

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)

Application of Surrogate Models for Statistical Safety Evaluation
(Investigation of Applicability to Uncertainty Analysis for PWRs)

木下 郁男 (Ikuo Kinoshita)*¹

要約 加圧水型原子炉の冷却材喪失事故を対象に、最適評価コードRELAP5による不確かさ解析に対して代替統計モデルを構築し、統計的安全評価における代替統計モデルの適用性を検討した。代替統計モデルによる95%累積確率値の計算精度を確認する方法として、交差検証法の適用性を検討した。RELAP5不確かさ解析との比較により、代替統計モデルが95%累積確率値を予測する汎化性能があることの判定は、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確認した。したがって、交差検証を行い95%累積確率値の予測精度を確認した代替統計モデルを用いることにより、統計的安全評価が可能であると言える、少ないデータ数で効率的に95%累積確率値の予測精度のよいモデルを構築するために、適応的サンプリング法の有用性を検討した。RELAP5不確かさ解析との比較により、適応的サンプリングを繰り返すことにより、95%累積確率値の計算誤差が収束すること、および95%累積確率値の計算誤差は学習データに対する交差検証によって推定可能であることを確認した。以上より、95%累積確率値を目標値とした適応的サンプリングにより代替統計モデルを更新し、交差検証により計算精度を推定することによって、95%累積確率値の計算精度が高い代替統計モデルを効率的に構築することができると言える。

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, 交差検証, 適応的サンプリング

Abstract Application of a surrogate model for statistical safety evaluation was discussed in the present paper on uncertainty analysis by the RELAP5 code for loss of coolant accidents in PWRs. Cross validation techniques were applied to verify the prediction capability of the surrogate model for the 95th percentile values of the safety evaluation parameters. Comparison with the RELAP5 uncertainty analysis results confirmed that the generalized performance of the surrogate model for the 95th percentile value prediction could be estimated using the cross validation on the training data set. From the results it was concluded that the surrogate model whose prediction accuracy for the 95th percentile values was confirmed by the cross validation could be used for the statistical safety evaluation. The effectiveness of the adaptive sampling technique was verified to improve the prediction accuracy for the 95th percentile values using a small number of training data. Comparison with the RELAP5 uncertainty analysis results confirmed that the prediction error of the 95th percentile values converged by repeating the adaptive sampling and the prediction errors were able to be estimated by the cross validation on the training data set. Therefore, the surrogate model with high accuracy for the 95th percentile value prediction was able to be effectively constructed by improving the surrogate model using the adaptive sampling procedure with the target of the 95th percentile values and confirming the model prediction accuracy using the cross validation on the training data set.

Keywords Best Estimate Plus Uncertainty (BEPU), surrogate model, uncertainty analysis, cross validation, adaptive sampling

1. 緒言

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、事故時の諸現象を忠実に模擬

する最適評価コードの使用とその解析結果の不確かさを評価する統計手法を組み合わせた統計的安全評価手法 (Best Estimate Plus Uncertainty, BEPU)⁽¹⁾が必要となる。統計的安全評価手法は、最適評価

*1 (株)原子力安全システム研究所 技術システム研究所

コードのV&V（検証と妥当性確認）、関連パラメータの不確かさの定量化、および解析結果に対する不確かさの評価を実施し、合理的な裕度の評価を行う。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2008年に日本原子力学会標準「統計的安全評価の実施基準」⁽²⁾が策定され、現在、本手法の最新知見を反映した改訂作業が行われている。

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。安全解析コードは計算コストが大きいので、多数回のモンテカルロ計算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。代替統計モデルは、解析コードの入力と計算結果との間の関係を近似するように学習されたモデルである。NUREG/CR-5249⁽¹⁾において米国原子力規制委員会（NRC）が提唱した応答曲面法も代替統計モデルの一種である。また、近年の機械学習手法の進展により、高度な機械学習モデルを用いた代替統計モデルの研究も行われている⁽³⁾⁽⁴⁾。しかしながら、統計的安全評価において重要となる95%累積確率値に対する代替統計モデルの計算精度についての検討は、これまで十分に行われていない。

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、適切な学習モデルおよびモデルパラメータを選択することにより、95%累積確率値の予測に対する過学習を回避し、学習データ以外のデータに対する汎化性能を有することの確認が必要となる。

前論文⁽⁵⁾では、ROSA/LSTFにおける小破断LOCA（冷却材喪失事故）模擬実験の不確かさ解析に対して、2次線形回帰（交互作用あり）による代替統計モデルを適用した。本ケースに対して、汎化性能の確認に交差検証法が有用であることを示した。また、順序統計法と比較して、同じ数の学習データで95%累積確率値の評価精度のよい代替統計モデルを構築できることを示した。

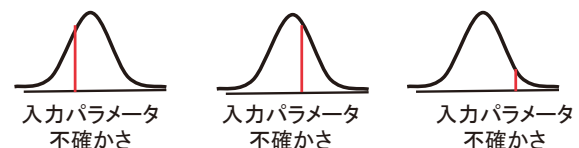
本論文では、実機プラントにおける小破断LOCA事象の不確かさ解析に対して、代替統計モデルの適用性を検討する。代替統計モデルとして、前論文のモデルを拡張し、2次線形回帰（交互作用あり）とガウス過程回帰を組み合わせた代替統計モデルを適用する。前論文と同様に、汎化性能の確認に対する交差検証法の有用性を検討する。また、少ない

