

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)

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

木下 郁男 (Ikuro Kinoshita) *¹

要約 RELAP5コードによる小破断LOCA模擬実験の不確かさ解析を対象に、安全評価パラメータの不確かさ解析に対する代替統計モデルの適用性を検討した。本論文では、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コードによる不確かさ解析との比較により、代替統計モデルによる95%累積確率値の予測精度は、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。また、順序統計法と比較し、統計的安全評価における代替統計モデルの有効性を検討した。順序統計法では、評価に使用するサンプリングごとに95%累積確率値の評価が大きく変動するが、代替統計モデルでは、サンプリングごとのバラツキが小さく、RELAP5計算値に近い結果が得られた。また、代替統計モデルでは、交差検証を行うことにより95%累積確率値の評価誤差を推定することができる。統計的安全評価を実施する場合は、順序統計法に加えて代替統計モデルによる評価も併せて実施することが有益であると言える。

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

Abstract Application of a surrogate model of a safety analysis code for the uncertainty analysis of the safety evaluation parameter was discussed in the present paper on the RELAP5 uncertainty analysis for a PWR small break LOCA experiment. Cross validation techniques were applied to verify the prediction capability of the surrogate model for the 95th percentile values of the safety evaluation parameter. Comparison with the RELAP5 uncertainty analysis results confirmed that the prediction accuracy of the 95th percentile value by the surrogate model can be estimated using the cross validation on the training data set. From the results it was concluded that the surrogate model whose prediction accuracy of the 95th percentile values was confirmed by the cross validation could be used for the statistical safety evaluation. The effectiveness of the surrogate model application for the statistical safety evaluation was verified compared with the order statistics method. While the 95th percentile values evaluated by the order statistics method varied widely depending on the sampling cases, the 95th percentile values evaluated by the surrogate model showed small fluctuations among the sampling cases and the values were close to the RELAP5 uncertainty analysis results. In addition, the accuracy of the evaluated 95th percentile values by the surrogate model could be estimated by the cross validation. Therefore, the recommendation was made that the surrogate model be used for the statistical safety evaluation in conjunction with the order statistics method.

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

1. 諸言

スリーマイル島原子力発電所事故以降、安全解析では事故時の諸現象を忠実に模擬する最適評価コードを使用してプラント挙動の解析を行うことの重要

性が明らかとなった。しかし、最適評価では解析結果に含まれる不確かさを考慮できない。このため、安全解析における裕度を適切に評価するために、統計的不確かさ評価手法の利用が必要となる。

統計的安全評価手法 (Best Estimate Plus Uncer-

*1 (株)原子力安全システム研究所 技術システム研究所

tainty, BEPU)⁽¹⁾は、最適評価コードの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手法である。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⁾が策定された。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ため、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。

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)が提唱した多項式関数で計算結果をフィッティングする方法も代替統計モデルの一種である。しかし、多項式などの簡易関数で計算結果を予測することは計算精度に限界があると考えられる。一方、近年の機械学習手法の進展により、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、機械学習で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、学習データ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モデルを構築することが必要である。統計的安全評価において重要な95%累積確率値に対する代替統計モデルの計算精度の検討はまだまだ不十分である。

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を確認する方法として、機械学習において過学習を避ける方法として用いられている交差検証法⁽⁵⁾の適用性を検討する。具体的には、熱水力最適評価コードRELAP5による冷却水喪失事故(LOCA)模擬実験の解析を参照解析として、代替統計モデルによる燃料被覆管最高温度(PCT)の95%累積確率値の計算精度をRELAP5による解析結果と比較して評価する。さらに、統計的安全評価で一般的に用いられている順序統計法⁽⁶⁾⁽⁷⁾と比較して、代替統計モデルの有効性を検討する。

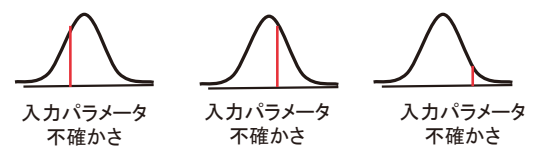
2. 統計的安全評価と代替統計モデル

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たうえで、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。

図1に、統計的安全評価手法における不確かさ評価の概要を示す。はじめに、重要現象に係る入力パラメータの不確かさの確率分布を求める。この確率分布からモンテカルロ・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、解析結果の確率分布を求める。そして、この分布から統計的安全評価値を得る。統計的安全評価値は95%累積確率値で与えられる。

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、計算コストが大きくなる。計算コストの削減が統計的安全評価手法を実用的なものにするための課題のひとつである。日本原子力学会の統計的安全評価の実施基準⁽²⁾では、不確かさ評価の方法として次のような方法が挙げられている。(1)サンプリング法として、ランダム・サンプリング法とラテン超方格サンプリング(LHS)法、(2)計算法として、最適評価コードを直接用いる方法と応答曲面(代替

①入力パラメータの不確かさの特定と定量化



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

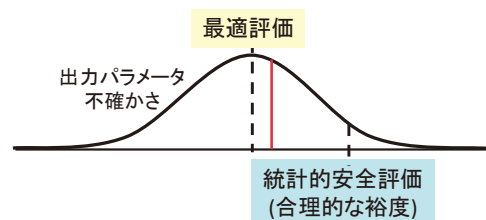


図1 統計的安全評価手法における不確かさ評価

統計モデルやメタモデルとも言われる)を用いる方法, (3) 95%累積確率値を評価する方法として, 直接に確率分布から処理する方法と順序統計法を用いる方法. LHSのようなサンプリング法の改善や順序統計法の利用および代替統計モデルの利用は, 計算コストを削減するための方策である.

