいて、最も悲観的な場合を考えて、減肉率 r_k と初期肉厚 t_{k0} の間に相関係数 -1 を設定した。

サンプリングされた r_k および t_{k0} を用いて、4.2.1項と同様の手順で、許容破損確率 a に対する実際の破損確率の比較を行った。比較結果を図4.8に示す。

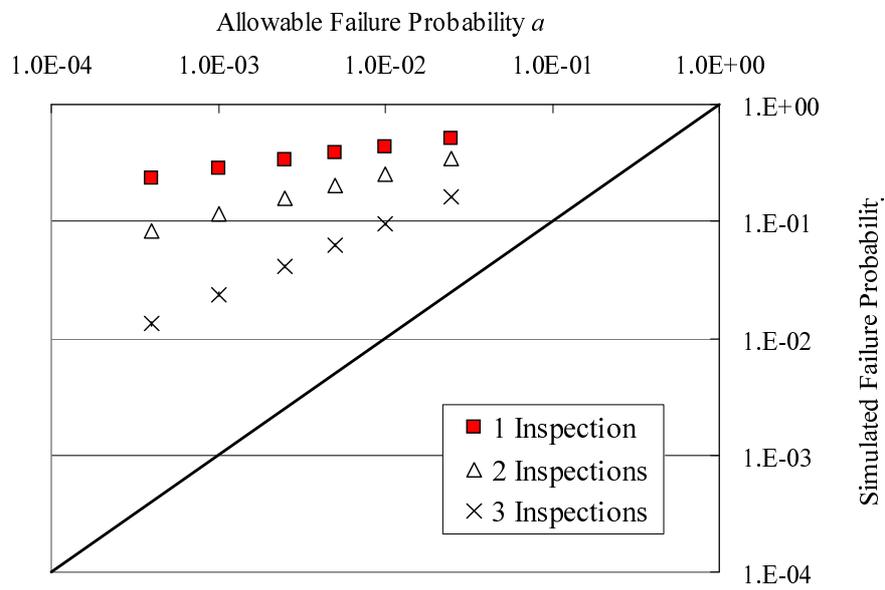


図 4.6: 推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Slow prior)

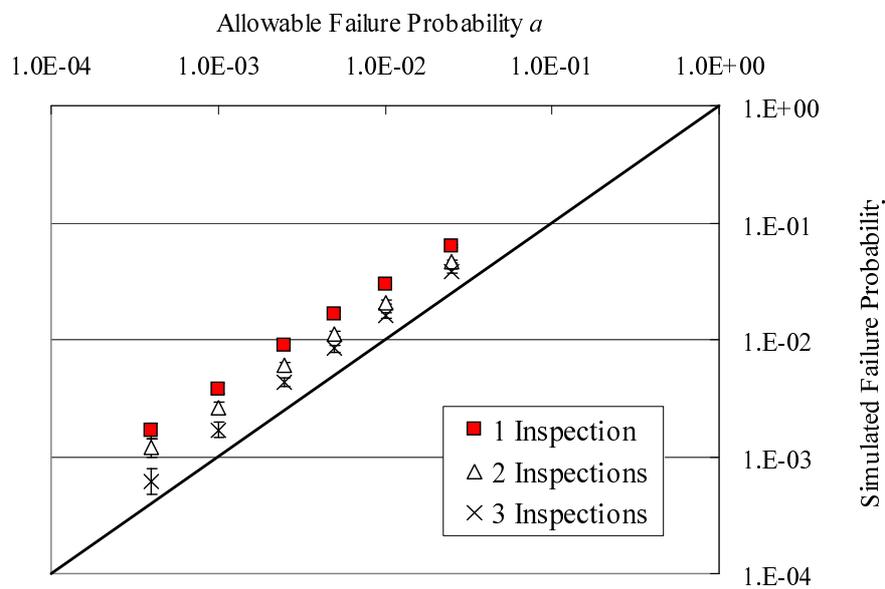


図 4.7: 推定破損確率と実際の破損確率の比較 (Thin prior)

表 4.3: 複数測定点の影響検討条件

測定点数 n		20
肉厚測定誤差 $\sigma_{ins}[mm]$		0.1
必要最小厚さ $t_{sr}[mm]$		13
減肉率 r_k [$mm/10^4h$]	μ	0.24
	σ_{ave}^2	$0.12^2 - 0.01^2$
	σ_k^2	0.01^2
初期肉厚 t_{k0} [mm]	μ	17
	σ_{ave}^2	$0.85^2 - 0.1^2$
	σ_k^2	0.1^2
事前分布		
減肉率 [$mm/10^4h$]	μ_r^{prior}	0.24
	σ_r^{prior}	0.12
初期肉厚 [mm]	μ_t^{prior}	17
	σ_t^{prior}	0.85

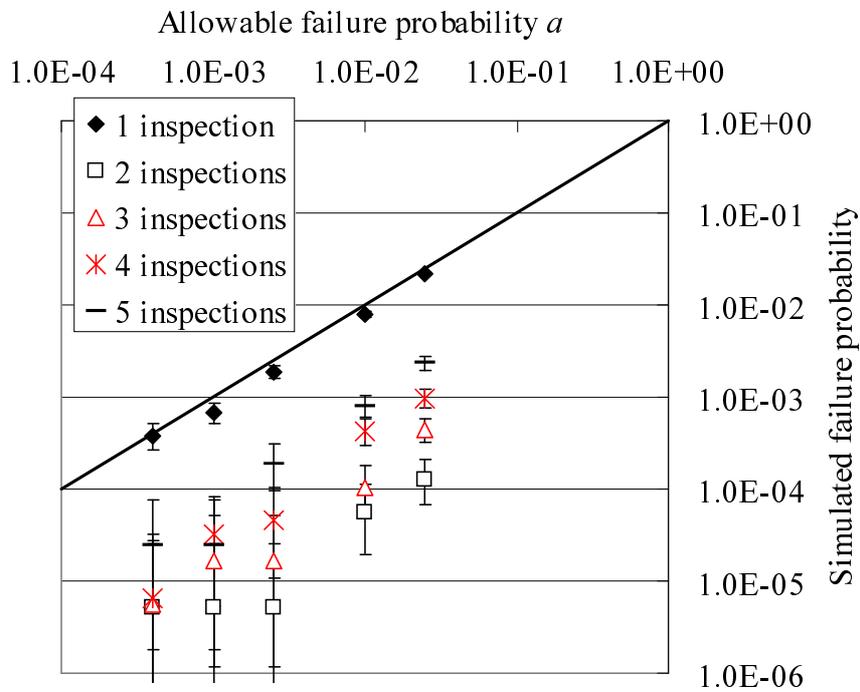


図 4.8: 20 測定点からの推定破損確率の妥当性

検査1回目の時点では、測定点一点のみのケースと比較してわずかに保守的な結果に止まっている。これは、検査データ数が少ないため各測定点での事後分布の差異が小さいことが原因と考えられる。これに対し測定点ごとの検査データの影響が大きくなる検査2回目では、設定した許容破損確率 a に対してシミュレーションによる破損確率が著しく小さくなる。検査3回目以降は、この保守性は徐々に縮小していく。これは、各測定点の減肉率 r_k の推定精度が向上することで、配管部位中の最も脆弱な測定点の判別が容易になったことにより、測定点一点のみのケースに近づくことが原因と考えられる。いずれの場合でも、事前分布が適切に与えられていれば、推定される破損確率は安全側であることが確認された。

4.2.3 実機データへの適用性検討

線形ベイズ手法に基づく検査間隔決定の効果を確認するため、実機から得られた検査データを用いて安全裕度を含んだ余寿命を推定し、機械学会規格に基づく5年の安全裕度を含んだ余寿命との比較を行った。推定元の検査データとして、九州電力による報告書 [83] 中の、川内原子力発電所2号機給水系エルボ部のデータを用いた。このデータには、エルボ部に対して行われた6回の検査について、肉厚測定値の最小値、減肉率評価に用いる特定測定点の肉厚測定値、および取り付け時から検査時までの稼働時間が含まれている。

同報告書によれば、本部位は最大で $0.45\text{mm}/10^4\text{h}$ の減肉率が想定されている。減肉率の事前分布はこれを元に、 $\mu_r^{\text{prior}} = 0.45[\text{mm}/10^4\text{h}]$, $\sigma_r^{\text{prior}} = 0.20[\text{mm}/10^4\text{h}]$ として保守的に与えて推定を行った。配管肉厚の公差は公称肉厚の $\pm 10\%$ であると考え、初期肉厚の事前分布は $\mu_t^{\text{prior}} = 17[\text{mm}]$, $\sigma_t^{\text{prior}} = 0.85[\text{mm}]$ とした。肉厚測定は 0.1mm 単位で行われているため、肉厚測定値の標準偏差 σ_{ins} は $0.1[\text{mm}]$ とした。

本データからは、測定点ごとの破損確率評価が不可能である。そこで線形ベイズ手法により、減肉率評価用測定点のデータから減肉率事後分布の $100 \times (1 - a)\%$ 点を評価し、最小の肉厚測定値を用いて余寿命評価を行うことで、安全裕度を含んだ余寿命を評価した。

規格 [20] で与えられた初回の検査時期の期限が、約2500件の減肉率事例データより求めた最小の寿命に基づいていることから、許容破損確率 a は 4×10^{-4} とした。安全裕度を含んだ余寿命評価と並行して、減肉率事後分布の平均値 μ_k^{lin} を用いて、安全裕度を含まない余寿命の評価を行った。以上で評価される二種類の余寿命の差が、従来一律に五年とおいてきた安全裕度に対応する。

図4.9に、規格および線形ベイズ手法による、評価余寿命と安全裕度を含んだ余寿命の推定結果の比較を示す。

初回の検査時には、線形ベイズ手法による余寿命は、保守的に与えた事前分布の影響を強く受けて、保守的に評価された。一方で検査回数三回以上では、線形ベイズ手法による安全裕度を含まない余寿命は、機械学会規格による余寿命とほぼ一致

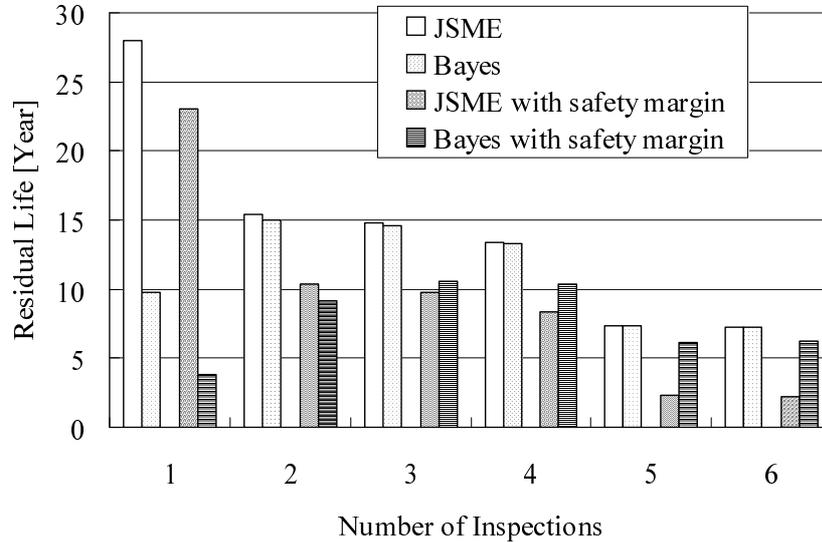


図 4.9: 実機検査データからの余寿命評価結果

した．線形ベイズ手法によって設定された安全裕度は，検査データが増えるごとに，減肉率推定精度の向上を反映して縮小した．従って，線形ベイズ手法は検査回数に応じた安全裕度が設定可能であり，特に検査回数が多い場合には，一律に安全裕度を五年と定めた機械学会規格より，長い検査間隔を設定可能であることが確認された．

4.3 拡張ベイズ手法有効性検討

4.3.1 シミュレーション検討手順と共通計算条件

シミュレーションにより作成した仮想検査データを用いた推定を通じて，拡張ベイズ手法について以下の検討を行う．

- 使用アプローチの判定基準の妥当性
- 修正項アプローチ・誤差項アプローチの推定精度
- 拡張ベイズ手法による予測肉厚分布・破損確率の妥当性

表 4.4 は，検討に共通する母数を示したものである．測定点数 m ，検査回数 n ，検査実施時刻 T_i ，減肉率分散増加速度 $\Delta\sigma^2$ は，検討の目的にあわせてケースごとに異なる値を設定する．

本節の検討手順を図 4.10 に示す．以下，検討手順を順に解説する．

表 4.4: 共通するシミュレーション検討条件

肉厚測定誤差 $\sigma_{ins}[mm]$	初期減肉率 $r_{k0}[mm/10^4h]$			初期肉厚 $t_{k0}[mm]$		
	μ	σ_{ave}^2	σ_k^2	μ	σ_{ave}^2	σ_k^2
0.1	0.20	2.4×10^{-3}	0.1×10^{-3}	40	3.96	0.04

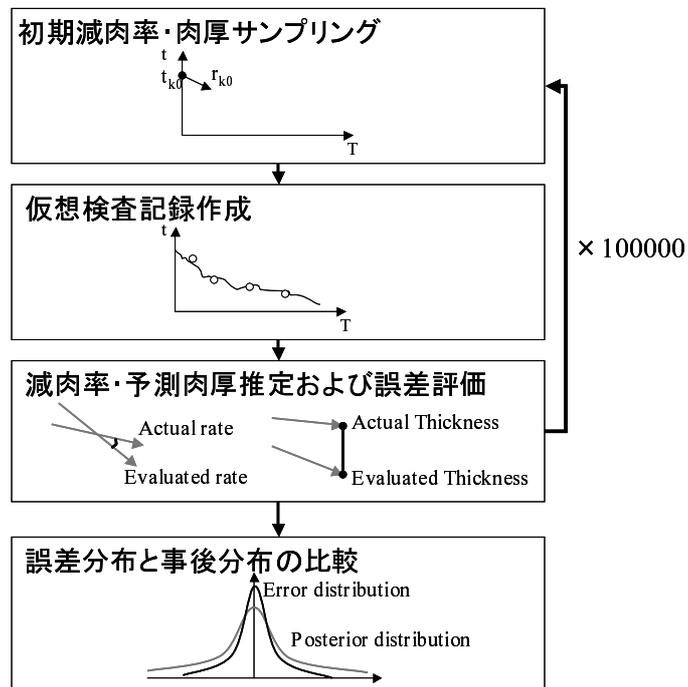


図 4.10: 拡張ベイズ手法有効性検討手順

初期減肉率 r_{k0} および初期肉厚 t_{k0} のサンプリング

まず，部位内の各測定点 k について初期減肉率 r_{k0} および初期肉厚 t_{k0} を母集団分布よりサンプリングする．流れ加速型腐食の減肉率影響パラメータの多くは部位内で共通するものである [19] ため，初期減肉率 r_{k0} および初期肉厚 t_{k0} の測定点間のばらつきは，異なる部位間のばらつきと比較して非常に小さいと考えられる．これを模擬するため，サンプリングの第一段階として，初期減肉率空間平均値 $r_{ave(0)}$ および初期肉厚空間平均値 $t_{ave(0)}$ を，表 4.4 に示した μ を平均， σ_{ave}^2 を分散とする正規分布より，それぞれサンプリングした．続いて第二段階として，サンプリングされた空間平均値を平均，表 4.4 に示した σ_k^2 を分散とする正規分布より，測定点 k の初期減肉率 r_{k0} および初期肉厚 t_{k0} をそれぞれサンプリングした．配管部位内の減肉率と初期肉厚の空間分布はなだらかであるため，初期減肉率 r_{k0} が類似する測定点では初期肉厚 t_{k0} も類似した値を取ると考えられる．このため，特定の測定点 k における初期減肉率 r_{k0} と初期肉厚 t_{k0} の間にも，強い相関があると考えられる．そこでこの相関について最も悲観的な場合を考えて，第二段階のサンプリングにおいて，初期減肉率 r_{k0} と初期肉厚 t_{k0} の間に相関係数 -1 を設定した．

