

統計的安全評価における代替統計モデルの適用 (実機条件に対する不確かさ解析のベイズ推定)

Application of Surrogate Models for Statistical Safety Evaluation (Bayesian inference for uncertainty analysis of PWRs)

木下 郁男 (Ikuro Kinoshita) *1

要約 加圧水型原子炉の小破断冷却材喪失事故を対象とした最適評価コード RELAP5 による統計的安全評価に対して、確率的プログラミング言語 Stan を用いて代替統計モデルによる燃料被覆管最高温度のベイズ推定を行った。代替統計モデルによる 95% 値の評価精度について、破断口径が 1 インチ、3 インチ、5 インチの場合に対して、学習データのサンプリングを変更して統計的に検討した。各破断口径に対して、適応的サンプリングを適用することによって、代替統計モデルによる 95% 値の評価は、RELAP5 計算の 95% 値とよく一致し、順序統計法よりも精度が良く、変動が小さいことを確認した。また、代替統計モデルによる 95%/95% 値の評価は、RELAP5 計算の 95% 値よりも大きく安全側の評価を与えることを確認した。一方、その変動の範囲は、3 インチ破断では順序統計法の変動の範囲に含まれるが、1 インチ破断と 5 インチ破断では、順序統計法による変動の範囲に含まれず、保守的な評価となった。代替統計モデルをより汎化性能の良いものにすれば、すべての破断サイズに対して、95%/95% 値は RELAP5 計算の 95% 値よりも安全側で、かつ順序統計法と比較して過度の保守性を排した評価になると考えられる。

キーワード 統計的安全評価、代替統計モデル、不確かさ解析、ベイズ推定、適応的サンプリング

Abstract The present paper discusses Bayesian modeling and inference using the probabilistic programming language Stan for the RELAP5 uncertainty analysis of fuel peak cladding temperature during a small break LOCA scenario in PWRs. For the break sizes of 1, 3 and 5 inches, the accuracy of the 95% value estimated by Bayesian modeling was examined statistically by changing the sampling of the training data sets. By repeating adaptive sampling for each break size, it was confirmed that the 95% value estimated by Bayesian modeling was almost the same as the 95% value calculated by the RELAP5 code, and more accurate and less variability than the order statistics. The 95%/95% value evaluated by Bayesian inference gave a safe side evaluation compared with the 95% value of the RELAP5 code. The range of variation of the 95%/95% value was included in the range of variation of the order statistics for the 3 inch break, but was not included in the range of variation of the order statistics for the 1 inch break and 5 inch break, resulting in an overly conservative evaluation. If the surrogate model used in Bayesian inference had better generalization performance, the 95%/95% value estimated by Bayesian inference for each break size would be on the safe side of the 95% value from the RELAP5 code and would give an assessment excluding excess conservativeness compared with the order statistics.

Keywords Best estimate plus uncertainty (BEPU), Statistical surrogate model, Uncertainty analysis, Bayesian inference, Adaptive sampling

1. 緒言

大規模で複雑な人工物システムである原子力プラントの安全性について十分な精度での議論を行うためには、詳細な核熱水力計算モデルを実装した最適評価コードによるシミュレーションが不可欠である。最適評価コードは、原子力プラントを階層分解して要素ごとに物理現象をモデル化し、それに対応する検証実験に基づいてモデルの不

確かさを定量化する。統計的安全評価手法 (Best Estimate Plus Uncertainty, BEPU) ⁽¹⁾ は、これらの不確かさをモンテカルロ・サンプリングにより統合し、コード全体の不確かさを評価する。本手法の適用により、最適評価結果に対する不確かさが定量的に評価され、過度の保守性を排した信頼性の高い評価結果を得ることができる。統計的安全評価手法は、米国、韓国、スペインなどの国で規制に採用されており、日本でも採用が検討されている。日本では、日本

*1 (株) 原子力安全システム研究所 技術システム研究所

原子力学会標準「統計的安全評価の実施基準」が2008年に策定され、2021年に本手法の最新知見を反映した改訂版⁽²⁾が発行された。

統計的安全評価では、最適評価コードを用いた多数回のモンテカルロ計算により統計的安全評価値を求める。最適評価コードは計算コストが大きいため、これを実施可能な計算時間で行うためには、最適評価コードよりも計算コストの小さな代替統計モデル⁽³⁾の適用が有効である。代替統計モデルは、計算コードの入力と計算結果との間の関係を近似するモデルである。一般に、パラメータを含んだ形式で定式化され、各パラメータはデータに適合するように定められる。統計的安全評価に代替統計モデルを適用するにあたっては、最適評価コードを用いた多数回のモンテカルロ計算の一部を実施して、これらを学習データとしてモデルを構築する。したがって、学習データ以外のデータに対する代替統計モデルの計算精度（汎化性能）の確認が必要である。特に、統計的安全評価において重要な95%累積確率値（以下95%値とも言う）に対する代替統計モデルの計算精度の評価が必要である。

2020年の本誌論文⁽⁴⁾では、日本原子力研究開発機構のROSA計画大型非常試験装置（LSTF）における小破断LOCA（冷却材喪失事故）模擬実験を対象に、代替統計モデルによる不確かさ解析において、交差検証法を適用することにより95%値の計算精度を推定できることを示した。

2021年の本誌論文⁽⁵⁾では、実機プラントにおける小破断LOCA事象を対象に、代替統計モデルによる不確かさ解析における95%値の計算精度の向上のために、適応的サンプリング法が有効であること、交差検証法を適用することにより95%値の計算精度を推定できることを示した。

2022年の本誌論文⁽⁶⁾では、2020年の本誌論文で実施したROSA/LSTFにおける小破断LOCA模擬実験の不確かさ解析を対象に、不確かさ解析の代替統計モデルに対してベイズ推定⁽⁷⁾⁽⁸⁾を適用した。ベイズ推定により、95%値の計算精度をベイズ予測区間として定量的に、順序統計法⁽⁹⁾よりも精度良く評価できることを示した。

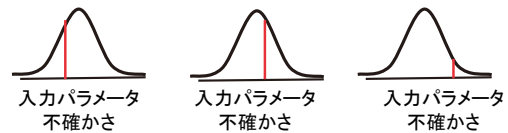
本論文では、2021年の本誌論文で実施した実機プラントにおける小破断LOCA事象を対象に、不確かさ解析の代替統計モデルに対してベイズ推定を適用する。これにより、95%値の計算精度について、ベイズ予測区間を用いて定量的な検討を行う。

2. 統計的安全評価と代替統計モデル

統計的安全評価手法⁽¹⁾⁽²⁾では、着目する事象に対し、まず重要度ランク表（PIRT）を作成して安全評価パラメータ

に及ぼす影響の大きい重要現象を抽出し、次いで、抽出した重要現象に対応する計算モデルや入力データの不確かさを定量化し、それから、これらの不確かさが安全評価パラメータの解析結果に及ぼす影響を評価する。

