

修士論文

特異値分解法を用いた安全解析コードの  
低次元化モデルの開発

名古屋大学大学院

工学研究科博士前期課程

総合エネルギー工学専攻

山本章夫研究室

松下 柁輝

令和2年2月

# 特異値分解法を用いた安全解析コードの低次元化モデルの開発

原子核エネルギー制御工学グループ 山本章夫研究室

松下 柁輝

**1. 緒言** 福島第一原子力発電所の事故を受け、我が国における原子力の安全性に対して、疑問が投げかけられた。二度と大規模な事故を起こさないためにも、原子力発電所の安全性は高い水準で要求される。近年、安全解析の分野では、事故時の物理現象を高い精度で推定する最適評価コード（以下、安全解析コード）による解析を多数回実施することで、統計的な評価値を算出する手法が注目されてきている。しかしながら、安全解析コードによる1回あたりの計算コストは非常に高く、多数の解析結果を取得することは困難である。そこで、卒業研究[1]では、安全解析コードの代わりに解析結果を高速に計算するモデル（ROM：Reduced Order Modeling）を特異値分解法によって開発した。修士研究では、特異値分解法を用いたROMの統計的手法に基づく安全評価への適用性に関する知見を得ることを目的とした。本予稿では、統計的安全評価への適用結果の一例について示す。

**2. 解析条件** 想定する事故シナリオは、BWRにおける中破断LOCA時安全注入及び自動減圧系（ADS）機能喪失とした。図1に当該事故シナリオにおいて使用することができる機器を示す。不確かさを考慮する入力パラメータは、逃がし安全弁（SRV）の開操作時間および崩壊熱の不確かさとした。安全評価パラメータは、燃料被覆管最高温度の最大値（MPCT）とした。

**3. ROMの統計的安全評価への適用性** ROMと安全解析コードのRELAPで算出した各1000個のMPCTに基づいて、Bootstrap法で10万回の再抽出を実施したMPCTの95%累積確率点の比較結果を図2に示す。図2において、水色の頻度分布はROMで推定されるMPCTの95%累積確率点におけるBootstrap標本を示している。この時、赤色の破線はROMで推定される95%累積確率点の95%信頼区間を示している。また、実線はROM（赤色）とRELAP（黒色）で推定される95%累積確率点の中央値を示している。統計的安全評価の目的は、入力データの不確かさを考慮した安全評価値を推定することである。ROMはRELAPと同等の精度で安全評価値に対応する95%累積確率点を推定することができており、ROMの統計的安全評価への適用性が確認できた。なお、ROMの訓練データは15個であるが、直接解析した1000個と同等の精度であることから、ROMを使用することで約98%以上の計算コストが削減できた。

**4. ROMの学習効率の向上** ROMの精度は訓練データによっても変動するので、質の高い訓練データを選定することが望ましい。そこで、統計的安全評価で提案されているROMの学習アルゴリズム法（従来手法：図2に使用）よりも学習効率の高い学習アルゴリズム法（改良手法）を開発した。改良点として、ROMが既に学習した訓練データとの非類似度を評価し、最も類似していない訓練データを学習させる操作を追加した。従来手法と改良手法におけるMPCTの95%累積確率点の収束性を図3に示す。図3では、アルゴリズムの反復ごとに訓練データを1点ずつ追加している。図3を見ると、従来手法よりも改良手法の方が、同じ訓練データ数であっても効率よくROMの精度を向上させることが可能である。

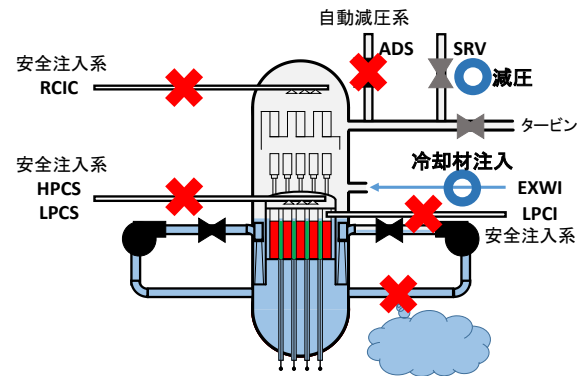


図1：想定する事故シナリオ

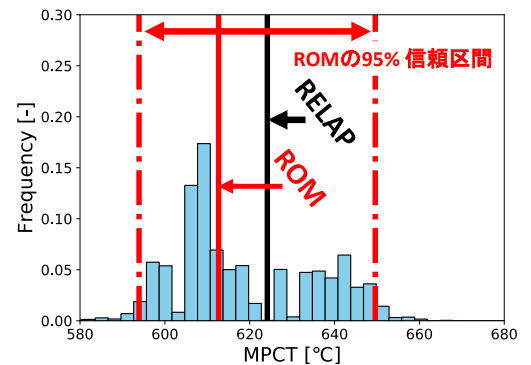


図2：MPCTの95%累積確率点におけるROMとRELAPの比較（従来手法）

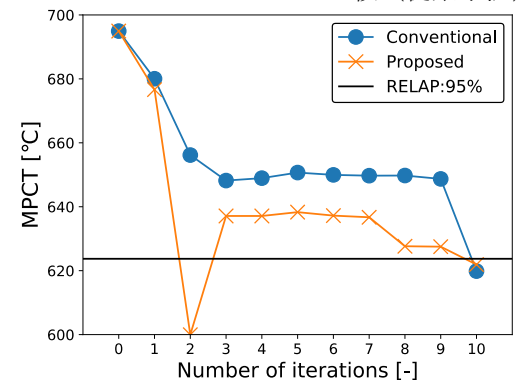


図3：アルゴリズム反復ごとの従来手法と改良手法における95%累積確率点の比較

## 参考文献

[1] 松下柁輝, “確率的安全余裕評価に向けた過酷事故解析コードの低次元化モデルの開発,” 卒業論文, 名古屋大学, (2018).

## 公刊論文および口頭発表

[1] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, *J. Nucl. Sci. Technol.*, DOI: 10.1080/00223131.2019.1699190, (2020).

[2] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, T. Kitao, *Proc. PHYSOR2018*, Cancun, Apr. 22-26, 2018, (2018).

[3] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, *Trans. Am. Nucl. Soc.*, **119**, pp.900-903, (2018).

[4] 松下柁輝, 遠藤知弘, 山本章夫, 日本原子力学会春の年会, 茨城大学, 3月20日-22日, (2019).

[5] 松下柁輝, 遠藤知弘, 山本章夫, 日本原子力学会春の年会, 富山大学, 9月11日-13日, (2019).

[6] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, *Trans. Am. Nucl. Soc.*, **121**, pp.979-982, (2019).

[7] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, *Proc. RPHA19*, Osaka, Dec. 2-3, 2019, (2019).

## 目次

第1章	序論	5
1.1	背景	5
1.2	本研究の目的	8
1.3	本論文の構成	9
1.4	参考文献	10
第2章	原子力発電所における安全評価	11
2.1	本章の概要	11
2.2	原子力発電所の安全性	12
2.2.1	原子力安全の目的	12
2.2.2	原子力安全の目的の達成	12
2.3	原子力発電所における事故シナリオの分類	14
2.3.1	事故シナリオの分類の概要	14
2.3.2	運転時の異常な過渡変化	16
2.3.3	設計基準事故	18
2.3.4	重大事故	20
2.4	安全解析の分類	25
2.4.1	安全解析の概要	25
2.4.2	決定論的評価	27
2.4.2.1	決定論的評価の概要	27
2.4.2.2	保守的評価	27
2.4.2.3	統計的安全評価	28
2.4.2.4	確率的安全余裕評価	30
2.4.3	確率論的評価	33
2.4.3.1	確率論的評価の概要	33
2.4.3.2	確率論的リスク評価	33
2.5	安全解析コードの分類	36
2.5.1	安全解析コードの概要	36
2.5.2	安全評価モデルコード	36
2.5.3	最適評価コード	37
2.6	本章のまとめ	39
2.7	参考文献	39
第3章	低次元化モデルの開発	42
3.1	本章の概要	42

---

3.2	基本理論	43
3.2.1	固有値分解法	43
3.2.1.1	固有値分解の理論	43
3.2.1.2	固有値分解の性質	44
3.2.2	特異値分解法	47
3.2.2.1	特異値分解の理論	47
3.2.2.2	特異値分解の性質	48
3.2.2.3	特異ベクトルの寄与率	50
3.2.3	低ランク近似	54
3.3	特異値分解法を用いた低次元化モデルの構築	57
3.3.1	低次元化モデルの構築理論	57
3.3.1.1	構築手順	57
3.3.1.2	適用制限	59
3.3.1.3	適用例	60
3.3.2	低次元化モデル構築時の設定	64
3.3.2.1	時系列データへの特別な処理	64
3.3.2.2	考慮する基底数	64
3.3.2.3	展開係数の内挿	64
3.3.3	訓練データの準備	66
3.3.3.1	データサンプリングの概要	66
3.3.3.2	ランダムサンプリング法	67
3.3.3.3	適応的サンプリング法	68
3.3.3.4	統計的安全評価における ROM の学習アルゴリズム	69
3.3.3.5	確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズム	72
3.4	本章のまとめ	79
3.5	参考文献	79
第4章	統計的安全評価への低次元化モデルの適用	80
4.1	本章の概要	80
4.2	低次元化モデル適用における解析条件	81
4.2.1	プラントモデル	81
4.2.2	想定する事故シナリオ	82
4.2.3	摂動を考慮する入力パラメータ	86
4.2.4	解析コードにおける時間幅の設定	86
4.2.5	低次元化モデルの構築手順	87
4.2.6	統計的安全評価値の妥当性検証方法	87
4.3	低次元化モデルの構築結果	89

---

---

4.3.1	低次元化モデルの構築.....	89
4.3.2	統計的安全評価値の妥当性検証.....	92
4.4	ROM の学習アルゴリズムの改良.....	94
4.4.1	従来の ROM の学習アルゴリズムの問題点.....	94
4.4.2	改良した ROM の学習アルゴリズム.....	95
4.4.3	従来アルゴリズムと改良アルゴリズムの比較方法.....	96
4.4.4	比較結果及び考察.....	97
4.5	本章のまとめ.....	99
4.6	参考文献 .....	100
第 5 章	確率的安全余裕評価への低次元化モデルの適用.....	101
5.1	本章の概要 .....	101
5.2	低次元化モデル適用における解析条件.....	102
5.2.1	プラントモデル.....	102
5.2.2	想定する事故シナリオ.....	103
5.2.3	摂動を考慮する入力パラメータ .....	108
5.2.4	解析コードにおける時間幅の設定.....	108
5.2.5	炉心損傷の判断基準.....	109
5.2.6	時系列データへの仮定事項.....	109
5.2.7	低次元化モデルの構築手順.....	110
5.2.8	低次元化モデルの性能評価方法.....	110
5.3	低次元化モデルの構築結果.....	115
5.3.1	低次元化モデルの構築.....	115
5.3.2	低次元化モデルの性能評価.....	120
5.4	低次元化モデルの適用.....	121
5.4.1	炉心損傷確率分布の計算手順.....	121
5.4.2	炉心損傷確率分布の結果.....	121
5.4.3	考察 .....	124
5.5	本章のまとめ.....	127
5.6	参考文献 .....	127
第 6 章	結論 .....	128
6.1	まとめ .....	128
6.2	今後の展望 .....	130
6.3	参考文献 .....	131
Appendix.A	RELAP の入力ファイル.....	132
A.1	入力ファイルの作成方法.....	132
A.2	入力ファイルにおける入力パラメータの摂動方法.....	135

---

A.3	事故シナリオの入力ファイルの作成例.....	136
A.3.1	BWR 中破断 LOCA 及び自動減圧系起動失敗事象.....	136
A.3.2	BWR・SBO 及び全交流電源喪失事象.....	139
A.3.3	BWR タービンバイパス弁不動作を伴う負荷遮断事象.....	140
A.3.4	BWR 再循環流量喪失事象.....	144
A.4	参考文献 .....	145
Appendix.B	RELAP 解析結果の取得方法.....	146
B.1	RELAP の計算実行.....	146
B.2	ROM に用いる時系列データの取得.....	146
B.3	参考文献 .....	147
Appendix.C	統計的安全評価への低次元化モデルの適用例 .....	148
C.1	BWR タービンバイパス弁不動作を伴う負荷遮断事象.....	148
C.1.1	想定する事故シナリオ.....	148
C.1.2	摂動を考慮する入力パラメータ .....	151
C.1.3	低次元化モデルの構築手順.....	152
C.1.4	低次元化モデルの構築結果.....	153
C.1.5	統計的安全評価値の妥当性検証.....	156
C.2	BWR 再循環流量喪失事象.....	158
C.2.1	想定する事故シナリオ.....	158
C.2.2	摂動を考慮する入力パラメータ .....	159
C.2.3	低次元化モデルの構築手順.....	160
C.2.4	低次元化モデルの構築結果.....	160
C.2.5	統計的安全評価値の妥当性検証.....	163
C.3	参考文献 .....	164
公刊論文リスト	.....	165

## 第1章 序論

### 1.1 背景

2011年3月11日に発生した福島第一原子力発電所の事故を受け、我が国における原子力の安全性に対して、疑問が投げかけられた。二度と大規模な事故を起こさないために、従来の規制基準を新たに見直した現行基準が2013年7月に策定された[1]。この現行基準では、従来までの規制基準において不十分であった大規模な自然災害への対策の強化、並びに、事業者の自主性に任されてきた重大事故への対策が規制対象として加えられた。しかしながら、現行基準は原子力施設の設置や運転等の可否を判断するものであり、絶対安全を保証するものではない。そこで、事業者は残存するリスクを可能な限り定性的・定量的に把握し、さらなる安全性向上を目指す責任がある。

原子力施設における安全性の評価には、定量的な評価手法が用いられている。代表的な評価方法としては、原子力施設で想定される全事故シナリオのリスクを評価する「確率的リスク評価手法 (PRA : Probabilistic Risk Assessment) [2]」や想定する代表的な事故シナリオにおいて原子力施設が判断基準を満たすことを評価する「決定論的安全評価 (DSA : Domestic Safety Assessment) [3]」が挙げられる。例えば、PRAでは原子力発電所の構造物、系統及び機器 (SSC : Structure, System, Component) における脆弱性を抽出し、DSAでは深層防護に基づく原子力発電所におけるSSCの妥当性を評価する。これらの定量的な評価によって、原子力発電所の安全性が高い水準で担保されている。しかしながら、PRAでは事故防止システムを示すヘディングの時間依存性を取り扱うことができない点[4]、DSAでは大きな保守性を設定することで現実的ではない評価結果となる点[5]が手法の限界として挙げられる。

近年、原子炉におけるプラント挙動を解析するコード (以下: 安全解析コード) の計算を多数回実施し、その結果から統計的に安全評価を実施する手法が注目されている。例えば、原子力発電所における物理現象の不確かさ伝播を安全解析コードで取り扱うことによって、合理的な保守性を考慮した安全評価値を算出する統計的安全評価が挙げられる[6]。しかしながら、安全解析コードは原子力発電所における複雑な事故過程をモデル化しているので、1回の計算あたりの計算コストが高い特徴を有する。このような特徴を持つ安全解析コードの解析結果を大量に得るためには、膨大な計算コストを必要とし、事実上評価が困難となるケースが考えられる。そこで、安全解析コードにおける計算時間の低減化が望まれている。

現実的な計算機資源で、安全解析コードによる多数回の解析を行いその結果から統計的に安全評価を実施するために、計算コストを低減化する手法である低次元化モデル (ROM : Reduced Order Modeling) が提案されている。ROMとは、数値シミュレーションにおける数学モデルの複雑さや高負荷な計算コストを簡易化する代理モデルのことである。安全解析コードによる解析の代わりに、ROMは高速に安全解析コードの解析結果を推定することができる。従って、ROMは計算コストが膨大となる統計的な手法に基づく安全評価を現実的

な計算機資源で実施する手段の一つである。

ROM の構築方法は、大きく分けて 2 通りに分類される。1 つ目は、原子力発電所の事故過程における物理現象を大幅に近似する手法である。先行研究[7][8]では、事故進展に対し断熱近似条件で主に熱収支を計算することで、高速に事故進展を推定している。しかしながら、事故過程の物理現象を精緻に取り扱えていないこと、並びに、物理現象の近似モデルの選定に専門性を要する問題点が存在する。2 つ目は、安全解析コードの入力パラメータと解析結果の関係性を機械学習する手法である。学習した関係性から、未知の入力パラメータの条件における解析結果を推定する。このようなモデル構築法を教師あり機械学習と呼ぶ[9]。

安全解析コードの解析結果を推定する機械学習法として、ガウス過程回帰（GPMs : Gaussian process Models）、K 近傍法（KNN : K-Neighbors Regressor）、サポートベクターマシン（SVR : Support Vector Regressor）、シェパード法（Sheppard Interpolation Method）、一般化多項式カオス展開法（gPC : Generalized Polynomial Chaos expansion）などが検討されている[10]。これらの機械学習は、精緻にモデリングされた安全解析コードの解析結果を直接利用できるため、物理現象を大幅に近似する ROM よりも高い精度が期待できる。しかしながら、これらの機械学習は、ROM の構築に用いる訓練データの質やモデルを調整するハイパーパラメータの設定によって、ROM の推定精度が大きく左右される特徴を持つ。また、安全解析コードは事故過程を時間的に追跡する解析を行うため、時間ステップごとに出力パラメータが存在する時系列データとなる。そのため、機械学習では時間ステップごとにモデルを構築する必要がある。長期間にわたる事故シナリオにおいて、詳細な時間ステップのモデルを構築する場合、多数の ROM を必要とする課題がある。

ROM を構築する際の問題点を解決するために、卒業論文では安全解析コードの時系列データに特異値分解法を施した ROM を開発した[11]-[12]。開発した ROM の着想は以下のとおりである。ある事故シナリオについて、入力パラメータの不確かさを考慮しつつ安全解析コードによる多数回の解析を行った場合、出力される時系列データは類似の傾向を示す。ここで、入力パラメータは不確かさの範囲内で摂動させているので、事故進展の様相が極端に変化することはないと想定される。この時、時系列データを代表的な時系列データのベクトルの重ね合わせでモデル化することが可能であると考えられる。そこで、代表的な時系列データのベクトルを抽出するために、特異値分解法を用いる。この基本的な考え方は、燃料性能モデリングコード Bison における核分裂ガス放出率の時系列データに対して、特異値分解法による ROM を開発したミシガン大学 A. Yancov 氏の研究を参考にした[13]。特異値分解法の特徴は、全データの傾向を最もよく表現するベクトルを順番に取り出すことができるところにある。つまり、全データに共通するベクトルから各データが持つ特有の傾向を表現するベクトルまでを分解した形で得ることができる。これらのベクトルを用いて、データを再構成する場合、各データが持つ特有の傾向を表現するベクトルを排除した主要なベクトルの重ね合わせで概ねデータを再現することができる。

この特異値分解法の特徴を利用すると、ある事故シナリオにおける安全解析コードで解



析される時系列データは、主要な時系列データのベクトルの重ね合わせで表現されるモデルで概ね推定することができると考えられる。また、このような取り扱いをすることで、訓練データに含まれる各訓練データ特有のノイズやエラーを排除することができる。これにより、事故シナリオにおける時系列データを推定するためのモデルの数を削減することができ、ROMの構築における計算コストの低減化を期待することができると考えられる。以上より、開発した特異値分解法を用いたROMは、時間ステップ数に依存せずに、代表的な時系列データのベクトルを用いることで、全時間ステップに対する時系列データを再現するモデルを構築できる新規性を有する。また、特異値分解法を用いたROMは、教師あり機械学習に分類されるが、最もよく表現する時系列データのベクトルを順番に取り出すという特異値分解の性質によって、ハイパーパラメータの選択を必要としない簡便性を有する。

卒業論文では、特異値分解法を用いたROMの構築理論を開発したが、開発したROMを用いた統計的な手法に基づく安全評価への適用までには至らなかった。

## 1.2 本研究の目的

本研究では、現実的な計算機資源で統計的手法に基づく安全評価を実施するために、特異値分解法を用いた ROM の安全評価への適用性に関する知見を明らかにすることを修士論文の目的とする。この目的達成のために、本論文では 1. 学習効率が高い ROM の学習アルゴリズムの開発、2. 特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価および確率論的安全余裕評価への適用、の 2 つの小目的を設定した。以下に述べる小目的を達成することで、修士論文の目的を達成することができるとする。

### 1. 学習効率が高い ROM の学習アルゴリズムの開発

卒業論文では、安全解析コードの解析結果を得るための計算時間を低減化するために、特異値分解法を用いた ROM の構築理論を開発した。しかしながら、教師あり機械学習では訓練データの質にも ROM の性能が左右される。卒業論文では訓練データの選出方法としてランダムサンプリング法を用いているので、高精度な ROM を構築するためには多くの訓練データを必要とし、計算コストが高かった。限られた計算機資源の中で高精度な ROM を構築するためには、ROM が訓練データを効率よく学習できるアルゴリズムの開発が望まれる。そこで、本研究では局所集中的なデータサンプリング手法である適応的サンプリング法[14]を用いた ROM の学習アルゴリズムの開発を 1 番目の小目的とする。