仮想検査記録作成

式 (3.13) に基づいて，減肉率時刻変化量 Δr をシミュレートし，これに基づいて各測定点 k の肉厚真値 $t_k(T)$ の仮想時刻暦を作成した．続いて，検査実施時刻 T_i における各測定点 k の肉厚真値 $t_k(T_i)$ より，式 (3.3) の分布を用いて仮想的な肉厚測定値 t_{ki} を作成した．

減肉率・予測肉厚分布推定および誤差評価

作成された仮想検査記録より，線形ベイズ手法，修正項アプローチ，および誤差項アプローチのそれぞれを用いて，特定の一測定点 k の時刻 $T_n = 12[10^4 h]$ における減肉率事後分布を評価した．あわせて，時刻 $T_{n+1} = 20[10^4 h]$ における予測肉厚分布も，各手法の推定手順に従い評価した．以上で推定された分布の平均値と，シミュレーションによる真値の差を，各手法の推定誤差として評価した．

ベイズ推定にあたって，初期減肉率 r_{k0} および初期肉厚 t_{k0} の事前分布は，母集団分布に等しい分布を設定した．すなわち，平均は表 4.4 に示した μ ，分散は表 4.4 に示した $\sigma_{ave}^2 + \sigma_k^2$ の正規分布として，それぞれ独立に与えた．

誤差分布と事後分布の比較

以上の手順を 10^5 回実施することで， $T_n = 12[10^4 h]$ における減肉率および $T_{n+1} = 20[10^4 h]$ における肉厚のそれぞれについて，誤差分布が評価できる．各手法につい

てそれぞれ評価される，誤差分布と事後分布の比較を行うことで，各手法の事後分布の妥当性の検討を行った．

減肉率については，事後分布の分散が誤差分布の分散に一致しているかを検討した．予測肉厚については，予測肉厚分布の $100 \times a\%$ 点を肉厚真値が下回る確率を評価し，これと比較して許容破損確率 $100 \times a\%$ が保守的であるかを検討した．この検討は，許容破損確率を $100 \times a\%$ と設定した場合に，実際に破損に至る確率を評価し比較することに対応する．

4.3.2 修正項アプローチの妥当性と有効性

修正項アプローチによる事後分布の妥当性，および線形ベイズ手法に対する有効性とその範囲を検討した．表 4.5 に示す，検査回数 n と $\Delta\sigma^2$ を変化させた 6 通りのケースについて，線形ベイズ手法と修正項アプローチの誤差分布分散，および修正項アプローチの事後分布分散を比較した．表 4.5 は，各ケースについて式 (3.16) に示した修正項有効度 e の正負を併記している．

表 4.5: 修正項アプローチ検討条件

	Number of inspections	T_i [$10^4 h$]	$\Delta\sigma^2$ [$mm^2/(10^4 h)^3$]	e
Case2-2.0	2	6,12	2.0×10^{-4}	> 0
Case3-2.0	3	4,8,12	2.0×10^{-4}	> 0
Case4-2.0	4	3,6,9,12	2.0×10^{-4}	> 0
Case4-1.0	4	3,6,9,12	1.0×10^{-4}	> 0
Case4-0.37	4	3,6,9,12	3.7×10^{-5}	0
Case4-0.1	4	3,6,9,12	1.0×10^{-5}	< 0

修正項アプローチと線形ベイズ手法による，減肉率推定誤差分布の分散の比較結果を図 4.11 に示す．ここでエラーバーは 95%信頼区間を示す．検査回数が 2 回である Case1 では，修正アプローチの誤差分布分散は線形ベイズ手法と大差ない．修正項有効度 e が負である Case6 では修正アプローチの誤差分布分散は線形ベイズ手法のそれより大きく，修正項有効度 e がほぼ 0 である Case5 では誤差分布分散がほぼ一致する．上記の 3 ケース以外では，修正項アプローチの誤差分布分散が線形ベイズ手法を下回る．このため，3.4.2 項において述べたアプローチ判定基準で修正項アプローチが有効となる範囲内では，修正項アプローチの利用により減肉率推定精度の向上が期待できる．従って，3.4.2 項のアプローチ判定基準は妥当と考えられる．

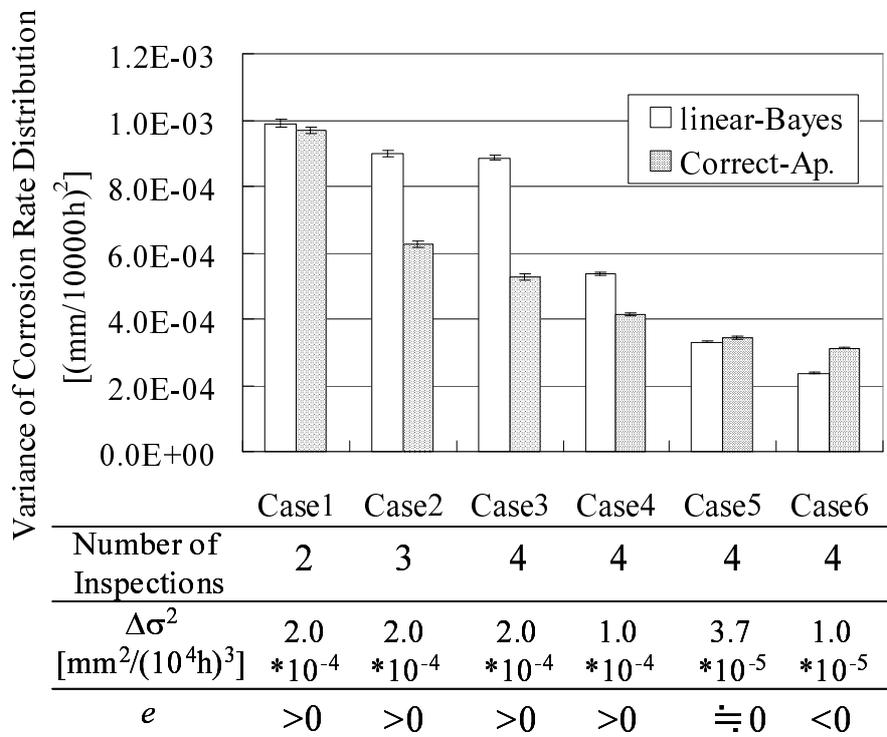


図 4.11: 線形ベイズ手法と修正項アプローチの減肉率推定誤差の比較

修正項アプローチの減肉率推定誤差分布の分散と、事後分布分散の比較結果を図4.12に示す。検査回数が2回であるCase1を除いて、修正項アプローチによる事後分布分散は、誤差分布の分散と良好な一致を示している。

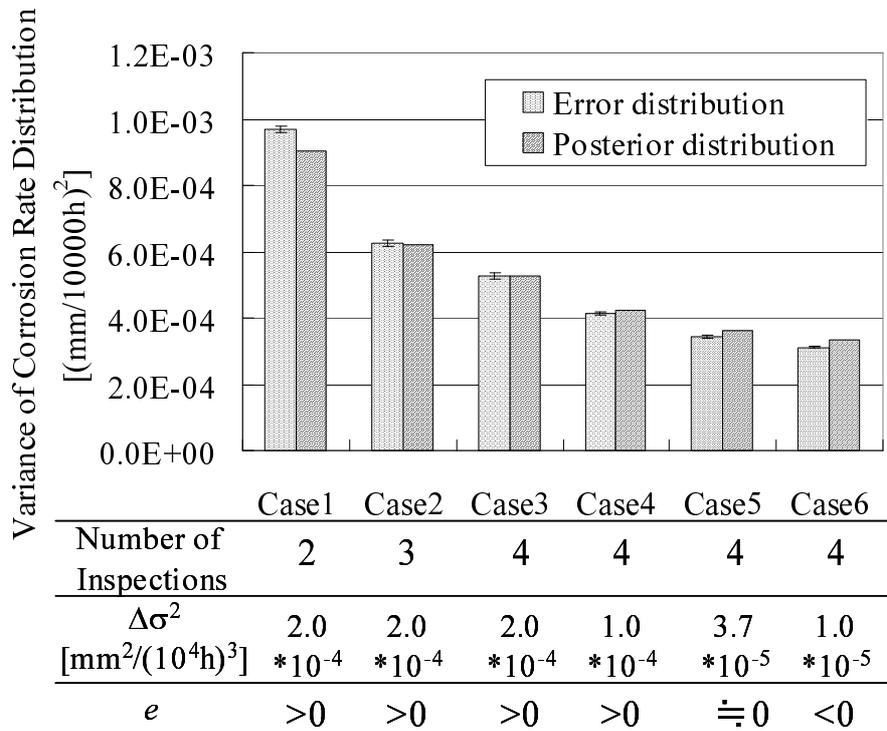


図 4.12: 修正項アプローチによる減肉率事後分布の評価精度

従って、3.4.2 項の判定基準で、利用アプローチが修正項アプローチと判定される範囲内では、修正項アプローチは線形ベイズ手法と比較して減肉率推定精度が良好であり、かつ評価される事後分布は誤差分布と良好な一致を示す。その一方で、利用アプローチが誤差項アプローチと判定される範囲内では、修正項アプローチによる精度向上が期待できず、計算コスト増大に見合わない。

4.3.3 誤差項アプローチ事後分布近似精度

誤差項アプローチにおける事後分布近似評価式 (3.16) の評価精度を検討した。表4.6に示す、検査回数 n と検査実施時刻 T_i を変化させた6通りのケースについて、線形ベイズ手法の誤差分布分散と、線形ベイズ手法および誤差項アプローチの事後分布分散を比較した。比較結果を図4.13に示す。

ここでエラーバーは95%信頼区間を示す。誤差項アプローチによる事後分布は全てのケースにおいて、線形ベイズ手法と比較して精度良く誤差分布を予測できるこ

表 4.6: 誤差項アプローチ検討条件

	Number of inspections	T_i [$10^4 h$]	$\Delta\sigma^2$ [$mm^2/(10^4 h)^3$]
Case1	2	6,12	2.0×10^{-4}
Case2	3	4,8,12	2.0×10^{-4}
Case3	4	3,6,9,12	2.0×10^{-4}
Case4	4	1,2,3,12	2.0×10^{-4}
Case5	4	1,10,11,12	2.0×10^{-4}
Case6	4	1,2,11,12	2.0×10^{-4}

とがわかる．誤差項アプローチによる事後分布は，多くの場合若干安全側に誤差分布を評価できるが，検査が後期に集中している Case5 には若干危険側の評価となる．検査回数が少数の場合，推定結果は安全側となる．以上より，誤差項アプローチは減肉率変化のモデル誤差の近似評価手法として有効であると考えられる．

4.3.4 評価破損確率の妥当性

表 4.7 に，評価破損確率の妥当性検討に用いた二種類の検討条件を示す．これらの条件に基づいて $T_{n+1} = 20[10^4 h]$ における予測肉厚分布を評価し，シミュレーションによる肉厚真値が予測肉厚分布の $100 \times a\%$ 点を下回る確率を評価した．この確率は，許容破損確率を $100 \times a\%$ と設定した場合に，実際に破損に至る確率の評価に対応する．

表 4.7: 評価破損確率の妥当性検討条件

	Number of measurement points	Number of inspections	T_i [$10^4 h$]	$\Delta\sigma^2$ [$mm^2/(10^4 h)^3$]
Case1	20	4	3,6,9,12	2.0×10^{-4}
Case2	30	4	3,6,9,12	2.0×10^{-4}

図 4.14 は測定点数 20 点の Case1, 図 4.15 は測定点数 30 点の Case2 について，それぞれ線形ベイズ手法および拡張ベイズ手法の許容破損確率 a に対する実際の破損確率を比較したものである．それぞれエラーバーは破損確率の 95%信頼区間を示す．

線形ベイズ手法は，減肉率の変動を無視しているため，評価される破損確率は危険側の値となっている．一方で拡張ベイズ手法は，測定点数 20 点であれば実際の破

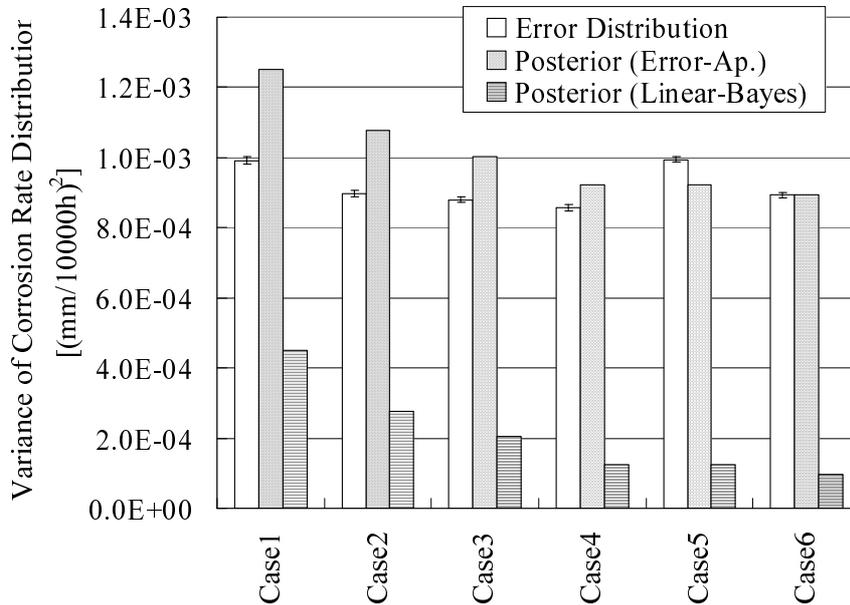


図 4.13: 誤差項アプローチによる減肉率事後分布の評価精度

損確率に対して3倍から7倍程度，測定点数30点であれば5倍から20倍程度の保守性をもって破損確率を評価できる．この保守性は，測定点数が多いほど大きいことから，推定減肉率と最新の測定肉厚について最も保守的な組み合わせを利用していることに由来していると考えられる．

4.3.5 実機検査データへの適用性検討

拡張ベイズ手法に基づく検査間隔決定の効果を確認するため，実機検査データを用いて安全裕度を含んだ余寿命を推定し，推定手法間の安全側余寿命推定結果の比較を行った．推定元の検査データとして，4.2.3項における検討と同様，九州電力による報告書[83]中の，川内原子力発電所2号機給水系エルボ部のデータを用いた．このデータには，エルボ部に対して行われた6回の検査について，肉厚測定値の最小値，減肉率評価に用いる特定測定点の肉厚測定値，および取り付け時から検査時までの稼働時間が含まれている．部位測定肉厚空間平均値の測定データは存在しないため，仮に全ての検査において，式(3.19)における修正項平均値 $\mu_{correction}$ が0となるデータが得られたとして推定を行った．表4.8に，余寿命推定に利用した事前分布および母数を示す．

減肉率の事前分布は，同報告書に与えられた初期設定減肉率を平均として，保守的に与えた．配管肉厚の公差は公称肉厚の $\pm 10\%$ であると考えた．肉厚測定値の標

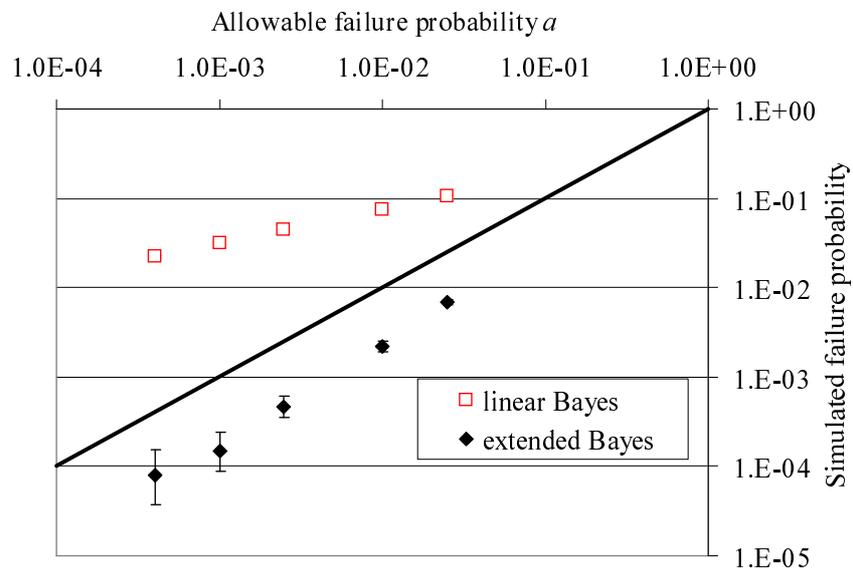


図 4.14: 評価破損確率の妥当性 (測定点 20 点)