①入力パラメータの不確かさの特定と定量化



赤線が入力パラメータのサンプリング

②入力パラメータの不確かさの組合せ最適評価コードによる解析

③解析結果に対する不確かさ評価

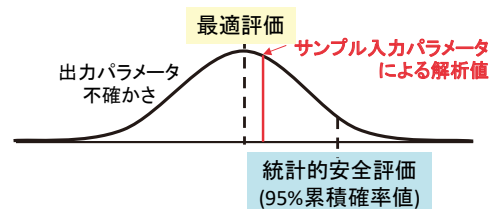


図1 統計的安全評価手法における不確かさ評価

図1に、統計的安全評価における不確かさ評価の概要を示す。統計的安全評価は以下の手順で実施する。①最適評価コードの入力パラメータの不確かさを特定し、確率分布として定量化する。②入力パラメータの不確かさ分布からサンプリングを行って最適評価コードによる解析を行い（図中の赤字で示す）、これらの解析結果を集計して出力パラメータの不確かさ分布を求める。③出力パラメータの不確かさ分布から統計的安全評価値を求める。通常、統計的安全評価値は95%累積確率値で与えられる。

統計的安全評価においては、95%累積確率値は最適評価コードの直接計算で得られた確率分布から直接評価するのが厳密であるが、これでは計算コストが大きくなる。計算コストを削減するために、順序統計法や代替統計モデルを適用して95%累積確率値の評価が行われている。

順序統計法は、統計理論から所定の確信度を有する評価を得るために必要なサンプル数（解析ケース数）を定めて不確かさを評価する方法である。解析ケースを抑えることにより、計算コストを削減することを意図している。必要なサンプル数はWilksの式⁽¹⁰⁾で与えられ、安全評価パラメータのサンプルを大きい順に並べた場合、95%信頼水準で95%累積確率値が上位1位、2位、3位、4位、5位

に位置するために必要なサンプル数は、それぞれ 59 サンプル、93 サンプル、124 サンプル、153 サンプル、181 サンプルである。順序統計法は、不確かさパラメータの数に依存せずに適用できる頑健性があるが、解析ケースの選択結果に依存して評価バラツキがあり、5%の確率で95%累積確率値を非安全側に評価する可能性がある。

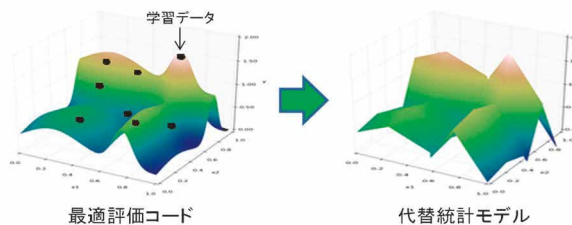


図2 代替統計モデル

本研究では、95%累積確率値の評価に対する代替統計モデルの適用性を検討している。代替統計モデルは、最適評価コードの入力と出力を近似するように少数のサンプル（学習データ）から学習されたモデルである。図2に、代替統計モデルの概念図を示す。代替統計モデルは最適評価コードよりも計算コストが小さいため多数回の計算が可能であり、これから得られる確率分布から直接的に95%累積確率値を評価することができる。

一方、代替統計モデルを統計的安全評価に適用するにあたっては、学習データ以外のデータに対するモデルの汎化性能の確認が必要である。すなわち、最適評価コードを用いた95%累積確率値に対する代替統計モデルを用いた95%累積確率値の計算精度の確認が必要である。本研究では、2020年および2021年の本誌論文⁽⁴⁾⁽⁵⁾において、代替統計モデルによる95%累積確率値の計算精度は、学習データを用いた交差検証によって推定可能であることを示した。

本研究では、代替統計モデルによる95%累積確率値の計算精度について定量的な評価を行うために、代替統計モデルにベイズ推定を適用し、95%累積確率値のベイズ予測区間を評価する。

ベイズ統計学の方法では、代替統計モデルに使用されるパラメータを確率変数として扱い、不確かさを考慮した予測を行う。一般に、代替統計モデルは特定のパラメータ θ からどのようにしてデータ Y が発生するかを表現する確率分布 $p(Y|\theta)$ としてモデル化される。ベイズ推定は、データ Y に基づきパラメータ θ の確率分布 $P(\theta|Y)$ を推定する手続きであり、以下のベイズの定理に基づいて計算される。

$$P(\theta|Y) = \frac{p(Y|\theta)p(\theta)}{p(Y)}$$

ここで $p(\theta)$ を事前分布、 $P(\theta|Y)$ を事後分布という。また、データ Y が与えられたときの、新たなデータ y^* が従う確率分布は、 $p(y^*|\theta)$ を $p(\theta|Y)$ で重みづけした積分として、次式で計算される。

$$P(y^*|Y) = \int p(y^*|\theta)p(\theta|Y)d\theta$$

この $P(y^*|Y)$ を y^* の予測分布という。ここで、事後分布 $p(\theta|Y)$ は一般に解析的に求めることができないため、マルコフ連鎖モンテカルロ法（MCMC法）により $p(Y|\theta)p(\theta)$ に従う乱数を発生させて数値的に計算することが行われる。本研究では、確率的プログラミング言語Stan⁽¹¹⁾を用いて、事後分布の推定を行う。

本研究では、95%累積確率値の予測分布を用いて、95%累積確率値の評価の不確かさを検討する。2022年の本誌論文⁽⁶⁾では、ROSA/LSTFにおける小破断LOCA実験の不確かさ解析にベイズ推定を適用し、95%値の計算精度をベイズ予測区間として定量的に、順序統計法よりも精度良く評価できることを示した。本論文では、実機プラントにおける小破断LOCA事象を対象に、不確かさ解析の代替統計モデルに対してベイズ推定を適用し、これにより、95%値の計算精度について定量的な検討を行う。

3. RELAP5コードによる不確かさ解析

3.1 対象事象

対象事象は4ループ加圧水型軽水炉（PWR）における小破断LOCA時高圧注入系不動作事象とした。PWRプラントの小破断LOCA時には1次系が高圧状態で冷却材が喪失していくため、高圧注入系の作動に失敗すると蓄圧注入系による注水が遅れ、炉心損傷に至る可能性がある。このためアクシデントマネジメント策として蒸気発生器を利用した2次側強制減圧操作が行われる。

表1に、不確かさ解析のベースケースとして設定した主要な解析条件を示す。破断口位置は、加圧器接続ループの低温側配管とし、破断差サイズは1, 3, 5インチとした。また、2次側強制減圧の条件は、炉心出口温度が350°Cに達してから2分後（運転員操作遅れを考慮）に主蒸気逃がし弁を全開にするものとした。ROSA/LSTFにおける小破断LOCA実験では、2次側強制減圧の操作は破断後600秒

表1 主要解析条件

項目	解析条件
破断場所	加圧器接続低温側配管
破断サイズ	1, 3, 5 インチ
初期炉出力	定格
原子炉トリップ	加圧器圧力低
タービントリップ	原子炉トリップと同時
安全注入信号	加圧器圧力低
主給水	原子炉トリップと同時に停止
補助給水	破断 60 秒後, 全ループ給水
主蒸気逃がし弁	自動作動
高压注入	不作動
蓄圧注入	全ループ作動
低压注入	全ループ作動
2 次系強制冷却	炉心出口温度 $\geq 350^{\circ}\text{C}$ 到達後, 遅れ時間 2 分で主蒸気逃し弁を 全開