### 2. 特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価および確率論的安全余裕評価への適用

修士論文の目的達成のためには、特異値分解法を用いた ROM の統計的手法に基づく安全評価へ適用する必要がある。そこで、本研究では特異値分解法を用いた ROM の統計的手法に基づく安全評価として、統計的安全評価および確率論的安全余裕評価に注目した。特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価および確率論的安全余裕評価への適用性を確認することを 2 番目の小目的とした。

### 1.3 本論文の構成

本論文は本文全 6 章および Appendix 全 3 章の構成であり、以下に各章の概要を述べる。

- 第 1 章では、本研究の背景および目的を説明述べた。
- 第 2 章では、原子力発電所における安全評価について述べる。初めに、原子力発電所の安全性とは何か、どのように評価されるのかについて説明する。次に、安全解析の対象である原子力発電所の事故シナリオについて分類する。これら代表的な事故シナリオにおいて原子力発電所の安全性を評価する手法である決定論的評価について説明する。決定論的評価の概要として、本論文の 2 番目の小目的にあたる統計的安全評価および確率論的安全余裕評価について述べる。さらに、決定論的安全評価と補完的な関係にある確率論的リスク評価の概要を説明する。また、安全評価に用いられる安全解析コードについて説明する。
- 第 3 章では、特異値分解法を用いた ROM の構築方法について述べる。前半では、卒業論文で開発した特異値分解法を用いた ROM の構築理論について説明する。ROM に用いる特異値分解法の特徴を理解するために、固有値分解から説明をする。後半では、訓練データ数を抑えつつ高精度な ROM を構築するために、適応的サンプリング法を用いた ROM の学習アルゴリズムの開発を行う。特に、1 番目の小目的に対応する統計的安全評価および確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズムについて説明する。
- 第 4 章では、特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価への適用性を述べる。適用の一例として、中破断 LOCA 時安全注入及び自動減圧系機能喪失の事故シナリオを想定し、ROM を用いた統計的安全評価を実施する。なお、燃料被覆管最高温度の時系列データに ROM を適用した。また、ROM の学習アルゴリズムにおける学習効率をさらに向上させるために、ROM の学習アルゴリズムの改良を行う。
- 第 5 章では、特異値分解法を用いた ROM の確率的安全余裕評価への適用性を述べる。それ一例として、BWR・全交流電源喪失及び全給水機能喪失の事故シナリオを想定し、ROM を用いた確率的安全余裕評価を実施する。なお、燃料被覆管最高温度の時系列データに ROM を適用する。
- 第 6 章では、本研究のまとめ及び今後の課題について述べる。
- Appendix.A では、RELAP の入力ファイルの作成方法について述べる。初めに、RELAP の入力ファイルの概要について説明する。また、本研究で取り扱った事故シナリオの入力ファイルの作成方法について説明する。
- Appendix.B では、RELAP の解析結果から ROM の構築に用いる時系列データのみを抽出する手順について説明する。
- Appendix.C では、第 4 章に記載していない統計的安全評価における特異値分解法を用

いた ROM の適用例を示す。事故シナリオとして、設計基準事象に分類される C.1 タービンバイパス弁不動作を伴う負荷遮断事象（運転時の異常な過渡変化）、C.2 再循環流量喪失事象（運転時の異常な過渡変化）を取り上げる。

## 1.4 参考文献

- [1] Japan Nuclear Regulation Authority, “Regulatory Requirements,” NRA JAPAN <http://www.nsr.go.jp/english/regulatory/index.html> (access : 2019/12/19).
- [2] 西原英晃, 杉本純, 村松健, 原子力発電システムのリスク評価と安全解析, 丸善出版, 東京都, 177-213, ISBN978-4-621-08631-5, (2013).
- [3] JAEA, “決定論的評価,” ATOMICA, 2012年5月, [https://atomica.jaea.go.jp/dic/detail/dic\\_detail\\_888.html](https://atomica.jaea.go.jp/dic/detail/dic_detail_888.html), (access : 2019年12月19日).
- [4] T. Aldemir, “A Survey of Dynamic Methodologies for Probabilistic Safety Assessment of Nuclear Power Plants,” *Ann. Nucl. Energy*, **52**, pp. 113-124 (2013).
- [5] 鳥毛俊秀, 木下郁夫, 山田実, “統計的安全評価の歴史的経緯と手法概観,” *INSS JOURNAL*, **24**, pp. 221-229, (2017).
- [6] AESJ, “統計的安全評価の実施基準 : 2008,” AESJ-SC-S001:2008, May (2009).
- [7] 大槻昇平, “加圧水型原子炉における簡易プラントシミュレーションの連続マルコフ過程モンテカルロカップリング手法への適用,” 修士論文, 名古屋大学, (2017).
- [8] S. Otsuki, T. Endo, A. Yamamoto, “Development of Dynamic Probabilistic Risk Assessment Model for PWR Using Simplified Plant Simulation Method,” *Proceedings of ICAPP 2017*, Fukui and Kyoto, Japan, April 24–28, (2017).
- [9] 中井悦司, IT エンジニアリングのための機械学習理論入門, 技術評論社, 東京都, pp. 33, ISBN978-4-7741-7698-7, (2013).
- [10] D. Mandelli, C. Smith, A. Alfonsi, et al. “Reduced Order Model Implementation in the Risk-Informed Safety Margin Characterization Toolkit,” INL/EXT-15-36649, Idaho National Laboratory, September 2015.
- [11] 松下 柁輝, “確率的安全余裕評価に向けた過酷事故解析コードの低次元化モデルの開発,” 卒業論文, 名古屋大学, (2018).
- [12] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, T. Kitao, "Development of Reduced Order Model of Severe Accident Analysis Code for Probabilistic Safety Margin Analysis," *Proc. PHYSOR2018*, Cancun, Mexico, Apr. 22- Apr. 26, 2018, (2018). [USB].
- [13] A. Yankov, “Analysis of Reactor Simulations using Surrogate Models,” U. Michigan, 2015.
- [14] D. Mandelli and C. Smith, “Adaptive sampling using support vector machines,” in *rans. Am. Nucl. Soc.*, San Diego (CA), **107**, pp. 736-738, (2012).

## 第2章 原子力発電所における安全評価

### 2.1 本章の概要

本章では、原子力発電所における安全評価について述べる。安全評価の目的は、原子力安全の目的を達成するために、通常運転および事故時において原子力発電所の物理障壁の健全性が保たれているかを確認することである。本章では、原子力発電所の安全評価に関して説明を行う。

本章の構成は、以下のとおりである。

- 2.1 節では、本章の概要について述べた。
- 2.2 節では、原子力発電所の安全性における目的とその目的の達成をどのような論理で確認しているのかについて説明する。
- 2.3 節では、安全評価の対象となる事故シナリオについて分類し、説明する。
- 2.4 節では、想定される事故シナリオに対して安全性を定量的に評価する安全解析について分類し、説明する。
- 2.5 節では、安全解析で用いられる原子力発電所をモデル化した安全解析コードについて分類し、説明する。

## 2.2 原子力発電所の安全性

### 2.2.1 原子力安全の目的

原子力発電所における安全性は、労働安全と原子力安全に関するものに大別される。労働安全とは、労働者の安全のことであり、広く産業一般に共通するものである。一方で、原子力安全とは放射線リスクに起因するものであり、原子力発電所に特有のものである。さらに、原子力安全が確保されない場合、広範囲かつ長期間、人と環境に深刻な影響を及ぼす可能性があるという特徴を有する。本論文で対象としている原子力発電所における安全性とは、原子力安全のことを指す。

原子力発電所にとって重要となる原子力安全の目的は、以下のように定義される[1]。

「人と環境を原子力の施設と活動に起因する放射線の有害な影響から防護すること」

### 2.2.2 原子力安全の目的の達成

原子力安全の目的を達成するためには、放射線物質および放射線が制御されることなく原子力発電所から有意に放出されることを防ぐ必要がある。具体的には、放射線物質および放射線を閉じ込める物理的な壁（物理障壁）を健全な状態に保つことで、原子力安全の目的は達成される。従って、通常運転時はもちろんのこと、事故時において物理障壁が破損しないかどうか（健全かどうか）を確認することが重要となる。

原子力発電所における物理障壁は、燃料ペレット、被覆管、原子炉容器、格納容器、原子炉建屋であり、5重の壁とも呼ばれる。これら全ての物理障壁が機能しなくなる場合には、原子力安全の目的は達成されない。その一例が福島第一原子力発電所事故である。特に、物理障壁として重要なものは、被覆管、原子炉容器、格納容器であり、安全評価ではこれら3つの障壁の健全性が保たれることが重要なポイントとなる。なお、燃料ペレットは磁器のように焼き固めたセラミックであるので、多くの放射線物質の閉じ込めは可能だが、希ガスや揮発性の高い放射線物質の閉じ込め機能は不完全である。また、原子炉建屋は十分な気密性は要求されているわけではないため、非常用空調設備により大気圧に対して建屋内の気圧を負圧の状態にすることで、仮に建屋内に放射線物質が放出されても、建屋外に広がることを防ぐことができる。シビアアクシデント時に、空調が使えなくなったとしても、炉心から放出された放射線物質が原子炉建屋内の機器や壁等に沈着することで、環境に放出される放射線物質を低減させる効果がある。

物理障壁の健全性を確認するためには、被覆管、原子炉容器、格納容器の破損の形態（破損モード：例えば、格納容器内の圧力増加による格納容器の破損）を把握し、それぞれの破損モードを引き起こす原子炉の異常状態において、物理障壁が破損に至らないことを確認する必要がある。なお、被覆管および原子炉容器については、物理障壁の破損モードとして、炉心の冷却性機能が保たれるかについても注目される。炉心の冷却性機能が保たれない状

態を炉心損傷と呼ぶ。

想定される事故シナリオは多数あると考えられるが、これらの事故シナリオにおけるプラント挙動を全て解析することは現実的ではない。従って、類似の事故シナリオをグループ化し、解析条件を安全側に設定することで、複数の事故シナリオを包括できる代表的な事故シナリオを設定する。この代表的な事故シナリオについて原子炉の安全解析を実施することで物理障壁の健全性を評価することができる。なお、事故シナリオとは、定常的な運転状態にある原子炉施設に何らかの変動が発生したときに生じる事象の進展について、これに影響を及ぼす一つ又は複数の安全機能の動作、運転員の対応操作などを網羅し、初期状態の変化、原子炉施設内の主要な状態の変化などとともに、変化が収束するに至るまでの一連の流れを時系列的に整理して記述し、当該事象に対する仮定又は想定を加えたものを指す。

以上より、原子力発電所が原子力安全の目的を達成していることを確認するための手段は、想定される代表的な事故シナリオにおいて、物理障壁の健全性（あるいは、炉心の冷却性）が保たれることを評価することである。このように、原子力安全の目的を達成しているかを確認する評価を安全評価と呼ぶ。

## 2.3 原子力発電所における事故シナリオの分類

### 2.3.1 事故シナリオの分類の概要

原子力発電所における事故シナリオの分類は、各国の規定許認可機関によって、様々な基準で分類される。基準の例としては、米国規格協会の ANSIN18.2[2]、米国連邦の規則 10 条第 50 章 (10CFR50) [3]、国際原子力機関の IAEA SSR-2/1[4]が挙げられる。我が国においては、福島原子力発電所事故以前まで、旧原子力安全委員会によって規定された安全審査指針で事故シナリオが分類されてきた。この指針では、原子力発電所の事故シナリオを「運転時の異常な過渡変化」、「事故」、「重大事故」、「仮想事故」と分類していた。「運転時の異常な過渡変化」、「事故」は発電用軽水型原子炉施設の安全評価に関する審査指針[5]、並びに、「重大事故」、「仮想事故」は原子炉立地審査指針[6]において定義されていた (図 2-1)。特に、「重大事故」および「仮想事故」は、例えば、核燃料が損傷し放射線物質が一定程度放出されると仮定する一方、非常用炉心冷却系 (ECCS : Emergency Core Cooling System) が運転できること、交流動力電源も利用できること、放射性物質の漏洩条件については、原子炉格納容器内の圧力に対応した漏洩率に余裕を見込んだ値を仮定するものの、原子炉格納容器は破損しないこと等を前提とした評価条件を設定した上で、事故の具体的な事故シナリオ等を考慮せずに評価していた。しかし、福島原子力発電所事故は、原子炉格納容器は破損しないこと等という前提がある重大事故及び仮想事故を上回る想定外の事象である「過酷事故」に至った。ここで、「過酷事故」とは、設計上想定していない事態が起り、安全設計の評価上想定された手段では適切な炉心の冷却又は反応度の制御ができない状態になり、炉心溶融又は原子炉格納容器破損に至る事象のことである。

福島原子力発電所事故を受け、原子力規制委員会によって規則が制定され、原子力発電所の事故シナリオは新たに「運転時の異常な過渡変化」、「設計基準事故」、「重大事故」に分類された。「運転時の異常な過渡変化」、「設計基準事故」は「実用発電用原子炉及びその附属施設の位置、構造及び設備の基準に関する規則 (平成二十五年原子力規制委員会規則第五号) (最終更新日 : 令和元年 7 月 1 日) [7] (以後、設置許可基準規則)、並びに、「重大事故」は「実用発電用原子炉の設置、運転等に関する規則昭和五十三年通商産業省令第七十七号」 (最終更新日 : 令和元年 7 月 1 日) [8] (以後、実用炉規則) において定義されている (図 2-2)。なお、旧原子力安全委員会と原子力規制委員会によって定義される「重大事故」の定義が異なる。大きな変更点として、原子力規制委員会では「重大事故」を炉心、核燃料物質貯蔵設備に貯蔵する燃料体又は使用済燃料が著しく損傷することと明記し、原子炉格納容器の破損、大規模な自然災害又は故意による大型航空機の衝突その他のテロリズムによる発電用原子炉施設の大規模な損壊への対策を求めている[9]。以下に、原子力規制委員会によって定められた「運転時の異常な過渡変化」、「設計基準事故」、「重大事故」の概要 (発生頻度と影響) について纏める。



- 運転時の異常な過渡変化

ある原子炉の寿命期間中に発生が予測しうる機器の故障、誤動作、運転員の誤操作、外乱によって生じる原子力プラントの異常状態である。なお、日本において、原子炉施設の供用期間は通常 40 年、延長が認められた場合 60 年であり、発生確率は $10^{-1}$ ~ $10^{-2}$ /年程度と想定されている。当該状態が継続した場合には、発電用原子炉の炉心又は原子炉冷却材圧力バウンダリの著しい損傷が生ずるおそれがある。

- 設計基準事故

「運転時の異常な過渡変化」より発生する頻度は低いが（発生確率は $10^{-3}$ ~ $10^{-4}$ /年と想定）、より大きな影響をもたらしうる異常状態である。当該状態が発生した場合には、発電用原子炉施設から多量の放射性物質が放出するおそれがある。

- 重大事故

「運転時の異常な過渡変化」や「設計基準事故」を超えて炉心損傷や格納容器破損に至るおそれのある事故のことである。「運転時の異常な過渡変化」と「設計基準事故」を除き、炉心損傷に至るおそれがある事故を「重大事故に至るおそれがある事故」と呼ぶ。また、炉心損傷に至った事故を重大事故と呼ぶ。これら 2 つの総称として、「重大事故等」と表記される。

本節では、設置許可基準規則及び実用炉規則に基づいて、「運転時の異常な過渡変化」、「設計基準事故」、「重大事故」における代表的な事故シナリオについて説明する。また、原子力発電所の状態として「通常運転」も含まれるが、本節では除外する。

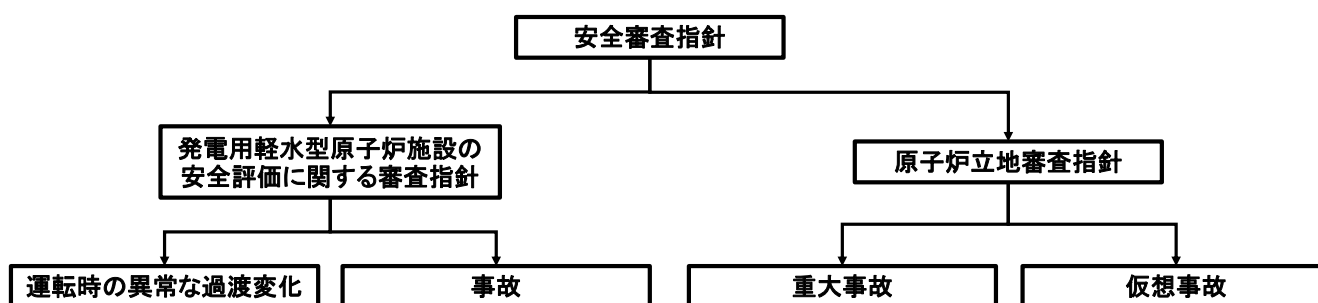


図 2-1 : 旧原子力安全委員会によって制定されていた事故シナリオの分類

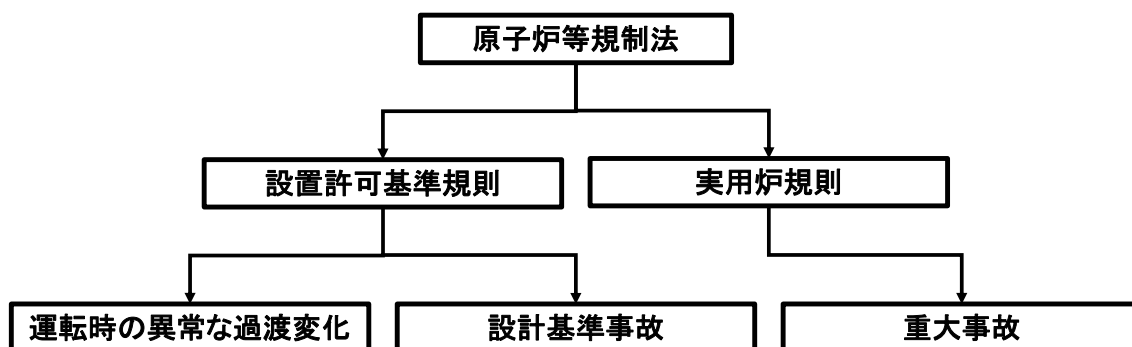


図 2-2 : 原子力規制委員会によって制定された事故シナリオの分類

### 2.3.2 運転時の異常な過渡変化

運転時の異常な過渡変化は、設置許可基準規則第二条第 2 項第三号[7]において、次のように定義されている。

「運転時の異常な過渡変化」とは、通常運転時に予想される機械又は器具の単一の故障若しくはその誤作動又は運転員の単一の誤操作及びこれらと類似の頻度で発生すると予想される外乱によって発生する異常な状態であって、当該状態が継続した場合には発電用原子炉の炉心又は原子炉冷却材圧力バウンダリの著しい損傷が生ずるおそれがあるものとして安全設計上想定すべきものをいう。

運転時の異常な過渡変化は、想定すべき事象のうち、原子炉の寿命期間中に発生の可能性のあるものであり、発生確率は $10^{-1} \sim 10^{-2}$ /年程度と想定されている。また、当該状態が継続した場合には、発電用原子炉の炉心又は原子炉冷却材圧力バウンダリの著しい損傷が生ずるおそれがあることが特徴である。なお、運転時の異常な過渡変化の解析に当たっては、事象の想定のもと、原子炉停止、炉心冷却及び放射能閉じ込めを主たる機能とする系統について、原因を問わず、想定される起因事象である異常や故障の設定とは別に、解析条件の一つとして、その機能別に結果を最も厳しくする機器の単一故障を仮定することが要求されている。

運転時の異常な過渡変化における事象は、I. 炉心内の反応度又は出力分布の異常な過渡変化、II. 炉心内の熱発生又は熱除去の異常な変化、III. 原子炉冷却材圧力又は原子炉冷却材保有量の異常な変化、の観点から選定される。但し、類似の運転時の異常な過渡変化が 2 つ以上ある場合には、最も厳しい事象で代表させることができる。PWR および BWR における運転時の異常な過渡変化の評価すべき具体的な事象を以下に示す。

**【PWR】**

- I. 炉心内の反応度又は出力分布の異常な過渡変化
  - ・原子炉起動時における制御棒の異常な引き抜き
  - ・出力運転中の制御棒の異常な引き抜き
  - ・制御棒の落下および不整合
  - ・原子炉冷却材中のほう素の異常な希釈
- II. 炉心内の熱発生又は熱除去の異常な変化
  - ・原子炉冷却材流量の部分喪失
  - ・原子炉冷却材系の停止ループの誤起動
  - ・外部電源喪失
  - ・主給水流量喪失
  - ・蒸気負荷の異常な増加
  - ・二次冷却系の異常な減圧
  - ・蒸気発生器への過剰給水
- III. 原子炉冷却材圧力又は原子炉冷却材保有量の異常な変化
  - ・負荷の喪失
  - ・原子炉冷却材系の異常な減圧
  - ・出力運転中の非常用炉心冷却系の誤起動