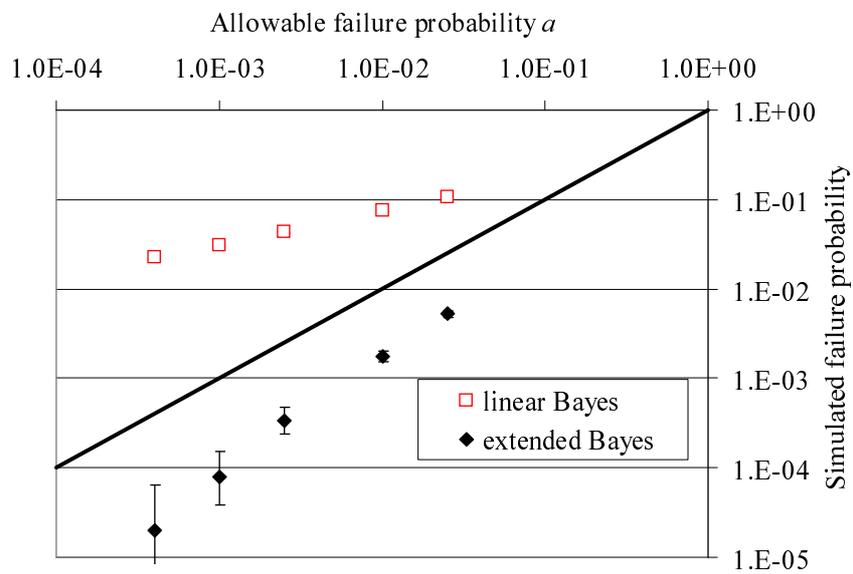


図 4.15: 評価破損確率の妥当性 (測定点 30 点)

表 4.8: 安全側余寿命推定に利用した母数

測定点数 m	64	
肉厚測定誤差 σ_{ins}	0.1[mm]	
分散増加速度 $\Delta\sigma^2$	$2 \times 10^{-4}[\text{mm}^2/(10^4\text{h})^3]$	
許容破損確率 a	4×10^{-4}	
事前分布		
減肉率	μ_r^{prior}	0.45[mm/10 ⁴ h]
事前分布	σ_r^{prior}	0.20[mm/10 ⁴ h]
初期肉厚	μ_t^{prior}	17[mm]
事前分布	σ_t^{prior}	0.85[mm]

準偏差 σ_{ins} は、肉厚測定が 0.1mm 単位で行われていることを根拠とした。減肉率分散増加速度 $\Delta\sigma^2$ は、設計寿命を 60 年と仮定し、その間に最大 $\pm 0.2[\text{mm}/10^4\text{h}]$ の減肉率変化がありえると見積もって設定した。許容破損確率 a は、BWR 減肉管理規格 [20] において、初回の検査時期の期限が約 2500 件の減肉率事例データより求めた最小の寿命に基づいていることを根拠に設定した。

破損確率が $100 \times a\%$ となる時間を安全側余寿命として、実機検査データより線形ベイズ手法と拡張ベイズ手法のそれぞれについて評価した。安全裕度の比較のため、線形ベイズ手法による安全裕度を含まない余寿命、および機械学会規格の手法に基づいて 5 年の安全裕度を含んだ余寿命についても、並行して評価した。図 4.16 に、推定された安全側余寿命の比較を示す。安全裕度の大きさを示すため、安全裕度を含まない余寿命評価結果を併記している。

検査回数が 1 回の時点では、拡張ベイズ手法による安全側余寿命は線形ベイズ手法とほぼ一致しており、事前分布の保守性を強く反映したものとなっている。このため、拡張ベイズ手法においても線形ベイズ手法と同様の、少回数検査データからの推定精度向上の効果が期待できる。

検査回数増加とともに、線形ベイズ手法による安全裕度は減少し、最終的には 1 年未滿となる。これに対し拡張ベイズ手法は、検査 6 回目終了時点で約 2 年分の安全裕度が維持される。従って拡張ベイズ手法は、減肉率変化に対して安全性を見込んで、線形ベイズ手法より保守的な評価となる。拡張ベイズ手法も、検査回数が多ければ機械学会規格より長い検査間隔を設定でき、検査間隔合理化手法としての有効性は維持されている。

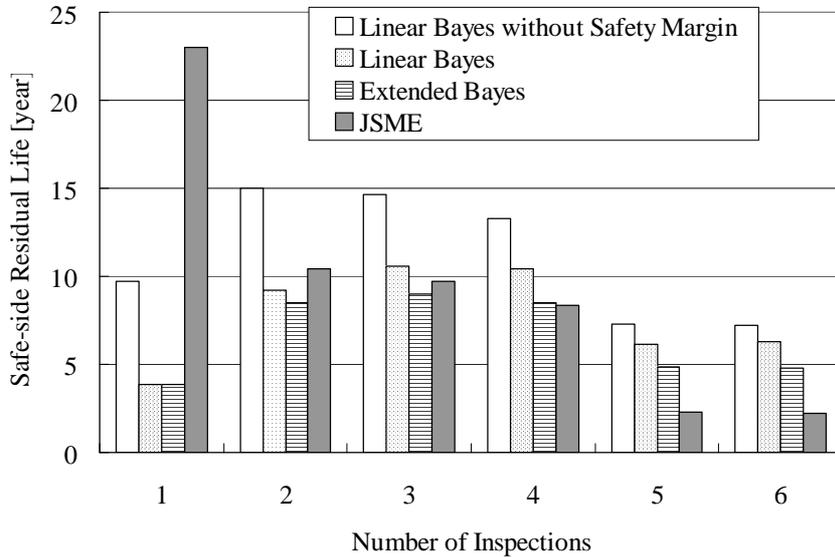


図 4.16: 実機検査データからの推定余寿命の比較

4.4 安定階層ベイズ手法有効性検討

階層ベイズモデルを用いないデータの取り扱い方法として、全産業分野から得られた破損データを区別せず用いる取り扱い、および一産業分野のみの破損データを用いて他の産業分野の破損データを破棄する取り扱いの二種類が考えられる。以下本節では、前者により求めた破損率を平均的破損率 (Average)、後者により求めた破損率を個別破損率 (Single) と呼ぶ。本節では、これらの二種類のデータ利用法に対する安定階層ベイズ手法の有効性を示すため、実機の配管破損データベース、および仮想的な配管破損データセットを利用して破損率推定を実施した。

4.4.1 実機損傷データベースに基づく破損率推定事例

配管破損データベース情報を利用した破損率推定を行うことで、安定階層ベイズ手法の適用性を検討した。異なる産業分野の配管破損事例を系統的に収集したデータベースは現存しない。そこで、スウェーデン原子力発電検査機関 (SKI) によって収集された原子力発電施設における国際的な配管破損データベースを利用し、国家間の差異を考慮した破損率推定を行うことで、複数の異なる情報源からの破損率推定に対する安定階層ベイズ手法の有効性を検討した。

超母数 α, β の推定には、上記の配管破損データベースのうち、破損モードが破断 (rupture) と判定された事例の国別件数データ [34] を利用した。本データには各国の

データ収集時間が付記されていない．そこで，同機関の別資料 [33] を基にデータ収集時間の総和を 5820 [reactor-year] と推定し，これを各国の原子炉基数に基づき分配した．以上の手順で作成した，模擬的な国別配管破断データベースを表 4.9 に示す．

また，破損率推定対象となる国の破損データとして，表 4.10 に示す我が国のデータを用意した．本データは，我が国固有の原子力施設破損事例を収録している NUCIA [81] において，配管の漏洩事例の発生率算出に用いられているデータに基づいている．

表 4.9 および表 4.10 のデータに基づき，我が国の配管破断頻度を推定した．推定は安定階層ベイズ手法 (Hierarchical) に加え，我が国のデータのみから無情報性事前分布によるベイズ推定 (Single)，および全世界のデータを均質に扱い無情報性事前分布によるベイズ推定 (Average) の，計 3 手法により実施した．推定された配管破断頻度を図 4.17 に示す．

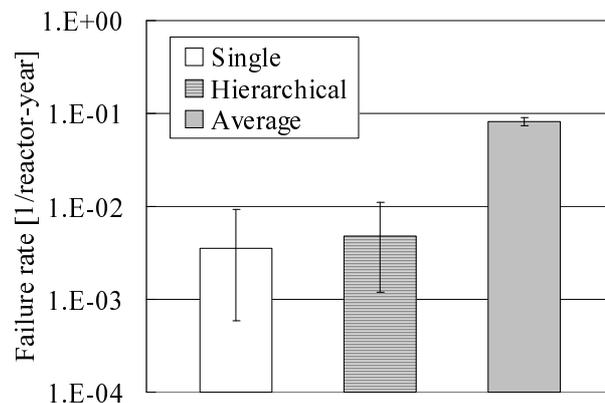


図 4.17: 国別配管破断事例データからの推定破損率

エラーバーは 95%信頼区間を示す．我が国は他国と比較して，稼働時間に対する配管破断件数が特に低い．このため，全世界のデータを国ごとの差異を無視して用いている Average は，その他の推定手法と比較して極端に高く配管破断頻度が推定される．一方で我が国のデータのみを用いた Single は，破断件数の少なさから推定値に大きな不確実性が含まれる．これと比較して安定階層ベイズ手法は，全世界のデータを用いつつも Average のような極端な過大評価に至らない．さらに，他国の破損データの情報を取り入れているため，Single と比較して確信区間が狭く推定され，推定の不確実性が削減されていると考えられる．

本項の検討の注意点として，表 4.9 および表 4.10 の破損データは，その情報に多くの推測を含む．従って，本項で得られた推定結果はあくまで定性的な推定手法間の比較以外に用いるべきではない．例えば，本項の推定結果をそのままメンテナンスに利用することは危険である．

表 4.9: 国別配管破断事例データ

Country	Total collection time [reactor-year]	Number of Failure
Argentina	32	0
Belgium	111	1
Brazil	32	0
Bulgaria	63	1
Canada	270	10
Czech	95	0
Finland	63	2
France	936	7
Germany	270	5
Hungary	63	5
India	238	2
Korea	317	2
Lithuania	16	2
Netherlands	16	1
Pakistan	32	2
Russia	492	16
Slovak	95	1
Slovenia	16	1
South Africa	32	1
Spain	143	2
Sweden	159	18
Switzerland	79	2
Ukraine	238	2
United Kingdom	365	0
USA	1649	144

表 4.10: 更新用配管破断事例データ

Country	Total collection time [reactor-year]	Number of Failure
Japan	700	2

4.4.2 破損データベースの特性による推定結果の差異検討

特徴的な仮想配管破損データセットを複数用意し、これを用いた破損率推定を通じて、安定階層ベイズ手法の有効性を示す。

検討に用いたデータセットを表4.11に示す。各データセットはそれぞれ、4産業分野の破損件数 f_i と延べ収集時間 T_i が記録されている。表4.11に示した4種類のデータセットは全て、産業分野1,2,3,4の破損件数合計が16件、および産業分野4の破損件数 f_4 が1件である。従って、これら4種類のデータセットの平均的破損率 (Average) および個別破損率 (Single) は、いずれも同じ値となる。

表 4.11: 階層ベイズモデル特性検討用データセット

	Number of Failure				Total collection Time T_1, T_2, T_3, T_4
	f_1	f_2	f_3	f_4	
Set1	4	5	6	1	100
Set2	3	5	7	1	100
Set3	2	5	8	1	100
Set4	1	5	9	1	100

最初に、安定階層ベイズ手法に基づく破損率推定結果の、データセット特性による差異の比較を示す。図4.18は、全データセットについての、産業分野4(以下Field4と記す)の破損率評価結果を示している。比較のため、Jeffrey's Priorを用いたベイズ推定により評価した、平均的破損率 (Average) およびField4の個別破損率 (Single) の推定結果を併記している。エラーバーは95%確信区間を示す。

Singleは推定に利用可能なデータがField4のみに限定されているため、破損率推定の不確定性が大きい。一方で、全産業分野のデータが利用可能であるAverageは不確定性が小さい。これに対し、安定階層ベイズ手法では、推定結果はSingleとAverageの中間となり、データセットによって平均値と不確定性の大きさが異なる。産業分野間の破損率のばらつきが小さいSet1はAverageに近く、産業分野間の破損率のばらつきが大きいSet4はSingleに近い。従って、安定階層ベイズ手法は、SingleとAverageのいずれの結果が有用であるかの判断を、データセットの特徴から自然に判断し推定結果に反映させることができる、中間的な破損率評価手法として位置づけられると考えられる。

次に、産業分野間の推定破損率の違いを示す。産業分野間の破損件数の差が大きいSet4のデータセットを用いて、Jeffrey's Priorを用いたベイズ推定によるAverage, Single, および安定階層ベイズ手法のそれぞれを用いて、Field3とField4の破損率を評価した。図4.19に、評価結果の比較を示す。

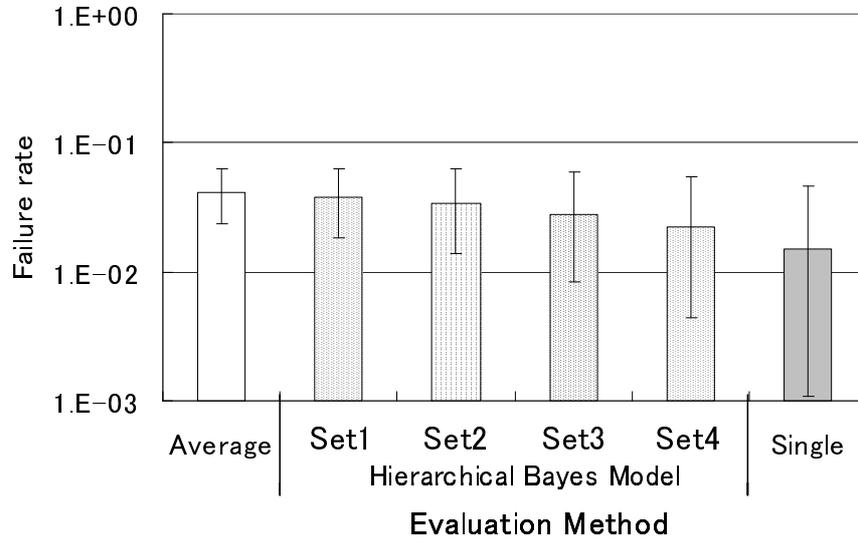


図 4.18: データセットの特性による破損率推定結果の比較

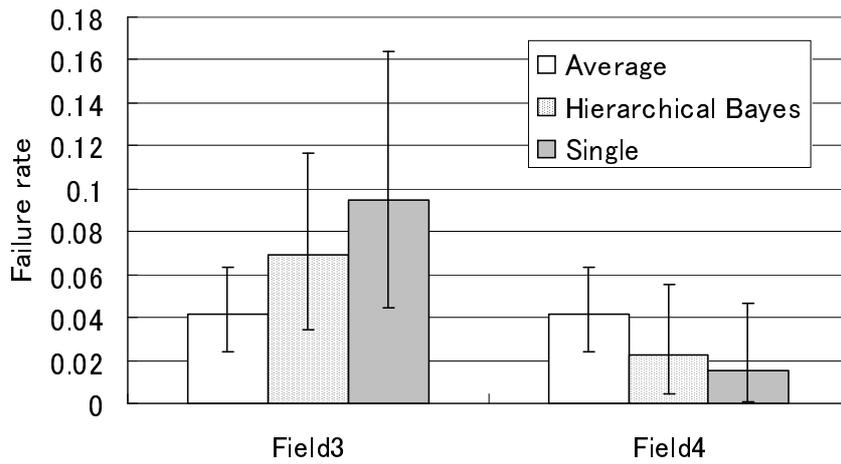


図 4.19: 産業分野間の破損率推定結果の比較

Set4 では Field3 と Field4 の破損件数に大きな違いがあるが，Average ではこれら二産業分野の破損率の違いを評価することができない．これに対し安定階層ベイズ手法は，Field3 と Field4 で異なる破損率を評価可能であり，かつ Single と比較して破損率評価の不確定性を縮小することができる．