と決まっていた。しかし、本論文の解析条件では、破断口径の違いによって 2 次側強制減圧の開始時刻が変化し、事故の事象進展も変わってくる。

3.2 燃料被覆管最高温度の不確かさ解析

最適評価コード RELAP5/MOD3⁽¹²⁾を使用して、3.1 節の解析条件をベースケースとし、RELAP5/MOD3 コードの計算モデルの不確かさを变化させた統計解析を実施した⁽¹³⁾。概要を以下に示す。

不確かさ解析は、日本原子力学会標準⁽²⁾に則って実施した。安全評価パラメータは PCT である。表 2 に、不確かさを考慮する重要現象とそれに対応する RELAP5 コードの計算モデル、および定量化した入力パラメータの不確かさを示す。

入力パラメータの不確かさ分布から、ランダム・サンプリング法により 1024 ケースのパラメータの組み合わせをサンプリングし、各破断口径に対して解析を実施した。1024 ケースの解析結果を集計し、PCT の 95%累積確率値は一定値に収束することを確認した。

表 3 に、PCT の不確かさの統計値を示す。5%累積確率値および 95%累積確率値は、以後、単に 5%値あるいは 95%値とも言う。

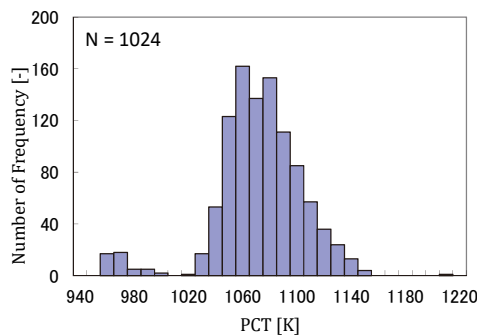
図 3 に、全 1024 ケースに対する PCT 不確かさのヒストグラムを示す。ROSA/LSTF における小破断 LOCA 実験の

表2 重要現象と入力パラメータの不確かさ

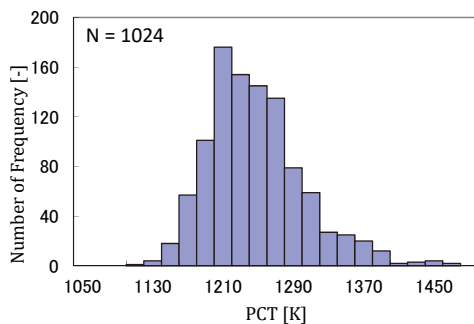
重要現象	RELAP5 モデル	不確かさパラメータ	最小	最大	ヒストグラム
崩壊熱 ⁽¹⁴⁾	1979 年度版 ANS 標準データ	崩壊熱乗数	0.98	1.02	一様分布
被覆管酸化 ⁽¹⁴⁾	Cathcart 相関式	酸化膜厚さ乗数	0.91	1.16	
被覆管変形 ⁽¹⁴⁾	FRAP-T6 モデル	バースト温度乗数	0.86	1.07	
露出炉心熱伝達 ⁽¹⁵⁾	Dittus-Boelter 相関式	熱伝達係数乗数	0.58	1.88	
炉心内相間摩擦 ⁽¹⁶⁾⁽¹⁷⁾	EPRI 相関式	相間摩擦係数乗数	0.13	3.00	
伝熱管凝縮熱伝達 (層流) ⁽¹⁴⁾	Nusselt 相関式	熱伝達係数乗数	0.56	1.44	
伝熱管凝縮熱伝達 (乱流) ⁽¹⁴⁾	Shah 相関式	熱伝達係数乗数	0.64	1.66	
伝熱管入口 CCFL ⁽¹⁸⁾	CCFL 相関式	CCFL 定数	0.70	0.80	一様分布
低温側配管水平層状化 ⁽¹⁹⁾	Taitel-Dukler 式	水平層状化判定乗数	0.20	4.63	
ダウンカマ相間摩擦 ⁽²⁰⁾	Kataoka-Ishii 相関式	相間摩擦係数乗数	0.58	1.60	

表3 PCTの不確かさの統計値

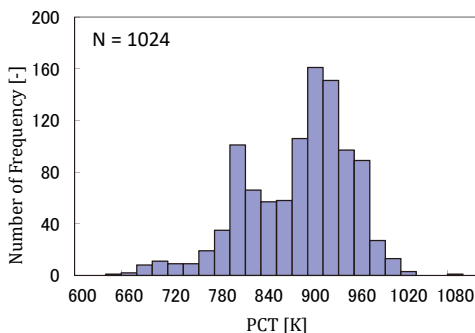
項目	破断口径		
	1 インチ	3 インチ	5 インチ
5%値	1024.7	1161.9	752.8
平均値	1067.1	1237.0	869.0
95%値	1116.4	1342.4	957.2
歪度	-0.90	0.85	-0.67
尖度	2.69	1.20	0.14



(a) 1 インチ破断



(b) 3 インチ破断



(c) 5 インチ破断

図3 PCTの不確かさのヒストグラム⁽¹³⁾

不確かさ解析では、PCT の分布は正規分布に近い分布となった。しかし、本論文で対象とする実機における不確かさ解析では、PCT の分布は正規分布とは異なる。

1 インチ破断では、1,000K 以下の低温領域で PCT の分布が分離している。しかし、これは 95%値の評価に大きな影響を及ぼさないと考えられる。3 インチ破断では、PCT の不確かさ分布は高温側で裾野の広い分布となっている。代替統計モデルを不確かさ解析に適用するにあたり、PCT の 95%値の計算精度に留意が必要である。5 インチ破断では、PCT の不確かさ分布に双峰性が確認できる。このピークの単純な分離は困難と考えられ、精度の良い代替統計モデルの構築において留意が必要である。

4. 不確かさ解析のベイズ推定

4.1 ベイズ推定の適用

本節では、3 節で説明した RELAP5 コードによる不確かさ解析を対象に、確率的プログラミング言語 Stan⁽¹¹⁾を用いて、不確かさ解析のベイズ推定を行う。

本研究では、2021 年の本誌論文⁽⁵⁾と同様に、10 変数 2 次多項式による線形回帰と、それと RELAP5 計算との誤差を評価するガウス過程回帰との和で表される代替統計モデルを構築した。学習データは、RELAP5 計算による 1024 のデータセットの中からランダム・サンプリングにより抽出し、学習データ数は、順序統計法と比較する目的で、93 サンプル、124 サンプル、153 サンプル、181 サンプルとした。テストデータは、RELAP5 計算による 1024 のデータセットの中から学習データとは別に無作為に選んだ 500 サンプルとした。テストデータの累積分布関数は、全データの累積分布関数とほぼ一致することを確認している。