**【BWR】**

- I. 炉心内の反応度又は出力分布の異常な過渡変化
  - ・原子炉起動時における制御棒の異常な引き抜き
  - ・出力運転中の制御棒の異常な引き抜き
- II. 炉心内の熱発生又は熱除去の異常な変化
  - ・原子炉冷却材流量の部分喪失
  - ・外部電源喪失
  - ・給水加熱喪失
  - ・原子炉冷却材流量制御系の誤動作
- III. 原子炉冷却材圧力又は原子炉冷却材保有量の異常な変化
  - ・負荷の喪失
  - ・主蒸気隔離弁の誤閉止
  - ・給水制御系の故障
  - ・原子炉圧力制御系の故障
  - ・給水流量の全喪失

運転時の異常な過渡変化における評価は、炉心は損傷に至ることはなく、かつ、原子力発電所は通常運転に復帰できる状態で事象が収束される設計であることを確認することを目的としている。原子力発電所は運転時の異常な過渡変化において、設置許可基準規則 13 条で規定される以下に示している要件を満たさなければならない。

- ・最小限界熱流束比（燃料被覆材から冷却材への熱伝達が低下し、燃料被覆材の温度が急上昇し始める時の熱流束と運転時の熱流束との比の最小値（MHFR : Maximum Heat Flux Ratio））又は最小限界出力比（燃料体に沸騰遷移が発生した時の燃料体の出力と運転時の燃料体の出力との比の最小値（MCPR : Maximum Critical Power Ratio））が許容限界値以上であること。
- ・燃料被覆材が破損しないものであること。
- ・燃料材のエンタルピーが燃料要素の許容損傷限界を超えないこと。
- ・原子炉冷却材圧力バウンダリにかかる圧力が最高使用圧力の 1.1 倍以下となること。

これらの制限は、いずれも物理障壁である燃料被覆管及び原子炉容器(冷却材配管含む)が破損しない条件として設定されている。つまり、設計思想として、プラントの寿命中に発生が想定される異常状態に対しては、物理障壁が破損しないことを求めている。

### 2.3.3 設計基準事故

設計基準事故は、設置許可基準規則第二条第 2 項第四号[7]において、次のように定義されている。

「設計基準事故」とは、発生頻度が運転時の異常な過渡変化より低い異常な状態であって、当該状態が発生した場合には発電用原子炉施設から多量の放射性物質が放出するおそれがあるものとして安全設計上想定すべきものをいう。

設計基準事故は、「運転時の異常な過渡変化」より発生する頻度は低い（発生確率は $10^{-3} \sim 10^{-4}$ /年を想定）、より大きな影響をもたらす異常状態である。当該状態が発生した場合には、発電用原子炉施設から多量の放射性物質が放出するおそれがある特徴がある。なお、運転時の異常な過渡変化の解析に当たっては、「運転時の異常な過渡変化」と同様に単一故障を仮定することが要求される。

設計基準事故における事象は、I. 原子炉冷却材の喪失または炉心冷却状態の著しい変化、II. 反応度の異常な投入又は原子炉出力の急激な変化、III. 環境への放射性物質の異常な放出、IV. 原子炉格納容器内圧力、雰囲気等の異常な変化、の観点から選定される。但し、類似の設計基準事故が 2 つ以上ある場合には、最も厳しい事象で代表させることができる。PWR および BWR における設計基準事故の評価すべき具体的な事象を以下に示す。

**【PWR】**

- I. 原子炉冷却材の喪失または炉心冷却状態の著しい変化
  - ・原子炉冷却材喪失
  - ・原子炉冷却材流量の喪失
  - ・原子炉冷却材ポンプの軸固着
  - ・主給水管破断
  - ・主蒸気管破断
- II. 反応度の異常な投入又は原子炉出力の急激な変化
  - ・制御棒飛び出し
- III. 環境への放射性物質の異常な放出
  - ・放射性気体廃棄物処理施設の破損
  - ・蒸気発生器伝熱管破損
  - ・燃料集合体の落下
  - ・原子炉冷却材喪失
  - ・制御棒飛び出し
- IV. 原子炉格納容器内圧力、雰囲気等の異常な変化
  - ・原子炉冷却材喪失
  - ・可燃性ガスの発生

**【BWR】**

- I. 原子炉冷却材の喪失または炉心冷却状態の著しい変化
  - ・原子炉冷却材喪失
  - ・原子炉冷却材流量の喪失
  - ・原子炉冷却材ポンプの軸固着
- II. 反応度の異常な投入又は原子炉出力の急激な変化
  - ・制御棒落下
- III. 環境への放射性物質の異常な放出
  - ・放射性気体廃棄物処理施設の破損
  - ・主蒸気管破断
  - ・燃料集合体の落下
  - ・原子炉冷却材喪失
  - ・制御棒落下
- IV. 原子炉格納容器内圧力、雰囲気等の異常な変化
  - ・原子炉冷却材喪失
  - ・可燃性ガスの発生
  - ・動荷重の発生

設計基準事故時における評価は、炉心の溶融あるいは著しい損傷のおそれがなく、かつ、事象の過程において他の異常状態の原因となるような 2 次的損傷が生じなく、さらに放射性物質の放散に対する障壁の設計が妥当であることの確認することを目的としている。原子力発電所は、設置許可基準規則 13 条で規定される以下に示している要件を満たさなければならない。

- ・炉心の著しい損傷が発生するおそれがないものであり、かつ、炉心を十分に冷却できるものであること。
- ・燃料材のエンタルピーが炉心及び原子炉冷却材圧力バウンダリの健全性を維持するための制限値を超えないこと。
- ・原子炉冷却材圧力バウンダリにかかる圧力が最高使用圧力の 1.2 倍以下となること。
- ・原子炉格納容器バウンダリにかかる圧力及び原子炉格納容器バウンダリにおける温度が最高使用圧力及び最高使用温度以下となること。
- ・設計基準対象施設が工場等周辺の公衆に放射線障害を及ぼさないものであること。

これらの制限は、燃料が溶融するなどして大幅に損傷し、継続的な冷却が出来なくなる状態(炉心損傷)を防ぐこと、さらに物理障壁の原子炉容器(冷却材配管含む)と格納容器が健全であり、環境中への放射性物質の放出量が健康被害を発生するレベルではないこと、を求めている。

なお、設計基準事故に似た言葉として設計基準事象というものがある。設計基準事象とは、「運転時の異常な過渡変化」及び「設計基準事故」を指す。

### 2.3.4 重大事故

福島第一原子力発電所事故以前では、重大事故は敷地周辺の事象、原子炉の特性、安全防護施設等を考慮し、技術的見地からみて、最悪の場合には起るかもしれないと考えられる事象と定義されていた。また、重大事故の対策は、事業者の自主保安に任されてきた。一方、福島第一原子力発電所事故以降、重大事故は実用炉規則第四条[8]において、以下に定められるものである。なお、重大事故はシビアアクシデント（過酷事故の直訳である、また略語は SA）と呼ばれており、重大事故と過酷事故は同義で用いられる。

#### 「重大事故」

1. 炉心の著しい損傷
2. 核燃料物質貯蔵設備に貯蔵する燃料体又は使用済燃料の著しい損傷

一般的に、重大事故とは設計基準事象を超える事象で、炉心損傷や格納容器破損に至るおそれのある事故のことである。現行の規制基準では、原子力発電所の重大事故に対し、炉心

損傷防止対策、格納容器破損防止対策、放射線物質の拡散抑制対策といった多段階にわたる対策を要求している。また、重大事故への対策として、テロや航空機衝突対策も要求している。

重大事故における「必ず想定する事故シーケンスグループ」を以下に示す。なお、重大事故は、後述する確率論的リスク評価（PRA：Probabilistic Risk Assessment）の結果に基づき、著しい炉心損傷に至る事故シーケンスを抽出し、起因事象、安全機能（注水設備等）及びサポート機能（電源等）の作動状態、対策の共通点に着目して類型化した事故シーケンスグループごとに、その対策に有効性があることを確認することを要求している。ここで、事故シーケンスとは、炉心の著しい損傷に至る可能性のある事故のシナリオを、起因事象、安全設備や緩和操作の成功・失敗、物理現象の発生の有無等の組合せとして表したものである。

#### 【PWR】

- ・ 2次冷却系からの除熱機能喪失
- ・ 全交流動力電源喪失
- ・ 原子炉補機冷却機能喪失
- ・ 原子炉格納容器の除熱機能喪失
- ・ 原子炉停止機能喪失
- ・ ECCS 注水機能喪失
- ・ ECCS 再循環機能喪失
- ・ 格納容器バイパス（インターフェイスシステム LOCA、蒸気発生器伝熱管破損）

#### 【BWR】

- ・ 高圧・低圧注水機能喪失
- ・ 高圧注水・減圧機能喪失
- ・ 全交流動力電源喪失
- ・ 崩壊熱除去機能喪失
- ・ 原子炉停止機能喪失
- ・ LOCA 時注水機能喪失
- ・ 格納容器バイパス（インターフェイスシステム LOCA）

プラント毎の設計等の違いもあることから、個別プラントの内部事象に関する PRA 及び外部事象に関する適用可能な PRA 又はそれに代わる方法で評価を実施し、その結果、「必ず想定する事故シーケンスグループ」に含まれないものの、有意な頻度又は影響をもたらす事故シーケンスグループが抽出された場合には、「想定する事故シーケンスグループ」に追加することを求めている。

重大事故として抽出された事故シーケンスグループの評価においては、炉心損傷防止および格納容器破損防止として以下に示す要件が判断基準と定められている。

**【炉心損傷防止】**

- I. 炉心は著しい損傷に至ることなく、かつ、十分な冷却が可能であること。「炉心は著しい損傷に至ることなく、かつ、十分な冷却が可能であること」とは、以下に掲げる要件を満たすものであること。ただし、燃料被覆管の最高温度及び酸化量については、十分な科学的根拠が示される場合には、この限りでない。
    - ・燃料被覆管の最高温度が 1,200℃以下であること。
    - ・燃料被覆管の酸化量は、酸化反応が著しくなる前の被覆管厚さの 15%以下であること。
  - II. 原子炉冷却材圧力バウンダリにかかる圧力は、最高使用圧力の 1.2 倍又は限界圧力を下回ること。
  - III. 格納容器バウンダリにかかる圧力は、最高使用圧力又は限界圧力を下回ること。
  - IV. 格納容器バウンダリにかかる温度は、最高使用温度又は限界温度を下回ること。
- ただし、II、III 及び IV については、限界圧力又は限界温度を判断基準として用いる場合には、その根拠と妥当性を示すこと。

この判断基準は、設計基準事故に対するものと類似しているが、「設計で想定していた事故シナリオ」を超える事態になっても炉心損傷に至るまでには余裕があり、その余裕の中で炉心損傷に至ることを防止するために設定されている。

**【格納容器破損防止】**

- I. 格納容器バウンダリにかかる圧力は、最高使用圧力又は限界圧力を下回ること。
  - II. 格納容器バウンダリにかかる温度は、最高使用温度又は限界温度を下回ること。
  - III. 放射性物質の総放出量は、放出量の性能要求値を超えないこと。
  - IV. 原子炉圧力容器破損までに原子炉冷却材圧力は 2.0 MPa 以下に低減されていること。
  - V. 急速な炉外の熔融燃料-冷却材相互作用による熱的・機械的荷重によって格納容器バウンダリの機能が喪失しないこと。
  - VI. 格納容器が破損する可能性のある水素の爆轟を防止すること。
  - VII. 可燃性ガスの蓄積、燃焼が生じた場合においても、I の要件を満足すること。
  - VIII. 格納容器の床上に落下した熔融炉心が床面を拡がり格納容器バウンダリと直接接触しないこと。
  - IX. 熔融炉心による侵食によって、格納容器の構造部材の支持機能が喪失しないこと。
- ただし、I 及び II については、限界圧力又は限界温度を判断基準として用いる場合には、その根拠と妥当性を示すこと。



重大事故において、格納容器は放射性物質閉じ込めの最後の物理障壁となる。この判断基準は、格納容器が破損することを防ぐための判断基準となっている。

以上では、PRA によって抽出された事故シーケンスグループに対しての炉心の著しい損傷の防止対策が満たすべき判断基準について述べた。しかしながら、PRA で抽出することができていない事故シーケンスグループも存在すると考えられる。このような事故シーケンスグループは、以下の3つの観点に分類することができる。

- 既知の未知 (Unknown Knows)

既知の未知とは、「知っている」を知らないというものがある。事象を認識しているが、事象の発生頻度に関する知識が乏しい。従って、その事象が発生することは「予測外」の事象に分類される。この予測外の事象において、安全を確保するために、安全余裕を設定することが重要である。

- 未知の既知 (Known unknowns)

未知の既知とは、「知らない」を知っているというものである。事象の認識していないが、発生頻度について予測が可能である。従って、その事象が発生することは「認識外」の事象に分類される。この認識外の事象において、安全を確保するために、重大事故等対策のように幾多にわたる防護が重要である。

- 未知の未知 (Unknown Unknowns)

未知の未知とは、「知らない」を知らないというものである。事象を認識しておらず、発生頻度の知識が乏しい。従って、その事象が発生することは「想定外」の事象に分類される。この想定外の事象において、安全を確保するために、PRA やそれに代わる方法で想定外事象の範囲を狭める努力を継続的に実施することが重要である。

なお、想定内の事象である既知の既知 (Known knowns) は設計基準事象であり、原子炉の設計で対応することになる。以上の関係を纏めると、図 2-3 になる。特に、想定外事象はどんなに努力をしても必ず残ることの認識が重要である。つまり、想定外事象がないということは証明できない。これを「悪魔の証明」という。しかしながら、想定外事象は事故の原因となるため、放射性物質および放射線が原子炉建屋外に放出され、原子力安全の目的が達成されないという結末 (炉心損傷⇒原子炉容器の破損⇒格納容器の破損⇒放射性物質の放出) の想定は可能である。従って、想定外事象が発生したときの影響を小さくするための対策を行うことが重要である。想定外事象における影響緩和のために、原子力発電所では安全対策として柔軟な対応が可能となる可搬型設備 (電源車、消防車、可搬型ポンプ等) を整備している。

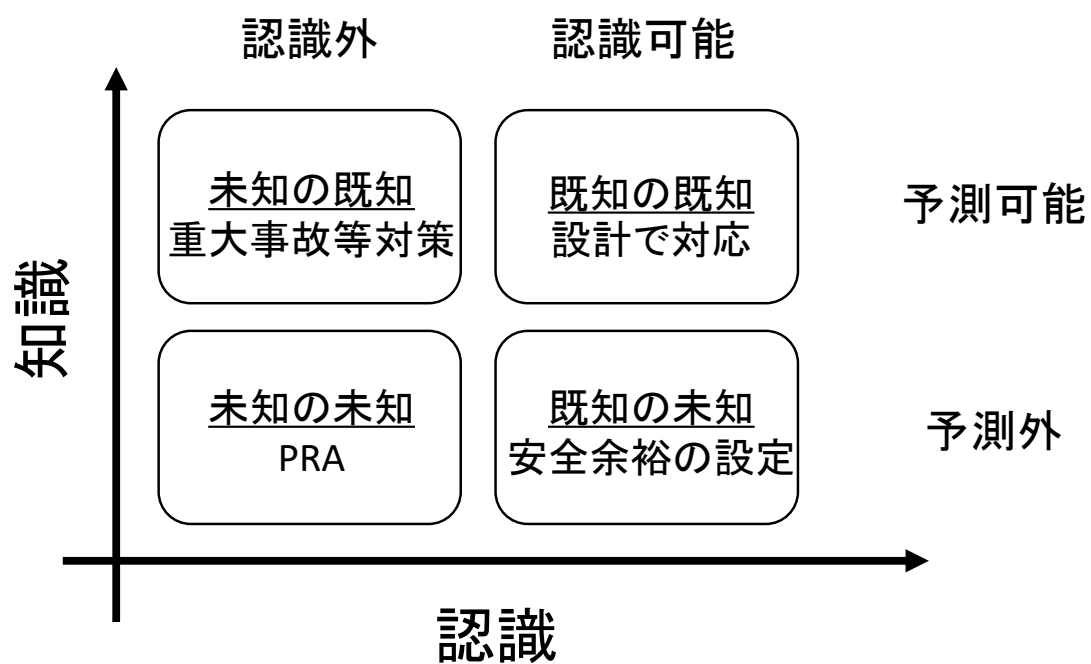


図 2-3 : 事象の分類[10]

## 2.4 安全解析の分類

### 2.4.1 安全解析の概要

原子力発電所の利用は、原子力安全の目的を達成し、公衆の日常生活に伴う健康リスクを有意には増加させない水準に抑制すべきことが原則である。そのため、放射線の影響を低減するために隔離、多重障壁、深層防護に従い安全対策が講じられる。これらの安全対策で用いられる構造物、系統及び機器（SSC）が全体として原子力発電所の安全性を確保し、物理障壁の健全性を保つことができるのかを検証するために安全評価が実施される。

安全評価は安全性の確保の確認を目的としており、安全解析によって定量的に評価が実施される。ここで、安全解析とは安全設計の要求が適切に満足されているかを定量的に確認する手段のことである。安全解析の手法には、決定論的評価及び確率論的評価がある。決定論的評価及び確率論的評価は、同じ目的を持った異なる手法の評価アプローチである。これら2つの手法から得られた知見は相互補完的なものとなる。例えば、決定論的評価では、ある事故シナリオにおける安全機能や防護対策による安全余裕を評価できるが、どの程度の頻度で事象が発生するのかといった確率的な情報は得られない。一方で、確率論的評価では、想定される全事故シーケンスを考慮して、炉心損傷頻度や格納容器破損頻度などをリスク指標として評価することで、重要な設計基準事象や安全上重要な SSC を特定できるが、どの程度の性能にすればよいのかといった定量的な情報は得られない。つまり、決定論的評価及び確率論的評価はどちらも不完全であり、万能ではないことを認識する必要がある。このような決定論的評価と確率論的評価の安全評価における関係性と位置づけを図 2-4 に示す [11][12]。図 2-4 のように、決定論的評価と確率論的評価を相互補完することで、包括的な安全評価を実施でき、これにより安全性向上に役立てることができる。

また、決定論的評価と確率論的評価で用いられる手法を図 2-5 に示す。決定論的評価では、保守的なモデル・条件により安全余裕を評価する「保守的評価」、最確値 (Best Estimate) とその不確かさにより安全余裕を評価する「統計的安全評価」、確率的な安全余裕を評価する「確率的安全余裕評価」が挙げられる。また、確率論的評価では、システムの脆弱性や事故シーケンスグループの抽出等が可能な「確率論的リスク評価」が挙げられる。本節では、これらの安全解析手法を説明する。

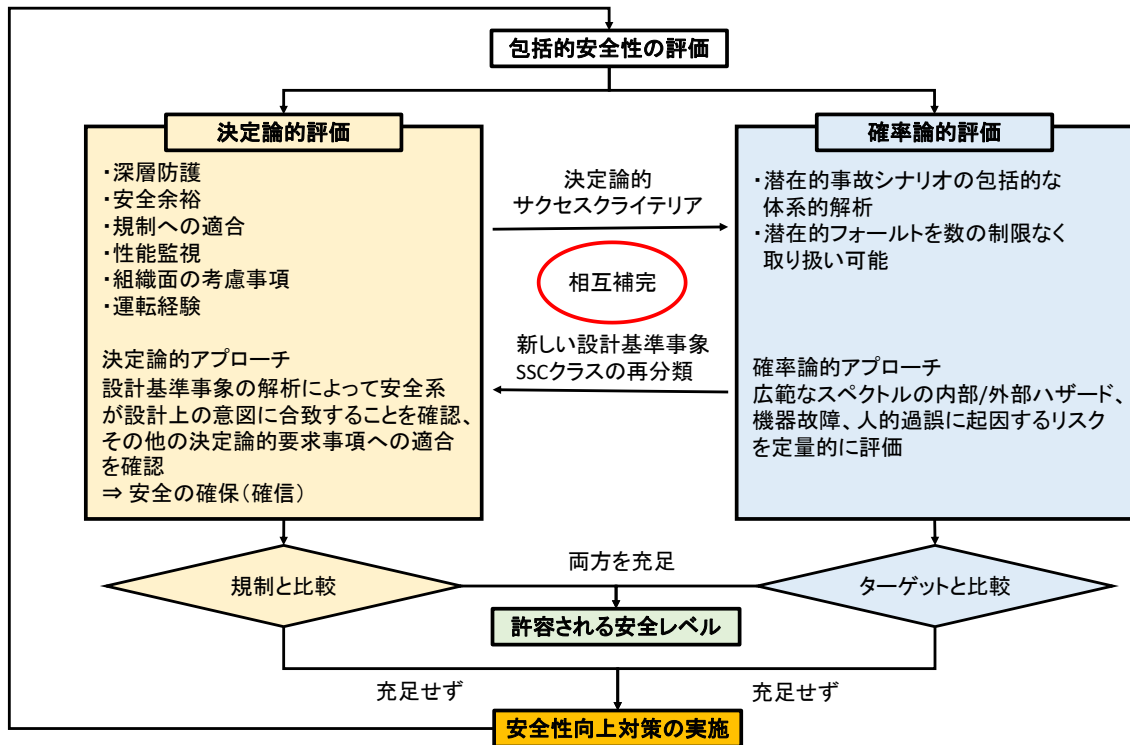


図 2-4 : 安全評価における決定論的評価と確率論的評価の関係と位置づけ[11][12]