データ数で効率的に95%累積確率値の評価精度のよいモデルを構築する適応的サンプリング法を提案し、その有用性を検討する。

2. 統計的安全評価と代替統計モデル

図1は、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。

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

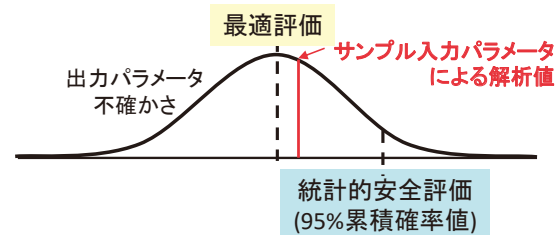


図1 統計的安全評価における不確かさ評価

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のが課題となる。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⁽⁶⁾⁽⁷⁾、統計理論から所定の確信度を有する評価値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。

解析ケース数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。不確かさパラメータの数に依存せずに適用でき頑健性があるが、95%累積確率値を統計的に高めに評価するため、統計的安全評価値にこのバイアスが含まれることになる。

代替統計モデルは、最適評価コードの入力と出力との関係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。したがって、適切な代替統計モデルを構築すれば、代替統計モデルは順序統計法よりも高い精度で95%累積確率値を評価することが可能となる。また、入力パラメータと出力パラメータの関係の分析も、代替統計モデルを用いた感度解析により可能となる。

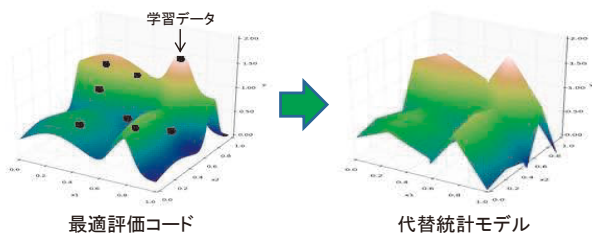


図2 代替統計モデル

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、代替統計モデルを用いた95%累積確率値が、最適評価コードを用いた95%累積確率値と一致することを保証するためには、学習データ以外のデータに対するモデルの計算精度の確認が必要である。

統計学や機械学習では、代替統計モデルが、学習データに対しては適合しているが、未知のデータに対しては適合できていないことを、そのモデルが過学習（または過剰適合）していると言う。一般に、過学習の要因としては、モデルの自由度が大きすぎることで、学習データが少なすぎるものが考えられる。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、これらの観点からの検討が重要である。代替統計モデルを単純で自由度を小さいものとするれば過学習を抑制できるが、あまり単純なモデルでは、代替統計モデル自体の精度が悪いものになる可能性がある。また、学習データを多くすれば過学習を抑

制できるが、代替統計モデルの構築のために多くの最適評価コードによる計算が必要となり、統計的安全評価の計算コスト削減のために代替統計モデルを適用する意義が失われる。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、解析対象の複雑度に応じて適切な代替統計モデルを構築することが重要であると言える。

本論文では、実機プラントにおける小破断LOCA事象の統計的安全評価を対象に、代替統計モデルの適用性を検討する。燃料被覆管最高温度（PCT）の不確かさ解析に対して、2次線形回帰（交互作用あり）とガウス過程回帰を組み合わせた代替統計モデルを適用する。このモデルによる95%累積確率値の評価に汎化性能があることを確認するために、交差検証法の有用性を検討する。また、少ないデータ数で95%累積確率値の評価精度のよいモデルを構築するために、適応的サンプリング法の有用性を検討する。

3. RELAP5コードによる実機プラントを対象とした不確かさ解析

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℃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。

前論文⁽⁵⁾で対象とした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。

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
高圧注入	不作動
蓄圧注入	全ループ作動
低圧注入	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分で主蒸気逃がし弁を全開

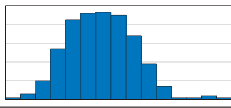
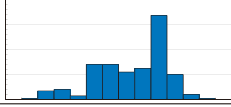
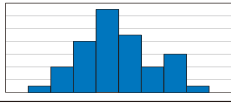
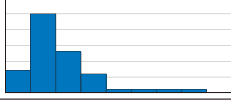
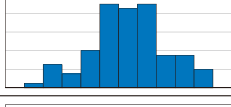
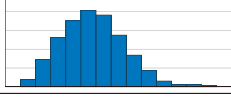
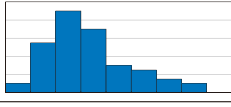
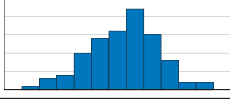
3.2 燃料被覆管最高温度の不確かさ解析

最適評価コードRELAP5/MOD3⁽⁸⁾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変化させた統計解析を実施した⁽⁹⁾。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、

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 ⁽¹⁰⁾	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 ⁽¹⁰⁾	Cathcart 相関式	酸化膜厚さ乗数	0.91	1.16	
被覆管変形 ⁽¹⁰⁾	FRAP-T6モデル	バースト温度乗数	0.86	1.07	
露出炉心熱伝達 ⁽¹¹⁾	Dittus-Boelter 相関式	熱伝達係数乗数	0.58	1.88	
炉心内相間摩擦 ⁽¹²⁾⁽¹³⁾	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) ⁽¹⁰⁾	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) ⁽¹⁰⁾	Shah 相関式	熱伝達係数乗数	0.64	1.66	
伝熱管入口CCFL ⁽¹⁴⁾	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 ⁽¹⁵⁾	Taitel-Dukler 式	水平層状化判定乗数	0.20	4.63	
ダウンコマ相間摩擦 ⁽¹⁶⁾	Kataoka-Ishii 相関式	相間摩擦係数乗数	0.58	1.60	