上記の代替統計モデルを Stan により実装し、MCMC の実行を以下のように行った⁽²¹⁾⁽²²⁾。統計モデルの各パラメータの事前分布は、無情報事前分布(一様分布)で与えた。MCMC の繰り返し数およびバーンイン期間は 2500 および 1000 とし、マルコフ連鎖の数を 3 に指定した。MCMC の実行後には収束の判定指標である \hat{R} が 1.1 以下となることを確認した。

表 4 および図 4 に、学習データ数 93 および 181 の場合における代替統計モデル (Stan) による PCT のベイズ推定の結果を示す。

図 4 における青線は、各テストデータに対するベイズ推定による平均値についての累積分布関数である。図には、90%ベイズ予測区間も示している。破線は、各テストデータに対するベイズ推定による 5%点および 95%点についての累積分布関数である。赤線は、全 1024 データに対する RELAP5 計算値の累積分布関数であり、学習データを ×印で示している。

表4 代替統計モデルによるPCTのベイズ推定(ランダム・サンプリング)

破断口径	1 インチ		3 インチ		5 インチ	
	学習データ数	93	181	93	181	93
90%区間に含まれる割合 [%]	74.0	93.4	83.4	90.2	74.6	91.6
95%累積確率値 [K]	1192.4	1126.0	1337.8	1335.9	1012.6	957.9
95%/95%値 [K]	1272.1	1186.5	1480.3	1415.6	1105.7	1060.1

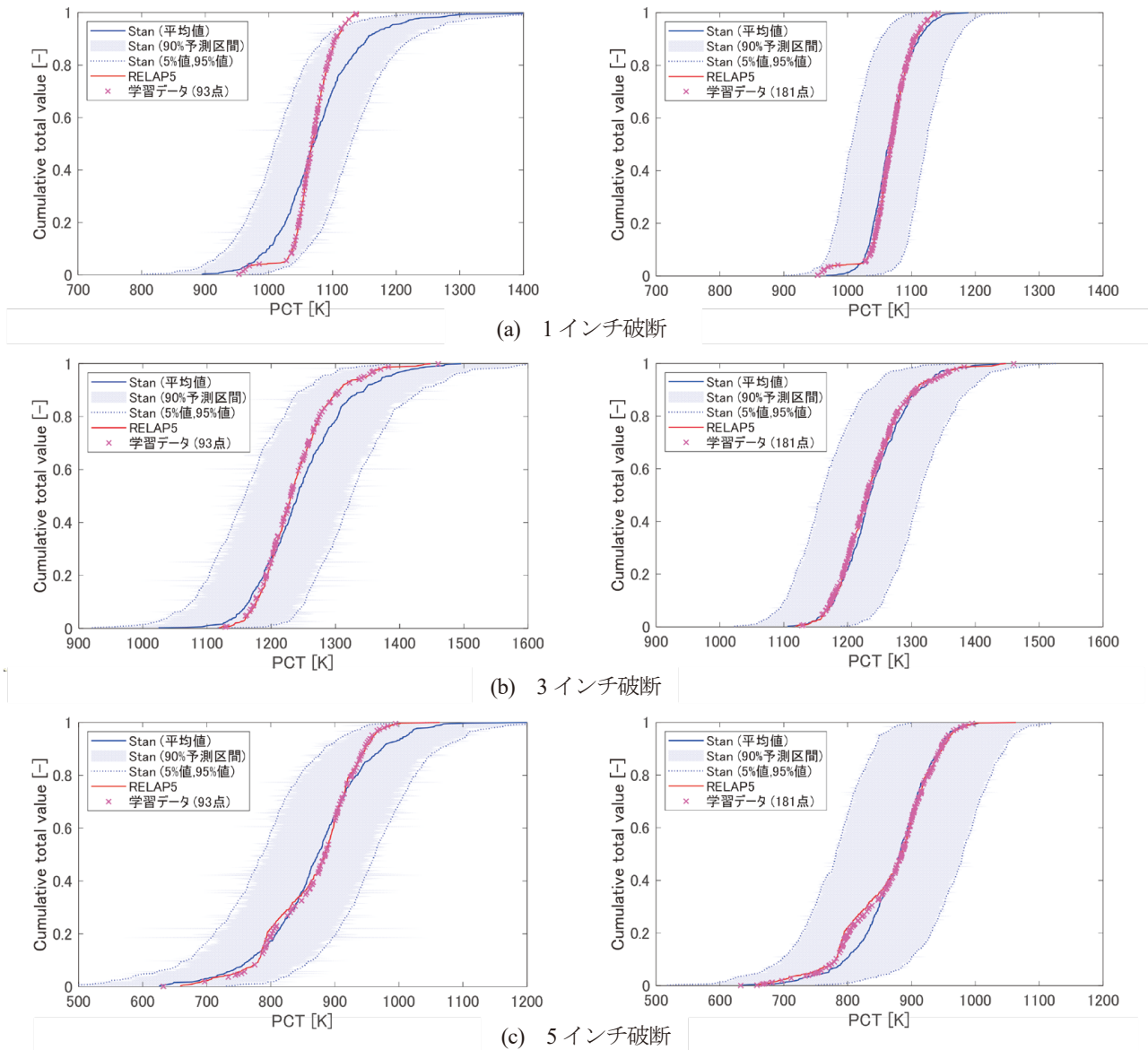


図4 PCTの累積分布関数(ランダム・サンプリング)

代替統計モデルによるPCTの累積分布関数(平均値)をRELAP5計算と比較すると、各破断サイズに対して、93サンプルの学習データでは、代替統計モデルによる計算結果はRELAP5計算と比較して95%値を過大評価した。一方、181の学習データでは、代替統計モデルによる計算結果はRELAP5計算とほぼ一致する結果が得られた。

表4には、テストデータ(500サンプル)に対して、RELAP5計算結果が90%ベイズ予測区間に含まれる割合を示している。181サンプルの学習データでは、90%区間に含まれる割合が約90%となっており、代替統計モデルによるPCTの計算精度は、ベイズ予測区間によって定量的に評価できると言える。