4.4.3 推定精度向上効果と限界検討

シミュレーションで作成した仮想検査データを利用した破損率推定を通じて，得られるデータの特徴による安定階層ベイズ手法の有効性の変化をより広く詳細に検討した．検査データの特徴として超母数 α, β の真値，延べ収集時間，産業分野数の三つを考え，これらの変化による有効性の違いを検討した．以下に検討手順を示す．

1. 超母数 α, β の真値からモンテカルロ法により， $n + 1$ 個の産業分野についてそれぞれモンテカルロ法により破損率 λ_i および破損数 f_i をサンプリング
2. 複数の推定手法でそれぞれ破損率 λ_{n+1} の事後分布評価
3. 破損率 λ_{n+1} の事後分布平均値と真値との差を，破損率推定誤差として評価
4. ステップ 1-4 を 10000 回繰り返し，サンプリングされた誤差分布を比較

表 4.12 に，シミュレーション条件及び検討する推定手法を示す．

表 4.12: 検討条件

超母数 (α, β) 真値	$(0.5,10), (1.5,30), (2.5,50)$
超母数推定に用いる産業分野数 n	3,5,10
延べ収集時間 T	20,40,60
推定手法	Single, Hierarchical, Average

図 4.20, 図 4.21, 図 4.22 にサンプリングされた誤差分布の比較を示す．いずれも棒グラフは誤差分布の平均値，エラーバーは誤差分布の 2.5%点から 97.5%点の範囲を示している．図 4.20 は超母数 α 真値を，図 4.21 は産業分野数を，図 4.22 は延べ収集時間をそれぞれ変化させた場合の，各手法の誤差分布の変化を示している．

図 4.20, 図 4.21, 図 4.22 の全体を通じて，安定階層ベイズ手法 (Hierarchical) の誤差分布は，Single, Average の誤差分布と比較して 0 付近に狭い分布となる．従って，

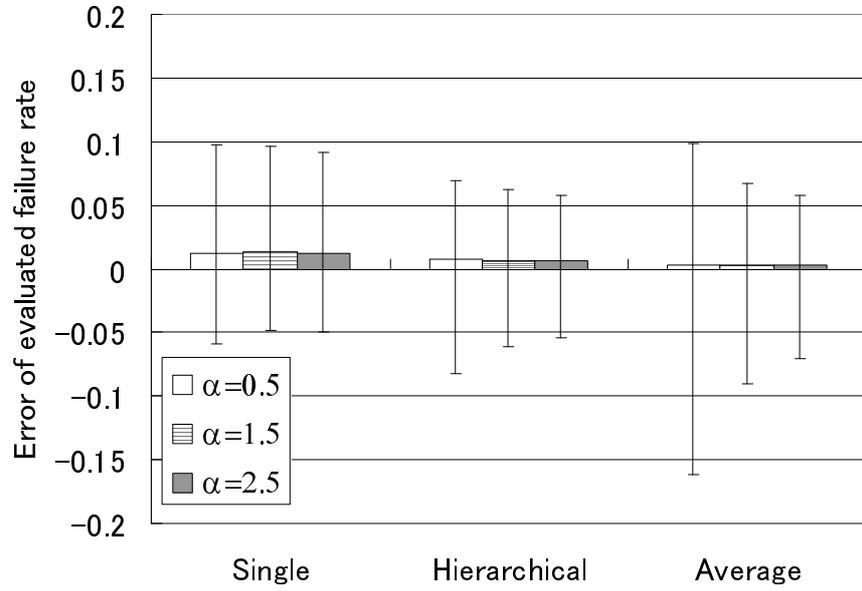


図 4.20: 超母数 α の破損率推定誤差への影響

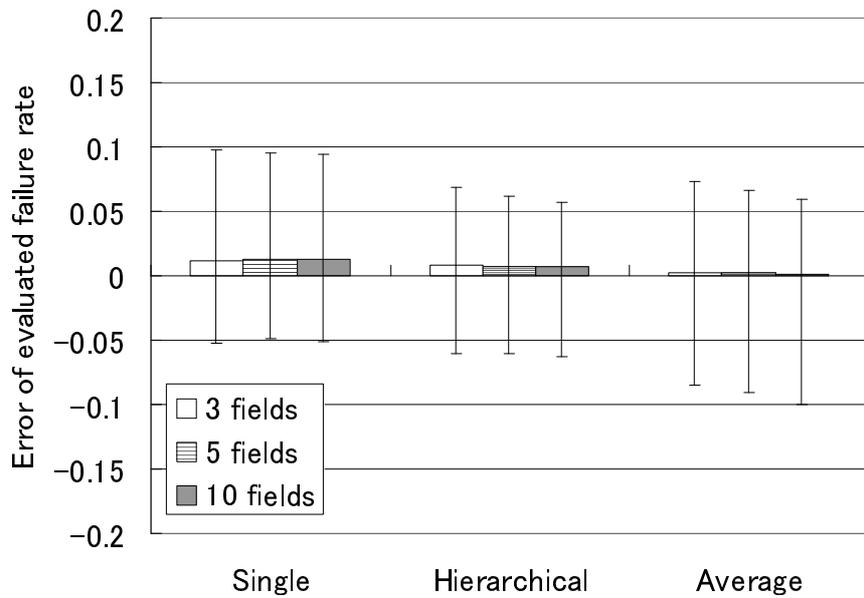


図 4.21: 産業分野数の破損率推定誤差への影響

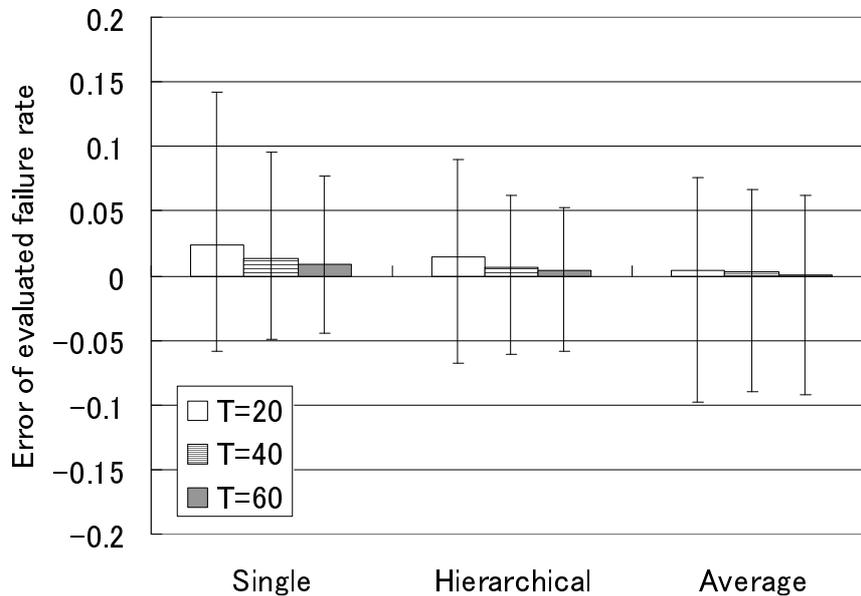


図 4.22: 延べ収集時間の破損率推定誤差への影響

安定階層ベイズ手法を利用することで、複数産業分野の破損情報の有効活用により、破損率推定精度の向上が期待できる。

図 4.20 では、Single と比較して Hierarchical は、超母数 α の真値が大きいほど推定精度が向上する。これは、超母数 α が大きいことが、産業分野間での破損率のばらつきが小さいことを意味するため、破損率推定対象以外の産業分野の破損情報が事前情報としての価値が高いことを反映している。超母数 α の真値が小さい場合、Average は不確実性が著しく大きくなる。これは、Average が産業分野ごとの破損率のばらつきを無視する事によるモデル誤差が原因と考えられる。

図 4.21 では、産業分野数が増えるほど、Hierarchical のばらつきが縮小している。これは、超母数推定の情報源が増えることで、超母数推定の不確実性が縮小しているためと考えられる。産業分野数の増加により、Average は誤差分布平均が 0 に近づくものの、誤差分布の 2.5% 点から 97.5% 点までの区間の幅はほぼ一定である。これは、Average の不確実性はモデル誤差が支配的であり、産業分野数の増加によるサンプリング誤差縮小の効果が薄いことを示している。

図 4.22 では、延べ収集時間が増えることで、Single および Hierarchical の破損率推定精度が大きく向上する。Single は Hierarchical 以上に、延べ収集時間増加による推定精度向上の効果が大きい。これは破損率推定対象の情報が充実することで、事前情報の価値が相対的に低下していることが原因と考えられる。その一方で、モデル誤差の影響が大きい Average は推定精度向上の効果がごく小さい。

本項の検討結果を以下にまとめる．従来の無情報性事前分布を用いたベイズ推定では，単独産業分野のみの破損データを用いた場合は，破損事例数が少ないことによるサンプリング誤差が大きい．その一方で，全産業分野の破損データを均質とみなして用いた場合は，産業分野間の差異を無視することによるモデル誤差が大きい．このような状況下で，安定階層ベイズ手法を利用することで，複数産業分野の破損情報の有効活用により，破損率推定誤差の縮小が可能であることが確認された．安定階層ベイズ手法は，単独産業分野のみの破損データを用いた推定と比較して，以下の条件を満たすほど推定精度向上の効果が大きい．

1. 産業分野間の破損率のばらつきが小さい
2. 情報源となる産業分野数が多い
3. 破損率推定対象の破損事例収集時間が短い

以上の推定精度向上の効果が有効となる，具体的な範囲を検討する．安定階層ベイズ手法で破損率の事前分布および事後分布として利用されるガンマ分布は，分布形状を決定し破損件数に対応する α と，尺度を表し述べ収集時間に対応する β の，二つの母数によって決定される．ガンマ分布の変動係数は $\alpha^{-0.5}$ であり，形状母数 α のみに依存する．安定階層ベイズ手法における破損率事後分布の形状母数 α は，推定対象の産業分野における破損件数 f_{n+1} と，他産業分野の破損事例から推定される超母数点推定値 $\hat{\alpha}$ の和として評価される．従って不確定性の幅の議論は，破損件数 f_{n+1} と，超母数点推定値 $\hat{\alpha}$ の二つのみを用いて議論が可能である．

有効性限界の一つの考え方として，事前分布の利用による事後分布変動係数の縮小幅を論じること考えられる．無情報性事前分布である Jeffrey's Prior を利用したベイズ推定事後分布の変動係数 COV_{single} に対する，安定階層ベイズ手法事後分布の変動係数 $COV_{hierarchical}$ の比を式 (4.1) に示す．

$$\frac{COV_{hierarchical}}{COV_{single}} = \sqrt{\frac{f_{n+1} + 0.5}{f_{n+1} + \hat{\alpha} + 0.5}} \quad (4.1)$$

$$\approx 1 - \frac{\hat{\alpha}}{2f_{n+1} + 1} \quad (f_{n+1} \gg \hat{\alpha}) \quad (4.2)$$

有効性限界のもう一つの考え方として，対象産業分野の破損事例のみから十分な推定精度が確保可能な限界値の調査が考えられる．推定精度は，事後分布 97.5%点のような安全側の値が，平均値にどれだけ近づいているかによって議論可能である．

図 4.23 は，無情報性事前分布である Jeffrey's Prior を利用したベイズ推定の事後分布における，97.5%点と平均値の比を示している．安全側の破損率として事後分布の 97.5%点を利用するとき，図 4.23 によって読み取られる比が，破損率点推定値

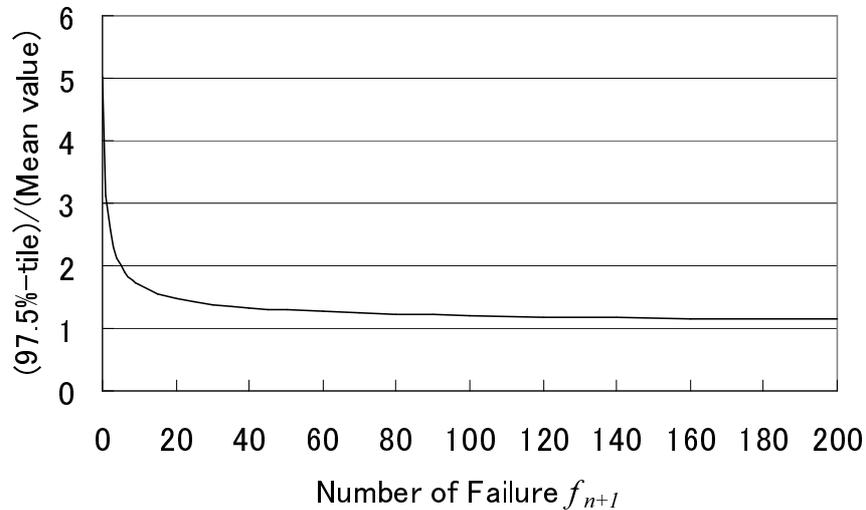


図 4.23: 無情報性事前分布による破損率推定の安全裕度

に対して与えられる余裕の大きさとなる。破損件数が多数であり，図 4.23 より読み取られる比が十分小さいと判断できるのであれば，安定階層ベイズ手法を利用する意義は小さい。

4.5 結言

本章では，第三章における 3 種の提案手法のそれぞれについて，有効性の検討を行った。有効性検討は，推定精度検討のためのシミュレーションによる仮想検査記録を用いた検討と，従来手法と比較した有効性を示すことを目的とした実機検査記録による検討の二通りのアプローチを通じて実施した。

以下，各手法に対する検討結果を以下にまとめる。

線形ベイズ手法

- 事前情報の利用により，特に検査回数 1 回だけの配管部位について，減肉率推定精度の向上が期待できる。推定精度向上の効果は検査二回目以降大幅に減じ，その後も検査回数増大とともに縮小する。
- 適切な，もしくは保守的な事前分布を用いられる限り，推定される減肉率及び破損確率は現実に一致もしくは保守的な値となる。

- 利用可能な検査データが増えることで、事前分布に由来する過剰な保守性を合理的に縮小可能
- 流れ加速型腐食による減肉を受ける配管に対して、合理的な検査時期決定を行える。検査回数が十分であれば、一律の安全裕度を利用する機械学会規格と比較して、検査間隔が延長できる。

拡張ベイズ手法

- 判定基準を満たす限り、修正項アプローチにより減肉率の推定精度向上が行える。修正項アプローチの有効性が低い範囲内では、誤差項アプローチにより良好な精度でモデル誤差の大きさの評価が可能である。
- 減肉率の時間変化に対する安全性を担保して、破損確率を保守的に評価可能であり、その保守性の大きさは測定点数に依存する。
- 流れ加速型腐食による減肉を受ける配管に対して、合理的な検査時期決定を行える。検査回数が十分であれば、一律の安全裕度を利用する機械学会規格と比較して、検査間隔が延長できる。

安定階層ベイズ手法

- 個別の産業分野に対して独自の破損率を推定可能である。
- 情報源となる産業分野数が多ければ、産業分野間のばらつきが高精度に推定可能となるため、破損率推定精度の向上につながる。
- 安定階層ベイズ手法による他産業分野情報利用の有効度を、破損率推定対象の産業分野における破損件数 f_{n+1} と、他産業分野の破損情報による超母数点推定値 $\hat{\alpha}$ から、事後分布の縮小幅として簡易に定量化できることを示した。
- 安定階層ベイズを利用しない場合の、推定破損率に対する安全裕度の大きさを定量的に示した。推定対象産業分野の破損情報のみで、要求される推定精度が達成できている場合には、安定階層ベイズ手法を利用する意義は小さい。