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、

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

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。前論文⁽⁵⁾で対象としたROSA/LSTFにおける小破断LOCA実験の不確かさ解析では、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。

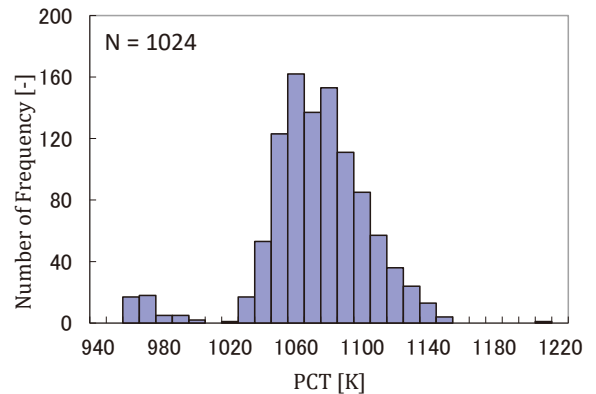
1 インチ破断では、1,000K以下の低温領域でPCTの分布が分離している。しかし、これは95%値の評価に大きな影響を及ぼさないと考えられる。3 インチ破断では、PCTの不確かさ分布は高温側で裾野の広い分布となっている。代替統計モデルを不確かさ解析に適用するにあたり、PCTの95%値の計算精度に留意が必要である。5 インチ破断では、PCTの不確かさ分布に双峰性が確認できる。このピークの単純な分離は困難と考えられ、精度の良い代替統計モデルの構築において留意が必要である。

4. 代替統計モデルによる不確かさ解析

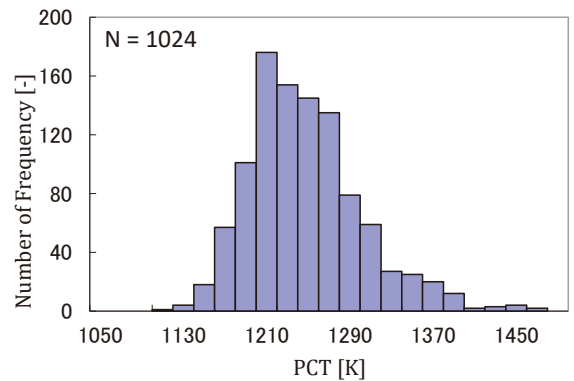
4.1 代替統計モデルの適用

本節では、3.2節で説明したRELAP5コードによる不確かさ解析を参照解析として、代替統計モデルの不確かさ解析への適用性を検討する。

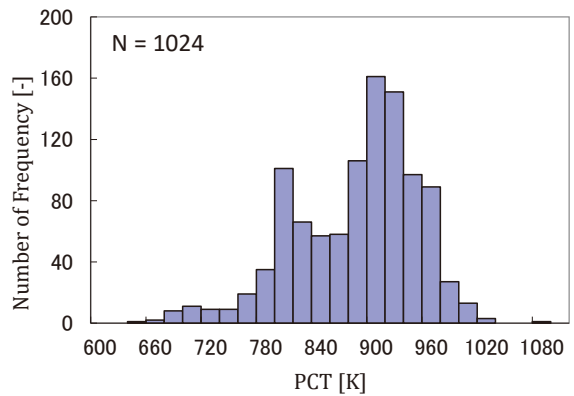
本論文では、RELAP5コードによる不確かさ解析結果を対象に、RELAP5計算を近似する2次の線形回帰モデル（交互作用あり）を構築し、さら



(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⁽⁹⁾

にそれとRELAP5計算との誤差を評価するガウス過程回帰モデル⁽¹⁷⁾を構築し、これらの和によって不確かさ解析の代替統計モデルとした。ガウス過程回帰モデルのハイパーパラメータの最適化にはMATLAB R2020b (The MathWorks, Natick, USA)を使用した⁽¹⁸⁾。目的関数評価の最大数を30として、ベイズ最適化によりハイパーパラメータを推定した。

3.2節のRELAP5による不確かさ解析を対象とし

て、少数のサンプルを学習データとして構築した代替統計モデルにより、RELAP5解析と同じ乱数を用いて統計解析を行い、PCTの不確かさ分布をRELAP5解析結果と比較した。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。

図4に、代替統計モデルによる不確かさ解析により得られたPCTの累積確率分布をRELAP5による参照計算と比較して示す。黒破線は、RELAP5参照計算（黒線）による5%値、平均値、95%値を示す。

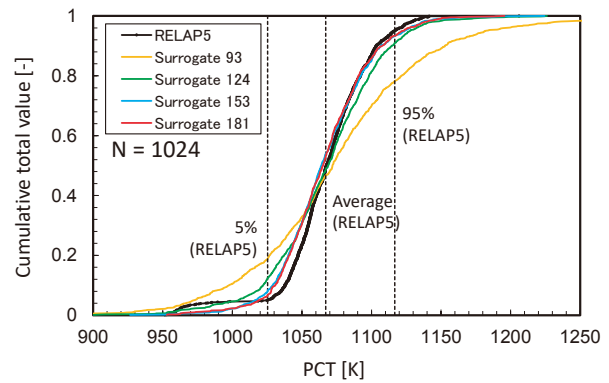
93サンプル（橙線）では、各破断口径に対して、代替統計モデルによる不確かさ解析結果は、RELAP5計算と比較して95%累積確率値を過大評価した。これは、学習データ数が十分でなく、モデルが学習データに対して過剰適合しているためと考えられる。