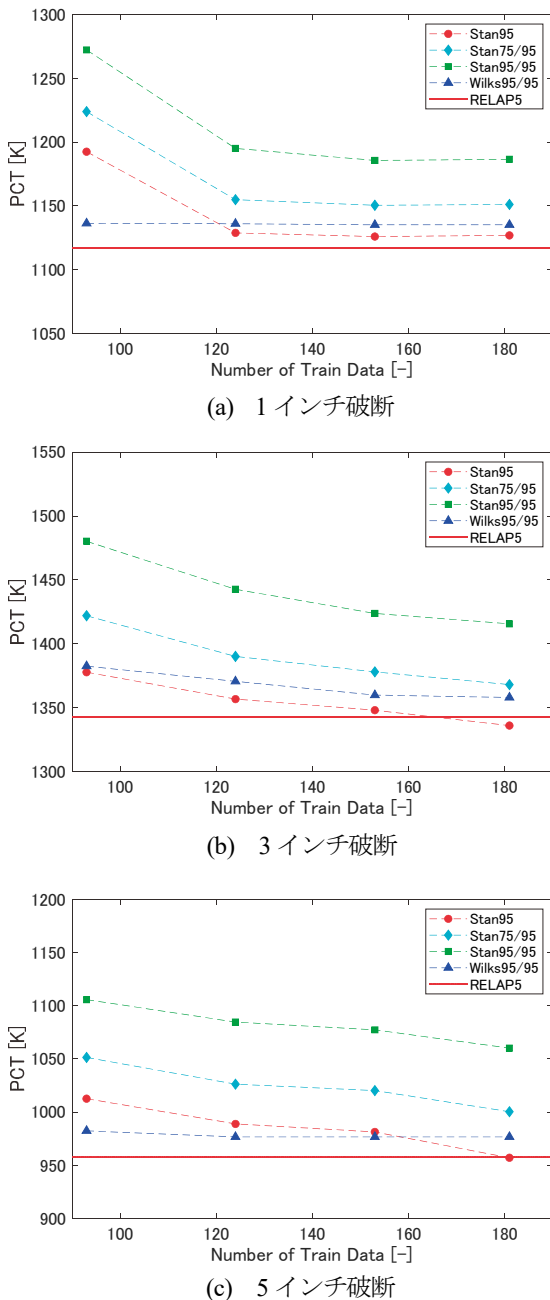


図5 PCT 95%値の順序統計法との比較 (ランダム・サンプリング)

一方、ベイズ推定による95%値と平均値の差異は、2022年の本誌論文で評価した ROSA/LSTF 実験解析の場合は、約25Kであったのに対して、本論文の実機解析の場合は、1インチ破断で約60K、3インチ破断で約80K、5インチ破断で約100Kと大きい。これは、実験解析よりも実機解析の方が不確かさ解析の複雑度が大きいと考えられる。

図4から分かるように、90%ベイズ予測区間は、データ点ごとの変動が大きい。本研究では、各データのベイズ推

定による95%点に関する95%累積確率値を求め、これを95%/95%値(95/95値とも記す)として不確かさの指標とした。また、75%点に関する95%累積確率値を求め、これを75%/95%値(75/95値とも記す)として95%/95%値と平均値との中間の指標とした。

図5に、PCTの95%値について、学習データ数が93サンプル、124サンプル、153サンプル、181サンプルの場合に対する代替統計モデルによる評価(Stan95)と順序統計法による評価(Wilks95/95)を比較して示す。赤線は、RELAP5計算による95%値である。

順序統計法による評価では、1インチ破断と5インチ破断の場合、学習データが増加しても95%値の評価に大きな変化はない。これは、図3から分かるように、1インチ破断と5インチ破断では、95%値の近傍でのPCTの分布のバラツキが小さいためである。一方、代替統計モデルによる95%値の評価は、学習データ数が多くなるにしたがって精度が向上している。3インチ破断では、いずれの学習サンプル数についても、代替統計モデルの方が順序統計法よりも精度が良い。1インチ破断では、124サンプル以上で、5インチ破断では181サンプルで、代替統計モデルの方が順序統計法よりも精度が良い。

代替統計モデルによる95%/95%値(Stan95/95)、および75%/95%値(Stan75/95)は、すべての破断サイズ、学習データ数に対して、順序統計法よりも高く評価した。

4.2 適応的サンプリングの適用

本節では、なるべく少ない学習データによって95%累積確率値の評価精度の良い代替統計モデルを構築するた

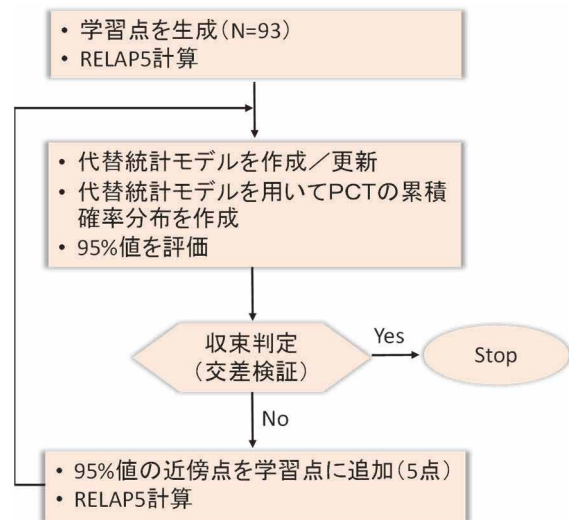
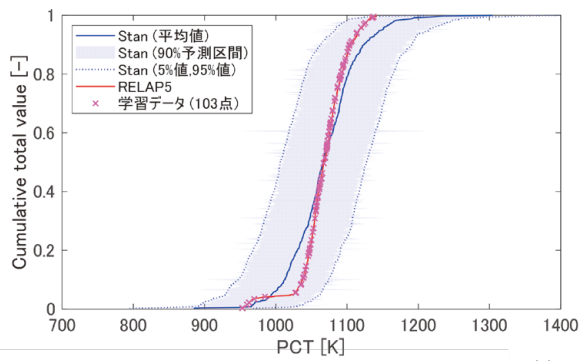


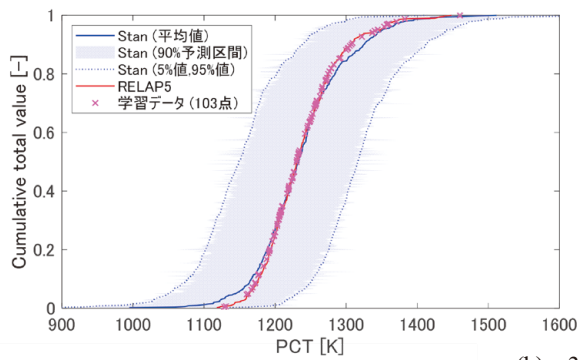
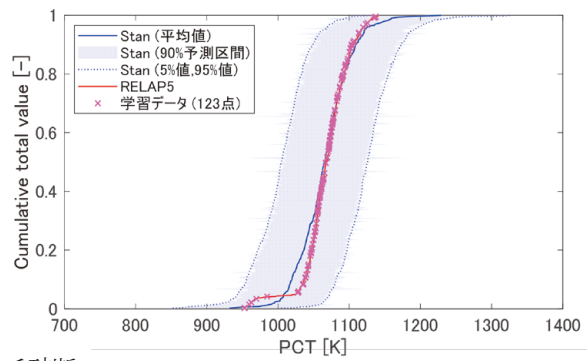
図6 95%値を目標値とした適応的サンプリング⁽⁵⁾

表 5 代替統計モデルによる PCT のベイズ推定 (適応的サンプリング)