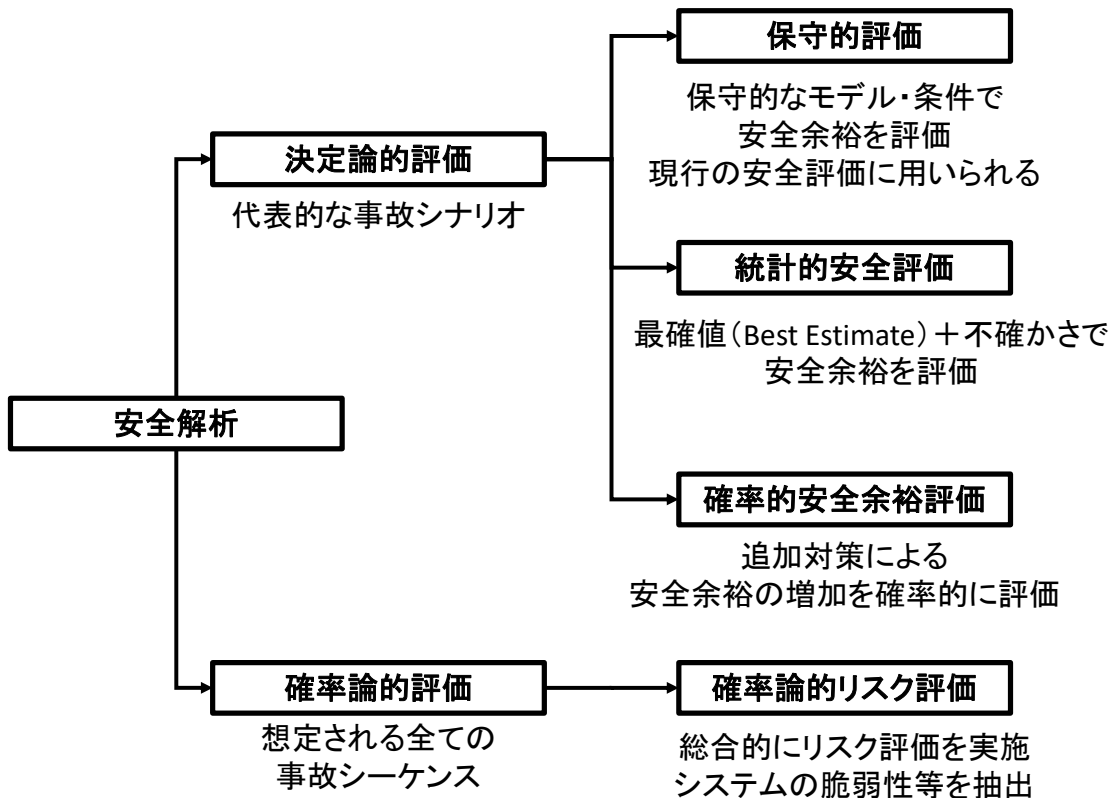


図 2-5 : 安全解析の種類

## 2.4.2 決定論的評価

### 2.4.2.1 決定論的評価の概要

決定論的評価は、原子力発電所において重要かつ発生の可能性のある事故シナリオにおいて、その異常または事故進展に至る過程及びそれによる影響を解析し、原子力施設の安全性を評価するものである。決定論的評価の目的は、評価結果が規制基準や事業者が自主的に定めた基準を満足することで、深層防護の堅持及び安全余裕の確保を確認することである。この決定論的評価で用いられる代表的な手法としては、「保守的評価」、「統計的安全評価」、「確率的安全余裕評価」が挙げられる。なお、本論文では「最適評価」は「統計的安全評価」に含まれるとする。本節では、これらの評価手法の概念及び特徴について説明する。

### 2.4.2.2 保守的評価

保守的評価とは、現行の安全評価で用いられている評価手法である。決定論的評価では、解析結果が要求される判断基準に対して十分な安全余裕を設定できていることを確認することで、深層防護の堅持を確認する。保守的評価では、結果が最も厳しくなるような条件で、かつ、保守的な結果を導くモデルを用いて、保守的な評価結果を得る手法である。この保守的評価によって得られる安全評価パラメータ（例えば、燃料被覆管最高温度）の評価値は、安全評価パラメータの実際の分布よりも大きな値となる。この関係を図 2-6 に示す。図 2-6 を見て分かる通り、保守的評価では安全評価パラメータの実際の分布に基づいた評価結果を与えていないことが分かる。つまり、保守的評価では、解析する事象進展が現実的ではない問題点がある。他にも、保守的評価は必ずしも保守的な結果になるとは限らないこと、現実的でない事象進展をもたらす場合があること、重要な物理モデルを見逃す可能性があることといった問題点がある[13]。保守的評価は、簡便で効率的な手法であるが、これらの問題があるため、適切な不確かさを考慮した統計的安全評価と適切に組み合わせて使用する必要があると考えられる。

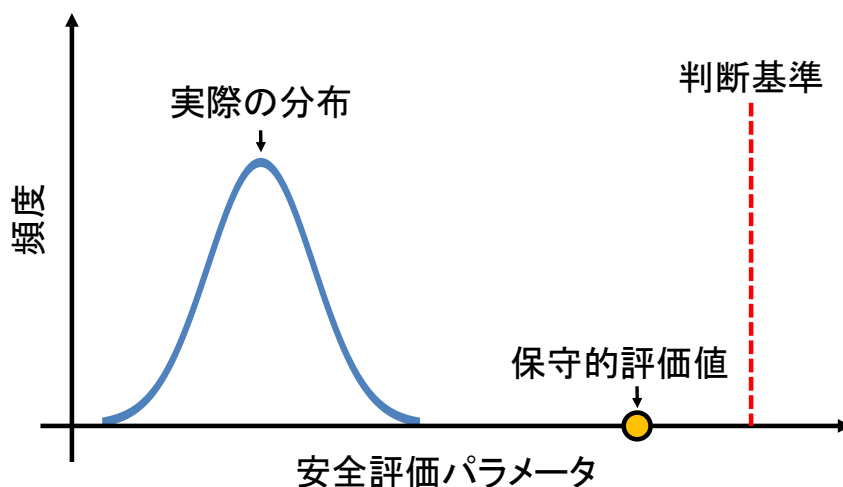


図 2-6：安全評価パラメータにおける実際の分布と保守的評価値の関係

### 2.4.2.3 統計的安全評価

保守的評価では、使用する解析コードを構成する個々の計算モデルの不確かさや入力データに対する感度、並びに計算モデルの欠落の可能性、これらの組み合わせによる安全評価値の不確かさを積み上げて取り扱っている。そのため、安全評価値を大きめに設定する傾向にあり、判断基準に対する安全余裕が減少する。

近年、安全評価値の不確かさを合理的に取り扱うために、統計的安全評価手法が整備されつつある。統計的安全評価とは、最適評価コードを用い、決定論的評価の下で、入力データの不確かさ伝播を定量的に取り扱って原子力発電所の安全評価を実施することである。この統計的安全評価によって、計算モデルや入力データ並びにスケール効果の影響による安全評価値に対する不確かさ伝播を考慮することができる。これにより得られた統計的安全評価値は、95%累積確率値および95%信頼水準のような高いレベルの確信度及び合理的な保守性を考慮して判断基準と比較されることになる。この時、統計的安全評価値は保守的評価値よりも低い値となるため、判断基準に対する安全余裕は増加する。この関係を図2-7に示す。図2-7を見ると、統計的安全評価では最確値と不確かさに基づいた安全評価パラメータ分布を推定し、その分布に基づいて安全評価値を推定出来ることが分かる。

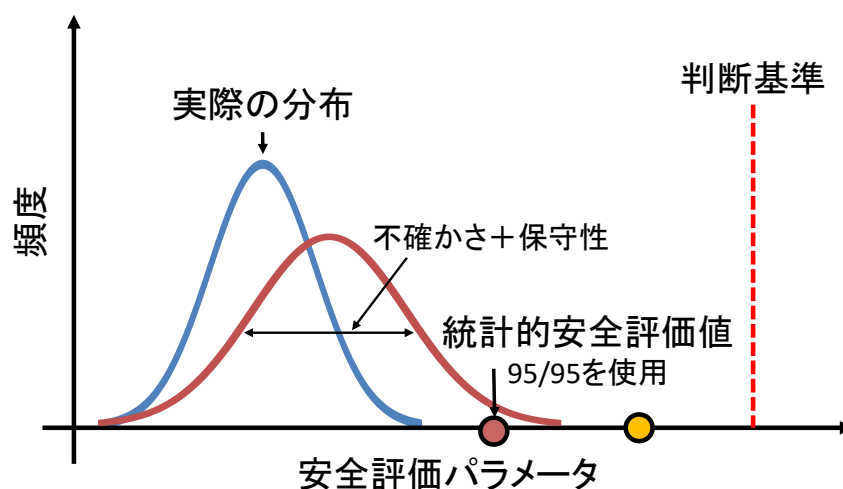


図 2-7 : 安全評価パラメータにおける実際の分布と統計的安全評価値の関係  
(95/95 : 95%累積確率値および95%信頼水準、● : 保守的評価値)

統計的安全評価手法については、様々なガイドラインが発行されている。日本原子力学会 (AESJ) 標準[14]で規定される統計的安全評価は、米国 NRC のガイドラインである CSAU 手法 (Code Scaling, Applicability and Uncertainty) [15]と EMDAP (Evaluation Model Development and Assessment Process) [16]を拠り所とし、より広範な安全評価への適用を念頭において作成されている。図 2-8 に統計的安全評価のコンセプト[17]を示す。まず、対象とする事故シナリオの安全評価パラメータに対して影響の大きい重要現象を同定する。次に、重要現象

における解析モデル等の不確かさを評価し、入力母集団分布を得る。統計解析を行うため、この入力母集団分布から、その特徴を保持しかつ所定の確信度を満たすようなサンプルを抽出する。抽出した入力サンプルを用いて安全解析コードを用いて計算を実行する。これにより、安全評価パラメータについての評価結果のサンプルを得る。最後に、統計的理論に基づいて安全評価パラメータの結果からその母集団分布における評価値を決定する。これが判断基準と比較する統計的安全評価値となる。

統計的安全評価では、安全解析コードで入力サンプルに対応する計算を大量に実行する必要がある。しかしながら、安全解析コードは最適評価コードとも呼ばれ、現象を高い予測精度で推定するために詳細なモデルとなっており、計算コストが大きい。つまり、安全解析コードを大量に解析することは、計算コストの観点から解析が困難となるケースがある。そのため、統計的安全評価では安全評価パラメータの計算法として、安全解析コードを直接計算する直接計算法の他に、特定の物理領域などの一部の対象だけを模擬するプログラム（簡易プログラム）、並びに、メタモデル（代理モデル、ROMとも呼ばれる）を用いる計算法を使用することができる。特に、メタモデルの活用に関する知見及び経験が深まり、信頼性の高いシミュレーションを実施することができれば、メタモデルによる統計的安全性評価値の信頼性向上、感度解析の拡充などに活用できると期待されている[14]。本論文は、このメタモデルに関する研究を行っており、ROMの統計的安全評価への適用を第4章で示している。また、図2-8に本研究の対象範囲を示す。

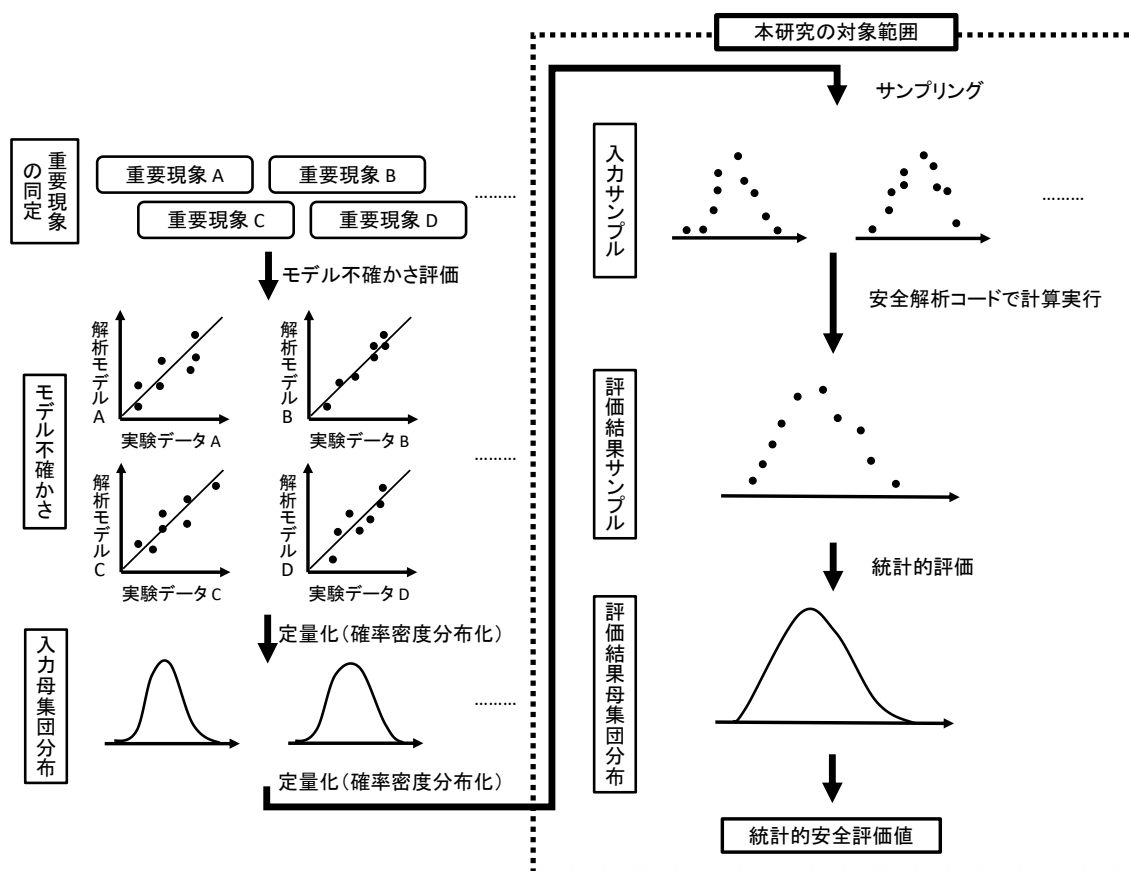


図 2-8：統計的安全評価手法のコンセプト[17]及び本研究の対象範囲

#### 2.4.2.4 確率的な安全余裕評価

確率論的安全余裕評価の目的は、SA 対策等といった SSC を改修する場合などにおいて、その対策によって増加する確率的な安全余裕を意思決定の材料として事業者側に提供することである。なお、本論文で述べる確率的安全余裕評価は、米国アイダホ国立研究所 (INL) におけるリスク情報に基づく安全余裕の特性評価 (RISMIC : The Risk Informed Safety Margin Characterization) を参考としている[18]。以下において、確率論的安全余裕評価の概念について説明する。

安全余裕とは安全限界の閾値に対して持たせる一定の裕度のことである。原子力発電所では、物理障壁の耐力 (以下、Capacity) に対して、供用期間中において物理障壁にかかる荷重 (以下、Load) が大きければ、物理障壁は破損する。従って、原子力発電所では、設計思想において、Load に対して Capacity が十分大きくなるように安全余裕を設けている。保守的評価や統計的安全評価といった安全解析においては、Capacity が判断基準、Load が安全評価値に対応させて考えることができる。この時、安全余裕は(Capacity - Load)と表現される。一方、確率的安全余裕評価における安全余裕の定義は異なる。実際の Capacity と Load は出力の増減や経年劣化等による不確かさを有するので、Load が Capacity を上回る可能性



はゼロではない。従って、Capacity と Load を上回る確率を $\Pr[\text{Capacity} < \text{Load}]$ と定義することができ、この確率を確率的安全余裕と呼ぶ。ここで、 $\Pr[ ]$ は確率を示す。この安全余裕と確率的安全余裕の関係を図 2-9 に纏める。

一般的に、安全余裕は不確かさを考慮するために過大な保守性を含んだ安全余裕になりやすい。一方で、確率的安全余裕は保守性を排除しつつ、直接的に不確かさを考慮した安全余裕を評価することができる利点がある。この利点は、経済性、信頼性、安全性に対するインパクトを定量化することができ、事業者の意思決定の材料とすることができる。

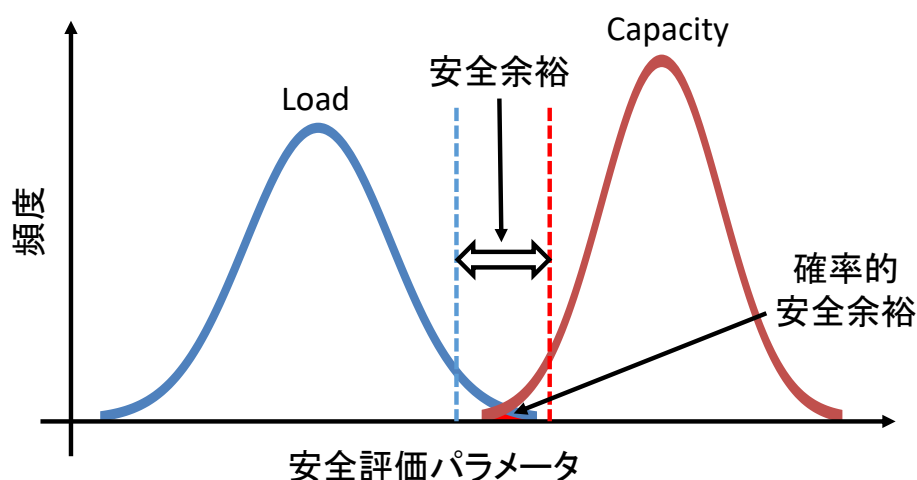


図 2-9 : 安全余裕と確率的安全余裕の違い

確率的安全余裕評価の一例として、SA 対策として SSC の改修による確率的安全余裕の変化を図 2-10 に示す。図 2-10 において、Alternative#1 は SSC の改修をしなかったケース、Alternative#2 は SSC の改修を実施したケースを示している。各ケースにおいて、入力パラメータの不確かさを考慮して、安全解析コードで 30 個を解析した時の燃料被覆管最高温度を示している。Alternative#1 では $\Pr[\text{Capacity} < \text{Load}] = 0.17$ 、Alternative#2 では $\Pr[\text{Capacity} < \text{Load}] = 0.033$ となっており、SSC の改修により安全余裕が増大していることが分かる。この情報及び図 2-11 に示すような経済性の影響などを考慮することで、原子力発電所の効率的な運営をサポートすることが可能となる。

確率的安全余裕評価の特徴は、図 2-10 に示したように安全解析コードによる解析を大量に必要とすることである。そのため、統計的安全評価でも述べたようにメタモデル (ROM) の開発が行われている[19]。本論文では開発した ROM の確率的安全余裕評価への適用を第 5 章で示している。

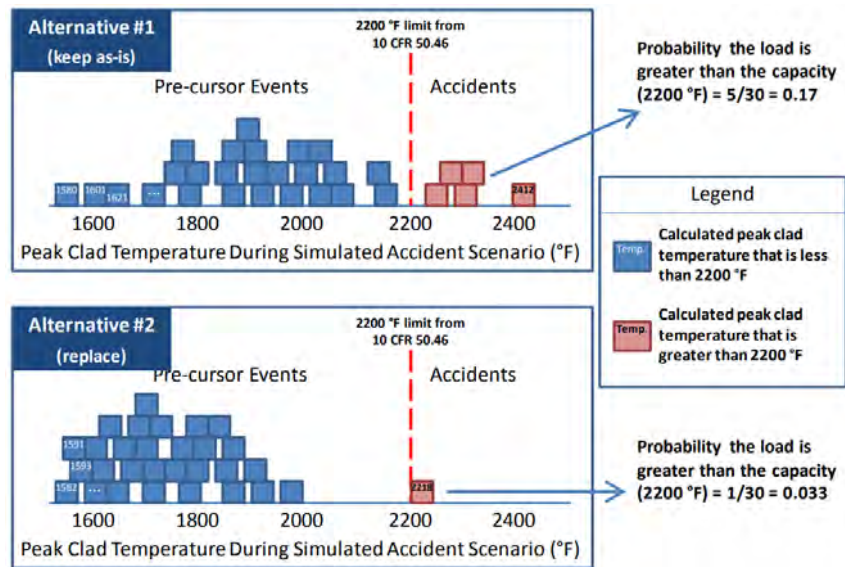


図 2-10 : リスク情報に基づく安全余裕マネジメントの SA 対策による確率的な安全余裕の比較[18]