学習サンプル数が増加するにしたがって、代替統計モデルによる累積確率分布はRELAP5計算に近づき、1インチ破断と3インチ破断では、153サンプル（青線）でRELAP5計算とほぼ一致する結果となった。5インチ破断では、181サンプル（赤線）でRELAP5計算とほぼ一致する結果となった。なお、5インチ破断では、181サンプルでも、累積確率分布は中温度領域でRELAP5計算と一致していない。これは、本研究で用いた代替統計モデルは、5インチ破断の不確かさ解析で現れる分布の双峰性を表現する十分な性能がないためと考えられる。

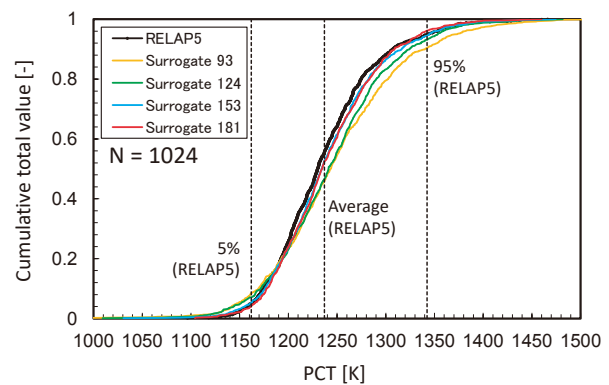
このように、代替統計モデルによる不確かさ解析では、モデルの表現力に対して学習データが少なく、モデルが過剰適合している場合は、95%値の評価の精度が悪い。したがって、代替統計モデルを不確かさ解析に適用するにあたっては、代替統計モデルが学習データに過剰適合していないことの判定が重要であると言える。

図5に、PCTの95%値についての代替統計モデルと順序統計法による評価の比較を示す。

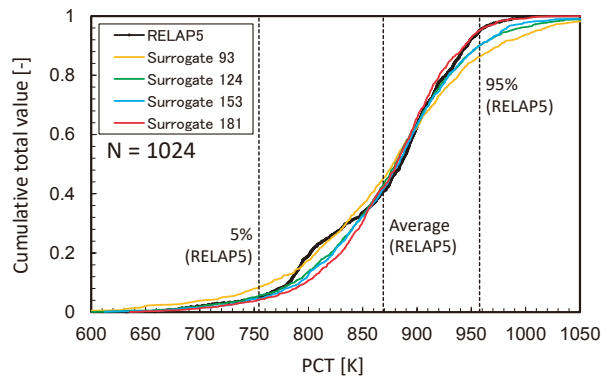
順序統計法は、統計理論から所定の確信度を有する評価値を得るために必要なサンプル数（解析ケース数）を定めて不確かさを評価する方法である。必要なサンプル数を決定するWilksの式⁽⁷⁾によると、安全評価パラメータのサンプルを大きい順から並べた場合、95%信頼水準で95%累積確率値が上位2位、3位、4位、5位に位置するために必要なサンプル数は、それぞれ93サンプル、124サンプル、153サンプル、181サンプルである。



(a) 1インチ破断



(b) 3インチ破断

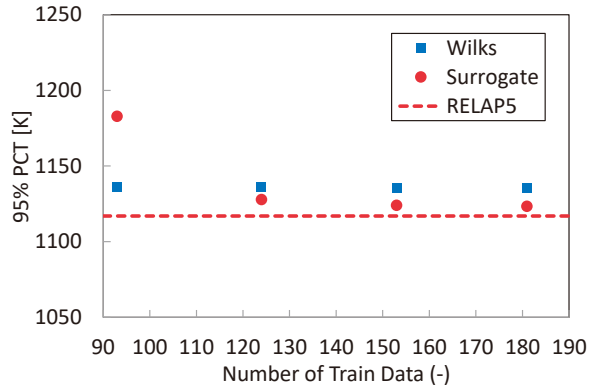


(c) 5インチ破断

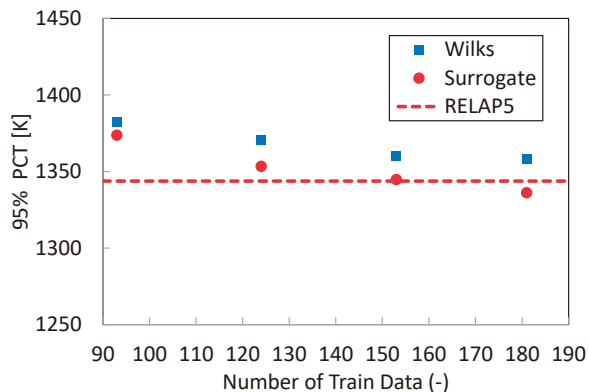
図4 PCTの累積確率分布

代替統計モデルによる95%値の評価は、学習データ数が、93サンプル、124サンプル、153サンプル、181サンプルと多くなるにしたがって精度が向上することが分かる。1インチ破断と3インチ破断では153サンプルでRELAP5計算とほぼ一致し、5インチ破断では181サンプルでRELAP5計算とほぼ一致している。

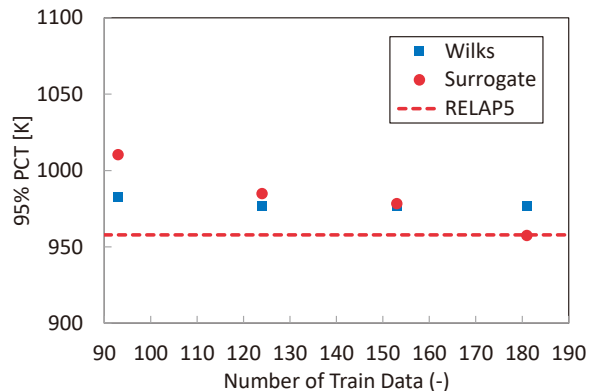
代替統計モデルによる評価を順序統計法と比較すると、3インチ破断では、何れの学習サンプル数