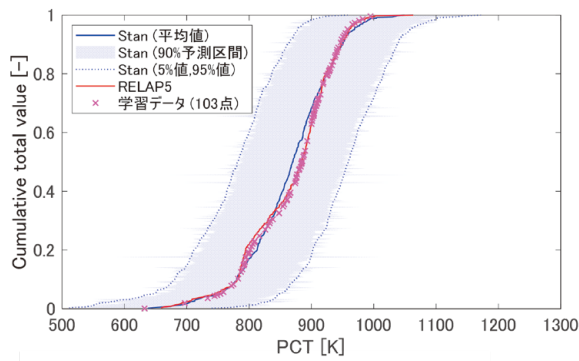
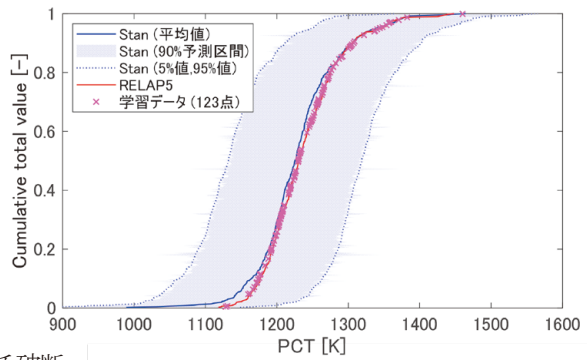
破断口径	1 インチ		3 インチ		5 インチ	
学習データ数	103	123	103	123	103	123
90%区間に含まれる割合 [%]	86.0	92.6	87.2	93.0	79.4	87.6
95%累積確率値 [K]	1149.7	1120.2	1351.4	1339.4	968.9	955.7
95%/95%値 [K]	1215.5	1184.8	1446.2	1431.3	1059.1	1057.8



(a) 1 インチ破断



(b) 3 インチ破断



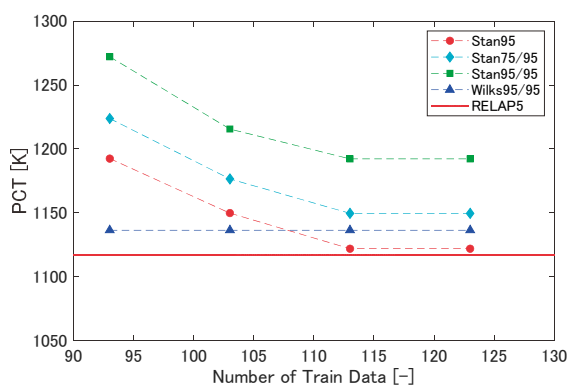
(c) 5 インチ破断

図 6 PCT の累積分布関数 (適応的サンプリング)

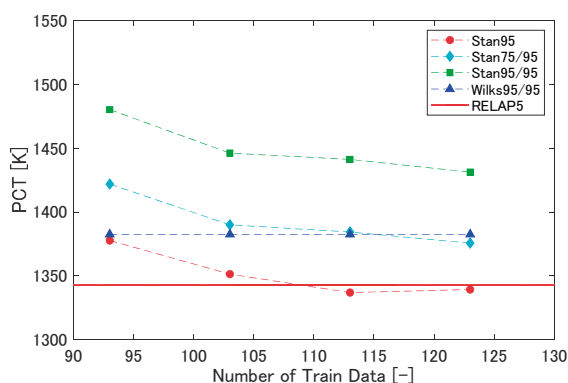
めに、適応的サンプリング⁹⁾を適用した。適応的サンプリングは代替統計モデルに特有のサンプリング手法であり、目標値に向けて、効率的に学習データを選択する。

図 6 に、95%値を目標値とした適応的サンプリングの手続きを示す。適用的サンプリングは以下の手順で行う。初めに、学習点を選択する。本論文では、93 個の学習点から

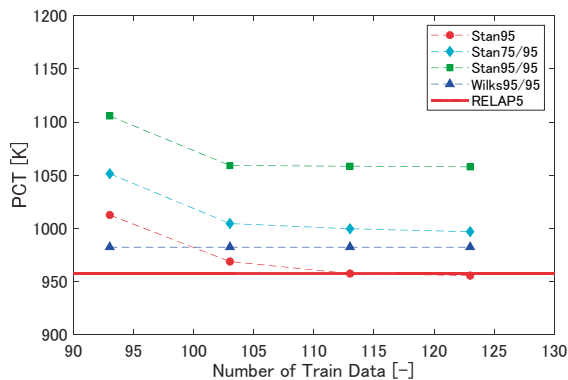
開始した。そして、これらを入力とした RELAP5 計算を行い、これらの結果を学習データとして代替統計モデルを構築する。次に、代替統計モデルを用いて不確かさ解析を行い、PCT の累積確率分布を求める。さらに、この 95%値に対応する入力点から最も近いサンプリング点(本論文では 5 点)を新たな学習点として選択する。そして、これら



(a) 1 インチ破断



(b) 3 インチ破断



(c) 5 インチ破断

図7 PCT 95%値の順序統計法との比較
(適応的サンプリング)

の学習点に対して RELAP5 計算を行い、これらの結果を学習データに追加して代替統計モデルを更新する。適応的サンプリングの手続きにより、RELAP5 コードによる 95% 値に近いデータが学習データに追加されることになり、代替統計モデルの 95% 値の計算精度が向上することが期待できる。

表 5 および図 6 に、適応的サンプリングを繰り返し適用した学習データ数 103 および 123 の場合における代替統計モデルによる PCT のベイズ推定の結果を示す。

表 4 および図 4 と比較して、適応的サンプリングによって、少ない学習データでも 95% 値の予測精度は向上し、学習データ数 123 の場合で、RELAP5 計算値とほぼ一致する結果が得られた。

図 7 に、PCT の 95% 値について、適応的サンプリングを繰り返して適用した学習データ数が 103 サンプル、113 サンプル、123 サンプルの場合に対する代替統計モデルによる評価 (Stan95) と順序統計法による評価 (Wilks95/95) を比較して示す。

順序統計法による評価では、これらのサンプル数に対して、93 サンプルの場合と変化はない。一方、代替統計モデルによる 95% 値の評価は、適応的サンプリングを繰り返すことにより精度が向上し、各破断サイズに対して、113 サンプルで RELAP5 計算とほぼ一致する結果が得られた。1 インチ破断では 113 サンプルで、5 インチ破断では 103 サンプルで、順序統計法よりも精度のよい評価結果が得られた。

ベイズ予測区間については、適応的サンプリングにより、95% 値を与える入力データの周辺を多くサンプリングすることで、95% 値のベイズ予測区間は小さくなることが期待されたが、適応的サンプリングを適用した場合でも、ランダム・サンプリングの場合と比べてベイズ予測区間に大きな変化は無かった。これは、入力データの空間は 10 次元と高次元であり、30 点程度の学習データの追加では、ベイズ予測区間に大きな影響を及ぼさなかったためと考えられる。

代替統計モデルによる 95%/95% 値 (Stan95/95)、および 75%/95% 値 (Stan75/95) の評価は、ベイズ予測区間の幅が大きいため、3 インチ破断の 123 サンプルにおける 75%/95% 値以外は、順序統計法による評価よりも高い結果となった。

4.3 順序統計法との比較

95% 累積確率値についての代替統計モデルによる評価と順序統計法による評価を厳密に比較するには、学習データのサンプリングを変化させた統計的な検討が必要である。本研究では、RELAP5 による不確かさ解析 (1024 サンプル) から、93 サンプルのデータセットを無作為に 100 ケースずつ抽出し、各々のケースに対して、順序統計法により PCT の 95% 信頼水準/95% 累積確率値を求めるとともに、代替統計モデルにより 95% 累積確率値を評価した。代替統計モデルによる評価では、各ケースの 93 サンプルのデータセットに対して、適応的サンプリングを繰り返し、93, 98, 103, 108, 113, 118, および 123 サンプルのデータセ