順序統計法⁽⁶⁾⁽⁷⁾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. 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. しかし, 順序統計法では, その定義から95%累積確率値を実際よりも高めに評価する傾向がある. また, 解析サンプルの選択結果に依存して評価に大きなバラツキがある⁽⁸⁾⁽⁹⁾.

一方, 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. 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, 多数のサンプリングの計算が可能であり, 解析結果の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.

代替統計モデルを用いた統計的安全評価の手順は以下ようになる. ① 最適評価コードによる学習データの生成, ② 代替統計モデルの学習と精度評価, ③ 代替統計モデルによる不確かさ解析の実施. ここで, 特に重要なのは, 代替統計モデルの精度評価である. 統計的安全評価にとって留意すべきは, この精度とは, 「学習データ」に対するモデルの精度ではなく, 「解析結果の不確かさ分布が収束する程度に十分なサンプリング数のデータ」に対するモデルの精度である. すなわち, 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となる.

本研究では, 代替統計モデルによる95%累積確率値の評価の汎化性能を, 交差検証法により検討する.

3. RELAP5コードによる不確かさ解析

3.1 実験解析

日本原子力研究開発機構(旧日本原子力研究所)のROSAプロジェクトにおいて, 大型非定常実験装置LSTFを用いて, PWRプラントの小破断LOCA時の再冠水過程に関する実験が実施されている. LSTFにおける2次側強制減圧関連試験⁽¹⁰⁾⁽¹¹⁾を対

象に実施した実験解析⁽⁹⁾⁽¹²⁾の概要を以下に示す. 解析コードにはRELAP5/MOD3.2⁽¹³⁾を使用した.

図2に, LSTF装置の概観図を示す. LSTF装置はウェスチングハウス社製4ループPWRプラントを同じ高さ, 体積を1/48で模擬し, 1次系冷却材配管の小破断によるLOCAや異常な過渡変化を, 実炉と同じ圧力, 温度, 時間経過で模擬することができるように設計されている. 原子炉容器, 1次系ループ, ECCS注水系から構成されており, 4つのループを2つの等体積(2/48スケール)ループにより模擬している.

表1に解析対象としたSB-CL-32試験の試験条件を示す. 破断位置は加圧器非接続ループ低温側配管である. 破断サイズは低温側配管断面積の1.0%であり, 実機4ループPWRの3インチ破断に相当する. SB-CL-32試験は, 高压注入系の機能喪失を仮定している. 蒸気発生器の逃し弁の開放による1次系の減圧は, 破断後600秒に全ループで減温率200

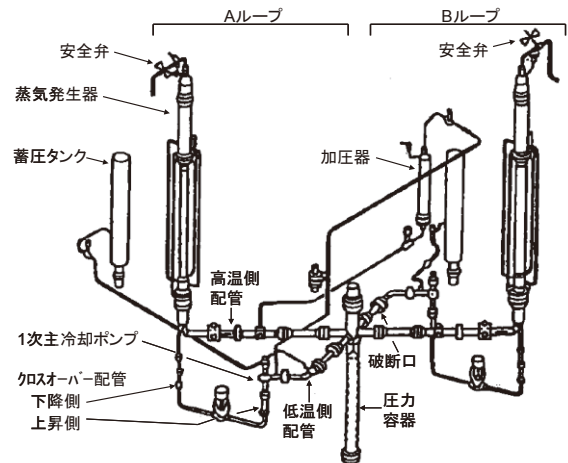


図2 LSTFの概観図⁽¹¹⁾

表1 試験条件/解析条件⁽¹²⁾

項目	SB-CL-32
破断サイズ	低温側配管断面積の1.0%
破断場所	加圧器非接続低温側配管
破断向き	横向き
原子炉トリップ	加圧器圧力低
主給水停止	原子炉トリップと同時に
主蒸気隔離	原子炉トリップと同時に
SG2次側強制減圧	破断後600秒,減温率 200K/h(全ループ)
補助給水	強制減圧開始と同時に(全ループ)
高压注入	不作動
蓄圧注入	作動(全ループ)
低压注入	作動前に試験終了

K/hで行い、同時に全ループで補助給水を行っている。蓄圧注入は全ループで作動する条件である。

図3に、燃料被覆管表面温度の実験データとRELAP5による解析結果を示す。SB-CL-32試験では、2回の炉心露出と被覆管のヒートアップが観測されている。1回目の炉心露出は、ループシールの形成に伴い一時的に発生し、ループシールの解除により炉心水位が回復している。2回目の炉心露出は、ボイルオフによる炉心保有水の減少により発生し、この時に被覆管最高温度（PCT）となっている。2次側強制減圧に伴う蓄圧注入系の作動により炉心水位が回復している。

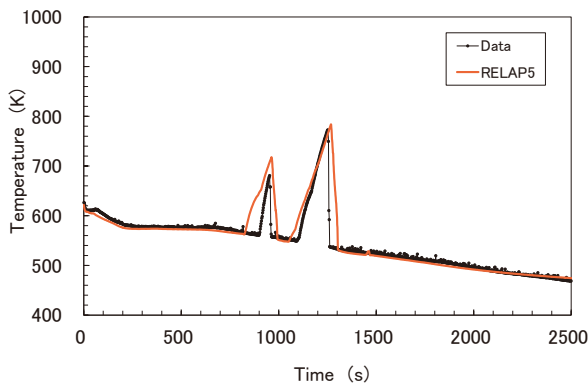


図3 燃料被覆管表面温度 (SB-CL-32試験)⁽⁹⁾

3.2 燃料被覆管最高温度の不確かさ解析

3.1節の実験解析をベースケースとし、RELAP5コードの計算モデルの不確かさを変化させた不確かさ解析⁽⁹⁾の概要を以下に示す。安全評価パラメータはPCTである。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。