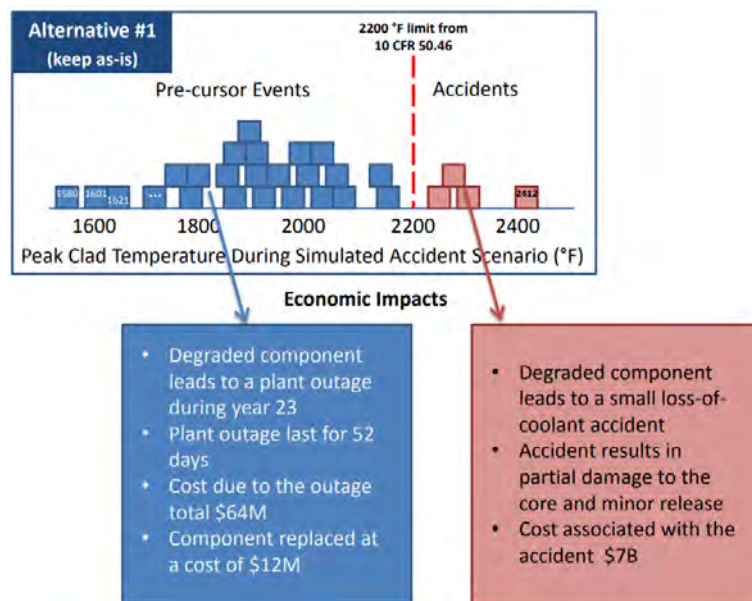


図 2-11 : Alternative#1 における経済的影響[18]

## 2.4.3 確率論的評価

### 2.4.3.1 確率論的評価の概要

確率論的評価は、決定論的評価と異なり、想定される全ての事故シーケンスを対象とし、事象の確率あるいは頻度を定量的に評価するものである。この確率論的評価では、「確率論的リスク評価」あるいは「確率論的安全評価」と呼ばれる。一般的には、確率論的リスク評価と確率論的安全評価は同義で用いられる。また、確率論的リスク評価は PRA と呼ばれる。本節では、PRA の概念及び特徴を説明する。

### 2.4.3.2 確率論的リスク評価

確率論的リスク評価 (PRA) とは、想定される全ての事故シーケンスを対象とし、炉心損傷、格納容器破損、放射線物質の大規模放出や一般公衆の死亡といった事象の確率あるいは頻度を定量的に算出し、リスク指標を評価するものである。なお、これらの事象にはレベル 1PRA (炉心損傷頻度)、レベル 1.5PRA (圧力容器破損頻度)、レベル 2PRA (格納容器破損頻度及び環境放出放射量)、レベル 3PRA (一般公衆の死亡) に分類される。ここで、リスクの工学的な定義を示しておく。一般的に、リスク (Risk) とは、ある望ましくない事象の発生頻度 (Frequency) とその事象による損害の大きさ (Damage) の関数で表現される。PRA で用いられるリスクは、一般的に(2.1)式のように表すことができる。

$$\text{Risk} = \text{Frequency} \times \text{Damage} \quad (2.1)$$

例えば、車を運転中に交通事故に遭うリスクを算出することを考えてみる。全国で発生した交通事故数と免許保有者の数から交通事故に遭う確率が算出することができる。また、1回の交通事故での損害の大きさは、1億人のうち数人くらいが負傷することから、損害の大きさを考えることができる。従って、この確率と損害の大きさの積で交通事故に遭うリスクを考えることができる。しかしながら、身近な交通事故や病気などの統計的なデータが存在する事象とは異なり、原子力発電所は深層防護による安全対策により事故の発生実績が極めて低い。そのため、原子力発電所の事故の発生頻度は、統計データから直接高い精度で計算することはできない。そのため、原子力発電所のリスクを評価するために PRA ではイベントツリー及びフォールトツリーに基づいた評価手法となっている。

イベントツリーとは、事故の発端となる起因事象を左端に置き、そこから右に向かって事故進展を防止するために講じる複数の対策について、機能する順番と従属性を考慮した順序に並べて、その対策の成功/失敗に対して上下に流れを分岐させ、想定できるすべての事故進展を論理的に展開した展開図である。この時、並べられた対策のことをヘディングと呼ぶ。例えば、電源喪失を起因事象とした簡略化されたイベントツリーを考えてみる (図 2-12)。イベントツリーの各分岐点に記載されている数値は、各安全機能が成功する確率である。これらの確率を各事故進展において乗じていくことによって、最終状態の炉心損傷の発生頻

度を算出することができる。例えば、赤い線の事故進展の場合は、全交流電源喪失 (0.1 [/year]) を起因事象として発生し、制御棒挿入は成功する(0.9)が、非常用電源が起動しない (1 - 0.8)事故進展である。この時の炉心損傷の発生頻度は、 $0.1 \text{ [/year]} \times 0.9 \times (1 - 0.8) = 0.018 \text{ [/year]}$ と計算される。同様に、他の事故進展について算出することによって全交流電源喪失の時の炉心損傷頻度は0.0352 [/year]と算出することができる。この時、各事故進展の発生頻度を比較すると赤い線の事故進展が最も大きいことが分かる。その原因である非常用電源起動の成功確率を上げる対策を講じれば、最も効果的に損傷頻度を下げることができると考えられる。このように、PRA ではイベントツリーによりプラントの脆弱な要素を抽出することができる特徴を持つ。

起因事象	安全機能			状態	発生頻度 (/年)
	制御棒挿入	非常用電源	補助給水		
全交流電源喪失 年に0.1回	→失敗			炉心損傷	0.01
	0.9			炉心損傷	0.018
	↓成功	0.8		炉心損傷	0.0072
			0.9	成功	0.0648
				損傷頻度	0.0352

図 2-12：電源喪失を起因事象としたイベントツリー例[20]  
(なお、数値は実態とは異なる仮想的なものである。)

イベントツリーでの各ヘディングの分岐確率はフォールトツリーによって算出されている (図 2-13)。フォールトツリーとは、対象とするシステムの望ましくない結果、つまりシステムの失敗 (機能喪失) を頂上事象とし、その原因を階層的に展開して、その因果関係を AND 理論、OR 理論で結んだ樹木上の論理展開図のことである。図 2-13 のように、補助給水機能喪失の確率を求めるにも多くの失敗要素が存在していることが分かる。このフォールトツリーを作成するには、原子力発電所の系統図や保安規定や作業員の経験などの網羅的な知識を必要とし、また、その構築は手作業で行われている。そのために、炉心損傷頻度等を評価するのにかなりの時間を必要とする。

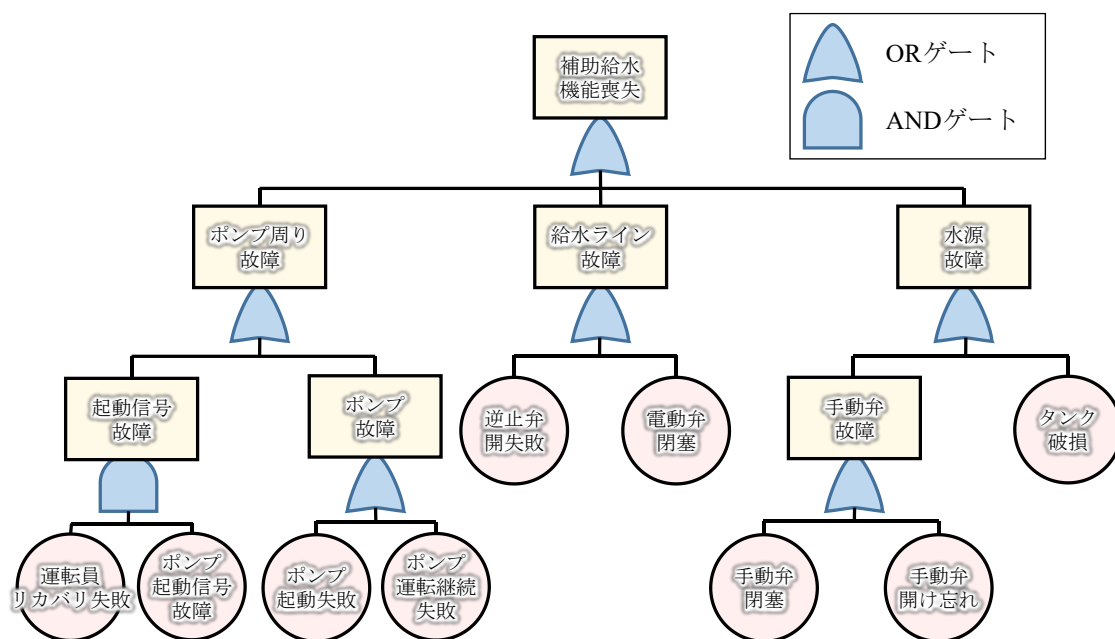


図 2-13 : 補助給水機能喪失を頂上事象としたフォールトツリー例[20]

最後に、PRA の活用例について述べる。イベントツリーの部分で説明したように PRA はプラントの脆弱性を抽出する以外にも活用することができる。例えば、想定される全事故シーケンスを考慮するので、SA 対策の有効性評価における事故シーケンスを抽出することに使用される[21][22]。また、現行の規制では原子力発電所の安全性向上を図るために、PRA を 5 年ごとに実施し、評価結果を自ら公表することを要求している[23]。他にも、定期検査期間中や運転中保全時の（瞬時的な）リスクの変化をモニタリングする（リスクモニタリング）ためにも利用される。

## 2.5 安全解析コードの分類

### 2.5.1 安全解析コードの概要

本論文で述べる安全解析コードとは、熱水力安全解析コードのことであり、安全解析に用いられる。ここで、熱水力とは炉心内の熱や流体のことを指す。この熱水力の状態（熱水力現象）を把握することが原子炉の状態を理解するためには重要である。しかしながら、原子炉は高圧高温条件で運転される巨大な設備であり、原子炉の通常時や事故時に発生する熱水力現象は、熱伝達や相変化を伴う単相や混相での多次元過渡流動、燃料や構造との相互作用など極めて多様なため、現在でも数値解析で全体を精度よく表現することは難しい[24]。このため、安全解析コードは熱水力現象の単純化度合いなどに応じて様々な種類が存在する。本節では、安全解析で使用される安全解析コードとして、「安全評価モデル（Evaluation Model : EM）コード」、「最適評価（Best Estimate : BE）コード」の2種類について説明する[25]。

### 2.5.2 安全評価モデルコード

安全評価モデル（EM）コードとは、2.4.2.2 節で示した保守的評価に用いられる安全解析コードである。EM コード用の BWR のノーディング例を図 2-14、図 2-15 に示す。これらの図を見ると、原子炉内は少数の領域に分割され、0次元や1次元のモデルを利用するため、現象の表現力は極めて限定的であることが分かる。なお、蒸気と水の2相流動は、熱力学的に平均および平衡を仮定した熱水力モデルであり、主に均質混合モデルを利用している。この均質混合モデルは、気相と液相が比較的良好に混合し、かつ、流速が大きくて、平均速度差が無視できるような流れに適用できる。しかし、原子炉内の気相と液相はより複雑な流れを形成する。そのため、EM コードで使用するモデルには保守性を持たせることによって、安全性を担保している。具体的な EM コードは、BWR では、LAMB、SCAT、SAFER、CHASTE、MAAP 等で、PWR では SATAN-M、WREFLOOD、BASHM、COCO、LOCTA-M、LOCTA-IV 等が組み合わせて使用される。

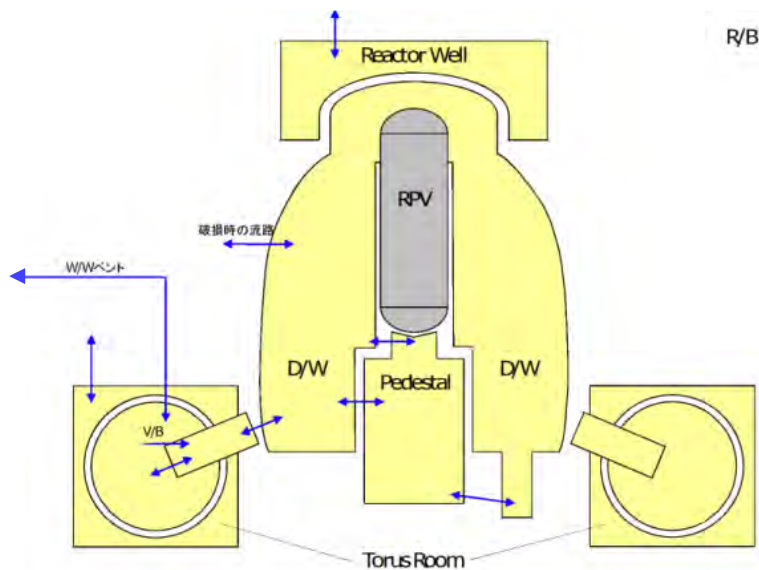


図 2-14 : EM コードのノーディング例 1 (MAAP) [26]

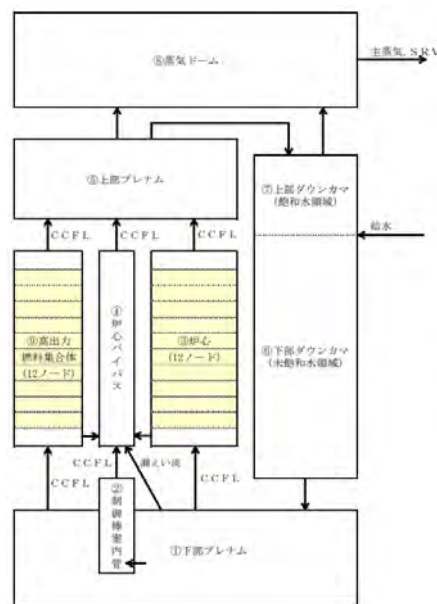


図 2-15 : EM コードのノーディング例 2 (SAFER) [26]

### 2.5.3 最適評価コード

最適評価 (Best Estimate : BE) コードとは、2.4.2.3 節の統計的安全評価や 2.4.2.4 節の確率的  
的安全余裕評価で用いられる安全解析コードである。BE コードに用いられる BWR のノー  
ディング例を図 2-16 に示す。図 2-16 を見ると、原子炉内は多数の領域に分割され、1~3  
次元で流動を模擬するため、EM コードに比べて現象模擬の詳細度は遥かに高いことが分か  
る。なお、流体は場 (空間・時間) の平均による 2 流体モデルに基づいている。ここで、場

の平均について説明する。気液 2 相流は空間・時間の 1 点に限れば、気相か液相であり、単相流の基礎方程式に従うため、空間・時間の細部にわたり基礎方程式を解けば気液 2 相流のふるまいは完全に決定される。しかしながら、扱う方程式の数が膨大となるため、事実上不可能に近い。そこで、空間・時間について平均化した基礎方程式を扱うことで、気液 2 相流のふるまいを予測する。BE コードでは、気相および液相の違いを取り扱うことで、EM コードよりも高い精度で計算することができる。代表的なモデルとしては、気相と液相の速度差で定義されるドリフト速度を用いたドリフトフラックスモデル[27]が挙げられる。この詳細さ故に、EM コードと比較して、原子炉全体の現象と安全余裕をより高い精度で推定することができる。具体的な BE コードは、TRACE や RELAP などが挙げられる。

本論文では、安全解析コードとして RELAP を用いているので、RELAP コードの概要について説明する。RELAP とは、Reactor Excursion and Leak Analysis Program の略称で、40 年以上に亘り米国エネルギー省及び INL で開発が続けられてきた原子炉過渡事象解析コードである。本研究でも使用している最新の RELAP5 では、完全な 2 流体モデル（気相と液相を別個の流体と見なすモデル）が採用され、非凝縮性ガスも取り扱うことができる。

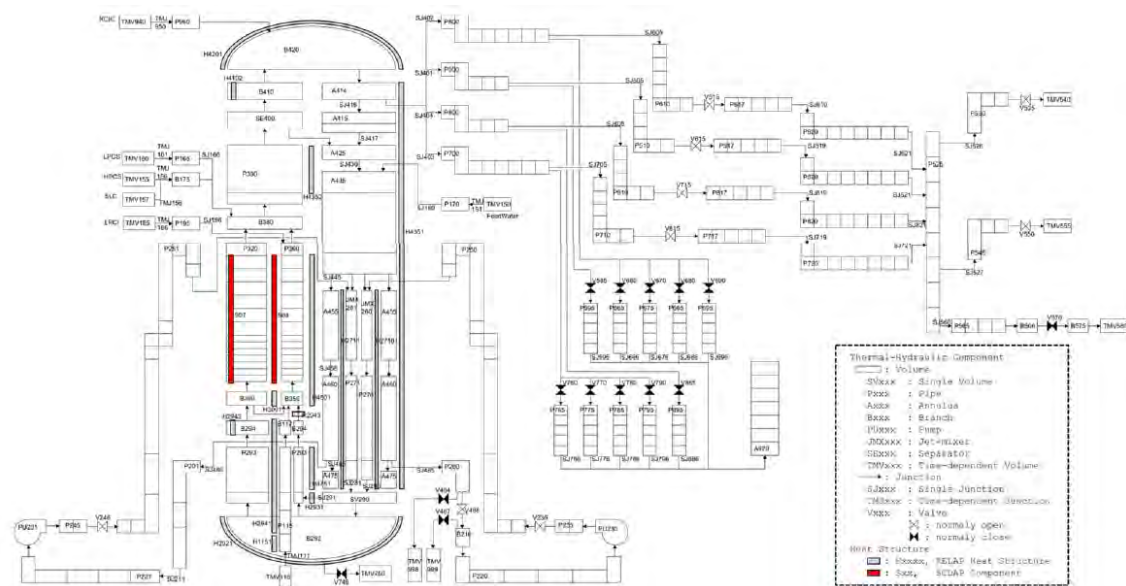


図 2-16 : BE コードのノーディング例 (RELAP) [28]



## 2.6 本章のまとめ

本章では、原子力発電所における安全評価について説明した。

2.2 節では、原子力発電所の安全性に関わる原子力安全の目的について述べた。原子力発電所が原子力安全の目的を達成していることを確認するために、物理障壁の健全性を評価することが重要であることを説明した。

2.3 節では、物理障壁の健全性を確認するために評価される事故のシナリオについて説明した。各物理障壁の破損モードに至るまでの原子炉の異常状態を考えることで代表的な事故シナリオが抽出される。事故シナリオは、発生頻度およびその影響によって運転時の異常な過渡変化、設計基準事故、重大事故に分類される。

2.4 節では、安全解析について、決定論的評価と確率論的評価の観点から分類した。決定論的評価では、保守的評価、統計的安全評価、確率的安全余裕評価について説明した。確率論的評価では、確率論的リスク評価について説明した。

2.5 節では、安全解析で用いられる安全解析コードについて説明した。安全解析コードは、熱水力モデルの複雑さやノーディングの詳細さによって分類される。簡易なモデルで保守的な評価結果を導く安全評価モデルコード、詳細なモデルで最確値を導く最適評価コードについて説明した。

## 2.7 参考文献

- [1] 「原子力安全の基本的考え方について 第 I 編」、日本原子力学会 (2013).
- [2] American National Standards Institute, *Nuclear Safety Criteria for the Design of Stationary PWR Plants*, ANSI-N18.2, (1973).
- [3] U.S. Nuclear Regulatory Commission, *Propagation of Environmental Report for Nuclear Power Stations*, Regulatory guide 4.2, rev.2, (1976).
- [4] International Atomic Energy Agency, *Safety of Nuclear Power Plants: Design*, IAEA Safety Standards Series No. SSR-2/1, rev.1, (2017).
- [5] 原子力安全委員会, “発電用軽水型原子炉施設の安全評価に関する審査指針について,” <http://www.aec.go.jp/jicst/NC/about/ugoki/geppou/V23/N09/197806V23N09.html>, (Access : 2019年12月26日).
- [6] JAEA, “原子炉立地審査指針及びその適用に関する判断のめやすについて,” ATOMIC A, [https://atomica.jaea.go.jp/data/detail/dat\\_detail\\_11-03-01-03.html](https://atomica.jaea.go.jp/data/detail/dat_detail_11-03-01-03.html), (Access : 2019年12月26日).
- [7] 総務省, “実用発電用原子炉及びその附属施設の技術基準に関する規則,” 電子政府の総合窓口 e-Gov, [https://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws\\_search/lsg0500/detail?lawId=425M60080000005](https://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws_search/lsg0500/detail?lawId=425M60080000005), (Access : 2019年12月26日).