表 6 代替統計モデルによる PCT のベイズ推定 (100 ケースの集計)

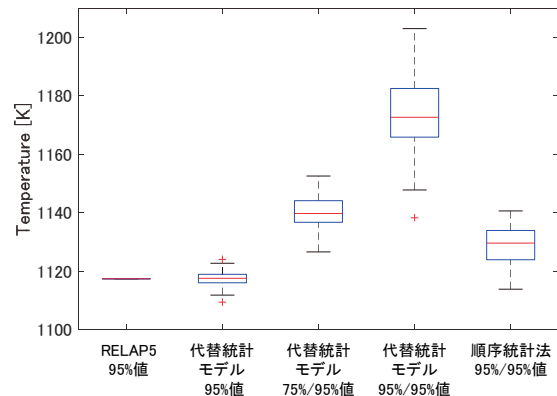
評価法	代替統計モデル			順序統計法
	95%値	75/95 値	95/95 値	95/95 値
1 インチ破断				
平均値 [K]	1117.5	1140.1	1173.9	1128.7
最大値 [K]	1124.1	1152.6	1203.0	1140.6
最小値 [K]	1109.4	1126.6	1138.3	1115.9
標準偏差 [K]	2.4	5.2	12.4	6.5
3 インチ破断				
平均値 [K]	1346.9	1380.9	1431.8	1381.8
最大値 [K]	1360.7	1397.4	1459.3	1460.0
最小値 [K]	1328.1	1360.4	1403.1	1318.4
標準偏差 [K]	5.2	7.2	11.2	32.2
5 インチ破断				
平均値 [K]	960.0	1000.1	1059.2	976.9
最大値 [K]	973.0	1019.5	1083.4	1002.2
最小値 [K]	944.9	984.9	1028.5	946.6
標準偏差 [K]	4.6	6.0	10.8	13.8

ットを用いた代替統計モデルによる 95%値が, RELAP5 計算による 95%値と差異が最小となる学習データ数を決定し, これを用いてベイズ推定を行った.

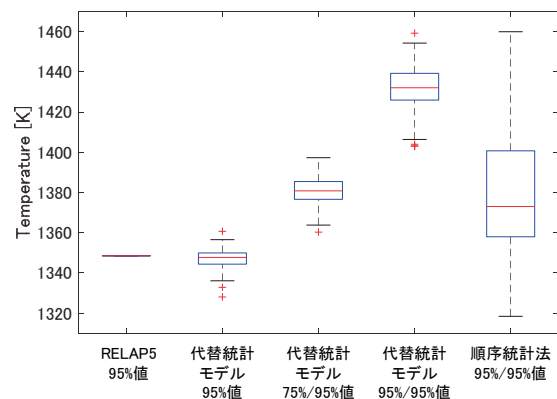
表 6 に, 無作為に抽出した 100 ケースのデータセットに対して, PCT の 95%値を代替統計モデルと順序統計法により評価した結果を比較して示す. 代替統計モデルについては, 75%/95%値および 95%/95%値の評価結果も併せて示している. 図 8 に, 100 ケースの解析結果を要約した箱ひげ図を示す. これには RELAP5 計算による 95%値も併せて示している.

順序統計法による 95%/95%値はサンプルケースごとの変動が大きい. 特に, 3 インチ破断のケースでは, 図 3 から分かるように, 95%値の近傍での PCT の分布のバラツキが大きいため, 標準偏差は 32.2 K と大きい. また, 順序統計法による 95%/95%値は, RELAP5 計算の 95%値よりも小さくなるケースがある. これは統計的に 5%の割合で生じる.

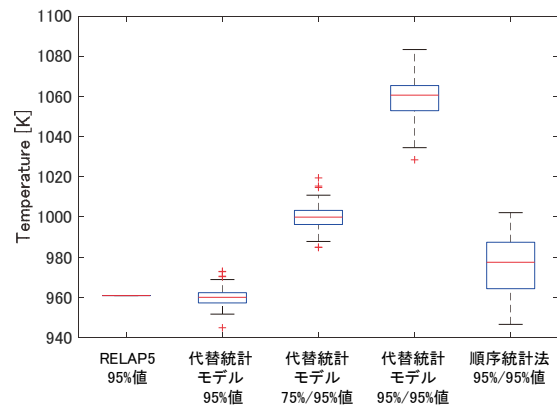
代替統計モデルによる100ケースの95%値の平均値は, 1インチ破断で 1117.5 K, 3インチ破断で1346.9 K, 5インチ破断で960.0Kであり, それぞれRELAP5計算による95%値とよく一致する結果が得られた. また, 標準偏差はそれぞれ2.4 K, 5.2 K, 4.6 Kであり, 評価のバラツキは小さい. このように, 適応的サンプリングを適用することによって, 代替統計モデルによる95%の評価は, 順序統計法よりも精度が良く, バラツキが小さい結果が得られた.



(a) 1 インチ破断



(b) 3 インチ破断



(c) 5 インチ破断

図 8 PCT 95%値の分布 (100 ケースの集計)

代替統計モデルによる100ケースの95%/95%値は, RELAP5計算の95%値よりも大きく安全側の評価である. 一方, 100ケースの変動の範囲は, 3インチ破断では順序統計法の変動の範囲に含まれるが, 1インチ破断と5インチ破断では, 順序統計法による変動の範囲に含まれず, 保守的な評価となった. 代替統計モデルによる100ケースの75%/95%値は, 95%値と95%/95%値とのほぼ中間の評価であり, RELAP5計算の95%値と比べて安全側の評価となっ

た。また、100ケースの平均値は、1インチ破断や5インチ破断の場合でも順序統計法による変動の範囲に含まれる結果となった。本研究では、代替統計モデルとして、2次多項式による線形回帰と誤差を評価するガウス過程回帰との和を使用した。より汎化性能の良い代替統計モデルを構築すれば、ベイズ予測区間を小さく評価することができ、すべての破断サイズに対して、95%/95%値をRELAP5計算よりも安全側かつ順序統計法と比較して過度の保守性を排した評価を与えると考えられる。

5. 結言

統計的安全評価では、安全解析コードを用いた多数回のモンテカルロ計算により統計的安全評価値を求める。これを実施可能な計算時間で行うためには、安全解析コードよりも計算コストの小さな代替統計モデルの適用が有効である。

本論文では、最適評価コード RELAP5 を用いた実機プラント小破断 LOCA 事象の統計的安全評価を対象に、確率的プログラミング言語 Stan を用いて代替統計モデルによるベイズ推定を行い、安全評価パラメータ (PCT) の評価結果を、RELAP5 による計算結果と比較検討した。