まず、本実験が対象とする事故時の熱水力挙動を1次系のコンポーネントごとに詳細に分析し、PCTを安全評価パラメータとしたPIRT（重要度ランク表）を作成して、不確かさを考慮すべき重要現象を抽出した⁽¹⁴⁾⁽¹⁵⁾。抽出した重要現象に対応するRELAP5コードの計算モデルを特定し、各計算モデルに対して、関連する実験データとの比較を行って不確かさを定量化した^{(16)~(22)}。表2に、抽出した重要現象と、対応する計算モデルに対して定量化した不確かさ分布を示す。

次いで、これらの計算モデルのパラメータの不確かさを変化させた統計解析を実施した。入力パラメータのサンプリングはランダム・サンプリング法

により行い、全1024ケースの解析を実施してPCTの分布を求めた。

図4に、解析ケース数に対するPCTの平均値、5%累積確率値および95%累積確率値（以下、単に5%値あるいは95%値とも言う）の収束過程を示す。全1024ケースの解析により一定値に収束している。

図5および図6に、全1024ケースに対するPCTのヒストグラムおよび累積確率分布を示す。PCTの平均値、5%値および95%値は、それぞれ809.0 K、728.5 Kおよび885.2 Kである。PCTの分布は正規分布に近く、実験データのPCTは、5%値と95%値の間に含まれた。

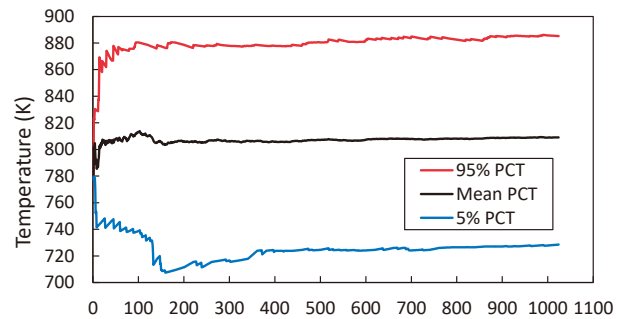


図4 PCTの収束過程

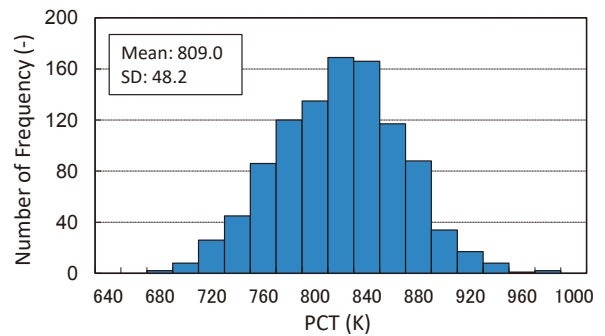


図5 PCTのヒストグラム⁽⁹⁾

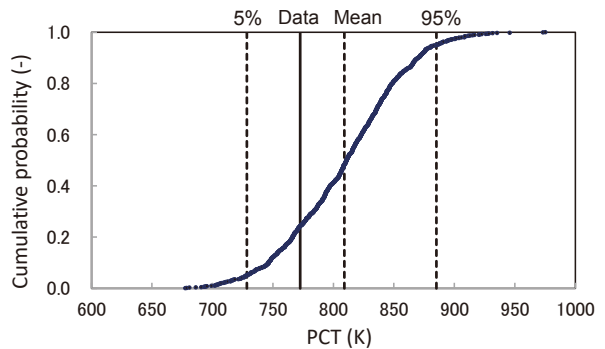


図6 PCTの累積確率分布⁽⁹⁾

表2 抽出した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
露出炉心熱伝達 ⁽¹⁶⁾	Dittus-Boelter 相関式	熱伝達係数乗数	0.58	1.88	
炉心内相間摩擦 ⁽¹⁷⁾⁽¹⁸⁾	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) ⁽¹⁹⁾	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) ⁽¹⁹⁾	Shah 相関式	熱伝達係数乗数	0.64	1.66	
伝熱管入口CCFL ⁽²⁰⁾	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 ⁽²¹⁾	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 ⁽²²⁾	Kataoka-Ishii 相関式	相間摩擦係数乗数	0.58	1.60	

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節のRELAP5による不確かさ解析を対象として、代替統計モデルの不確かさ解析への適用性を検討した。具体的には、RELAP5による不確かさ解析(1024サンプル)から、無作為に59サンプル抽出し、これを学習データとして入力パラメータとPCTとの関係を近似する代替統計モデルを構築した。この代替統計モデルを用いてRELAP5解析と同じ乱数により統計解析を行い、PCTの不確かさをRELAP5解析と比較した。

代替統計モデルのRELAP5計算に対する誤差を評価するために、次式で定義される二乗平均平方根誤差 (root mean squared error, RMSE) を用いた。

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_i (PCT_i^{Model} - PCT_i^{RELAP})^2} \quad (1)$$

ここで、nはサンプル数である。また、統計的安全評価への適用性を検討するために、代替統計モデル

による95%値とRELAP5計算による95%値との誤差を評価した。

学習モデルには、2次回帰⁽²³⁾(交互作用項あり)、ガウス過程回帰⁽²⁴⁾(指数カーネル)、SVM(サポートベクターマシン)回帰⁽²⁵⁾(RBFカーネル)を用いた。学習データ(59サンプル)を用いたモデルの学習にはMATLAB R2020a(The MathWorks, Natick, USA)を使用した。なお、本研究では学習モデルのハイパーパラメータの設定等の詳細な検討は実施していない。本研究では複数のモデルの評価結果を比較して、代替統計モデルの不確かさ解析への適用性を検討することを目的とした。