(a) 1 インチ破断



(b) 3 インチ破断



(c) 5 インチ破断

図5 PCT95% 値の順序統計法との比較

についても代替統計モデルの方が評価精度が良い。一方、1 インチ破断では、学習サンプル数が93のケースで順序統計法の方が評価精度が良い。5 インチ破断では、学習サンプル数181以外のケースで順序統計法の方が評価精度が良いか同程度である。

以上のように、代替統計モデルを不確かさ解析に適用するにあたっては、対象とする不確かさ解析の複雑度に応じて適切なモデルを構築し、適切な数の学習データを用いなければ、その95% 値の評価結

果は順序統計法よりも悪化する場合は有る。

4.2 交差検証法の適用

本節では、代替統計モデルの学習以外のデータに対する95% 値の予測精度をその学習データから評価するために、交差検証法の適用性を検討する。

図6に、k分割交差検証の概念図(k=5の場合)を示す。まず、学習データをk分割する。このうち1つのデータセットを検証用にして、残りのデータセットで学習したモデルを検証する。以下、これをk回繰り返して実施する。このように、交差検証では各データが検証データと学習データとして利用されるため、評価が特定のデータに偏らない。このため、交差検証による評価は学習データ以外のデータに対して汎化性能があると考えられる。特に分割数が学習データ数と同じ場合は、一個抜き交差検証という。本論文では、交差検証として一個抜き交差検証を用いた。

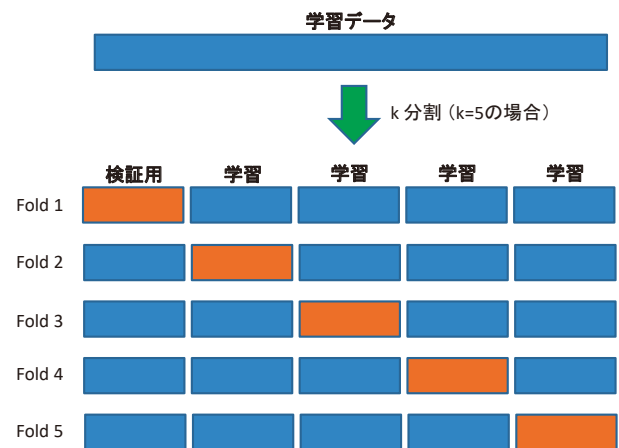
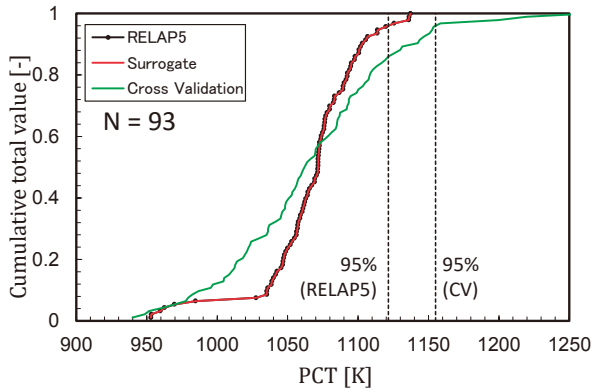


図6 交差検証法

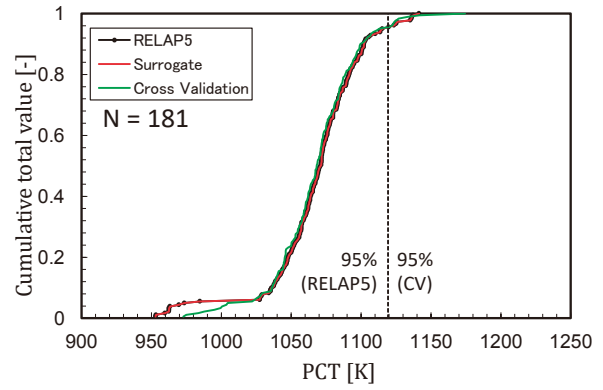
4.1節で示した代替統計モデルによる不確かさ解析を対象に、学習データに対する交差検証による95% 値の計算精度から、全データに対する95% 値の計算精度が推定可能か検討した。

図7に、学習データ数93の場合に対する交差検証の適用結果を示す。黒線がRELAP5計算によるPCTの累積確率分布、赤線が代替統計モデルによるPCTの累積確率分布、緑線が交差検証によるPCTの累積確率分布である。

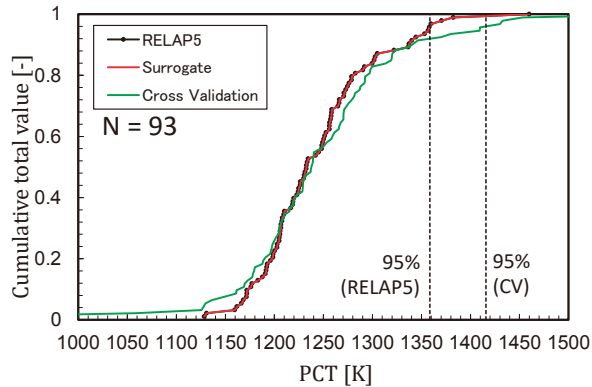
図7に示すように、各破断サイズについて、代替統計モデルによる累積確率分布はRELAP5計算の累積確率分布とほぼ完全に一致している。しか