第5章 簡易モデルの限界と詳細評価手法

5.1 緒言

第三章のモデル化および推定手法の提案において、手法簡易化のため損傷モデルとして極めて簡易なものを利用している。しかしこのような簡易モデルは、しばしば現実への適用にあたってモデル誤差の要因となる。このため、第三章の手法の実用にあたっては、簡易モデルの適用限界を調査が必要となる。また、簡易モデルの適用範囲外となるケースが多い場合には、計算コストの面で負担が増大しつつもモデル誤差に対して保守的評価が可能な、詳細評価手法の開発が必要となる。

第三章の提案手法において利用した簡易モデルのうち、特に推定結果に影響が大きいと考えられるものとして、以下の二つが考えられる。

- 線形ベイズ手法における自然共役事前分布利用
- 安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差無視

本章では、以上の二種の簡易モデルに由来する誤差について、その影響範囲と大きさを検討する。これと平行して、簡易モデル適用範囲外において利用可能な詳細評価手順を、第三章の手法に対する追加手順として提案するとともに、その効果を検討する。

5.2 線形ベイズ手法における非正規事前分布の扱い

5.2.1 正規事前分布の仮定の問題点

3.3.2項では、破損確率推定の簡略化の観点から、減肉率 r_k および初期肉厚 t_{k0} の事前分布としてそれぞれ独立な正規分布を与えている。しかし実際には、特に減肉率 r_k については、正規分布によって分布を与えることが困難と考えられる。

例として、沸騰水型原子力発電所減肉管理に関する技術規格 [20] では、配管系等と流れ加速型腐食に対する減肉管理ランクで整理した、減肉率の事例ヒストグラムを示している。本ヒストグラムは、減肉率の事例データベースとして利用可能なデー

タの一つと考えられる。管理ランク FAC-1 の給水系統の減肉率ヒストグラムを図 5.1 に示す。

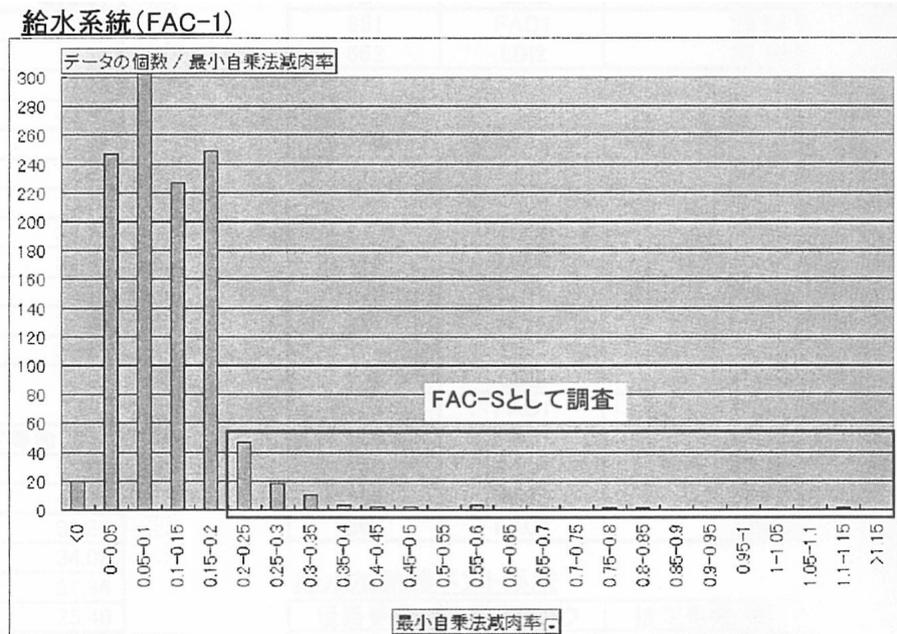


図 5.1: 給水系統 (FAC-1) 減肉率ヒストグラム [20]

本ヒストグラムは、高減肉率側に裾の長い分布となっており、正規分布による表現は困難である。従って、減肉率 r_k の事前分布として、非正規分布が適当である場合の簡易評価手法が必要と考えられる。

5.2.2 近似手法提案

図 5.2 に、非正規事前分布を近似的に利用するための提案評価手順を示す。以下、本提案手順の導出の根拠を示す。

予測肉厚分布の評価式 (3.7) より線形ベイズ手法は、式 (5.1) に示す限界状態関数を持つ配管の破損確率を、一次信頼性手法 (FORM) [84][85] によって求める問題とおきかえられる。

$$g(r_k, t_{centroid}) = t_{centroid} - (T - \bar{T}) \cdot r_k \quad (5.1)$$

ここで、減肉率 r_k は式 (5.2)、測定肉厚重心 $t_{centroid}$ は式 (5.3) の正規分布に従うとして、破損確率が評価される。

$$f_r(r_k) = N(r_k | \mu_r^{lin}, (\sigma_r^{lin})^2) \quad (5.2)$$

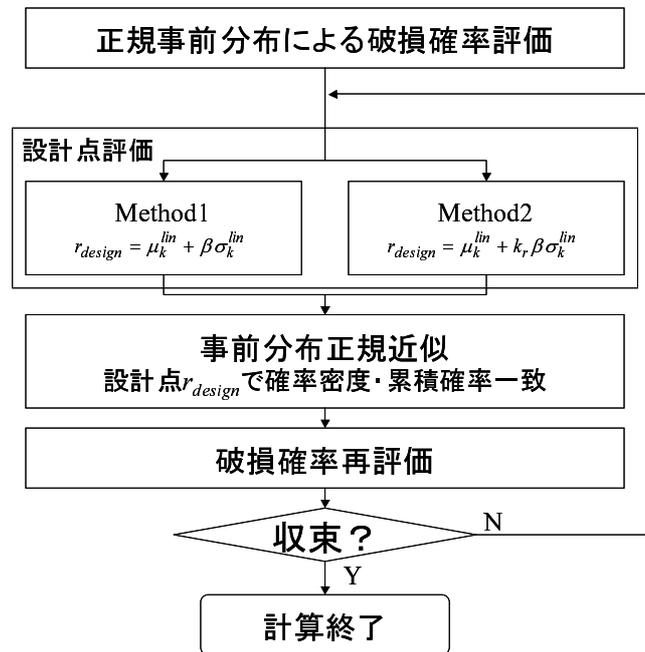


図 5.2: 非正規事前分布近似手法手順

$$f_t(t_{centroid}) = N \left(l_{centroid} \left| \bar{t}_k, \frac{\sigma_{ins}^2}{n + n_0} \right. \right) \quad (5.3)$$

実際には減肉率 r_k の事後分布は非正規分布であり，式 (5.2) は正規近似の結果として与えられる．FORMにおける非正規確率分布の正規近似手法として，Rackwitz-Fiessler 法 [86] が頻繁に用いられる．そこで，減肉率 r_k の事前分布として非正規分布を用いた場合の近似手法として，Rackwitz-Fiessler 法に基づく手順を提案する．

Rackwitz-Fiessler 法は，非正規分布で与えられた設計変数の確率分布を，設計点における確率密度と累積確率が一致する正規分布として近似する手法である．式 (5.1) の問題では，正規近似すべき確率分布は減肉率 r_k の事後分布である．しかし，非正規分布の事後分布の確率密度および累積確率の評価は，数値積分を必要として計算コストが大きい．そこで，設計点 r_k^{design} において確率密度および累積密度が一致するように，減肉率 r_k の事後分布ではなく事前分布を正規近似することを提案する．

式 (5.1) の限界状態関数は線形であるため，設計点 r_k^{design} は容易に式 (5.4) として評価できる．

$$r_k^{design} = \mu_k^{lin} + k_r \cdot \beta \cdot \sigma_k^{lin} \quad (5.4)$$

where

$$k_r = \left\{ \frac{(T - \bar{T})^2 \cdot (\sigma_k^{lin})^2}{(T - \bar{T})^2 \cdot (\sigma_k^{lin})^2 + \sigma_{ins}^2 / (n + n_0)} \right\}^{1/2}$$

$$\beta = -\Phi^{-1}(P_{failure}(T))$$

ここで $\Phi^{-1}(p)$ は、標準正規分布の逆関数であり、 $P_{failure}$ は正規近似を行って評価された破損確率である。最新の評価余寿命が0に近い機器は補修・交換が行われるため、 k_r は十分1に近いと考えられる。このため、保守的に $k_r = 1$ とすることも簡略化に有効と考えられる。そこで、 $k_r = 1$ とした簡略手法を Method1, k_r を詳細に評価する手法を Method2 として、要求される評価精度により使い分けることを提案する。

5.2.3 検証

4.2.1 項と同様の手順で、事前分布として対数正規分布の使用が妥当である条件下で、推定破損確率の妥当性を検討した。

シミュレーション条件は表 4.1 に従い、減肉率 r_k は正規分布でなく対数正規分布としてサンプリングした。事前分布は表 4.2 の Exact Prior の条件を用い、減肉率 r_k の事前分布は対数正規分布とした。許容破損確率 a は、 1.0×10^{-3} を用いた。

図 5.3 および図 5.4 に、各正規近似手法を用いて推定された安全側余寿命経過後に、実際に破損に至る確率の比較を示す。いずれも、平均分散の等しい正規分布を事前分布を用いた場合と、正規近似を1～3回繰り返し計算した場合の結果を比較している。図 5.3 は Method1, 図 5.4 は Method2 を正規近似手法として用いた。

検査回数1回の時点では、事前分布の補正を行わずに検査間隔を決定した場合に、シミュレーションによる破損確率は安全側余寿命推定に用いた許容破損確率 $a = 1.0 \times 10^{-3}$ より大きく、危険側の推定となっている。これに対し、提案手順で事前分布の正規近似を行った場合、いずれも近似回数が二回で解が収束し、推定結果はわずかに保守的となった。

推定結果が実際より保守的になる理由として、事後分布は事前分布と比較して正規分布に近く、減肉率 r_k の高値側の裾が短いために、設計点において累積確率および確率密度が事前分布より小さいことが挙げられる。この場合、事前分布の正規近似は、事後分布の正規近似と比較して、近似正規分布の平均・分散が大きく与えられ、保守的な結果となる。

検査回数が増えると事前分布の影響は相対的に小さくなり、正規近似の影響は小さくなる。検査回数2回以上であれば、正規近似を行わないことによる破損確率の過大評価の影響は小さくなり、正規近似も一回で解が十分収束する。検査回数が3回以上であれば、提案手法による正規近似の影響はごく小さくなり、非正規母集団であっても正規分布で事前分布を与えることが可能と考えられる。

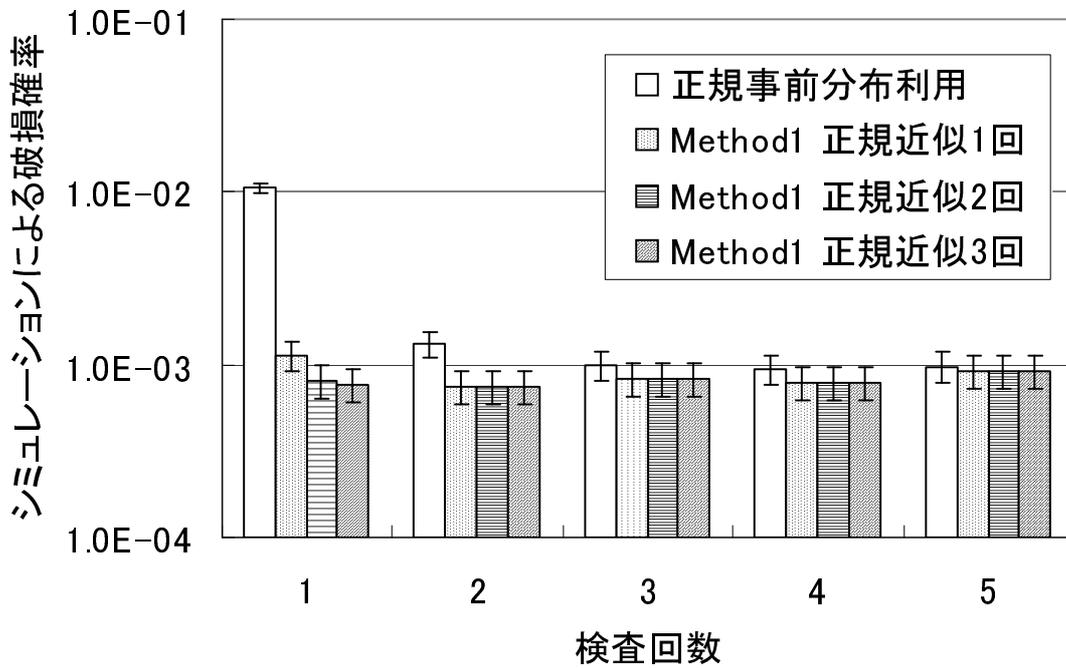


図 5.3: 対数正規事前分布を用いた推定破損確率の妥当性 (Method 1)

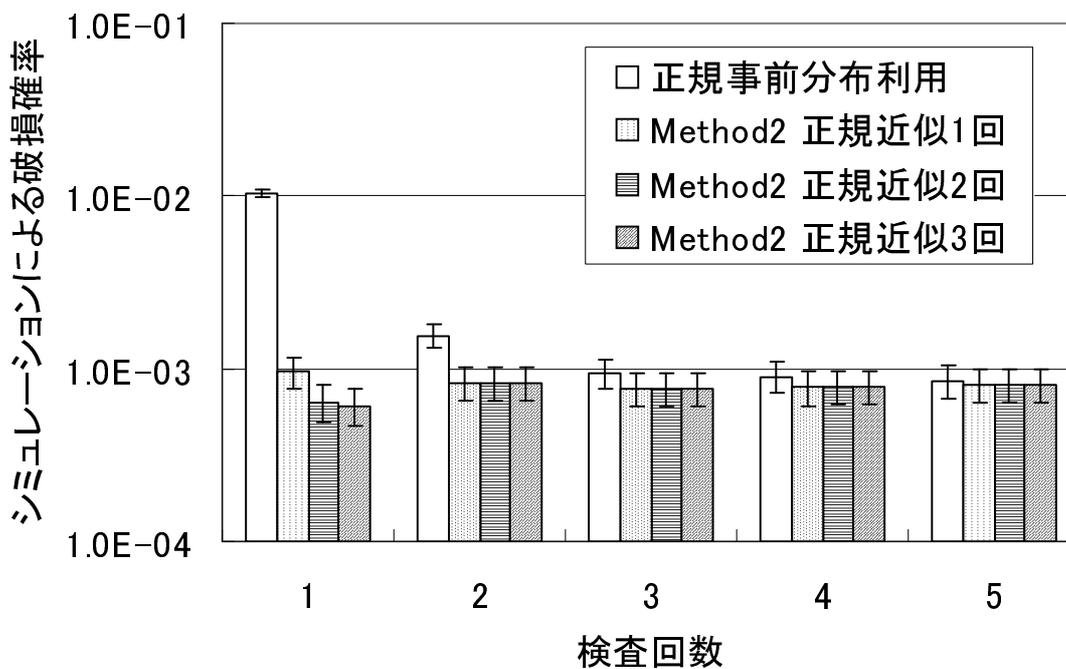


図 5.4: 対数正規事前分布を用いた推定破損確率の妥当性 (Method 2)

また，提案した二種類の正規近似手法の評価結果の差はごく小さく，シミュレーションのサンプリング誤差との区別が不可能であった．このため実用上は，実施手順の簡便さから，設計点を厳密に求めない Method1 の利用が有効と考えられる．

5.3 安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差

5.3.1 超母数点推定誤差無視の問題点

階層ベイズモデルに基づく推定手法のうち，点推定手法を利用する経験ベイズ手法は，超母数の推定誤差の取り扱いが問題となる．このような誤差を無視して破損率推定を行った場合，得られた事後分布はしばしば「無警戒な (Naive)」事後分布と呼ばれ，その確信区間が過剰に狭く評価されることが指摘されている [27]．