図7に、学習データ(59サンプル)に対して代替統計モデルで計算したPCTの累積確率分布を示す。表3に、代替統計モデルのRELAP5計算に対する誤差(学習誤差)を示す。ガウス過程回帰がRELAP5計算と非常に良く一致し、RMSEも95%値誤差もほぼ0Kである。2次回帰もよく一致していると言える。SVM回帰は平均値をよく再現したものの95%値を過小評価した。

図8に、全データ(1024サンプル)に対して代

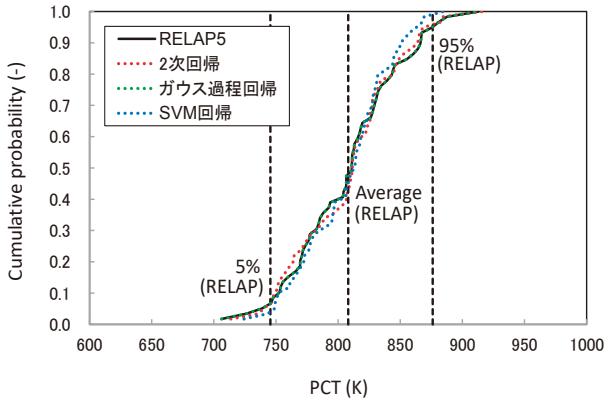


図7 PCTの累積確率分布 (学習データ)

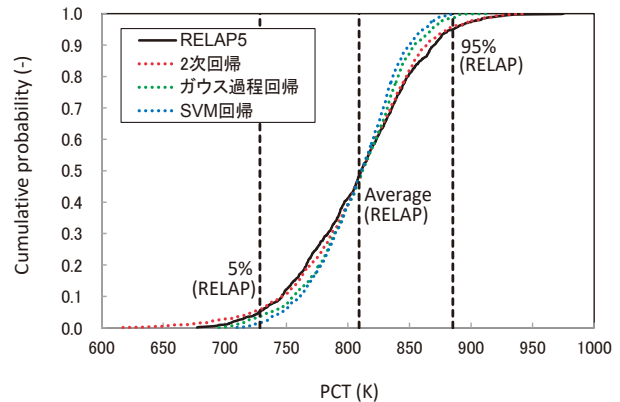


図8 PCTの累積確率分布 (全データ)

表3 代替統計モデルの学習誤差

モデル	平均値 (K)	95% 値 (K)	RMSE (K)	95%値誤差 (K)
2次回帰	808.1	870.0	7.37	-6.25
ガウス過程回帰	808.1	876.2	0.01	-0.02
SVM回帰	807.6	863.4	12.36	-12.83
RELAP5 計算値	808.1	876.2	-	-

表4 代替統計モデルの汎化誤差

モデル	平均値 (K)	95% 値 (K)	RMSE (K)	95%値誤差 (K)
2次回帰	808.1	880.3	18.37	-4.90
ガウス過程回帰	808.6	867.8	18.82	-17.44
SVM回帰	807.7	861.0	22.14	-24.26
RELAP5 計算値	809.0	885.2	-	-

代替統計モデルで計算したPCTの累積確率分布を示す。表4に、代替統計モデルのRELAP5計算に対する誤差(汎化誤差)を示す。2次回帰がRELAP5計算と良い一致を示した。ガウス過程回帰とSVM回帰は、平均値をよく再現したものの95%値を過小評価した。

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、代替統計モデルによる全データに対する95%値の予測精度を、学習データから推定する必要がある。しかし、以上の計算から分かるように、代替統計モデルによる全データに対する95%値の予測精度を、その学習データに対する95%値の予測精度から推定することはできない。

4.2 交差検証による予測精度の確認

本節では、代替統計モデルによる全データに対する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。

交差検証法は過学習を回避したモデルを作成するための手法である。本研究ではk分割交差検証法を用いた。図9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分割し、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回繰り返す。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。

k分割交差検証において、分割数kが大きいほど学習データの量を確保できる利点があるが、検証のための計算量は多くなる。特に分割数kが学習データ数と同じ場合は、一個抜き交差検証という。

3.2節のRELAP5による不確かさ解析を対象とし

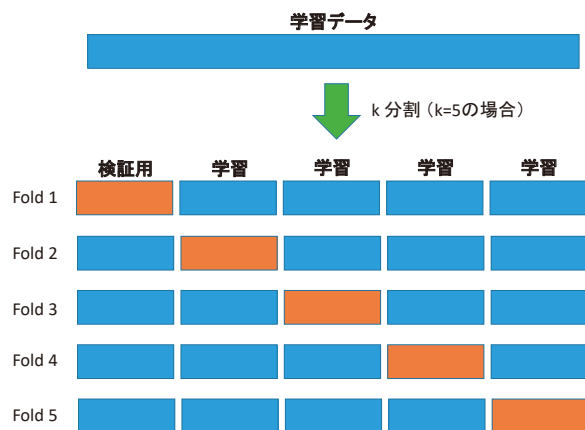


図9 k分割交差検証

て、代替統計モデルの全データに対する95%値の予測精度を交差検証によって検討した。具体的には、RELAP5による不確かさ解析(1024サンプル)から無作為に選んだ59サンプル, 93サンプル, 124サンプルおよび153サンプルを学習データとし, それぞれのサンプルに対して, 4.1節のように2次回帰, ガウス過程回帰, SVM回帰により代替統計モデルを構築した。それぞれのモデルに対して学習データを用いて交差検証を行い, 二乗平均平方根誤差(RMSE)および95%値誤差を評価した。これらを全データ(1024サンプル)に対するRMSEおよび95%値誤差と比較し, 汎化性能との関係を検討した。