代替統計モデルによる 95%値の評価精度について、破断口径が1インチ、3インチ、5インチの場合に対して、学習データのサンプリングを変更して統計的に検討した。各破断口径に対して、適応的サンプリング適用することによって、代替統計モデルによる 95%値の評価は、RELAP5 計算の 95%値とよく一致し、順序統計法よりも精度が良く、変動が小さいことを確認した。また、代替統計モデルによる 95%/95%値の評価は、RELAP5 計算の 95%値よりも大きく安全側の評価を与えることを確認した。一方、その変動の範囲は、3インチ破断では順序統計法の変動の範囲に含まれるが、1インチ破断と5インチ破断では、順序統計法による変動の範囲に含まれず、保守的な評価となった。

今後の課題として、より汎化性能の良い代替統計モデルを構築することが望ましい。これにより、ベイズ予測区間を小さく評価することができ、すべての破断サイズに対して、95%/95%値は RELAP5 計算の 95%値よりも安全側で、かつ順序統計法と比較して過度の保守性を排した評価になると考えられる。

また、代替統計モデルの有効性が期待できる応用として、評価すべき安全評価パラメータが複数の場合への適用が考えられる。たとえば、LOCA 時の安全評価パラメータとして、PCT に加えて ECR (等価被覆酸化量) を評価す

る場合、順序統計法では、評価値の順位に対応する数値を PCT と ECR で割り振るため、評価値が1つの場合と比べて 95%/95%値の評価の変動が大きくなる。これに対して、代替統計モデルでは、PCT と ECR の2ケースの代替統計モデルを構築するため 95%値の評価精度は評価値が1つの場合と変わらない。一方で、適応的サンプリングの適用にあたっては、PCT と ECR の両方の 95%値の評価精度を向上するような学習データのサンプリングの検討が必要となる。

本研究は、原子力分野における DX (デジタルトランスフォーメーション) や AI 応用の研究の一例として位置づけることができる。実機プラント解析における不確かさには、本論文で扱った最適評価コードの不確かさ以外にも、事故時プラント条件の不確かさ、事故シナリオの不確かさ等がある。これらの不確かさをデータベースとして整備し、パラメータの感度解析を実施すれば、原子力プラントの更なる安全性向上のための事故対策の最適化が可能となる。代替統計モデルは、このような最適化を実用的なものにするために有効な技術であり、今後も研究を進展させることが必要であると考えられる。

引用文献

- (1) B. Boyack, R. Duffey, G. Wilson, P. Griffith, G. Lellouche, S. Levy, U. Rohatgi, W. Wulff, N. Zuber, "Quantifying reactor safety margins: application of code scaling, applicability, and uncertainty (CSAU) evaluation methodology to a large break, loss-of-coolant accident," NUREG/CR-5249 (1989).
- (2) 日本原子力学会, "統計的安全評価の実施基準:2021", AESJ-SC-S001:2021 (2021).
- (3) A.C. Davison, "Statistical Models," Cambridge University Press (2008).
- (4) 木下郁男, "統計的安全評価における代替統計モデルの適用 (不確かさ解析への適用性に関する検討)," INSS JOURNAL, Vol.27, pp.219-230 (2020).
- (5) 木下郁男, "統計的安全評価における代替統計モデルの適用 (実機条件の不確かさ解析に対する適用性の検討)," INSS JOURNAL, Vol.28, pp.151-162 (2021).
- (6) 木下郁男, "統計的安全評価における代替統計モデルの適用 (Stan による不確かさ解析のベイズ推定)," INSS JOURNAL, Vol.29, pp.217-228 (2022).

- (7) A. Gelman, J.B. Carlin, H.S. Stern, D.B. Dunson, A. Vehtari, D.B. Rubin, "Bayesian Data Analysis, Third edition," Chapman and Hall/CRC (2013).
- (8) 久保拓弥, "データ解析のための統計モデリング入門," 岩波書店 (2012).
- (9) S.S. Wilks, "Statistical Prediction with Special Reference to the Problem of Tolerance Limit," *Annals of Mathematical Statistics*, 13, pp.400-409 (1942).
- (10) A. Guba, M. Makai, P. Lenard, "Statistical Aspects of Best Estimate Method-I," *Reliability Engineering and System Safety*, 80, pp.217-232 (2003).
- (11) Stan Development Team, "Stan Modeling Language Users Guide and Reference Manual," Ver. 2.29, <https://mc-stan.org>, (2022).
- (12) The RELAP5 code development team, "RELAP5/MOD3 code manual," NUREG/CR-5535 (1995).
- (13) I. Kinoshita, M. Murase, "Uncertainty analysis of small break LOCA with HPI failure in PWRs: A comparison of uncertainty of quantification between Monte Carlo and Wilks' formula approach," *Proceedings of the ANS Best Estimate Plus Uncertainty International Conference (BEPU2018)*, BEPU2018-149, Lucca, Italy, May 13-19 (2018).
- (14) 鳥毛俊秀, 木下郁男, 山田実, "小破断 LOCA 時高圧注入系不作動事象への統計的手法適用 ~被覆管酸化, 崩壊熱, 被覆管変形および伝熱管凝縮に係る RELAP5 モデルの不確かさの定量化," *INSS JOURNAL*, Vol.21, pp.213-222 (2014).
- (15) T. Torige, I. Kinoshita, "Application of the statistical safety evaluation method to the small break LOCA with high pressure injection failure (Quantification of the uncertainty of uncovered core heat transfer model)," *Proceedings of the ASME 2013 International Mechanical Engineering Congress & Exposition (IMECE2013)*, IMECE2013-64305, San Diego, CA, November 13-21 (2013).
- (16) 木下郁男, 鳥毛俊秀, 山田実, "炉心内相間摩擦にかかる RELAP5 モデルの不確かさの定量化," *INSS JOURNAL*, Vol.24, pp.201-210 (2017).
- (17) I. Kinoshita, T. Torige, M. Yamada, "Uncertainty quantification of the RELAP5 interfacial friction model in the rod bundle geometry," *Journal of Nuclear Engineering and Radiation Science*, Vol.2, No.2, 021003 (2016)
- (18) 楠木貴世志, 村瀬道雄, 富山明男, "蒸気発生器に伝熱管下端における気液対向流制限に関する研究のレビュー," *INSS JOURNAL*, Vol.24, pp.211-220 (2017).
- (19) 鳥毛俊秀, 木下郁男, 山田実, "小破断 LOCA 時高圧注入系不作動事象への統計的手法の適用 ; (9) 重要現象に係るモデル不確かさの定量化 (伝熱管凝縮熱伝達, 低温側配管水平層状化) ," *日本原子力学会 2014 春の大会*, L24 (2014).
- (20) C. Clark, J.P. Schlegel, T. Hibiki, M. Ishii, I. Kinoshita, "Uncertainty in RELAP5/MOD3.2 calculations for interfacial drag in downward two-phase flow," *Annals of Nuclear Energy*, Vol. 94, pp.230-240 (2016).
- (21) 松浦健太郎, "Stan と R でベイズ統計モデリング," 共立出版 (2016).
- (22) 馬場真哉, "R と Stan ではじめるベイズ統計モデリングによるデータ分析入門," 講談社 (2019).