第3章の安定階層ベイズ手法に基づいて個別産業の破損率を保守的に評価した場合，超母数点推定誤差に対する保守性は与えられていない．従って，特に産業分野数が少数である場合，評価された破損率が危険側の値となる恐れが存在する．

この問題を回避するためには，産業分野数および延べ観察時間によって大きさの異なる超母数点推定誤差に対して，適切に安全裕度を与える手法が望まれる．

5.3.2 既存手法

本項では，個別産業分野の破損率事後分布を，超母数点推定誤差の不確定性を考慮し補正するために利用可能な，いくつかの既存手法を紹介する．

Laird and Louis[87] の Type III Parametric Bootstrap

フルベイズ手法を模擬するため，超母数の点推定値 $\hat{\eta}$ が既知である場合の超母数真値の分布 $h(\eta|\hat{\eta})$ を評価する手法が，いくつか提案されている．Carlin ら [27] は，超母数真値の分布 $h(\eta|\hat{\eta})$ の一般的な評価手法の初めてのものとして，Laird and Louis[87] の Type III Parametric Bootstrap 法を紹介している．本手法による事後分布評価手順を以下に記す．

1. 観察データ y より，最尤法などにより超母数点推定値 $\hat{\eta}$ を評価する．
2. 超母数点推定値 $\hat{\eta}$ を利用して，乱数により仮想観察データ y_i^* をサンプリングする．
3. 仮想観察データ y_i^* より，最尤法などにより超母数点推定値 $\hat{\eta}_i^*$ を評価する．
4. 超母数を $\hat{\eta}_i^*$ とおいて母数 θ_j の事後分布評価

5. 2-4 を十分な回数繰り返し，超母数推定の不確定性を考慮した θ_j の事後分布として，各仮想観察データに対応する事後分布の平均を評価する．

本手法は多数回のシミュレーションを要求するため，簡易な保守的評価には不向きと考えられる．

バイアス修正アプローチ [27]

超母数 η が既知である場合の母数 θ_i の事後分布を $\pi(\theta_i|\eta)$ と記す．この η に超母数の点推定値 $\hat{\eta}$ を代入した場合，その事後分布 $\pi(\theta_i|\hat{\eta})$ の $\alpha\%$ 点を θ_i の真値が下回る確率は，一般に $\alpha\%$ ではない．そこで，真値が下回る確率が $\alpha\%$ となる点を事後分布 $\pi(\theta_i|\hat{\eta})$ の $\alpha'\%$ 点として α' を評価し，その点を超母数の不確定性を考慮した事後分布 $\pi(\theta_i|\eta)$ の $\alpha\%$ 点とする．

上記の取り扱いは，超母数 η の点推定値が解析的に取り扱える場合に限り，数値積分と rootfinding algorithm の利用により評価できる．しかし，配管損傷データベースに基づく破損率評価に用いられる Poisson-Gamma モデルはこの条件を満たさず，評価にモンテカルロ法の利用が必要となる．

尤度比統計

Quigley ら [69] は，超母数の推定誤差を考慮した破損率推定のために，尤度比統計に基づく信頼領域の評価を利用している．本手法は最尤法の信頼領域評価に用いられる一般的な手法の一つであり，多くの標本統計学に関する文献において取り上げられている [88][63]．

本手法によれば，式 (5.5) に示すように，母数真値ベクトル θ における尤度 $l(\theta)$ と，最尤推定値 $\hat{\theta}$ における尤度 $l(\hat{\theta})$ の比が，推定対象母数の数 k を自由度とする χ^2 乗分布に従う．

$$-2 \ln \left\{ \frac{l(\theta)}{l(\hat{\theta})} \right\} \sim \chi^2_{(k)} \quad (5.5)$$

5.3.3 保守性付与方法

本項では，超母数点推定に伴う不確定性に対し，簡易に保守性を与える手法の提案を行う．図 5.5 に本手順の概念図を示す．

ベイズ推定における複数母数の区間推定手法として， $100 \cdot P\%$ 最高確率密度領域 (Highest Probability Distribution (HPD) region) が利用される．超母数推定誤差に

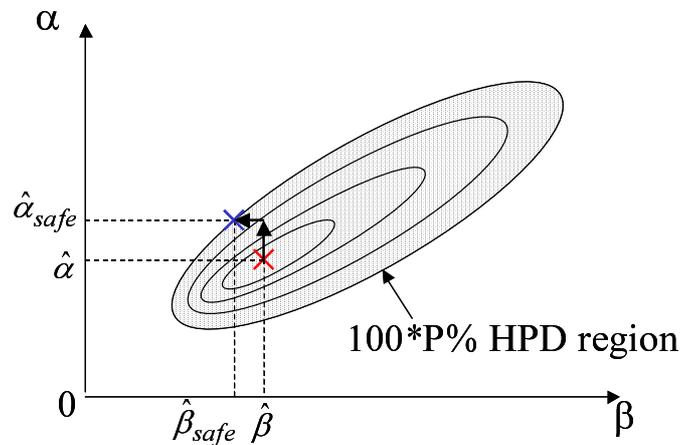


図 5.5: 超母数保守的評価の概念図

対して安全性を確保した点推定手法として，超母数事後分布の $100 \cdot P\%$ 最高確率密度領域のうち，最も保守的な点をとることが考えられる．

ガンマ分布の二種類の超母数 α, β について， $100 \cdot P\%$ 最高確率密度領域のうち最も保守的な点を探索することは，計算コストが大きいのである．また，故障率事後分布の平均と分散のいずれを重視するかといった，保守性の定義によって最適点が変わってしまうという問題が考えられる．さらに，第三章における提案手法では，等価破損件数 α について $+0.5$ 件の保守性を既に与えている．そこで，超母数点推定誤差に対する保守性は，尺度に対応する超母数である β に対してのみ与えることとした．

事後分布の $100 \cdot P\%$ 最高確率密度領域を精密に評価することは，フルベイズ手法と同等の計算コストが要求され，簡易手法としての有効性を損なう． $100 \cdot P\%$ 最高確率密度領域の近似評価のため，前項に示した手法のうち尤度比統計に基づく評価手法を利用した．尤度比統計は最尤法の区間推定を行う手法であり，ベイズ推定への適用を前提とした手法ではない．しかし，ベイズ推定の事後確率密度関数は，最尤法の尤度関数に事前確率密度を積算したものであり，特に観察データが多い場合には尤度関数との類似性が高い．従って，厳密な事後分布評価には利用できずとも，観察データ量に応じた保守性を与えるための指標として同種の考え方が採用できると思われる．

式 (5.5) を変形することで， $100 \cdot P\%$ 最高確率密度領域の近似評価式 (5.6) を導出した．保守性付与に当たっては，式 (3.25) の事後分布同時確率密度関数 $\pi_{post}(\alpha, \beta)$ を用いて，式 (5.6) を満たす最低の $\hat{\beta}_{safe}$ を求める．ここで $\hat{\alpha}_{safe}$ は，第三章で解説した手順の通り，超母数点推定値 $\hat{\alpha}$ に 0.5 を加算した値である．

$$\pi_{post}(\hat{\alpha}_{safe}, \hat{\beta}_{safe}) > (1 - P) * \pi_{post}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \tag{5.6}$$

ただし，本手順は超母数 β に対して更なる保守性を与えることが目的であるため， $\hat{\beta}_{safe}$ は $\hat{\beta}$ を上回ることにはないとする．すなわち，式 (5.7) が成立する場合には， $\hat{\beta}_{safe} = \hat{\beta}$ とする．また， $\hat{\beta} = 0$ の場合も同様に， $\hat{\beta}_{safe} = 0$ とする．

$$\pi_{post}(\hat{\alpha} + 0.5, \hat{\beta}) \leq (1 - P) * \pi_{post}(\hat{\alpha}, \hat{\beta}) \quad (5.7)$$

本手順は，安定階層ベイズ手法における超母数点推定と同様に， β 方向の一次元の解の探索で実施でき，追加計算コストとしては安定階層ベイズ手法と同程度と考えられる．

5.3.4 検証

超母数点推定の不確定性の無視は，特に破損率事後分布の $100 \times (1 - \alpha)\%$ 点の過小評価が問題となる．そこで，提案手法による破損率事後分布の 97.5% 点を安全側破損率と位置づけ，安全側破損率と破損率真値の差を安全裕度として定義し，各手法による安全裕度分布を調査することで，提案手法による保守性が過度か否かの調査を行った．

検討条件を表 5.1 に示す．

表 5.1: 安全側破損率の妥当性検討条件

超母数 (α, β) 真値	(0.5,10), (1.5,30), (2.5,50)
超母数推定に用いる 情報グループ数 n	3,5,10
観察時間 T	20,40,60

検討結果の安全裕度分布を，図 5.6，図 5.7，図 5.8 に示す．それぞれの図で，推定手法として単独産業分野の破損データのみを利用したベイズ推定による結果 (Single)，第三章の提案手法による結果 (Hierarchical)，および本章で提案した保守性付与法により $P = 0.7, 0.9$ とした結果 (Safe0.7, Safe0.9) をそれぞれ示している．図 5.6 は超母数 α の真値，図 5.7 は超母数推定陽グループ数 n ，図 5.8 は観察時間 T の影響を調査している．

いずれもエラーバーは安全裕度分布の 2.5% 点から 97.5% 点を示しており，2.5% 点が負となっている場合，安全側破損率を真値が超過する頻度が 2.5% を超えることから安全裕度が過小であることを示す．

第三章における提案手法はほぼ全てケースで，2.5% 点が負となっており，超母数点推定の不確定性を無視することによる安全側破損率の過小評価が発生しているこ

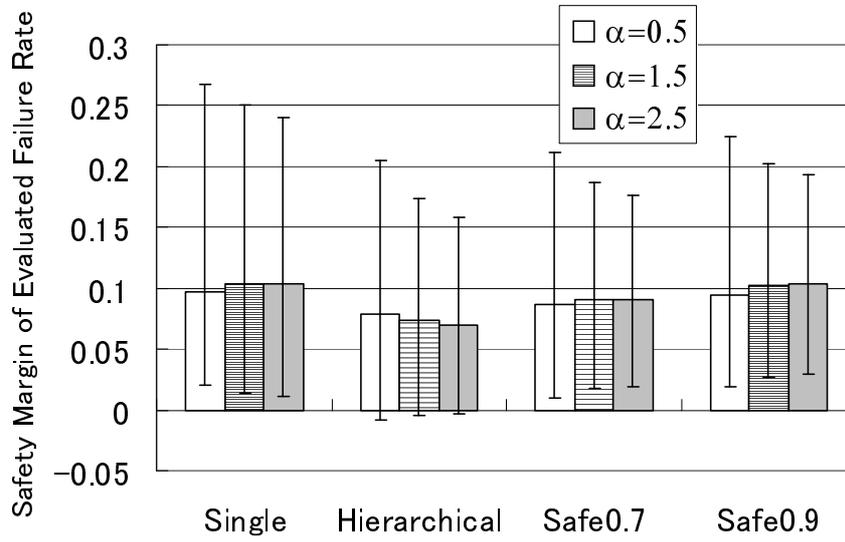


図 5.6: 超母数 α の破損率安全裕度への影響

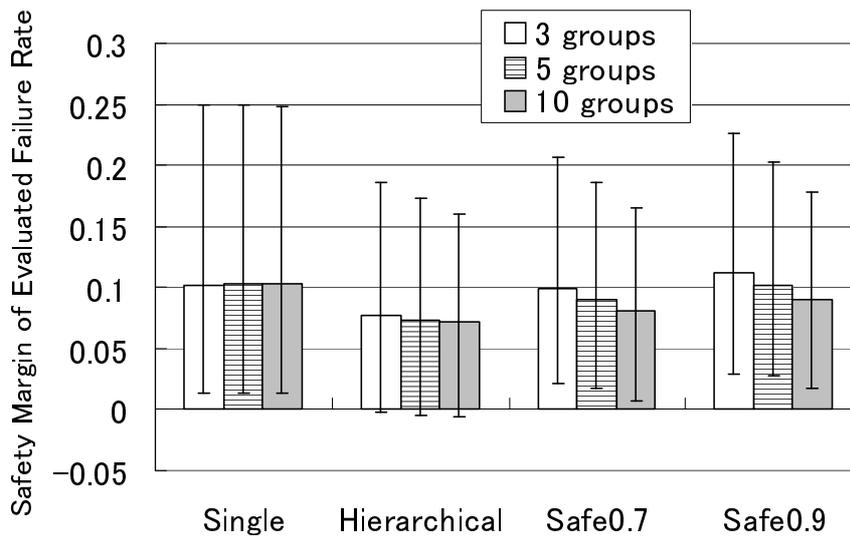


図 5.7: 情報源グループ数の破損率安全裕度への影響

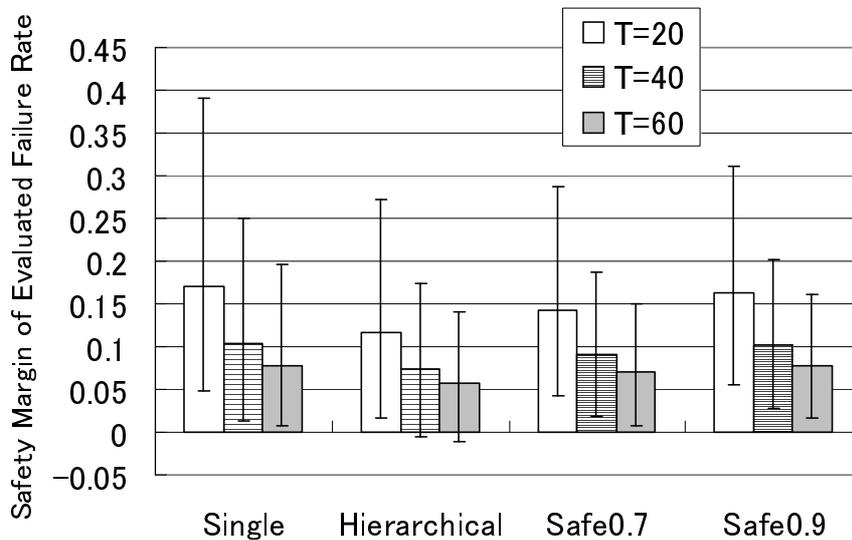


図 5.8: 延べ観察時間の破損率安全裕度への影響

とがわかる．破損率 λ_i の母集団として検討条件に与えたガンマ分布は，いずれも平均値 0.05 であり，過小評価の幅はこれと比較して小さい．

これに対し，本節で提案した保守性付与方法を利用した場合には，全ケースにおいて安全側破損率を保守的に推定可能であることが示された．しかしその一方で，他の産業分野の情報を利用しない Single と比較して，安全裕度を縮小可能という利点が薄まり，特に超母数推定誤差の大きい情報源グループ数 3 の場合には，Safe0.9 は従来の Single より過大な安全裕度の要求となる．従って本節の提案手法は，情報源となる産業分野数が十分に多い場合には有効と考えられるが，産業分野数が少ないことが予想される配管破損データベースに対する適用にあたって，必要な安全裕度に応じた適切な P の設定方法などの検討が必要と考えられる．

5.4 結言

第三章において利用した簡易モデルのうち，特に影響が大きいと考えられるものについて，モデル誤差の範囲と大きさの検討，および保守性付与方法の提案を行った．影響が大きい簡易モデルとして，本章では以下の二つを取り上げた．

- 減肉率 r_k の事前分布を正規分布に限定（線形ベイズ手法）
- 超母数点推定誤差による不確定性の無視（安定階層ベイズ手法）

最初に簡易モデルの限界検討結果を示す。線形ベイズ手法における事前分布の影響は、検査回数が1回の場合に大きな誤差を生じる。これに対し、検査回数が3回以上であれば、簡易モデルの利用に問題は生じないと考えられる。一方で、安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差の無視は、影響の大きさこそ比較的小さいものの、ほぼ全てのケースにおいて危険側の評価につながる。