表5および図10～図12に, 交差検証による二乗平均平方根誤差と95%値誤差の評価結果を示す。

図10～図12において, 横軸は交差検証の分割数である。赤四角は学習データを用いた代替統計モデルの交差検証によるRMSEである。赤実線は学習データに対して評価した代替統計モデルのRMSE, 赤破線は全データ(1024サンプル)に対して評価した代替統計モデルのRMSEである。

2次回帰モデルでは, 59サンプルの場合は6.3 K程度の差異はあるものの, 学習データを用いた交差検証によるRMSEは, 全データを用いて評価したRMSEとほぼ一致した。

ガウス過程回帰モデルでは, 前述したように, 学習データに対するRMSEはほぼ0 Kであるのに対して, 全データを用いて評価したRMSEは15 K前後である。学習データを用いた交差検証によるRMSEは全データを用いて評価したRMSEとほぼ一致

した。

SVM回帰モデルでは, ガウス過程回帰モデルと比べて, 学習データに対するRMSEは大きい, この場合も学習データを用いた交差検証によるRMSEは全データに対するRMSEとほぼ一致した。

図10～図12において, 青三角は学習データを用いた代替統計モデルの交差検証による95%値誤差である。青実線は学習データに対して評価した代替統計モデルの95%値誤差, 青破線は全データ(1024サンプル)に対して評価した代替統計モデルの95%値誤差である。

2次回帰モデルでは, 学習データに対する95%値誤差も全データに対する95%値誤差もともに0 Kに近い値となっている。59サンプルの場合は, 一個抜き交差検証による95%値誤差と全データに対する95%値誤差との差異は約-2.8 Kである。93サンプルの場合は, 差異は約5.2 Kである。汎化性能の評価として問題のない差であると考えられる。124サンプルと153サンプルの場合は, 学習データを用いた交差検証による95%値誤差は全データに対する95%値誤差とほぼ一致した。

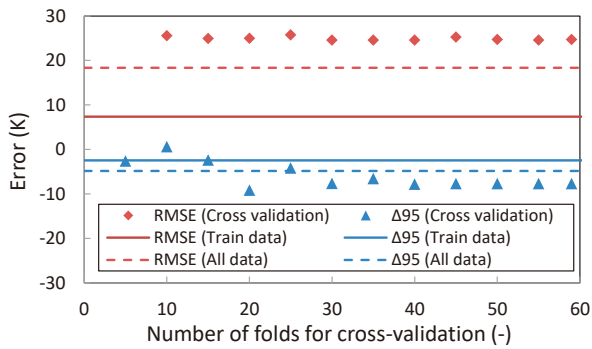
ガウス過程回帰モデルでは, 学習データに対する95%値誤差は約0 Kであり, 全データに対する95%値誤差は約-8 K～-17 K程度となっている。学習データを用いた交差検証による95%値誤差は全データに対する95%値誤差とほぼ一致した。

SVM回帰モデルでは, 学習データに対する95%値誤差も全データに対する95%値誤差も大きい, 学習データを用いた交差検証による95%値誤差は

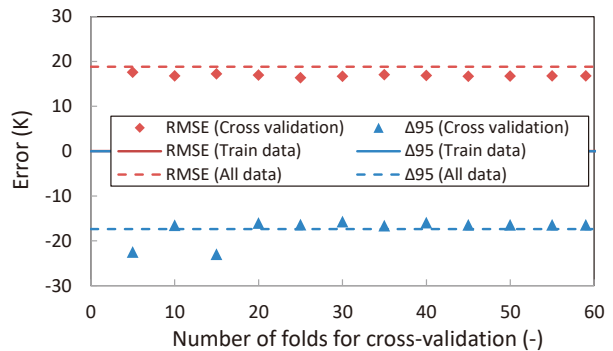
表5 交差検証による二乗平均平方根誤差と95%値誤差の評価

モデル	学習サンプル数	二乗平均平方根誤差 (K)			95%値誤差 (K)		
		学習データ	全データ	交差検証 (*)	学習データ	全データ	交差検証 (*)
2次回帰	59	7.37	18.37	24.69	-2.45	-4.83	-7.70
	93	8.57	16.72	16.57	1.17	-1.59	3.67
	124	9.85	15.76	14.75	-2.41	-1.31	-2.58
	153	10.84	14.06	14.93	0.55	-2.33	-1.39
ガウス過程回帰	59	0.01	18.82	16.75	-0.02	-17.37	-16.43
	93	0.01	15.46	15.07	0.00	-9.61	-10.20
	124	0.01	13.90	15.07	0.01	-9.38	-7.67
	153	0.01	13.23	15.54	0.01	-8.36	-11.69
SVM回帰	59	12.33	22.28	20.00	-12.65	-24.23	-26.36
	93	11.05	17.36	18.82	-5.67	-13.28	-16.89
	124	11.95	16.08	17.17	-7.43	-15.03	-16.45
	153	12.19	16.33	17.07	-7.84	-15.04	-12.63