- [8] 総務省, “実用発電用原子炉の設置、運転等に関する規則,” 電子政府の総合窓口 e-Gov, [https://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws\\_search/lsg0500/detail?lawId=353M50000400077#38](https://elaws.e-gov.go.jp/search/elawsSearch/elaws_search/lsg0500/detail?lawId=353M50000400077#38), (Access : 2019年12月26日).
- [9] 原子力規制委員会, 実用発電用原子炉に掛かる新規規制基準の考え方について, NREP-0002, 原子力規制委員会, 平成28年6月29日策定 (最終更新日:平成30年12月19日).
- [10] 山口彰, “外部ハザード事象のリスク評価と PRA 基準の開発計画 (その3) 今後の PRA 実施基準整備とリスク情報活用に向けて,” [http://www.aesj.or.jp/sc/committees/gijiroku/etc/2012a\\_sc\\_session4\\_3.pdf](http://www.aesj.or.jp/sc/committees/gijiroku/etc/2012a_sc_session4_3.pdf), (Access : 2020年1月10日).
- [11] 山下正弘, “(2) 決定論的評価と確率論的評価の統合の課題,” <http://www.aesj.or.jp/sc/committees/gijiroku/etc/sc2014f-0302.pdf>, (Access : 2019年12月26日).
- [12] INSAG, *A Framework for an Integrated Risk Informed Decision Making Process*, INSA G-25, IAEA, pp.16, ISBN 978-92-0-114110-1
- [13] 笠原文雄, “安全解析の信頼性,” JNES, [http://csed.sakura.ne.jp/wp-content/uploads/2009/08/2008spring\\_3.pdf](http://csed.sakura.ne.jp/wp-content/uploads/2009/08/2008spring_3.pdf), (Access : 2019年12月26日).
- [14] AESJ, “統計的安全評価の実施基準:2008,” AESJ-SC-S001:2008, 5月, (2009).
- [15] B. Boyack et al., “Quantifying Reactor Safety Margins, Application of Code Scaling, Applicability, and Uncertainty Evaluation Methodology to a large-break, Loss-of-coolant Accident,” NUREG/CR-5249, Dec., (1989).
- [16] U.S. Nuclear Regulatory Commission, *Transient and accident analysis methods*, Regulatory Guide 1.203, Dec., (2005).
- [17] 鳥毛俊秀, 木下郁夫, 山田実, “統計的安全評価の歴史的経緯と手法概観,” *INSS JOURNAL*, **24**, (2017)
- [18] D. Mandelli, C. Smith, T. Riley et al., “Risk-Informed Safety Margin Characterization (RISMIC) BWR Station Blackout Demonstration Case Study,” INL/EXT-13-30203, Idaho National Laboratory, (2013)
- [19] D. Mandelli, C. Smith, A. Alfonsi, et al. “Reduced Order Model Implementation in the Risk-Informed Safety Margin Characterization Toolkit,” INL/EXT-15-36649, Idaho National Laboratory, September 2015.
- [20] 大槻昇平, “加圧水型原子炉における簡易プラントシミュレーションの連続マルコフ過程モンテカルロカップリング手法への適用,” 修士論文, 名古屋大学, (2017).
- [21] 原子力規制委員会, 実用発電用原子炉に係る 炉心損傷防止対策及び格納容器破損防止対策の有効性評価に関する審査ガイド, 原規技発第 13061915 号, 原子力規制委員会, 平成25年6月19日.
- [22] 中部電力株式会社, 事故シーケンスグループ及び重大事故シーケンス等の選定について, H4-NP-025-R07, 中部電力, 平成28年7月8日.
- [23] 原子力規制庁, 実用発電用原子炉の安全性向上評価に関する運用ガイド, 原規技発第

- 1311273 号, 平成 25 年 11 月 27 日 (最終更新日: 平成 31 年 3 月 13 日)
- [24] 「熱水力安全評価基盤技術高度化戦略マップ検討」ワーキンググループ, 熱水力安全評価基盤技術高度化戦略マップ 2017 (熱水力 RM 2017) 28 年度報告書, 日本原子力学会熱流動部会, 平成 29 年 3 月.
- [25] 中村秀夫, “熱水力安全解析コードの開発に関する我が国と海外の動向,” RIST ニュース, **51**, 日本原子力研究開発機構, (2011)
- [26] 中国電力株式会社, “重大事故等対策の有効性評価に係るシビアアクシデント解析コードについて,” 平成 27 年 5 月, [http://www.energia.co.jp/judging/gaiyou/pdf/gaiyou\\_h27052\\_9\\_5.pdf](http://www.energia.co.jp/judging/gaiyou/pdf/gaiyou_h27052_9_5.pdf), (Access : 2020 年 1 月 17 日).
- [27] 片岡勲, “気液二相流のモデリング基礎方程式,” *Journal of the Heat Transfer Society of Japan*, **26**, pp.45-52, (1987)
- [28] 株式会社原子力エンジニアリング, BWR モデル設計, ATN-1503044, 株式会社原子力エンジニアリング, 2015 年 3 月

## 第3章 低次元化モデルの開発

### 3.1 本章の概要

本章では、特異値分解法を用いた ROM の構築方法について示す。卒業論文で開発した特異値分解法を用いた ROM の構築理論を理解するために、基本理論、構築理論、具体的な適用例までを説明する。また、本論文で使用する特異値分解法を用いた ROM を構築する時の条件設定について述べる。また、特異値分解法を用いた ROM は教師あり機械学習[1]に分類されるため、訓練データを学習する方法を設定することは重要である。本章では、ROM の構築における学習コストを低減するために、適応的サンプリングに基づいた ROM の学習アルゴリズムを開発する。

本章の構成は、以下のとおりである。

- 3.1 節では、本章の概要について述べた。
- 3.2 節では、特異値分解法の本質を理解するために、特異値分解の特殊な形である固有値分解法から説明する。また、ROM 用いる特異値分解法と低ランク近似を述べる。
- 3.3 節では、特異値分解法を用いた ROM の構築理論、条件設定、訓練データの準備について述べる。
- 3.4 節では、本章のまとめを述べる。
- 3.5 節では、参考文献を記載する。

## 3.2 基本理論

### 3.2.1 固有値分解法

#### 3.2.1.1 固有値分解の理論

固有値分解は、正方行列を対角化する行列操作であり、工学的な分野では対象とするシステムの安定性を解析する手法として利用される。3.2.1 節では、特異値分解の本質を理解するために、対称行列(すなわち正方行列)への特異値分解である固有値分解について説明する。

ある正方行列  $\mathbf{A}$  による変換に対し、ある複素数  $\lambda$  および  $\vec{0}$  でないベクトル  $\vec{v}$  が(3-1)式の関係を満たすとき、 $\lambda$  を固有値、ベクトル  $\vec{v}$  を (縦) 固有ベクトルとよぶ。

$$\mathbf{A}\vec{v} = \lambda\vec{v} \quad (\vec{v} \neq \vec{0}) \quad (3-1)$$

(3-1)式は、行列  $\mathbf{A}$  を固有ベクトル  $\vec{v}$  に作用させると、その固有ベクトルの方向は変化せず、大きさが  $\lambda$  倍 (固有値倍) されることを示している。つまり固有値  $\lambda$  は、固有ベクトル  $\vec{v}$  の行列  $\mathbf{A}$  による伸縮の度合を表す値である。

一例として、 $2 \times 2$  の正方行列  $\mathbf{A}$  に対して縦固有ベクトル  $\vec{v}_1$ 、 $\vec{v}_2$  が存在したとする。ただし、この固有ベクトルに対応する固有値は  $\lambda_1$ 、 $\lambda_2$  ( $\lambda_1 \neq \lambda_2$ ) とする。

$$\mathbf{A}\vec{v}_1 = \lambda_1\vec{v}_1 \quad (\vec{v}_1 \neq \vec{0}) \quad (3-2)$$

$$\mathbf{A}\vec{v}_2 = \lambda_2\vec{v}_2 \quad (\vec{v}_2 \neq \vec{0}) \quad (3-3)$$

ここで、固有ベクトルからなる行列  $\mathbf{P}$ 、固有値からなる行列  $\mathbf{\Lambda}$  を(3-4)、(3-5)式で定義する。

$$\mathbf{P} = (\vec{v}_1, \vec{v}_2) \quad (3-4)$$

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} \quad (3-5)$$

行列  $\mathbf{P}$  に行列  $\mathbf{A}$  を作用させると次式になる。

$$\mathbf{AP} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda} \quad (3-6)$$

(3-6)式に、行列  $\mathbf{P}$  の逆行列  $\mathbf{P}^{-1}$  を両辺の左から作用させる。

$$\begin{aligned} \mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} &= \mathbf{P}^{-1}\mathbf{P}\mathbf{\Lambda} \\ \mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} &= \mathbf{E}\mathbf{\Lambda} \\ \mathbf{P}^{-1}\mathbf{AP} &= \mathbf{\Lambda} \end{aligned} \quad (3-7)$$

行列  $\mathbf{A}$  に対応する固有ベクトル  $\vec{v}_1, \vec{v}_2$  を使えば、行列  $\mathbf{A}$  から(3-7)式のように対角成分だけの行列を取り出すことができる。なお、上記において、 $\mathbf{E}$  は  $2 \times 2$  の単位行列とする。

同様に、(3-6)式の両辺の右から逆行列  $\mathbf{P}^{-1}$  を作用させる。

$$\begin{aligned}\mathbf{A}\mathbf{P}\mathbf{P}^{-1} &= \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1} \\ \mathbf{A}\mathbf{E} &= \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1} \\ \mathbf{A} &= \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1}\end{aligned}\tag{3-8}$$

(3-8)式は、行列  $\mathbf{A}$  を固有ベクトルに関する行列  $\mathbf{P}$ 、逆行列  $\mathbf{P}^{-1}$ 、固有値に関する行列  $\mathbf{\Lambda}$  の3つに分解できることを示している。

### 3.2.1.2 固有値分解の性質

(3-8)式で示した固有値分解の本質を理解するために、具体的な行列を扱って説明していく。

2次元の  $XY$  座標系上の点を移動させる表現行列  $\mathbf{A}$  が次式で与えられるとする。

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 4 \end{pmatrix}\tag{3-9}$$

$XY$  座標系の軸方向のベクトルを以下のように定義する。

$$\vec{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix}\tag{3-10}$$

$$\vec{y} = \begin{pmatrix} 0 \\ 1 \end{pmatrix}\tag{3-11}$$

例えば、次の直交座標系上のデータ点  $\vec{q}$  について考える。

$$\vec{q} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = 1\vec{x}\tag{3-12}$$

このデータ点に対して、行列  $\mathbf{A}$  を作用させる。

$$\mathbf{A}\vec{q} = \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix} = 3\vec{x} + 2\vec{y}\tag{3-13}$$

ここで、もう一度行列  $\mathbf{A}$  を作用させる。

$$\mathbf{A}(\mathbf{A}\vec{q}) = \begin{pmatrix} 3 & 1 \\ 2 & 4 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 11 \\ 14 \end{pmatrix} = 11\vec{x} + 14\vec{y} \quad (3-14)$$

(3-13),(3-14)式より、XY 座標系では、行列  $\mathbf{A}$  による変換を単純に扱うことができない。もし行列  $\mathbf{A}$  による変換を  $n$  回繰り返す場合、変換後のベクトルを求めるためには行列とベクトルの演算を  $n$  回行う必要がある。

そこで、行列  $\mathbf{A}$  による変換を簡単に扱えるような新たな軸を考える。行列  $\mathbf{A}$  の固有値と固有ベクトルは、以下のように求められる。

$$\mathbf{\Lambda} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 \\ 0 & \lambda_2 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 2 & 0 \\ 0 & 5 \end{pmatrix} \quad (3-15)$$

$$\mathbf{P} = (\vec{v}_1, \vec{v}_2) = \begin{pmatrix} 1 & 1 \\ -1 & 2 \end{pmatrix} \quad (3-16)$$

ここで、 $\vec{q}$  と  $\mathbf{A}\vec{q}$  と  $\mathbf{A}(\mathbf{A}\vec{q})$  の成分を直交座標系ではなく固有ベクトルを使って表現してみる。

$$\vec{q} = \vec{x} = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \end{pmatrix} = \frac{2}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} + \frac{1}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = \frac{2}{3} \vec{v}_1 + \frac{1}{3} \vec{v}_2 \quad (3-17)$$

$$\mathbf{A}\vec{q} = \begin{pmatrix} 3 \\ 2 \end{pmatrix} = \frac{4}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} + \frac{5}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = 2 \times \frac{2}{3} \vec{v}_1 + 5 \times \frac{1}{3} \vec{v}_2 \quad (3-18)$$

$$\mathbf{A}(\mathbf{A}\vec{q}) = \begin{pmatrix} 11 \\ 14 \end{pmatrix} = \frac{8}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ -1 \end{pmatrix} + \frac{25}{3} \begin{pmatrix} 1 \\ 2 \end{pmatrix} = 2^2 \times \frac{2}{3} \vec{v}_1 + 5^2 \times \frac{1}{3} \vec{v}_2 \quad (3-19)$$

この結果より、あるベクトルに行列  $\mathbf{A}$  を作用させることは、固有ベクトル  $\vec{v}_1$  方向に 2 倍、 $\vec{v}_2$  方向に 5 倍することに等しい。また、各倍率は(3-15)式の各固有ベクトルに対応する固有値に等しい。以上の関係を図 3-1 に纏める。つまり、行列  $\mathbf{A}$  による変換は、あるベクトルを各固有ベクトルに分解し、その固有ベクトル上で固有値倍することに等しい。

行列  $\mathbf{A}$  による変換を  $n$  回繰り返すとき、(3-8)式を用いて以下のようなになる。

$$\mathbf{A}^n = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1}\mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1} \dots \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}\mathbf{P}^{-1} = \mathbf{P}\mathbf{\Lambda}^n\mathbf{P}^{-1} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} 2^n & 0 \\ 0 & 5^n \end{pmatrix} \mathbf{P}^{-1} \quad (3-20)$$

$$\mathbf{A}^n \vec{q} = \mathbf{P} \begin{pmatrix} 2^n & 0 \\ 0 & 5^n \end{pmatrix} \mathbf{P}^{-1} \vec{q} = \frac{2^n \times 2}{3} \vec{v}_1 + \frac{5^n \times 1}{3} \vec{v}_2 \quad (3-21)$$

行列  $\mathbf{A}$  による変換は、対応する各固有ベクトル上で固有値倍する操作である。図 3-2 に

行列  $\mathbf{A}$  による変換に関する解釈を示す。以上より、固有値分解で得られる(3-8)式は、行列  $\mathbf{A}$  から有益な固有ベクトルと固有値を抽出する操作であることが分かる。

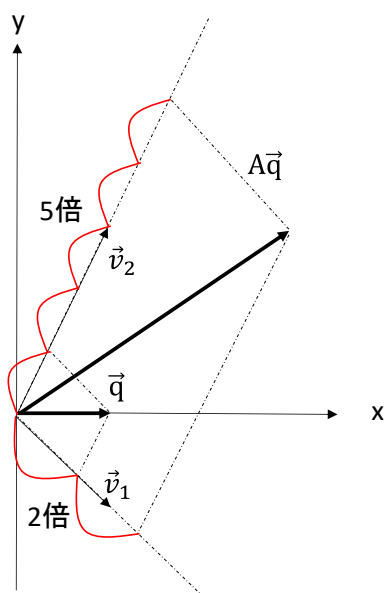


図 3-1 : 行列  $\mathbf{A}$  による変換における固有値と固有ベクトルの解釈

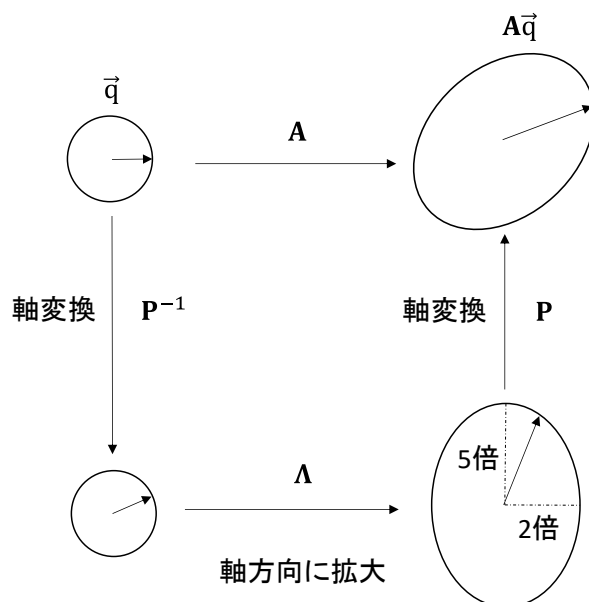


図 3-2 : 固有値分解における行列  $\mathbf{A}$  の解釈



## 3.2.2 特異値分解法

### 3.2.2.1 特異値分解の理論

特異値分解とは、任意の行列を適当な直交行列により対角行列に変換する操作である。固有値分解と同じ操作と考えると良いが、固有値分解が正方行列のみに使用できるのに対し、特異値分解は任意の行数・列数の行列に対して適用可能となる。また、対象とする行列が対称行列である場合、固有値分解の結果と特異値分解の結果は一致する。特異値分解は、固有値分解の一般的なケースであると理解しても良い。ROMを作成する場合、正方でない行列を扱うことが一般的であり、従って、特異値分解が用いられる。

$m$  行  $t$  列の実数行列  $\mathbf{A}$  を正規直交基底  $\mathbf{U}=(\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_m)$  と  $\mathbf{V}=(\vec{v}_1, \vec{v}_2, \dots, \vec{v}_t)$  を用いて、 $m$  行  $t$  列の対角行列  $\mathbf{\Sigma}$  に変換する。

$$\mathbf{U}^T \mathbf{A} \mathbf{V} = \mathbf{\Sigma} \quad (3-22)$$

この式は、3.2.1 節の(3-7)式に対応している。

ここで、行列  $\mathbf{\Sigma}$  は対角行列として以下のように表される。 ( $m < t$  の時)

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & \ddots & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_m & 0 \end{pmatrix} \quad (3-23)$$

対角成分は、 $\sigma_1 > \sigma_2 > \dots > \sigma_i > \dots > \sigma_m \geq 0$  ( $1 \leq i \leq m$ ) で表される単調減少する正の値である。この時、 $\text{rank}(\mathbf{A}) \leq m$  となる。

正規直交基底  $\mathbf{U}$ ,  $\mathbf{V}$  は共にユニタリ行列 (転置行列と逆行列が等しい:  $\mathbf{U}^T \mathbf{U} = \mathbf{U}^{-1}$ ,  $\mathbf{V}^T \mathbf{V} = \mathbf{V}^{-1}$ ) であるので、両辺の左から  $\mathbf{U}$ 、右から  $\mathbf{V}^T$  をかけると、次式に変換できる。

$$\begin{aligned} \mathbf{U}^T \mathbf{U} \mathbf{A} \mathbf{V}^T \mathbf{V} &= \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \\ \mathbf{U} \mathbf{U}^{-1} \mathbf{A} \mathbf{V} \mathbf{V}^{-1} &= \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \\ \mathbf{E} \mathbf{A} \mathbf{E} &= \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \\ \mathbf{A} &= \mathbf{U} \mathbf{\Sigma} \mathbf{V}^T \end{aligned} \quad (3-24)$$

つまり、行列  $\mathbf{A}$  は 3 つの行列に分解できる。ここで、行列  $\mathbf{U}$  を左特異ベクトル、行列  $\mathbf{\Sigma}$  を特異値、行列  $\mathbf{V}^T$  を右特異ベクトルという。(3-24)式は、固有値問題における(3-8)式に対応している。

この変換についての概念を図 3-3 に示す。次元の縮約などあるが固有値分解で示した図 3-2 と概ね同じである。つまり、特異値分解で得られる(3-24)式は、行列  $\mathbf{A}$  から有益な特異

ベクトルと特異値を抽出する操作であることが分かる。

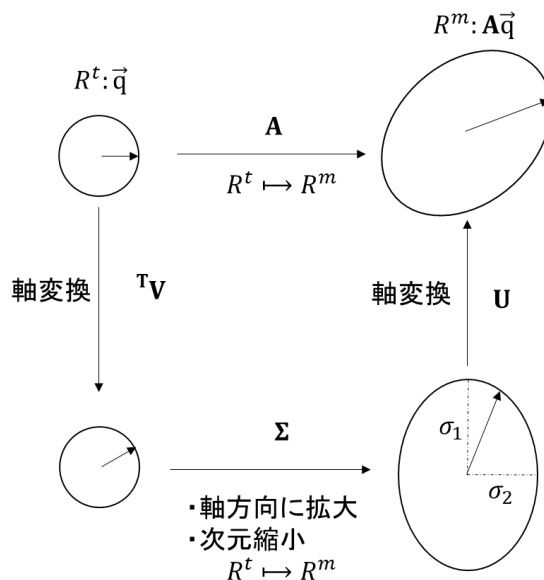


図 3-3：特異値分解における行列  $\mathbf{A}$  による変換の解釈

( $m < t$  の時、特異値の存在しない右特異ベクトル  $t - m$  個が次元縮約する)

### 3.2.2.2 特異値分解の性質

特異値分解は、行列から特徴的なベクトルである特異ベクトルを抽出できるという重要な性質がある。この性質を理解するために、具体的な行列を用いて説明する。(3-25)式の行列  $\mathbf{B}$  を特異値分解によって(3-26)式に分解する。この時、左特異ベクトル  $\mathbf{U}$  の行成分と右特異ベクトル  $\mathbf{T}^V$  の列成分は正規化されている。また、相反する行成分、列成分での内積は 0 となることから、直交ベクトルであることが分かる。また、行列  $\mathbf{B}$  と特異値  $\mathbf{\Sigma}$  のランクは必ず一致しており、 $\text{rank}(\mathbf{B}) = \text{rank}(\mathbf{\Sigma}) = 3$  である。

$$\mathbf{B} = \begin{pmatrix} \vec{b}_1 \\ \vec{b}_2 \\ \vec{b}_3 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{50}{4} & \frac{50}{4} & \frac{50}{4} & \frac{50}{4} \\ \frac{11\sqrt{2}}{4} & -\frac{9\sqrt{2}}{4} & \frac{9\sqrt{2}}{4} & -\frac{11\sqrt{2}}{4} \\ \frac{9\sqrt{2}}{4} & \frac{11\sqrt{2}}{4} & -\frac{11\sqrt{2}}{4} & \frac{9\sqrt{2}}{4} \end{pmatrix} \quad (3-25)$$

$$\mathbf{B} = \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}^T\mathbf{V}$$

$$\begin{aligned}
 &= (\vec{u}_1 \quad \vec{u}_2 \quad \vec{u}_3) \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} {}^T\vec{v}_1 \\ {}^T\vec{v}_2 \\ {}^T\vec{v}_3 \\ {}^T\vec{v}_4 \end{pmatrix} \\
 &= \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \quad (3-26)
 \end{aligned}$$