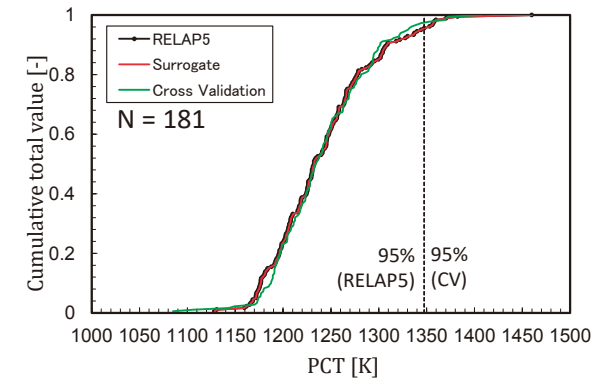
(a) 1 インチ破断



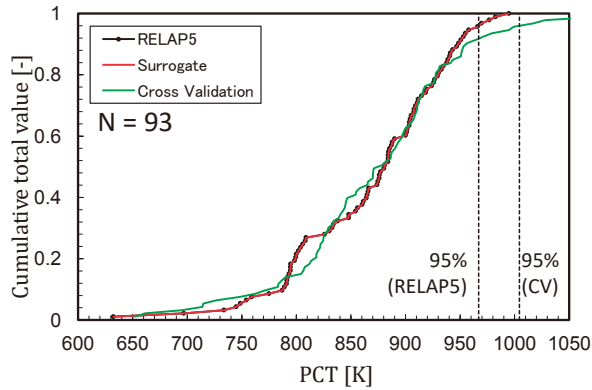
(a) 1 インチ破断



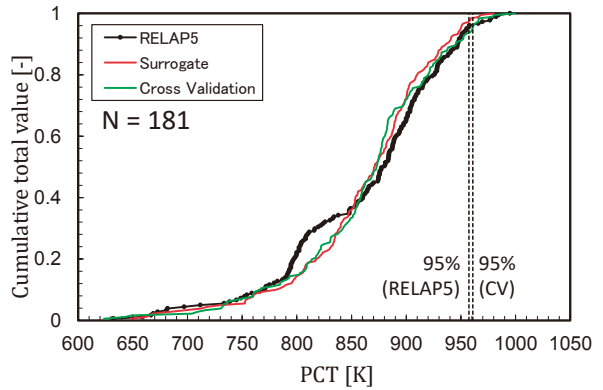
(b) 3 インチ破断



(b) 3 インチ破断



(c) 5 インチ破断



(c) 5 インチ破断

図7 交差検証法の適用 (学習データ数93)

図8 交差検証法の適用 (学習データ数181)

し、これは過学習であり、図4で見たように、全1024のデータに対する累積確率分布はRELAP5と代替統計モデルで大きく異なる。一方、交差検証法による累積確率分布は、過学習の影響を反映してRELAP5計算の累積確率分布と異なるものとなり、図4の全1024データに対するRELAP5計算の累積確率分布と類似した分布となっている。

図8に、学習データ数181の場合に対する交差検証の適用結果を示す。この場合は、代替統計モデル

による累積確率分布と交差検証による累積確率分布はほぼ一致している。これは、モデルが汎化性能を獲得するために十分な学習データ数が得られていることを示していると考えられる。実際、図4で見たように、学習データ数181の場合の代替統計モデルでは、全1024データに対して代替統計モデルの累積確率分布とRELAP5計算の累積確率分布はほぼ一致している。なお、5インチ破断では、代替統計モデルによる累積確率分布は中温度領域で

RELAP5計算と一致していない。これは前述したように、本研究で用いた代替統計モデルは、5インチ破断の不確かさ解析で現れる分布の双峰性を表現する十分な性能がないためと考えられる。しかし、代替統計モデルと交差検証による累積確率分布はほぼ一致しており、95%値評価のための汎化性能の確認には問題が無いものと考えられる。

以上のように、代替統計モデルを不確かさ解析に適用するにあっては、学習データを用いた交差検証を行うことにより、95%値評価の汎化性能を確認することができるかと判断される。

4.3 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方法として、適応的サンプリングの有用性を検討する。

適応的サンプリングは、目標値に向けて、効率的に学習データを選択する手法である。これまでに本手法は、PCTの制限値に対応する限界曲面を効率的に計算するために適用されてきている⁽¹⁹⁾⁽²⁰⁾。本論文では、本手法を統計的安全評価における95%値を効率的に計算するために修正して適用する。

図9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

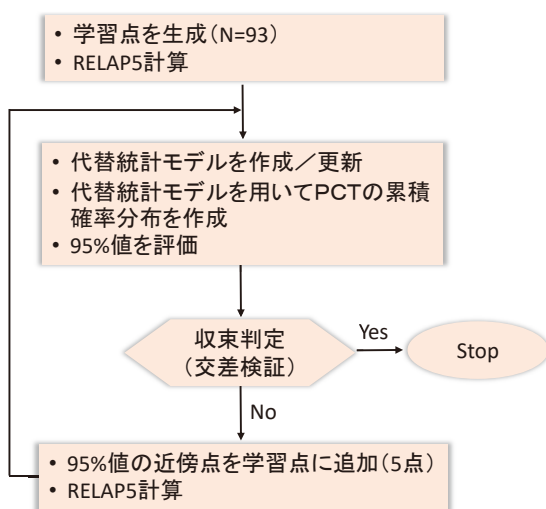


図9 95%値を目標値とした適応的サンプリングの手続き

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、全データに対する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。