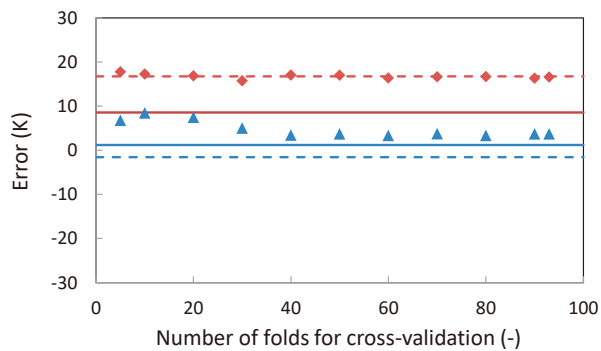
(*) 一個抜き交差検証



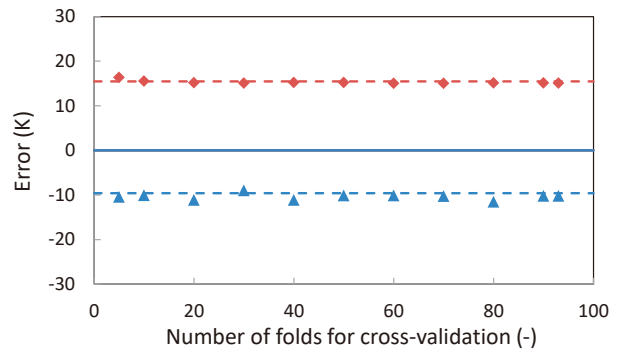
(a) 59 サンプル



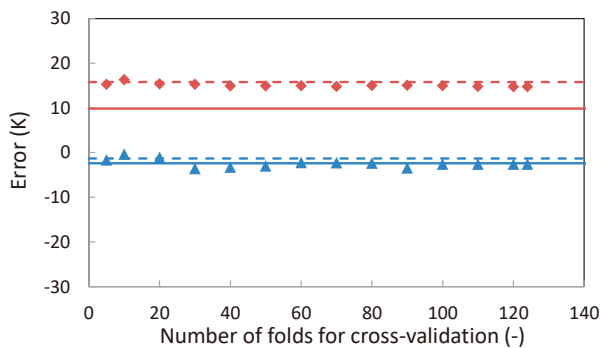
(a) 59 サンプル



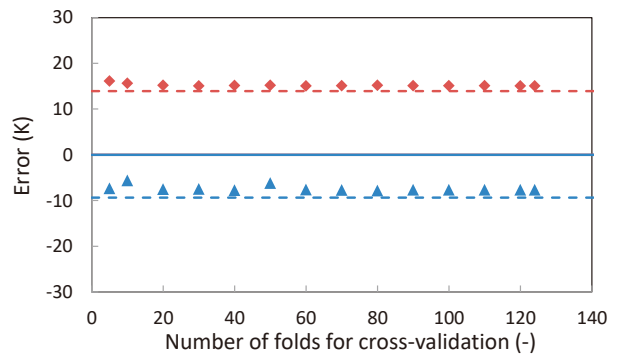
(b) 93 サンプル



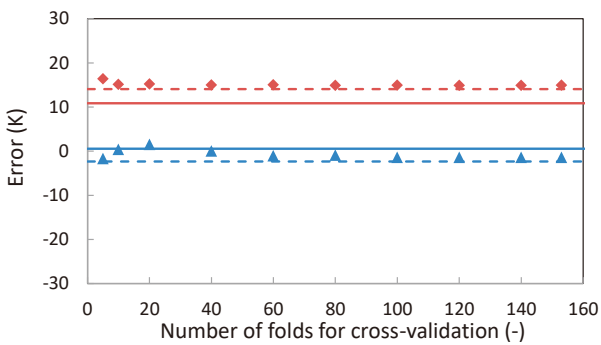
(b) 93 サンプル



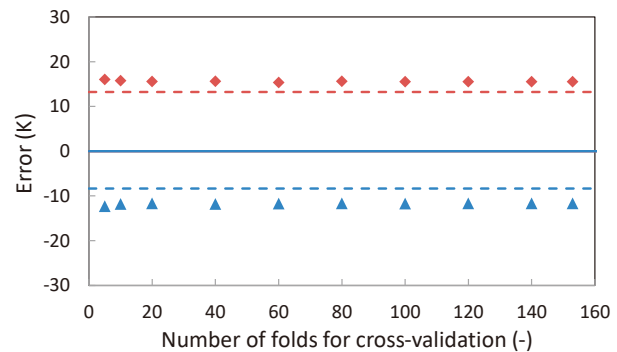
(c) 124 サンプル



(c) 124 サンプル



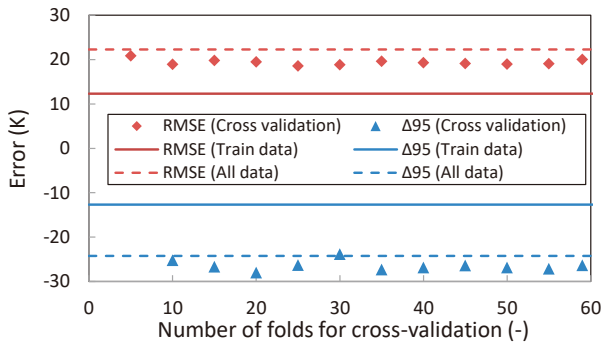
(d) 153 サンプル



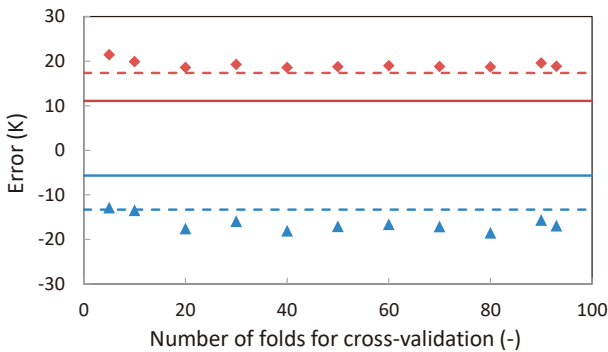
(d) 153 サンプル

図10 交差検証による二乗平均平方根誤差と95%値誤差の評価 (2次回帰)