(3-26)式において、右特異ベクトルを観察してみる。右特異ベクトルを行方向に観察すると、4つのベクトルがあることが分かる。各行が時間ステップ( $t_1$   $t_2$   $t_3$   $t_4$ )に対応しているとした時、右特異ベクトルの変化は図 3-4、図 3-5 となる。

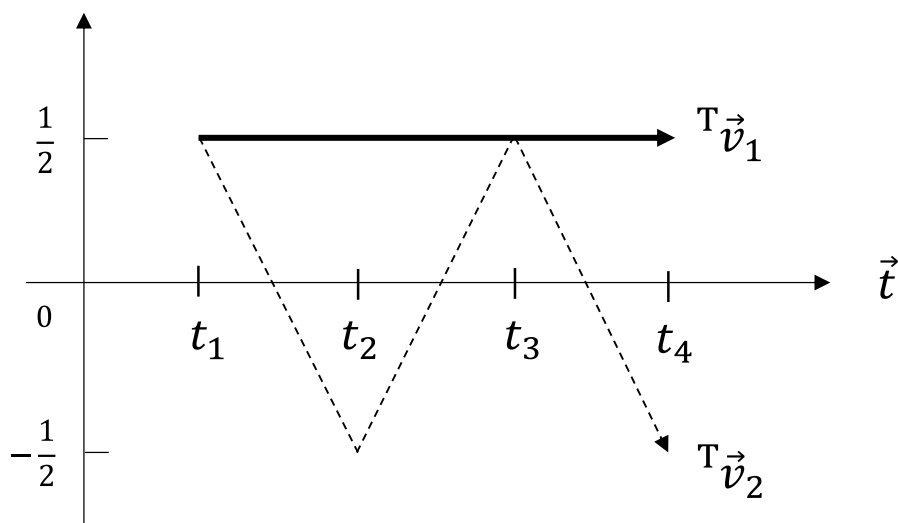


図 3-4 : 右特異ベクトル  ${}^T\vec{v}_1$  と  ${}^T\vec{v}_2$  の概形

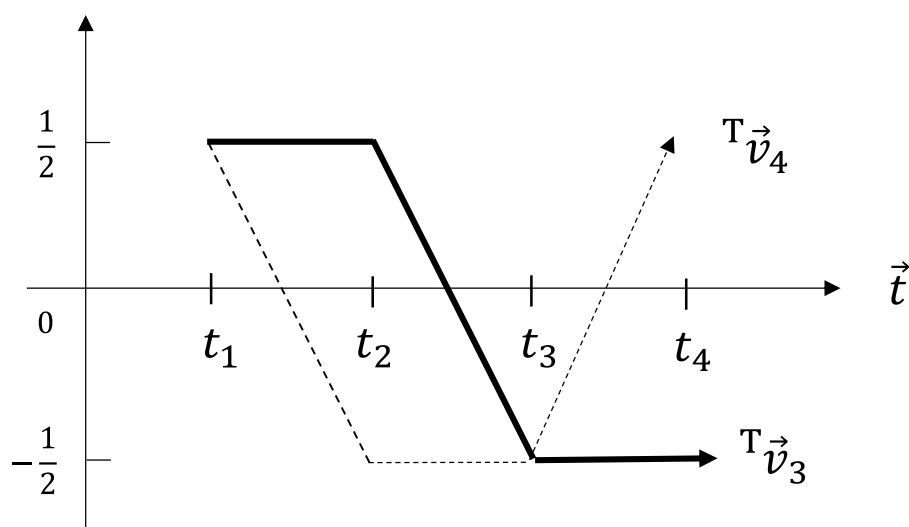


図 3-5 : 右特異ベクトル  $T\vec{v}_3$  と  $T\vec{v}_4$  の概形

ここで、(3-25)式の行列  $\mathbf{B}$  の特徴を探してみると、1 行目は一定になっている。また、2 行目と 3 行目を見ると正負が逆になっていて、右に行くほど全体としての値が小さくなっていくことが分かる。まさに、この特徴が右特異ベクトルの  $T\vec{v}_1$ ,  $T\vec{v}_2$ ,  $T\vec{v}_3$  にそれぞれ対応している。また、右特異ベクトル  $T\vec{v}_4$  の性質は、行列  $\mathbf{B}$  の行方向のデータには存在しない。(3-26)式を見ると、 $T\vec{v}_4$  対応する特異値が存在しないことが分かる。すなわち、この右特異ベクトル  $T\vec{v}_4$  は無視してもよい。

以上の説明から、特異値分解法は行列から特徴的なベクトルである特異ベクトルを順々に抽出できる性質があることが分かる。この性質は、左特異ベクトルにも同様にあてはまる。

### 3.2.2.3 特異ベクトルの寄与率

特異値分解によって抽出された特異ベクトルが、行列の特徴をどの程度再現しているのかについて考える。一般的に、行列の分散に注目することで、特異ベクトルの寄与率を評価される。なお、行列の分散に対する特異ベクトルの寄与率は、主成分分析[2]の分野で広く使用される。

行列の分散に対する寄与率について、以下で説明する。例えば、(3-25)式の標準化された行列  $\mathbf{B}$  において、行列の分散共分散行列  $\text{Var}[\mathbf{B}]$  は(3.27)式で表現される。

$$\begin{aligned}
 \text{Var}[\mathbf{B}] &= \frac{1}{N-1} \Delta^T \mathbf{B} \Delta \mathbf{B} \\
 &= \frac{1}{N-1} {}^T(\bar{\mathbf{U}}\Sigma\mathbf{V})(\bar{\mathbf{U}}\Sigma\mathbf{V}) \\
 &= \frac{1}{N-1} {}^T\mathbf{V}\Sigma^2\mathbf{V}
 \end{aligned} \tag{3.27}$$

ここで、 $\Delta\mathbf{B}$  は行ベクトル  $\vec{b}_0$  ( $\vec{b}_1, \vec{b}_2, \vec{b}_3$  において時間ステップごとに平均化したベクトル) を用いて平均化した行列であり、 $\bar{\mathbf{U}}$  はその平均化操作によって変化した左特異ベクトルである。また、 $N$  は訓練データ数を指し、(3.27)式では 3 となる。

次に、行列  $\mathbf{B}$  を単位 (縦) ベクトル  $\vec{a}_1$  へ正射影した  $\mathbf{B}\vec{a}_1$  における分散は、(3.27)式を用いて(3.28)式で計算される。

$$\begin{aligned}
 \text{Var}[\mathbf{B}\vec{a}_1] &= \frac{1}{N-1} {}^T(\Delta\mathbf{B}\vec{a}_1)(\Delta\mathbf{B}\vec{a}_1) \\
 &= \frac{1}{N-1} {}^T\vec{a}_1\Delta^T \mathbf{B} \Delta \mathbf{B} \vec{a}_1 \\
 &= {}^T\vec{a}_1\Delta^T \mathbf{B} \Delta \mathbf{B} \vec{a}_1 \\
 &= {}^T\vec{a}_1 \text{Var}[\mathbf{B}] \vec{a}_1
 \end{aligned} \tag{3.28}$$

ここで、 $\text{Var}[\mathbf{B}\vec{a}_1]$  が最大となる  $\vec{a}_1$  を求めることを考える。右特異ベクトルの大きさが 1 である拘束条件を利用して、ラグランジュの未定定数法を用いればよい。従って、(3.29)式の  $E(\vec{a})$  を最大にする  $\vec{a}$  を求めればよい。

$$E(\vec{a}_1) = {}^T\vec{a}_1 \text{Var}[\mathbf{B}] \vec{a}_1 - \lambda ({}^T\vec{a}_1 \vec{a}_1 - 1) \tag{3.29}$$

ここで、 $\lambda$  はラグランジュ未定定数である。

$$\frac{\partial E(\vec{a}_1)}{\partial \vec{a}_1} = 2\text{Var}[\mathbf{B}]\vec{a}_1 - 2\lambda\vec{a}_1 = 0 \tag{3.30}$$

$$\text{Var}[\mathbf{B}]\vec{a}_1 = \lambda\vec{a}_1 \tag{3.31}$$

(3.31)式は、行列  $\mathbf{B}$  の分散共分散行列に関する固有値問題を解くことに等しいことが分かる。従って、次々に分散を最大にする直交ベクトルを考えることで、(3.32)式が成立する。

$$\text{Var}[\mathbf{B}]\mathbf{a} = \mathbf{a}\mathbf{S} \tag{3.32}$$

$$\text{Var}[\mathbf{B}] = \mathbf{a}\mathbf{S}^T\mathbf{a} \quad (3.33)$$

ここで、 $\mathbf{a}$  は単位直交ベクトルからなる行列で(3.34)式であり、 $\mathbf{S}$  は  $\mathbf{a}$  に対応する固有値で(3.35)式である。

$$\mathbf{a} = (\vec{a}_1 \quad \vec{a}_2 \quad \vec{a}_3) \quad (3.34)$$

$$\mathbf{S} = \begin{pmatrix} \lambda_1 & 0 & 0 \\ 0 & \lambda_2 & 0 \\ 0 & 0 & \lambda_3 \end{pmatrix} \quad (3.35)$$

行列  $\mathbf{B}$  の分散について、(3.27)式と(3.33)式を比較することによって、(3.36)式が成立する。

$$\frac{1}{N-1} {}^T\mathbf{V}\mathbf{\Sigma}^2\mathbf{V} = \mathbf{a}\mathbf{S}^T\mathbf{a} \quad (3.36)$$

ここで、右特異ベクトル  $\mathbf{V}$  は規格化された直交ベクトルの並びであるので、 $\mathbf{\Sigma}^2$  に  $\frac{1}{N-1}$  が掛かると考えると、特異値と行列  $\mathbf{B}$  の分散共分散行列に対する固有値には(3.37)式の関係が成立する。なお、一般的には  $\mathbf{V}$  と  $\mathbf{a}$  は一致しない。また、 $1 \leq i \leq 3$  である。

$$\frac{\sigma_i^2}{N-1} = \lambda_i \quad (3.37)$$

行列  $\mathbf{B}$  の分散の総和は、(3.33)式の固有値の和で算出できるため、(3.38)式となる。

$$\begin{aligned} (\text{行列 } \mathbf{B} \text{ の分散の総和}) &= \sum_{i=1}^N \lambda_i \\ &= \sum_{i=1}^N \frac{\sigma_i^2}{N-1} \end{aligned} \quad (3.38)$$

(3.38)式が成立する時、右特異ベクトル  $\vec{v}_i$  が行列  $\mathbf{B}$  の分散の総和に対して、寄与する割合を(3.39)式で計算することができる。

$$\begin{aligned}
 (\text{右特異ベクトル } \vec{v}_i \text{ の寄与率}) &= \frac{\lambda_i}{\sum_{i=1}^N \lambda_i} \\
 &= \frac{\frac{\sigma_i^2}{N-1}}{\sum_{i=1}^N \frac{\sigma_i^2}{N-1}} \\
 &= \frac{\sigma_i^2}{\sum_{i=1}^N \sigma_i^2}
 \end{aligned} \tag{3.39}$$

以上より、右特異ベクトル  $\vec{v}_i$  の寄与率は、特異値分解によって得られた特異値の 2 乗の比によって評価することができる。また、特異値は、 $\sigma_1 > \sigma_2 > \sigma_3 > 0$  の単調減少する正の値であり、特異ベクトルは直交ベクトルである。つまり、特異値分解によって得られる右特異ベクトルは、行列の分散共分散への寄与率が大きい順番で直交ベクトル（つまり、行列の分散共分散を最も網羅する主成分）が並んでいると解釈することもできる。これが、主成分分析の考え方である。

以上より、寄与率の定義を一般化すると、行列の分散共分散に対して、特異ベクトルは (3.40) 式で計算される割合だけ網羅することができる。また、複数個の特異ベクトルにおける寄与率の総和は、(3.41) 式によって計算される。

$$(\text{第 } k \text{ 番目の特異ベクトルにおける寄与率}) = \frac{\sigma_k^2}{\sum_{i=1}^m \sigma_i^2} \tag{3.40}$$

$$(\text{第 } k \text{ 番目の特異ベクトルまでにおける累積寄与率}) = \frac{\sum_{i=1}^k \sigma_i^2}{\sum_{i=1}^m \sigma_i^2} \tag{3.41}$$

上記で説明した寄与率の定義は、標準化された行列  $\mathbf{B}$  について成立する。本研究では、標準化していない行列を用いているが、寄与率の定義は (3.40), (3.41) 式を使用することができる。この標準化していない行列を扱う場合、(3.42) 式で表現される  ${}^T\mathbf{B}\mathbf{B}$  における対角成分の和（トレース）を保存するような右特異ベクトルと特異値を抽出していることになる。従って、標準化していない行列における右特異ベクトルと特異値は、標準化された行列から算出されるものと異なる。

$$\begin{aligned}
 {}^T\mathbf{B}\mathbf{B} &= {}^T\mathbf{V}\Sigma^2\mathbf{V} \\
 &= {}^T\mathbf{V} \begin{pmatrix} \sigma_1^2 & 0 & 0 \\ 0 & \sigma_2^2 & 0 \\ 0 & 0 & \sigma_3^2 \end{pmatrix} \mathbf{V}
 \end{aligned} \tag{3.42}$$

### 3.2.3 低ランク近似

右特異ベクトルと左特異ベクトルの直交基底は行列  $\mathbf{A}$  の寄与率大きい順に並べられている。つまり、寄与率の小さい直交成分は削っても行列  $\mathbf{A}$  のデータ損失は小さいと考えられる。この技術は、画像データ圧縮[3]にも使われるものである。

行列  $\mathbf{A}$  の特異値分解後の式を詳細にみると(3-43)式になっている。rank( $\mathbf{A}$ ) =  $m$  とする ( $m < t$  の時)。

$$\mathbf{A} = (\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_m) \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \dots & \dots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & \ddots & \vdots \\ \vdots & 0 & \ddots & 0 & \vdots \\ 0 & \dots & 0 & \sigma_m & 0 \end{pmatrix}^T (\vec{v}_1, v_2, \dots, \vec{v}_t) \quad (3-43)$$

ここで、行列  $\mathbf{A}$  のデータを特異値  $k$  個 ( $k \leq m$ ) までを用いて概ね再現できると仮定すると、行列  $\mathbf{A}$  は(3-44)式に近似できる。特異値は、 $k \times k$  の正方行列とする。

$$\mathbf{A}' = (\vec{u}_1, \vec{u}_2, \dots, \vec{u}_k) \begin{pmatrix} \sigma_1 & \dots & 0 \\ \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \dots & \sigma_k \end{pmatrix}^T (\vec{v}_1, v_2, \dots, \vec{v}_k) \quad (3-44)$$

$m \geq t$  の時も同様に近似できる。また、低ランク近似による誤差は、(3.45), (3.46)式で推定することができる。

$$\|\mathbf{A} - \mathbf{A}'\|_F = \sqrt{\sum_{i=k+1}^m \sigma_i^2} \geq \sigma_{k+1} \quad (3.45)$$

$$\|\vec{a}_n - \vec{a}'_n\|_2 = \sqrt{\sum_{i=k+1}^m \sigma_i^2} \geq \sigma_{k+1} \quad (3.46)$$

ここで、 $\|\cdot\|_F$  はフロベニウスノルム、 $\vec{a}_n$  は行列  $\mathbf{A}$  の  $n$  行目の行ベクトル ( $1 \leq n \leq m$ )、 $\vec{a}'_n$  は低ランク近似した  $\vec{a}_n$  を示す。

具体例として、(3-26)式の行列  $\mathbf{B}$  に対して低ランク近似を実施する。特異値の成分 100 に対して 1 は十分小さいと考えて低ランク近似を実施し、行列  $\mathbf{B}'$  を計算する。



$$\mathbf{B}' = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 10 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \quad (3-47)$$

(3-47)式の左特異ベクトル3列目及び右特異ベクトル3、4行目のベクトルは無視できる。

$$\mathbf{B}' = \begin{pmatrix} 1 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 100 & 0 \\ 0 & 10 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \end{pmatrix} \quad (3-48)$$

$$\mathbf{B}' = \begin{pmatrix} \frac{50}{4} & \frac{50}{4} & \frac{50}{4} & \frac{50}{4} \\ \frac{10\sqrt{2}}{4} & -\frac{10\sqrt{2}}{4} & \frac{10\sqrt{2}}{4} & -\frac{10\sqrt{2}}{4} \\ -\frac{10\sqrt{2}}{4} & \frac{10\sqrt{2}}{4} & -\frac{10\sqrt{2}}{4} & \frac{10\sqrt{2}}{4} \end{pmatrix} \quad (3-49)$$

(3-49)式は、データ損失は多少あるが(3-25)式の行列  $\mathbf{B}$  を概ね再現することができる。

さらに、特異値の成分10も落とした行列  $\mathbf{B}''$  は(3-50)式となる。

$$\mathbf{B}'' = \begin{pmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \\ 0 & -\frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} 100 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} \\ \frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & -\frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \quad (3-50)$$

(3-50)式の左特異ベクトル2、3列目及び右特異ベクトル2、3、4行目のベクトルは無視できる。

$$\mathbf{B}'' = \begin{pmatrix} 1 \\ 0 \\ 0 \end{pmatrix} (100) \begin{pmatrix} \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} & \frac{1}{2} \end{pmatrix} \quad (3-51)$$

$$\mathbf{B}'' = \begin{pmatrix} 50 & 50 & 50 & 50 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3-52)$$

この結果より、低ランク近似によってランク数を落としすぎると行列 **B** のデータ損失が大きくなる。(3.40)式に基づき、右特異ベクトルの寄与率を求めると表 3-1 になる。

表 3-1 : 各特異値に対応する右特異ベクトルの寄与率

特異値	特異値に対応する右特異ベクトルの寄与率 [%]
100	99.0001
10	0.9900
1	0.0099

### 3.3 特異値分解法を用いた低次元化モデルの構築

#### 3.3.1 低次元化モデルの構築理論

##### 3.3.1.1 構築手順

この節では、安全解析コードの解析結果に対して、特異値分解と低ランク近似を用いたROMの構築手順について述べる。

安全解析コードは、原子炉事故における様々な物理現象をモデル化しているために、多くの入力パラメータが存在する。対象とする事故シナリオにおいて、ROMによって摂動を考慮する入力パラメータを選定する。それらの入力パラメータを合計  $m$  回摂動させる。この入力データをROMの学習用の入力データセットと呼ぶ（以後、ROM学習用入力データセット）。ROM学習用入力データセットを用いて、安全解析コードの解析によって  $m$  個の時系列データを得る。この時、全ての解析において各時系列データの時間ステップは同一の値を与えなければならない。例えば、解析時間 15,000 秒で 100 秒刻みにデータを得た時は、時間ステップ数が 150 個となる。また、時間ステップ数を揃えるために、解析が 15,000 秒前に終了した時は、時系列データの最終状態を 15,000 秒まで維持するように設定する。時系列データの時間ステップが揃っていない場合は、時間ステップが揃うよう出力結果の間引き又は内挿を実施し、各時系列データの時間ステップと時間ステップ数を揃える。揃えることが困難な場合には、時間ステップのずれが小さくなるように揃える。これらの操作を安全解析コードで得られる  $m$  個の時系列データに適用し、 $m \times t$  の行列  $\mathbf{A}$  を(3-53)式のように作成する。この行列  $\mathbf{A}$  をROMの学習用出力データセットと呼ぶ（以後、ROM学習用出力データセット）。以下では、 $m < t$  の操作を示すが、 $m \geq t$  でも同様に考えることができる。

$$\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \vec{a}_1 \\ \vec{a}_2 \\ \vdots \\ \vec{a}_m \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & \cdots & a_{1t} \\ a_{21} & a_{22} & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ a_{m1} & a_{m2} & \cdots & a_{mt} \end{pmatrix} \quad (3-53)$$

ここで、 $a_{mt}$  は  $m$  個目のサンプル、 $t$  番目の時間ステップにおける出力データである。なお、 $\vec{a}_m$  は横ベクトルである。

この行列  $\mathbf{A}$  は、特異値分解により(3-54)式のように3つの行列に分解することができる。

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &= \mathbf{U}\mathbf{\Sigma}^T\mathbf{V} \\ &= (\vec{u}_1 \vec{u}_2 \cdots \vec{u}_m) \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & \cdots & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & 0 & \ddots & \ddots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \ddots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & 0 & \sigma_m & \cdots & 0 \end{pmatrix} {}^T(\vec{v}_1 \vec{v}_2 \cdots \vec{v}_t) \end{aligned} \quad (3-54)$$