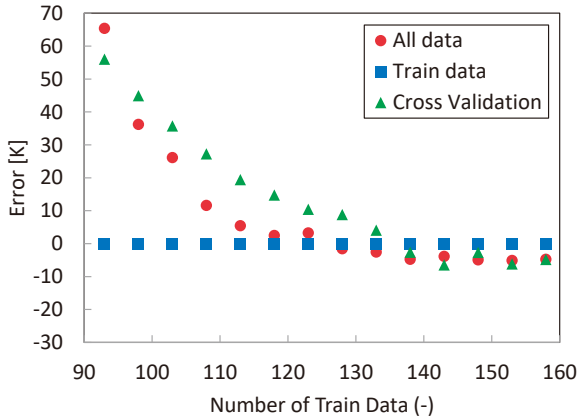
図10に、適応的サンプリングを適用して構築した代替統計モデルによる95%値の計算誤差を、学習データ数と対応して示す。横軸が学習データ数、縦軸が代替統計モデルによる95%値の計算誤差である。

赤丸が、全1024データに対する代替統計モデルによる95%値の計算誤差である。各破断サイズについて、適応的サンプリングを繰り返すことにより、計算誤差は小さくなっていることが確認できる。ただし、実際に代替統計モデルを用いて統計的安全評価を行うためには、全1024データに対する計算誤差を、学習データのみから推定する必要がある。

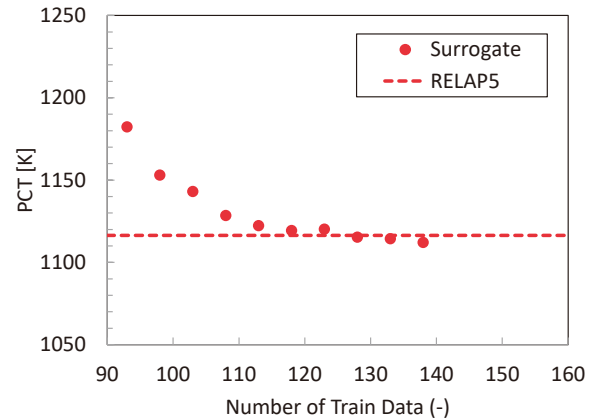
青四角は、学習データに対する代替統計モデルによる95%値の計算誤差である。4.2節で確認したことと同様に、各破断サイズについて、学習データに対する代替統計モデルによる95%値の計算誤差はほぼゼロである。

緑三角は、学習データに対する代替統計モデルの交差検証による95%値の計算誤差である。4.2節で確認したことと同様に、各破断サイズについて、全1024データに対する95%値の計算誤差は、学習データに対する代替統計モデルの交差検証による95%値の計算誤差で凡そ推定できていることが確認できる。

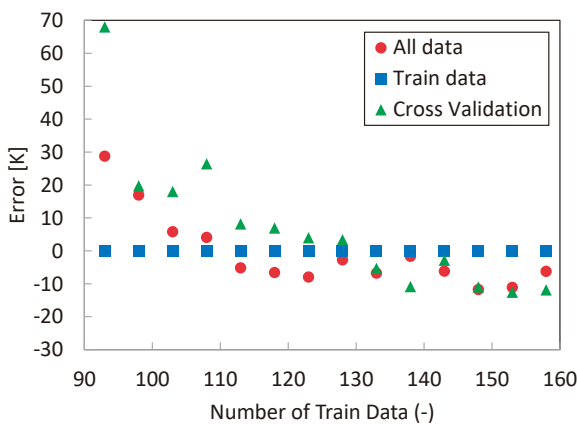
図11に、適応的サンプリングを適用した代替統計モデルによる95%値の計算結果を、学習データ数と対応して示す。ここでは、適応的サンプリングの手続きの収束判定として、代替統計モデルの交差検証による95%値の計算誤差がほぼゼロになることとした。図11には、RELAP5による不確かさ解析の結果を比較して示している。3インチ破断ではやや過小評価の傾向があるものの、適応的サンプリングを適用した代替統計モデルの更新によって、