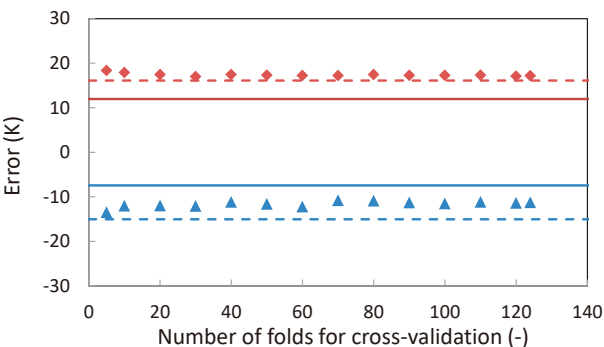
図11 交差検証による二乗平均平方根誤差と95%値誤差の評価 (ガウス過程回帰)



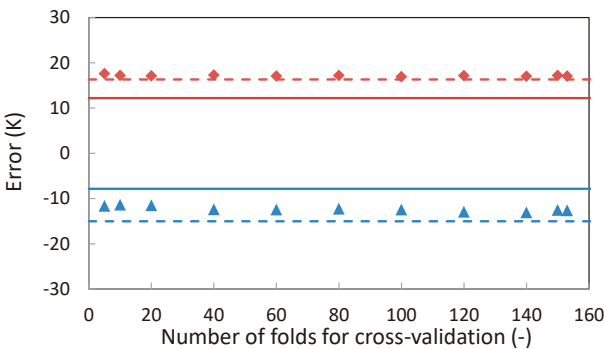
(a) 59 サンプル



(b) 93 サンプル



(c) 124 サンプル



(d) 153 サンプル

図12 交差検証による二乗平均平方根誤差と95%値誤差の評価 (SVM回帰)

全データに対する95%値誤差とほぼ一致した。

このように、代替統計モデルによる全データに対する95%値の予測精度は、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が確認できた。したがって、交差検証を行い95%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。本研究の事例では、2次回帰モデルが統計的安全評価にあたり適切なモデルと評価できる。

4.3 順序統計法との比較

本節では、95%累積確率値の代替統計モデルを用いた評価法の有効性を、順序統計法と比較することにより検討する。

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。必要なサンプル数はWilksの式⁽⁶⁾⁽⁷⁾で与えられる。これによると、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1位、2位、3位、4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サンプルである。

本節では、3.2節のRELAP5による不確かさ解析を対象として、95%累積確率値の順序統計法による評価と代替統計モデルによる評価を比較した。具体的には、RELAP5による不確かさ解析（1024サンプル）から、59サンプル、93サンプル、124サンプルおよび153サンプルのデータセットを無作為にそれぞれ100ケースずつ抽出し、各々のケースに対して、順序統計法により安全評価パラメータPCTの95%信頼水準/95%累積確率値を求めた。また、各々のケースに対して、これを学習データとして代替統計モデルを構築し、全データに対する95%累積確率値を求めた。代替統計モデルとしては、4.2節において交差検証により95%累積確率値の評価精度を確認した2次回帰を使用した。

図13および表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%値を順序統計法と代替統計モデルで評価した結果を比較して示す。

図13において、赤実線はRELAP5不確かさ解析（1024サンプル）の95%累積確率値、青破線はRELAP5不確かさ解析の平均値を示す。

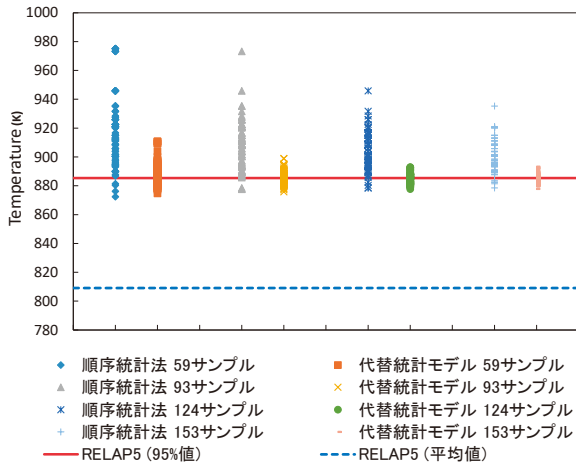


図13 順序統計法と代替統計モデルによる95%値の分布

図13から分かるように、順序統計法による95%値の評価はサンプリングケースごとのバラツキが大きい。また、RELAP5不確かさ解析よりも高めの評価となる傾向がある。特に、59サンプルや93サンプルの場合は、RELAP5不確かさ解析の平均値との差異以上に95%値を高めに評価する場合がある。一方、代替統計モデルによる95%値の評価は、順序統計法よりもサンプリングケースごとのバラツキが小さく、サンプリングケースに涉って平均した値は、RELAP5不確かさ解析の95%値(885.2 K)とほぼ一致する結果が得られた。

表6に示すように、順序統計法では、95%値の評価がRELAP5計算値以上となる割合は約95%である。これは、順序統計法が95%信頼水準の評価であることから妥当な結果である。一方、代替統計モデルでは、95%値の評価がRELAP5計算値以上となる割合はおおよそ50%である。これは、100ケースのサンプルを無作為に抽出したことから妥当な結果であると言える。