次に、提案した保守性付与法の有効性を示す。線形ベイズ手法における事前分布に関しては、提案手順により、1回から2回の破損確率再計算で良好な保守性を与えることが出来る。一方、安定階層ベイズ手法の超母数点推定誤差に対しては、安定階層ベイズ手法と同程度の追加計算コストで保守性を与えることは出来る。しかし、過大な安全裕度の付与により階層ベイズモデル利用の有効性を損ねる事例が存在する。従って、必要な安全裕度に応じた適切な保守性の設定方法が今後の課題となる。

第6章 結論

6.1 結論

本論文では、主観的情報の活用を許容するベイズ推定手法に基づいて、手計算で検算可能な程度の計算コストで機器の破損率評価を行う手法の開発を行った。

開発手法は、従来の標本統計学では一様に扱うことが出来なかった異種の情報源からの情報を用いて、機器の破損率を比較的高精度に推定することが可能である。さらに、計算コストの軽減により現場での活用が容易となり、評価手順の透明性が維持可能である。これらの利点から開発手法は、わが国のメンテナンスの合理化に繋がることが期待される。

第2章 では、提案手法の基礎として利用したベイズ推定手法の基礎理論を、従来の標本統計学に基づく最尤法との相違点を交えて解説した。また、基本的な推定手順を紹介するとともに、本論文で利用した有用な事前分布の紹介を行った。

第3章 では、少数の破損データから高精度の破損率推定を、手計算で検算可能な程度の計算コストで実施する手法の開発を目的とした。この目的のため、機器の損傷の簡易なモデル化を行い、第二章で理論を述べたベイズ推定手法に基づき、破損率推定手法の提案を行った。提案手法は、以下の三種類の手法により構成した。

- 線形ベイズ手法
- 拡張ベイズ手法
- 安定階層ベイズ手法

線形ベイズ手法は、流れ加速型腐食による減肉を受ける配管部位の破損確率評価を行う手法であり、進行速度である減肉率は時刻によらず一定とモデル化している。減肉率が時間変動するモデルに適用可能となるように、線形ベイズ手法を拡張した手法が拡張ベイズ手法である。以上の二手法は、許容破損確率を設定することで次回検査時期の決定に利用可能である。

安定階層ベイズ手法は、配管の破損情報のみが記録された産業横断型データベースを有効活用することで、個別産業分野の破損率推定精度向上を図る手法である。

安定階層ベイズ手法は、情報源間のばらつきをモデル化法として広く利用されている、階層ベイズモデルに基づく推定手法であるが、従来手法と異なり常に安定した推定が可能という特徴を持つ。

以上の三つの手法のいずれも、事後分布と事前分布が同種分布となる自然共役事前分布を利用することで、電卓を用いた手計算で検算可能な程度に簡易な手法として定式化を行った。以上の手法で想定している、減肉管理および破損データベースからの破損率推定は、それぞれRIMAPの分類で言う Trendable タイプおよび Non-trendable タイプの破損メカニズムに対する健全性評価の代表例である。このため、定式化された評価式を読み替えることで、幅広い破損メカニズムに対して提案手法を応用可能であると考えられる。

第4章 では、第3章において提案した破損率推定手法の実用性を示すため、推定精度および有効性の検討を行った。提案手法の推定精度は、シミュレーションにより作成した仮想検査記録を用いた推定を通じて検討した。また、従来手法と比較した有用性を、実機検査記録を用いた推定を通じて検討した。三章で提案した三種の推定手法のいずれも、従来の推定手法では用いられない他の情報源からの情報を活用することで、推定精度の向上が可能であることが確認された。また、線形ベイズ手法および拡張ベイズ手法は、検査回数に応じた安全裕度を与える検査間隔決定手法として活用可能であり、検査回数が増えれば従来規格以上の検査間隔を合理的に許容可能であることが示された。また、安定階層ベイズ手法は、類似性の高い機器グループごとに固有の破損率を、小さい不確実性で推定可能であるという利点を確認された。

第5章 では、第3章において手法の簡易化のためにおいたモデルのうち、特に現実の適用で課題となると考えられる以下の二つについて、適用限界を調査した。また、これらのモデル誤差に対して、それぞれ簡易に保守性を与える手法の提案を行った。

- 線形ベイズ手法における事前分布形状限定
- 安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差無視

結果として、線形ベイズ手法における事前分布形状については、検査回数が増えればその影響は無視できるほど小さくなり、少検査回数時には提案手法により適度な保守性を与えることが出来る。一方で安定階層ベイズ手法における超母数点推定誤差は、簡易に保守性を与えることは出来るものの、過大でない適度な保守性の設定方法が今後の課題となる。

6.2 将来の展望

本節では、本研究で提案した線形/拡張ベイズ手法と安定階層ベイズ手法のそれぞれについて、展望を延べる。

6.2.1 線形/拡張ベイズ手法の展望

本研究では、線形ベイズ手法および拡張ベイズ手法の適用対象として、流れ加速型腐食による減肉を特に意識している。提案手法の展望として、より一般的に、非破壊の余寿命診断手法が確立している疲労やクリープなどの、他の破損メカニズムへの適用が期待される。ここで解決すべき課題として、定式化において既知とした余寿命診断精度 σ_{ins}^2 の設定方法、および極値統計との融合による高度化が考えられる。

診断精度設定

減肉の場合、余寿命診断精度 σ_{ins}^2 は肉厚測定精度に対応するため、肉厚測定機器の精度から容易に与えることができる。しかし、例えばクリープに対するボイド面積率法の余寿命推定精度は、評価対象が直接的な物理量ではないために、容易には決定できない。従って、破壊試験とその途中での検査データを充実させるなどにより、統計的手法によって推定することが必要となる。また、評価手法によっては評価精度が損傷の進行度によって異なるものも多く、こうした余寿命診断精度が可変である場合の取り扱いも議論の対象となろう。

極値統計との融合

線形ベイズ手法では、対象機器中の最も脆弱な点が既知、もしくは未知であってもいくつかの測定点中に存在すると仮定した。より広範囲の破損メカニズムに適用するためには、本仮定を排し、極値統計 [89] により機器中の最も脆弱な点における余寿命を推定することが望ましい。

例として、孔食のように最も損傷の進行している点の予測が困難な破損モードに対しては、全数ではなく複数のサンプリングされた範囲に対して検査を行うことが多い。この場合、それぞれのサンプルの最大値から Gumbel 分布へのあてはめを行うことで、全体のうち最も損傷が進行している箇所を推定することが広く行われている [90]。

このようなモードを線形ベイズ手法で取り扱う場合、各測定点の予測余寿命率分布を従来どおり評価した上で、各測定点の予測余寿命率平均値から極値統計により最も脆弱な点の予測余寿命率を推定、これを元に破損確率評価と言う手順が考えられる。このとき、機器の予測余寿命率分布には従来の余寿命評価誤差のみならず、少

数の測定点から機器全体の最小値を推定するための、極値統計に伴うサンプリング誤差が含まれる。このサンプリング誤差は歪度の高い Gumbel 分布に従うと考えられ、正規分布での取り扱いは困難である。従って、本サンプリング誤差をいかに簡易評価するかが、極値統計との融合を図る上での課題となると考えられる。

6.2.2 安定階層ベイズ手法の展望

本研究における提案手法では、複数産業分野の破損情報を活用し、個別産業分野ごとの配管破損率の評価が可能である。この破損率は各産業分野の一般破損率として、メンテナンスに有用に活用可能であると考えられる。しかし、リスクベース工学への適用を考えた場合、検査間隔や各破損メカニズムに対する防護策といった、プラント固有の事情に合わせた破損率の評価が求められる。

石油化学産業の RBI 規格である API581[7] では、特定プラントにおける破損確率評価は、一般破損確率に、プラント固有の事情に応じた係数である Technical Module Subfactor(TMSF) を乗じることで行われる。安定階層ベイズ手法の今後の展望として、API581 における TMSF に該当する、プラント個別の事情を破損率評価に反映させるための手法開発が存在する。

このような手法開発には、検査効果導入、階層モデルの多重化、ベイジアンネットワーク化等が考えられる。

検査効果導入

機器・配管破損率に対して影響を与える、メンテナンス計画時に一般的かつ容易に操作可能なパラメータとして、検査時期が存在する。従って、破損率を検査間隔の関数として評価するモデル化を実施することで、機器・配管の危険度に応じたメンテナンスが可能となる。

上記の発想から、Fleming[91] は配管の損傷進行を Markov モデルによってモデル化し、その遷移確率を配管損傷データベースを元を与えることで、検査計画策定のための信頼性モデルを構築している。

Fleming の Markov モデルの利用には、配管破断発生頻度以外に、検査による損傷発見頻度が入力として要求される。しかし、配管破断や延べ観察時間の定義と異なり、配管に対する検査方式や使用継続の判断は各産業で統一が図られているとは考えにくい。従って、これらの検査をどのようにモデル化するかが課題となると考えられる。

階層多重化

提案手法に利用したモデルは、各産業分野の配管破損の母集団と、産業分野間の破損率のばらつきの母集団という、二階層の母集団をモデル化している。ここで最下層の母集団をさらに細分化し、三階層以上の母集団の階層構造をモデル化することで、プラントの特性に応じたより詳細な破損率推定が可能になると考えられる。母集団細分化の条件としては、配管材質、径、属する配管システムといった変更不能な要素、もしくは検査頻度や内部流体の水質といった操作可能な要素が考えられる。

しかし、単純に三階層以上のモデルを利用した場合、評価式の複雑化が避けられない。さらに、損傷データベースの入力者に多くの情報を公表することを要求することとなり、損傷データ入力 of 意欲を損なわせるといった問題点も考えられる。

また、各産業分野の破損率を事前分布として、個別プラントの運用実績を元に更新を行うというように、三階層のモデルでなく二階層のモデルを複数利用することも考えられる。この場合、「産業分野内での各プラント間の破損率のばらつき」を経験的に与える必要がある。これに利用可能な手法として、例えば Atwood[92] が提案した、平均のみ既知である場合の無情報性事前分布設定手法が存在する。

ベイジアンネット化

階層多重化の更なる一般化として、確率の因果構造のネットワークをモデル化する、ベイジアンネット [93] [94] の利用が考えられる。ベイジアンネットを利用することで、配管径や内圧、水質、検査頻度といった、破損率に影響を与えうるパラメータを全てモデル化し、統計的学習によってこれらのパラメータの影響度を更新していくことが出来る。国内で開発されたベイジアンネットのソフトウェアとして、本村らが開発した BayoNet が存在する [95][94]。

ベイジアンネットを利用した場合、破損率評価は数値計算によるところが大きくなり、簡易評価手法としての定式化は期待できない。従って、本取り扱いは簡易評価手法と別個に扱い、ベイジアンネットを利用して得られた知見を簡易評価手法にフィードバックする取り扱いとなろう。また、階層多重化と同様、データベース入力者のインセンティブの確保は大きな課題となると考えられる。

謝辞

本論文は、酒井信介教授のご指導のもと、著者が博士課程において行った研究を総括したものです。酒井信介教授には、研究方針や論文のまとめ方等、お忙しい時間を割いて広く多大なご指導をしていただきました。また本論文の審査にあたり、渡邊勝彦教授、加藤孝久教授、吉川暢宏教授、および電力中央研究所の稲田文夫様に、ご親切な御助言を頂きました。この場を借りて、心より感謝申し上げます。

泉聡志准教授には、研究者のあり方等、怠惰な私を厳しくご指導いただきました。また、原祥太郎助教には、公私にわたって多く相談に乗っていただきました。深く感謝いたします。

また、参加させていただいた勉強会において、東京電力の波木井様をはじめとする多くの企業・研究機関の方々から、研究に関する貴重なご意見やご指摘を頂きました。深く感謝いたします。

酒井・泉研究室での六年間において、多くの先輩・同期・後輩たちに囲まれ、有意義な研究生生活を送れたことを感謝いたします。

最後に、著者の研究活動に理解と支援を行っていただいた家族に、深い感謝の意を捧げます。

参考文献

- [1] 酒井信介: “2. 信頼性工学とリスクベース工学”, 材料, **56**, 556-561(2007).
- [2] 木原重光, 富士彰夫 共著: “RBI/RBM 入門”, 日本プラントメンテナンス協会 (2002)
- [3] 酒井信介, 金属学会誌, **66**,1170(2002).
- [4] 小林英男, 日本機械学会誌, **106**,846(2003).
- [5] The American Society of Mechanical Engineers: “2004 ASME Boiler & Pressure Vessel Code Section XI, Nonmandatory Appendix R Risk-Informed Inspection Requirements for Piping”.
- [6] API RP580, Risk-Based Inspection(2002).
- [7] API Publication 581, Risk-Based Inspection Base Resource Document(2000).
- [8] 石丸裕, 政友弘明: “諸外国のリスクベース関連規格”, 圧力技術, **44**, 205-216(2006).
- [9] RIMAP, (<http://www.mpa-lifetech.de/RIMAP>)
- [10] S.Winnik, A.Herring, and R.Gregory: “RIMAP Petrochemical Workbook Final Version”, (2004)
- [11] 藤山一成: “4. エネルギーシステムとリスクベース工学”, 材料, **56**, 781-786(2007).
- [12] 富士彰夫, 弥富政享, 江口晴樹, 他: “火力発電用ボイラにおけるリスクベースメンテナンス (RBM) 法の適用”, 圧力技術, **39**, 60-67(2001).
- [13] K.Fujiyama, S.Nagai, Y.Akikuni, T.Fujiwara, K.Furuya, S.Matsumoto, K.Takagi, and T.Kawabata: “Risk-based inspection and maintenance systems for steam turbines”, International Journal of Pressure Vessels and Piping, **81**, 825-834(2004).

- [14] 佐久間晃, 米木真哉, 櫛引豪: “プラント・機械設備のリスク分析・安全度水準 (SIL) 評価サービス”, 東芝レビュー, 61, No.11, 40-43(2006).
- [15] 政友弘明: “化学プラントへの適用”, 圧力技術, 45, 220-227(2007).
- [16] 柴崎敏和: “RBI/RBMに関するHPIガイドの作成 (WG1の活動)”, 圧力技術, 44, 357-361(2006).
- [17] 政友弘明: “HPIガイドラインの作成 (WG2)”, 圧力技術, 44, 362-364(2006).
- [18] JSME S TB1-2006: “発電用火力設備規格 火力設備配管減肉管理に関する技術規格”, 日本機械学会 (2006).
- [19] JSME S CA1-2005: “発電用設備規格 配管減肉管理に関する規格 (2005年版)”, 日本機械学会 (2005), 13-30.
- [20] JSME S NH1-2006: “発電用原子力設備規格 沸騰水型原子力発電所 配管減肉管理に関する技術規格”, 日本機械学会 (2006).
- [21] JSME S NG1-2006: “発電用原子力設備規格 加圧水型原子力発電所 配管減肉管理に関する技術規格”, 日本機械学会 (2006).
- [22] <http://www.babcockpower.com/pdf/vpi-15.pdf>
- [23] S.R.Gosselin, and K.N.Flemin: “Evaluation of Pipe Failure Potential Via Degradation Mechanism Assessment”, Proceeding of 5th International Conference on Nuclear Engineering (1997).
- [24] 原子力安全・保安院: “関西電力株式会社美浜3号機二次系配管破損事故について(最終報告書)”, <http://www.meti.go.jp/report/data/g50330cj.html> (2005).
- [25] JST 失敗知識データベース <http://shippai.jst.go.jp/>
- [26] 渡部洋: “ベイズ統計学入門”, 福村出版 (1999)
- [27] B.P.Carlin and T.A.Louis: “Bayes And Empirical Bayes Methods For Data Analysis Second edition”, Chapman&Hall/CRC(2000)
- [28] J.M.Bernardo and A.F.M.Smith: “Bayesian Theory”, John Wiley&Sons, Ltd
- [29] 柴田勝之, 鬼沢邦雄, Y.Li, 加藤大輔: “確率論的破壊力学コード PASCAL の開発と使用手引き”, JAERI-Data/Code 2001-011(2001).
- [30] 伊藤裕人, 鬼沢邦雄, 柴田勝之: “確率論的破壊力学解析コード PASCAL-SC 及び PASCAL-EQ の使用手引き”, JAERI-Data/Code 2005-007(2005).