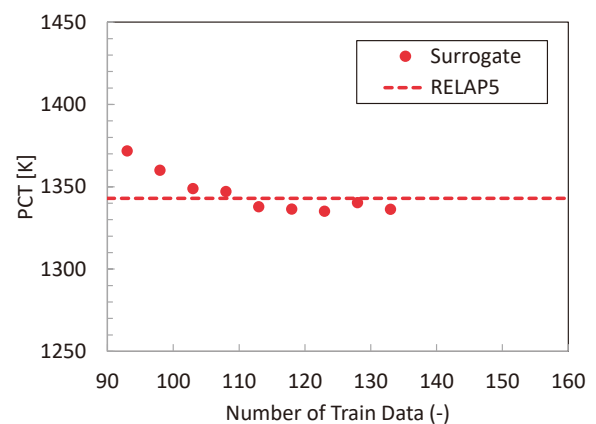
(a) 1 インチ破断



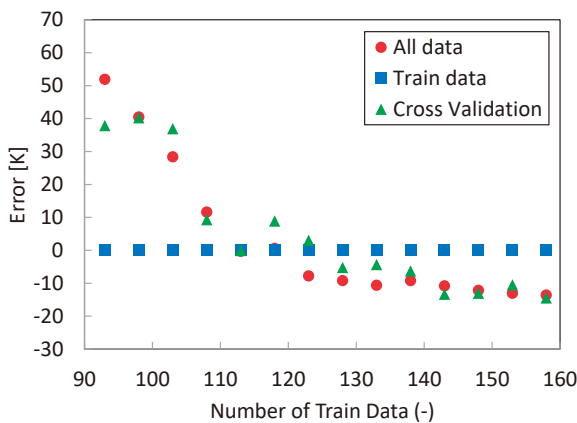
(a) 1 インチ破断



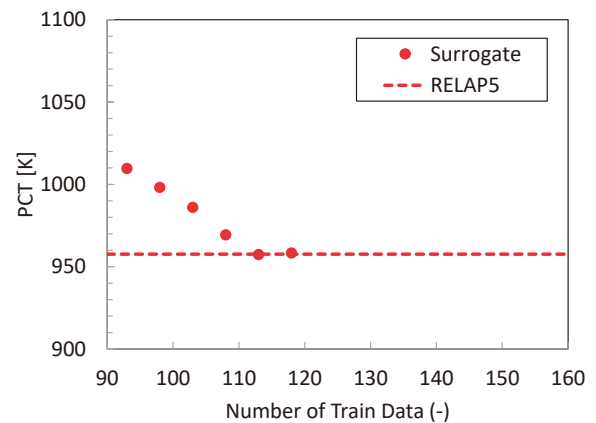
(b) 3 インチ破断



(b) 3 インチ破断



(c) 5 インチ破断



(c) 5 インチ破断

図10 適応的サンプリングを適用した代替統計モデルによる95%値計算の誤差の変化

図11 適応的サンプリングを適用した代替統計モデルによる95%値計算の変化

95%値の計算結果はRELAP5計算値とほぼ一致していることが分かる。

の計算精度が高い代替統計モデルを効率的に構築することができると言える。

以上のように、95%値を目標値とした適応的サンプリングにより学習データを生成して代替統計モデルを更新し、交差検証により95%値の計算精度を推定することによって、全データに対する95%値

5. 結言

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。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の適用が有効である。

本論文では、実機プラントの小破断LOCA事象を対象に、RELAP5コードによる不確かさ解析に対して代替統計モデルを構築し、統計的安全評価における代替統計モデルの適用性を検討した。

代替統計モデルによる95%累積確率値の計算精度を確認する方法として、交差検証法の適用性を検討した。RELAP5不確かさ解析との比較により、代替統計モデルが学習データに過剰適合せずに汎化性能を有することの判定は、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確認できた。したがって、交差検証を行い95%累積確率値の予測精度を確認した代替統計モデルを用いることにより、統計的安全評価が可能であると言える。

少ないデータ数で効率的に95%累積確率値の評価精度のよいモデルを構築するために、適応的サンプリング法の有用性を検討した。RELAP5不確かさ解析との比較により、適応的サンプリングを繰り返すことによって、95%累積確率値の計算誤差が収束することを確認できた。また、95%累積確率値の計算誤差は、学習データに対する交差検証による計算誤差で推定可能であることを確認できた。

以上より、95%累積確率値を目標値とした適応的サンプリングにより代替統計モデルを更新し、交差検証により95%累積確率値の計算精度を推定することによって、95%累積確率値の計算精度が高い代替統計モデルを効率的に構築することができると言える。

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 : 2008", AESJ-SC-S001: 2008 (2009).
- (3) D. Mandelli, C. Smith, A. Alfonsi, C. Rabiti, J. Cogliati, H. Zhao, I. Rinaldi, D. Maljovec, P. Talbot, B. Wang, V. Pascucci, "Reduced order model implementation in the risk-informed safety margin characterization toolkit," INL/EXT-15-36649, Idaho National Laboratory (2015).
- (4) A. Alfonsi, C. Wang, J. Cogliati, D. Mandelli, C. Rabiti, "Status of adaptive surrogates within the RAVEN framework," INL/EXT-17-43438, Idaho National Laboratory (2017).
- (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 (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).
- (6) S.S. Wilks, "Statistical prediction with special reference to the problem of tolerance limit," *Annals of Mathematical Statistics*, 13, pp.400-409 (1942).
- (7) A. Guba, M. Makai, P. Lenard, "Statistical aspects of best estimate method-I," *Reliability Engineering and System Safety*, 80, 217-232 (2003).
- (8) The RELAP5 code development team, "RELAP5/MOD3 code manual", NUREG/CR-5535 (1995).
- (9) 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).
- (10) 鳥毛俊秀, 木下郁男, 山田実, "小破断LOCA時高圧注入系不動作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).
- (11) 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).
- (12) 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).
- (13) 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).
- (14) 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).
- (15) 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).
- (16) 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, pp230-240 (2016).
- (17) C.E. Rasmussen, C.K.I. Williams, "Gaussian Processes for Machine Learning," the MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London (2006).
- (18) MathWorks, MATLAB ドキュメンテーション, <https://jp.mathworks.com/help/matlab/help-and-support.html>
- (19) C. Parisi, et al., "Automatic limit Surface Search for PWR Transients by RELAP5-3D/RAVEN Codes," Proceedings of the ANS Best Estimate Plus Uncertainty International Conference (BEPU2018), BEPU2018-264, Lucca, Italy, May 13-19 (2018).
- (20) I. Kinoshita, "A Limit Surface Prediction for PWR LOCA Transient Using Adaptive Machine Learning Techniques," Proceedings of the 29th European Safety and Reliability Conference (ESREL2019), ESREL2019-378, Hannover, Germany, September 22-26 (2019).