順序統計法では、あるサンプリングケースに対する95%値の評価が、RELAP5計算値よりも低くなるケース(5%の割合で生じる)であるのか、または95%値を高く評価するケース(RELAP5計算の95%値と平均値の差異程度に高く評価する場合があります)であるのかの判断がつかない。一方、代替統計モデルでは、交差検証を行うことにより95%値の評価の誤差を推定することができる。

以上のことから、統計的安全評価を順序統計法により実施する場合は、代替統計モデルによる評価も併せて実施することが有益であると言える。

表6 順序統計法と代替統計モデルによる95%値の分布

項目	順序統計法	代替統計モデル
59サンプル (100 ケース)		
最大	975.1 K	910.8 K
最小	872.4 K	874.7 K
平均値	918.0 K	888.7 K
標準偏差	24.3 K	7.4 K
RELAP5計算値以上の割合	96%	65%
93サンプル (100 ケース)		
最大	973.2 K	899.0 K
最小	877.6 K	875.8 K
平均値	907.6 K	885.7 K
標準偏差	15.3 K	4.4 K
RELAP5計算値以上の割合	97%	54%
124サンプル (100 ケース)		
最大	945.8 K	893.0 K
最小	878.5 K	877.8 K
平均値	903.9 K	885.0 K
標準偏差	12.3 K	3.4 K
RELAP5計算値以上の割合	96%	51%
153サンプル (100 ケース)		
最大	935.2 K	893.2 K
最小	878.5 K	877.8 K
平均値	901.0 K	884.8 K
標準偏差	10.2 K	3.0 K
RELAP5計算値以上の割合	95%	44%

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。

本研究では、RELAP5コードによる小破断LOCA模擬実験の不確かさ解析を対象に、安全評価パラメータの不確かさ解析に対す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、代替統計モデルによる95%累積確率値の予測精度は、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。

順序統計法と比較し、統計的安全評価における代替統計モデルの有効性を検討した。順序統計法では、評価に使用するサンプリングごとに95%累積確率値の評価が大きく変動するが、代替統計モデルでは、サンプリングケースごとのバラツキが小さく、RELAP5計算値に近い結果が得られた。また、代替統計モデルでは、交差検証を行うことにより95%累積確率値の評価の誤差を推定することができる。

以上より、統計的安全評価を実施する場合は、順序統計法に加えて代替統計モデルによる評価も併せて実施することが有益であると言える。

参考文献

- (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) I.H. Witten, E. Frank, M.A. Hall, C.J. Pal, "Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques," Morgan Kaufmann, Massachusetts (2016).
- (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) B.D. Chung, J.L. Young, "Multidimensional analysis of LBLOCA and uncertainty quantification by Monte-Carlo method, comparing with Wilks' formula approach," Proceedings of the 13th International Topical Meeting on Nuclear Reactor Thermal Hydraulics (NURETH13), N13P1376, Kanazawa, Japan, September 27-October 2 (2009).
- (9) I. Kinoshita, M. Murase, "RELAP5 code analysis of LSTF small break LOCA tests with steam generator intentional depressurization and its uncertainty quantification by Monte Carlo method and Wilks formula approach," Proceedings of the ASME 2016 International Mechanical Engineering Congress & Exposition (IMECE2016), IMECE2016-66638, Phenix, Arizona, November 11-17 (2016).
- (10) H. Asaka, I. Ohtsu, Y. Anoda, Y. Kukita, A. Ohnuki, "Core liquid level responses due to secondary-side depressurization during PWR small break LOCA," Journal of Nuclear Science and Technology, Vol. 35, No. 2, pp.113-119 (1998).
- (11) H. Asaka, Y. Anoda, Y. Kukita, I. Ohtsu, "Secondary-side depressurization during PWR cold-leg small break LOCAs based on ROSA-V/LSTF experiments and analyses," Journal of Nuclear Science and Technology, Vol. 35, No. 12, pp.905-915 (1998).
- (12) 木下郁男, 鳥毛俊秀, 村瀬道雄, 吉田至孝, 中村秀夫, 竹田武司, "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～総合効果試験解析～", INSS JOURNAL, Vol.20, pp.245-255 (2013).
- (13) The RELAP5 code development team, "RELAP5/MOD3 code manual", NUREG/CR-5535 (1995).
- (14) 山田実, 南雲宏一, 木下郁男, 村瀬道雄,

- 吉田至孝, 川崎郁夫, “小破断LOCA時高圧注入系不作動事象のPIRT作成および重要現象の感度解析”, INSS JOURNAL, Vol.18, pp.294-309 (2011).
- (15) M.J. Griffiths, J.P. Schlegel, T. Hibiki, M. Ishii, I. Kinoshita, Y. Yoshida, “Phenomena identification and ranking table for thermal-hydraulic phenomena during a small-break LOCA with loss of high pressure injection,” Progress in Nuclear Energy, Vol. 73, pp.51-63 (2014).
- (16) 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).
- (17) 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).
- (18) 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).
- (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).
- (20) 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).
- (21) 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).
- (22) 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).
- (23) R.H. Myers, D.C. Montgomery, C.M. Anderson-Cook, “Response Surface Methodology: Process and Product Optimization Using Designed Experiments,” Forth Edition, John Wiley & Sons, Inc., Hoboken, New Jersey (2016).
- (24) C.E. Rasmussen, C.K.I. Williams, “Gaussian Processes for Machine Learning,” the MIT Press, Cambridge, Massachusetts, London (2006).
- (25) C.M. Bishop, “Pattern Recognition and Machine Learning,” Springer-Verlag, New York (2007).