- [31] 伊藤裕人, 加藤大輔, 鬼沢邦雄, 柴田勝之: “減肉配管構造信頼性解析コード PASCAL-EC の使用手引き”, JAEA-Data/Code 2006-001(2006).
- [32] K.Simola, U.Pulkkinen, H.Talja, P.K.Roikonen, and A.Saarenheimo: “Comparison of approaches for estimating pipe rupture frequencies for risk-informed in-service inspections”, Reliability Engineering and System Safety, **84**, 65-74(2004).
- [33] B.Lydell: “Reliability of Piping System Components -Framework for Estimating Failure Parameters from Service Data- ”, SKI Report 97:26 (3rd Edition)(2005), 16-18.
- [34] B.Lydell: “Failure Rates in Barsebäck-1 Reactor Coolant Pressure Boundary Piping -An Application of a Piping Failure Database-”, SKI Report 98:30(1999), 77-80.
- [35] K.N.Fleming, B.O.Y.Lydell: “Database development and uncertainty treatment for estimating pipe failure rates and rupture frequencies”, Reliability Engineering and System Safety, **86**, 227-246(2004).
- [36] 酒井信介: “リスク評価に活用するための配管損傷データベースの構築法”, 圧力技術, **45**, 39-44(2007).
- [37] K.N.Fleming, et al.: “Piping system failure rates and rupture frequencies for use in risk informed in-service inspection applications”, EPRI TR-111880, Electric Power Research Institute(1999).
- [38] S.Beliczey and H.Schulz: “The Probability of Leakage in Piping Systems of Pressurized Water Reactors on the Basis of Fracture Mechanics and Operating Experience”, Nuclear Engineering and Design, **102**, 431-438(1987).
- [39] 岡村弘之, 板垣浩: “強度の統計的取扱い 構造強度信頼性工学”, 培風館 (1979).
- [40] 板垣浩, 尾崎文夫, 根本知明: “疲労設計へのベイズの方法の応用について”, 日本造船学会論文集, **138**, 425-433(1975).
- [41] 板垣浩, 石川浩, 山本規雄: “実証試験のベイズ解析に関する考察”, 日本造船学会論文集, **153**, 376-385(1983).
- [42] 板垣浩, 朝田洋雄, 伊藤誠一: “標本検査と構造信頼性維持について : 第2報 : ベイズの方法による母数推定”, 日本造船学会論文集, **157**, 285-294(1985).

- [43] 藤井進, 中川隆夫, 橋本和彦: “疲労寿命推定へのベイズ論の応用”, 日本機械学会論文集 A 編, 45, 516-522(1979).
- [44] 藤井進, 中川隆夫, 橋本和彦, 河村英敏: “時間打ち切り疲労寿命試験データのベイズ解析”, 日本機械学会論文集 A 編, 45, 1115-1124(1979).
- [45] 三道弘明, 中川隆夫, 藤井進, 谷尻裕之: “疲労寿命のベイズ論的信頼性限界に関する研究”, 材料, 37, 1017-1021(1988).
- [46] 藤井進, 河村英敏, 三道弘明, 中川隆夫: “時間打ち切り寿命試験のベイズ論的計画”, 日本機械学会論文集 C 編, 46, 1135-1143(1980).
- [47] 藤井進, 三道弘明: “ワイブル寿命データのベイズ解析法と寿命試験計画”, 日本機械学会論文集 C 編, 48, 769-779(1982).
- [48] 三道弘明, 藤井進: “一斉取り替え方式による直列系のベイズ論的最適予防保全計画”, 日本機械学会論文集 C 編, 50, 331-338(1984).
- [49] 貝瀬徹: “EIC に基づく信頼性の階層的ベイズ解析”, 人文論集, 33, 279-292(1998).
- [50] 貝瀬徹: “ワイブル分布に基づく信頼性の階層的ベイズ解析”, 人文論集, 34, 407-421(1999).
- [51] 貝瀬徹: “セッション 7-1 ポアソン分布に基づく階層的ベイズモデルによる信頼性解析 (信頼性・品質 3 学会合同シンポジウム)”, 信頼性, 24, 853-856(2002).
- [52] 貝瀬徹: “ポアソン分布を用いた階層ベイズモデルによるリスク解析の計算理論”, 商大論集, 57, 119-129(2005).
- [53] 廣畑賢治, 川上崇, 向井稔, 川村法靖, 于強, 白鳥正樹: “応答曲面法およびベイズ理論に基づく構造信頼性設計手法の提案”, 日本機械学会論文集 A 編, 67, 1297-1304(2001).
- [54] 小出祐一, 中川正紀, 今岡哲男, 石垣博邦: “発電機器のベイズ解析に基づいた損傷確率評価手法の開発”, 日本機械学会論文集 C 編, 71, 3423-3429(2005).
- [55] 弥富政享, 富士彰夫, 齋藤規子, 吉田敏明: “RBM による長期的なメンテナンス最適化を目指したライフサイクルメンテナンス手法”, 圧力技術, 44, 38-46(2006).
- [56] 貝瀬徹: “設計過程の事前情報を用いたワイブル分布に基づくベイズ信頼性解析”, 人文論集, 36, 99-110(2000).

- [57] 貝瀬徹: “設計過程の事前情報を用いた離散分布モデルに基づくベイズ信頼性解析”, 人文論集, **39**, 171-179(2004).
- [58] T.Bayes: “An essay towards solving a problem in the doctrine of chances”, Philos. Trans. Roy. Soc., **53**, 370-418(1763).
- [59] 鈴木雪夫, 国友直人 編: “ベイズ統計学とその応用”, 東京大学出版会 (1989).
- [60] 東京大学教養学部統計学教室: “統計学入門 基礎統計学 I”, 東京大学出版会 (1992)
- [61] H.M.Thomas: “Pipe and Vessel Failure Probability”, Reliability Engineering, **2**, 83-124(1981).
- [62] B.O.Y.Lydell: “Pipe failure probability—the Thomas paper revisited”, Reliability Engineering and System Safety, **68**, 207-217(2000).
- [63] 東京大学教養学部統計学教室: “自然科学の統計学 基礎統計学 III”, 東京大学出版会 (1992)
- [64] 繁榘算男: “ベイズ統計入門”, 東京大学出版会 (1985).
- [65] N.Metropolis, A.W.Rosenbluth, M.N.Rosenbluth, A.H.Teller, and E.Teller: “Equations of State Calculations by Fast Computing Machines”, Journal of Chemical Physics, **21**, 1087-1091(1953).
- [66] W.K.Hastings: “Monte Carlo Sampling Methods Using Markov Chains and Their Applications”, Biometrika, **57**, 97-109(1970).
- [67] H.Jeffreys: “Theory of Probability, 3rd ed.”, Oxford: University Press, 181(1961).
- [68] N.O.Siu, and D.L.Kelly: “Bayesian Parameter Estimation in Probabilistic Risk Assessment”, Reliability Engineering and System Safety, **62**, 89-116(1998).
- [69] J.Quigley, T.Bedford, and L.Walls: “Estimating rate of occurrence of rare events with empirical bayes: A railway application”, Reliability Engineering and System Safety, **92**, 619-627(2007).
- [70] 石黒真木夫, 松本隆, 乾敏郎, 田邊國士: “階層ベイズモデルとその周辺—時系列・画像・認知への応用”, 岩波書店 (2004).

- [71] A.Gelman, J.B.Carlin, H.S.Stern, and D.B.Rubin: “Bayesian Data Analysis, Second Edition”, Chapman&Hall/CRC(2004).
- [72] (財) 発電設備技術検査協会: “平成 11 年度 溶接部熱影響部信頼性実証試験に関する調査報告書” (2000).
- [73] 藤井和哉, 村尾周仁, 富田彰, 斉藤潔: “設備診断技術実証試験 その 1:設備診断技術の概要及びフェイズ”, 火力原子力発電, **49**, 263-279 (1998).
- [74] 藤井和哉, 村尾周仁, 富田彰, 斉藤潔: “設備診断技術実証試験 その 2:フェイズ [計画及び中間報告]”, 火力原子力発電, **49**, 417-438 (1998).
- [75] 岡島智史, 岩崎篤, 泉聡志, 酒井信介: “オンライン版火力発電プラント余寿命診断システムの開発”, 圧力技術, **43**, 335-340(2005).
- [76] <http://replica.t.u-tokyo.ac.jp:8080/sonsyou/index.html>
- [77] W.Kastner, M.Erve, N.Henzel, and B.Stellwag: “Calculation code for erosion corrosion induced wall thinning in piping systems”, Nuclear Engineering and Design, **119**, 431-438(1990).
- [78] W.Kastner, and K.Riedle: “Empirisches Modell zur Berechnung von Materialabträgen durch Erosionskorrosion”, VGB-Kraftwerkstechnik, **66**,12, 452-465(1986).
- [79] 小倉久直: “物理・工学のための確率過程論”, コロナ社 (1978).
- [80] 松原望: “入門確率過程”, 東京図書 (2003).
- [81] 原子力施設情報公開ライブラリー (<http://www.nucia.jp/>)
- [82] 桐本順広, 松崎章弘, 佐々木亨, “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 力年 49 基データ 改訂版)” (2001), 原子力情報センター, (<http://www.nucia.jp/NRIA/REPORT/PDF/P00001.pdf>)
- [83] 九州電力: “配管減肉事象に係る点検に関する調査報告について”, 経済産業省総合資源エネルギー調査会原子力安全・保安部会美浜発電所 3 号機 2 次系配管破損事故調査委員会 (第 2 回) 配付資料 (2004), <http://www.meti.go.jp/committee/downloadfiles/g40819a2341j.pdf> .
- [84] A.Haldar, and S.Mahadevan: “Probability, Reliability and Statistical Methods in Engineering Design”, John Wiley&Sons, Inc.(2000), 195-219.

- [85] 市川昌弘: “構造信頼性工学—強度設計と寿命予測のための信頼性手法—”, 海文堂 (1988).
- [86] R.Rackwitz, and B.Fiessler: “Structural reliability under combined random load sequences”, *Computer and Structure*, **9**, 484-494(1978).
- [87] N.M.Laird, and T.A.Louis: “Empirical Bayes confidence intervals based on bootstrap samples (with discussion)”, *J. Amer. Statist. Assoc.*, **82**, 739-757(1987).
- [88] J.Lawless: “Statistical Models and methods for lifetime data 2nd ed.”, Wiley(2003), 61-63.
- [89] E.J.Gumbel 原著, 河田龍夫, 岩井重久, 加瀬滋男 監訳: “極値統計学 —極値の理論とその工学的応用”, 廣川書店 (1963).
- [90] 腐食防食協会 編: “装置材料の寿命予測入門 —極値統計の腐食への適用—”, 丸善 (1984).
- [91] K.N.Fleming: “Markov models for evaluating risk-informed in-service inspection strategies for nuclear power plant piping systems”, *Reliability Engineering and System Safety*, **83**, 27-45(2004).
- [92] C.L.Atwood: “Constrained noninformative priors in risk assessment”, *Reliability Engineering and System Safety*, **53**, 37-46(1996).
- [93] 繁榊算男, 植野真臣, 本村陽一: “ベイジアンネットワーク概説”, 培風館 (2006).
- [94] 本村陽一, 岩崎弘利: “ベイジアンネットワーク技術”, 東京電機大学出版局 (2006).
- [95] 本村陽一: “ベイジアンネットワークソフトウェア”, *人工知能学会誌*, **17**, No.5, 559-565(2002).

研究業績

査読論文

1. 酒井信介, 岡島智史, 泉聡志, 岩崎篤: “実機検査データによる疲労寿命のベイズ推定”, 材料, 54, 308-313(2005).
2. S.Okajima, S.Sakai, S.Izumi, A.Iwasaki, and N.Kasahara: “FATIGUE DAMAGE EVALUATION FOR THERMAL STRIPING PHENOMENA USING ANALYTICAL SPECTRUM METHOD”, Proc. of ASME PVP2005 Conference, PVP2005-71682(2005).
3. 岡島智史, 泉聡志, 酒井信介: “ベイズ推定手法に基づく減肉配管破損確率評価手法”, JCOSAR2007 論文集, 481-486(2007).
4. S.Okajima, S.Izumi, S.Sakai: “Development of Evaluation Method for Failure Probability from Residual Life Evaluation Using Bayes’ Theorem”, Proc. International Conference on Applications of Statistics and Probability in Civil Engineering 2007, 3-8(2007).
5. 岡島智史, 泉聡志, 酒井信介: “減肉率可変モデルにおける配管破損確率評価のための拡張ベイズ手法”, 材料(掲載可).
6. 岡島智史, 泉聡志, 酒井信介: “配管破損率を産業横断型配管損傷データベースから推定するための階層ベイズモデルの導入”, 日本機械学会論文集 A 編(投稿中).

投稿資料

1. 岡島智史, 岩崎篤, 泉聡志, 酒井信介: “オンライン版火力発電プラント余寿命診断システムの開発”, 圧力技術, 43, 335-340(2005).

講演論文

1. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志, 岩崎篤: “実機検査記録に対するベイズの定理適用による疲労寿命推定”, 日本材料学会 第 53 期学術講演会講演論文集, 403-404 (2004).
2. 岡島智史, 酒井信介, 岩崎篤, 泉聡志: “火力発電ボイラ・タービン余寿命診断システムのネットワーク化”, 日本高圧力技術協会春季講習会, 3-4 (2004).
3. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志, 岩崎篤: “小標本検査データを元にした疲労破損率のベイズ推定”, 第 20 回材料・構造信頼性シンポジウム講演論文集, 60-65 (2004).
4. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志, 岩崎篤, 笠原直人: “不規則流体温度ゆらぎに対する熱疲労損傷の直接評価手法”, 2005 年日本機械学会年次大会, Vol.1, 277-278 (2005).
5. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志, 笠原直人: “不規則流体温度ゆらぎに対する熱疲労損傷の直接評価手法 - Tovo の手法の安全側損傷評価への適用限界調査 - ”, 日本機械学会 M&M 材料力学カンファレンス, 273-274 (2005).
6. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志, 笠原直人: “不規則流体温度ゆらぎ現象に対する疲労損傷直接評価手法の適用性”, 第 21 回材料・構造信頼性シンポジウム講演論文集, 127-131 (2005).
7. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志, 笠原直人: “サーマルストライピング現象に対する不規則疲労損傷簡易評価手法の適用性”, 日本原子力学会 2006 年春の年会要旨集, 629 (2006).
8. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志: “検査データを利用した個別機器に対する破損確率簡易推定手法”, 2006 年日本機械学会年次大会, Vol.7, 13-14 (2006).
9. 岡島智史, 酒井信介, 泉聡志: “減肉による配管破損確率のベイズ推定”, 日本材料学会第 22 回材料・構造信頼性シンポジウム, 70-74 (2006).
10. 岡島智史, 泉聡志, 酒井信介: “減肉率可変の減肉モデルへの配管破損確率ベイズ推定手法の拡張”, 2007 年日本機械学会年次大会, Vol.5, 85-86 (2007).
11. 岡島智史, 泉聡志, 酒井信介: “腐食影響因子の時間変動を受ける減肉配管の破損確率ベイズ推定手法”, 日本機械学会 M&M 材料力学カンファレンス, 212-213 (2007).

12. 岡島智史, 本田圭, 酒井信介, 泉聡志, 大石邦央, 笠原直人: “不規則流体温度ゆらぎによる熱疲労損傷簡易評価指針”, 日本機械学会 M&M 材料力学カンファレンス, 262-263 (2007).

受賞

1. A Finalist in Student Paper Competition at ASME PVP2005 Conference(2005).