ここで、左特異ベクトルは  $m \times m$  列直交行列  $\mathbf{U} = (\vec{u}_1 \vec{u}_2 \cdots \vec{u}_m)$ 、特異値は  $m \times t$  行列、右特異ベクトルは  $t \times t$  転置行直交行列  ${}^T\mathbf{V} = {}^T(\vec{v}_1 \vec{v}_2 \cdots \vec{v}_t)$  である。また、 $m$  個の時系列データが互いに異なる時、行列  $\mathbf{A}$  のランクは  $m$  に等しい。

特異値  $k$  個 ( $1 \leq k \leq m$ ) までの累積寄与率が十分大きい場合、低ランク近似を行列  $\mathbf{A}$  に対して適用することが出来る。

$$\begin{aligned} \mathbf{A} &\approx (\vec{u}_1 \vec{u}_2 \cdots \vec{u}_k) \begin{pmatrix} \sigma_1 & 0 & \cdots & 0 \\ 0 & \sigma_2 & \cdots & \vdots \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ 0 & \cdots & \cdots & \sigma_k \end{pmatrix} {}^T(\vec{v}_1 \vec{v}_2 \cdots \vec{v}_k) \\ &= \mathbf{U}'\mathbf{\Sigma}'^T\mathbf{V}' \end{aligned} \quad (3-55)$$

ここで、左特異ベクトルは  $m \times k$  列直交行列  $\mathbf{U}' = (\vec{u}_1 \vec{u}_2 \cdots \vec{u}_k)$ 、特異値は  $k \times k$  行列、右特異ベクトルは  $t \times k$  転置行直交行列  ${}^T\mathbf{V}' = {}^T(\vec{v}_1 \vec{v}_2 \cdots \vec{v}_k)$  である。また、行列  $\mathbf{A}$  のランクは  $k$  と等しいとみなすことが出来る。

右特異ベクトル  ${}^T\mathbf{V}'$  は、ROM 学習用出力データセットの行方向に対する直交基底であると考えることが出来る。従って、行列  $\mathbf{A}$  の  $m$  個目における時系列データは、右特異ベクトルを用いて(3-56)式として展開することが出来る。

$$\vec{a}_m \approx \sum_{i=1}^k u_{mi}\sigma_i {}^T\vec{v}_i \quad (3-56)$$

ここで、 $u_{mi}\sigma_i$  は  $i$  番目の右特異ベクトルに対応する展開係数である。展開係数  $u_{mi}\sigma_i$  は、左特異ベクトルと特異値の積で計算される。

$$\begin{aligned} \mathbf{U}'\mathbf{\Sigma}' &= (\sigma_1\vec{u}_1, \sigma_2\vec{u}_2, \cdots, \sigma_k\vec{u}_k) \\ &= \begin{pmatrix} u_{11}\sigma_1 & u_{12}\sigma_2 & \cdots & u_{1k}\sigma_k \\ u_{21}\sigma_1 & u_{22}\sigma_2 & \cdots & u_{2k}\sigma_k \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ u_{m1}\sigma_1 & u_{m2}\sigma_2 & \cdots & u_{mk}\sigma_k \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3-57)$$

ここで、安全解析コードの解析結果は入力パラメータに依存するので、入力パラメータと展開係数  $\sigma_i\vec{u}_i$  との間に相関を見出すことが出来る。例えば、 $\sigma_i\vec{u}_i$  は入力パラメータの多項式近

似で表現することができる。入力パラメータと展開係数  $\sigma_i \vec{u}_i$  の相関を用いることで、入力パラメータの摂動範囲内に対応する任意の  $u_{pi}\sigma_i$  を推定することができる。ここで、 $p$  は未知の入力パラメータ値である。例えば、展開係数  $\sigma_i \vec{u}_i$  が入力パラメータ  $x$  の線形回帰で表現できる場合、(3-58)式となる。

$$u_{pi}\sigma_i = ap + b \tag{3-58}$$

ここで、 $a, b$  は線形回帰によって得られる定数項である。

$u_{pi}\sigma_i$  が推定できれば、解析結果は(3-56)式によって容易に計算することが出来る。

以上をまとめると、ROM は以下の手順で構築することが出来る。

- I. 入力パラメータを摂動させ、 $m$  個の ROM 学習用入力データセットを作成する。
- II. ROM 学習用入力データセットを用いて、安全解析コードの解析を  $m$  回実施する。
- III. 得られた時系列データから行列  $\mathbf{A}$  (ROM 学習用出力データセット) を構築する。(3-53式)
- IV. 行列  $\mathbf{A}$  に特異値分解を用いた低ランク近似を実施する。(3-55)式)
- V. 行列  $\mathbf{A}$  の  $m$  個目の時系列データを右特異ベクトルで展開する。(3-56)式)
- VI. 入力パラメータと展開係数  $\sigma_i \vec{u}_i$  の相関を利用して、展開係数  $\sigma_i \vec{u}_i$  を入力データの関数として表現する。(3-58)式)
- VII. 入力パラメータの摂動範囲内において、展開係数  $u_{pi}\sigma_i$  はステップ VI で得られた入力パラメータの関数によって計算される。
- VIII. ある入力パラメータ  $p$  に対する時系列データは、ステップ VII で得られた展開係数と(3-56)式によって再現できる。

### 3.3.1.2 適用制限

この節では、特異値分解法を用いた ROM によって、安全解析コードの結果を高精度に推定するための条件を2点述べる。

1点目は、安全解析コードの出力パラメータについてである。特異値分解は、行列から特徴的なベクトルである特異ベクトルを抽出する操作である。つまり、特異値分解は行列の傾向を網羅するように特異ベクトルを取り出すので、主要な特異ベクトルは全データを網羅するように平均的な形のベクトルとなる。例えば、行列内におけるデータの変化の様相が近い場合、特異値分解によって抽出される特異ベクトルは、その変化の様相を代表する形となる。一方、行列内におけるデータが行方向の時間ステップに対して、例えば  $y = t$  と  $y = -t$  を表すデータで構成されている場合、主要な特異ベクトルは  $y = c$  ( $c$  : 定数)といったどちらのデータの傾向にも分類されない特異ベクトルが抽出される。この時、行列のデータの特異ベクトルの線形結合によって、再現する時、多くの特異ベクトルを考慮する必要がある。

つまり、主要な右特異ベクトルだけでは行列の傾向を網羅することは難しくなることが分かる。そこで、高精度な ROM を構築するためには、行列内のデータの傾向が複雑でない方が望ましい。以上より、特異ベクトルが行列内のデータを網羅し、精度が高い ROM を構築するためには、1. 考慮する事故シナリオは1つのみ、2. 考慮する出力パラメータは1つのみに限定することが望ましい。

2点目は、安全解析コードの出力時間ステップについてである。特異値分解を用いた ROM では、ROM 学習用出力データセットから時系列データに関する右特異ベクトルを得る。つまり、時系列データに関する右特異ベクトルの各要素は、ROM 学習用出力データセットの各時間ステップにおけるデータから特異値分解によって抽出した値が格納されている。従って、ROM の出力結果における時間ステップは、時系列データに関する右特異ベクトルに基づくことになる。以上より、精度の高い ROM を構築するためには、この時間ステップを揃えることが重要である。しかし、ROM 学習用出力データセットの時間ステップが揃っていない場合、時系列データに関する右特異ベクトルの要素ごとの値は変化し、特異ベクトルの形は変化する。特異ベクトルが変化するということは、ROM の出力結果も変化するということである。例えば、時刻  $t_1$  にピークを持つ2つのデータがあるとして、行列に整形した際、1つのデータの時間ステップが時刻  $t_2$  にずれていたとする。この時、右特異ベクトルは時刻  $t_1$  のピークを表す傾向の他に、実際にはない時刻  $t_2$  にもピークの傾向を抽出することになる。この場合、ROM の推定した時系列データには時刻  $t_1$  および時刻  $t_2$  にピークを持つような結果となり、ROM の精度が低下することが考えられる。そのため、ROM 学習用出力データセットの時間ステップは全て一致させる必要がある。

以上より、精度の良い ROM を構築するためには、想定する事故シナリオにおいて、出力パラメータを1つのみを選定することが望ましい。また、ROM 学習用出力データセットの時間ステップは必ず統一する必要がある。

### 3.3.1.3 適用例

簡単な例として、やかんに水（初期温度  $T_0 = 20\text{ }^\circ\text{C}$ ）を注いで加熱させる場合を考える。加熱時間320秒として、温度変化を80秒ごと観測するとする。変化するパラメータを注いだ水  $m$  [kg]として、1 kg、1.5 kg、2 kg とする。また、水の比熱  $C = 4\text{ kJ/kg/}^\circ\text{C}$  として、ガスコンロの仕事量は  $Q = 1\text{ kW}$  としてすべて水の温度上昇に消費されると仮定する。

この時、温度を計算する理論式は(3-59)式になる。

$$T = T_0 + \frac{Q \times t}{C \times m} \quad (3-59)$$

$t$  : 時間 [s]

$T$  :  $t$  秒後の温度 [ $^\circ\text{C}$ ]

水の温度変化の時系列データは、表 3-2 にまとめることができる。

表 3-2 : 各水の質量における水の温度変化

水の質量 [kg]	時間 [s]	0	80	160	240	320
1	水の温度変化 [°C]	20	40	60	80	100
1.5		20	33.3	46.6	60	73.3
2		20	30	40	50	60

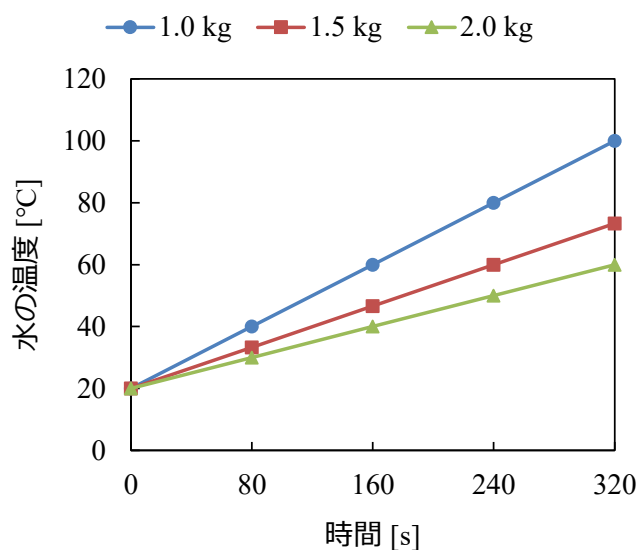


図 3-6 : 各水の質量における水の温度変化

例えば、水 1.2 kg の時の温度変化を計算する方法を考える。通常であるならば、比熱と質量と熱量を使って理論式から求めることができる。ここでは、温度変化を計算する別のアプローチとして ROM の理論を用いてみる。

表 3-2 を行列 **C** に整形すると(3-60)式になる。

$$\mathbf{C} = \begin{pmatrix} 20 & 40 & 60 & 80 & 100 \\ 20 & 33.3 & 46.6 & 60 & 73.3 \\ 20 & 30 & 40 & 50 & 60 \end{pmatrix} \quad (3-60)$$

この行列 **C** に対して特異値分解を施すと特異値は以下のようにになる。特異値分解の実装には、C++ライブラリの Eigen[4]を用いた。

$$\mathbf{\Sigma} = \begin{pmatrix} 208.763 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 8.44417 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0.0439405 & 0 & 0 \end{pmatrix} \quad (3-61)$$

3行3列目の特異値の成分が十分小さいので無視すると、左特異ベクトル及び右特異ベクトルは(3-62), (3-63)式になる。

$$\mathbf{U}' = (\vec{u}_1 \quad \vec{u}_2) = \begin{pmatrix} -0.710001 & 0.651234 \\ -0.538726 & -0.257268 \\ -0.453512 & -0.713938 \end{pmatrix} \quad (3-62)$$

$$\begin{aligned} {}^T\mathbf{V}' &= (\vec{v}_1 \quad \vec{v}_2) \\ &= \begin{pmatrix} -0.163079 & -0.287143 & -0.411208 & -0.535532 & -0.659597 \\ -0.757855 & -0.4661 & -0.174345 & 0.114363 & 0.406118 \end{pmatrix} \end{aligned} \quad (3-63)$$

ここで、展開係数は左特異ベクトルと特異値を用いて(3-64)式に表される。

$$\mathbf{U}'\boldsymbol{\Sigma}' = (\sigma_1\vec{u}_1 \quad \sigma_2\vec{u}_2) = \begin{pmatrix} -148.222 & 5.49912 \\ -112.466 & -2.17241 \\ -94.6766 & -6.02861 \end{pmatrix} \quad (3-64)$$

この展開係数を入力パラメータである水の質量で相関を観察してみる。

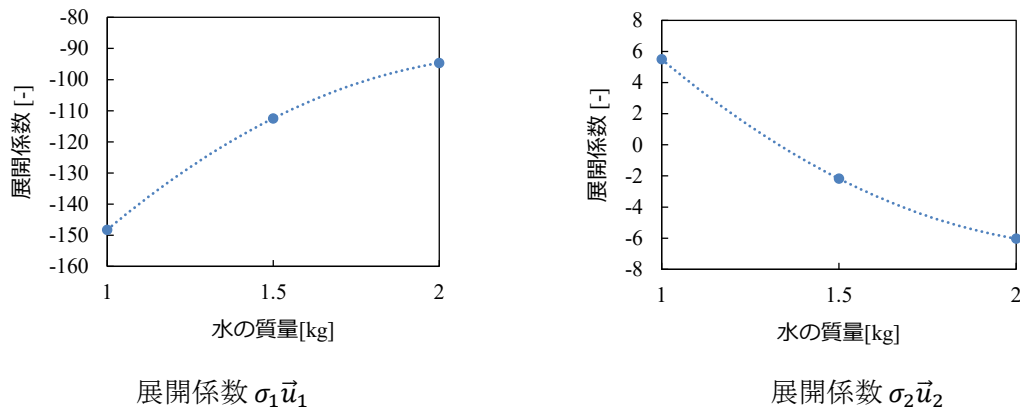


図 3-7 : 展開係数の水の質量依存性

図 3-7 の関係を 2 次の近似曲線で表す。 $x$ を水の質量とする。

$$u_{x1}\sigma_1 = -35.933x^2 + 161.345x - 273.634 \quad (3-65)$$

$$u_{x2}\sigma_2 = 7.63066x^2 - 34.41971x + 32.28817 \quad (3-66)$$



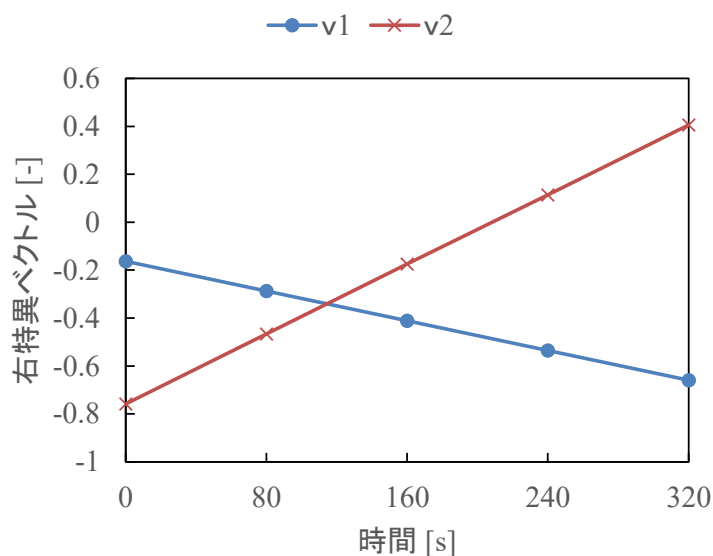


図 3-8 : (3-63)式に対応する右特異ベクトル

(3-65), (3-66)式と図 3-8 を使えば、水の質量  $1 \leq x \leq 2$  の範囲であれば水の温度変化を瞬時に算出することができる。つまり、サンプルデータの数 **1 kg**、**1.5 kg**、**2 kg** の3つから水の温度変化を大量に再現することができる。実際に、展開係数の近似式に水の質量 **1.2 kg** を代入して、対応する右特異ベクトルを用いて計算すると結果は表 3-3 になる。

表 3-3 : 水の質量 **1.2 kg** における理論式と ROM の温度変化の比較

時間[s]	水の温度変化[°C]	
	理論式	ROM
0	20.0	19.99
80	36.6	36.92
160	53.3	53.84
240	70.0	70.79
320	86.6	87.71

表 3-3 を見ると、ROM による水の温度変化の再現は概ねできている。ここで、生じる誤差起因としては、1. 低ランク近似による誤差と 2. 展開係数の近似による誤差と考えることができる。前者による誤差を小さくするならば、採用する特異値の数を増やせばよい。また、後者による誤差を小さくするならば、サンプルデータの数を増やすことにより近似精度を上げることができる。

ROM の大きな特徴としては、入力パラメータとそれに対応したデータさえあれば、構築が可能な点である。今回、水の温度変化を理論式から算出するのに時間は全くかからないの

で ROM の恩恵が少ないが、様々な物理現象を考慮した安全解析コードでは 1 サンプル流すために実時間程度の時間が必要である。本研究において、ROM の適用対象である安全解析では、安全解析コードの解析を多数必要とするので、計算コストの低減化のために ROM の開発を行った。

### 3.3.2 低次元化モデル構築時の設定

#### 3.3.2.1 時系列データへの特別な処理

この節では、安全解析コードの解析結果を行列に整形する時における処理について述べる。行列を特異値分解するには、行数と列数が全てのデータにおいて一致する必要がある。しかしながら、安全解析コードの計算は、解析するパラメータが早期に収束、もしくは、発散し、必ずしも設定した解析終了時間まで解析されない。つまり、(3-53)式の列数が一致しない場合がある。列数が一致しなければ、特異値分解を実行することができないので、何かしらの処理を施す必要がある。列数を一致させる処理方法としては、安全解析コードによる解析結果が解析時間終了まで出力されない場合に、最後に出力された値を解析時間終了まで維持し続けるという操作が考えられる。ただし、特異値分解法を用いた ROM を構築する上で、この処理が妥当であるかどうかを判断する必要がある。本研究では、ROM の適用例において上記の処理を必要とする際、その処理の妥当性について考察を行っている。

#### 3.3.2.2 考慮する基底数

3.2.2.2 節で述べたとおり、ROM における寄与率の定義は、行列の傾向を網羅する割合に関する累積寄与率とする ((3.40), (3.41)式)。本論文では、時間に関する右特異ベクトルが累積寄与率を 99.99%以上満たし、かつ、最小の基底数を採用する。

#### 3.3.2.3 展開係数の内挿

この節では、3.3.1.1 節の入力パラメータに対応した展開係数  $u_{pi}\sigma_i$  を求めるための内挿方法について説明する。本研究では、展開係数  $\sigma_i\vec{u}_i$  と入力パラメータを線形補間法 (1 次のスプライン補間法) でモデル化した。線形補間法とは、データ点を必ず通る線形多項式によって内挿する方法である。この線形補間法を展開係数  $\sigma_i\vec{u}_i$  の推定に選定した理由は、①ROM と親和性が高い、②3.3.3.3 節で述べる適応的サンプリングと親和性が高いことが挙げられる。以下に詳細な説明を述べる。

- ① ROM と親和性が高いことについて、以下で説明する。線形補間法はデータを必ず通る直線を設定して、展開係数  $\sigma_i\vec{u}_i$  を推定する。特異値分解法を用いた ROM では、展開係数と右特異ベクトルの線形結合によって表現される。また、特異値分解法を用いた ROM では、未知の入力データに対応する展開係数を推定する場合、入力パラメータと展開係数のモデルを必要とする。つまり、特異値分解法を用いた ROM は、右特異ベク

トルの数だけ展開係数のモデルを必要とする。一般的なパラメトリック手法では、モデルの次数や係数の設定を考える必要がある。例えば、パラメトリック手法の一つである(3-58)式で示した線形近似では、モデルの次数として入力パラメータの1次元およびフィッティング係数として $a, b$ を求めることでモデルを構築する。そのため、展開係数 $\sigma_i \tilde{u}_i$ のモデルを決定することに手間がかかる。一方で、ノンパラメトリック手法では、ハイパーパラメータの設定を必要とし、モデルの過学習が発生しやすい。例えば、ノンパラメトリック手法の一つである動径基底関数(RBF: Radial Basis Function)は、各訓練データの中心からの距離に応じて減少する重みの分布(一般にガウス関数を使用される)を仮定して、ある入力データにおける値をその重みに応じて足し合わせた関数で推定する手法である[5]。しかし、RBFに使用する重みの分布において、重みの減少する割合は一意には定まらないため、それを調整する必要がある。このような調整するパラメータをハイパーパラメータと呼ぶ。もし訓練データが1点ある時に、距離に対して重みがほぼ減少しない関数を設定した場合、RBFではどの入力データにおいても訓練データと同じ値が推定されることになることが分かる。このような未知データに対して、推定結果が適合できていない状態をモデルの過学習と呼び、ノンパラメトリック手法の難しい部分である。そこで、ハイパーパラメータの設定や過学習、モデルの選定を必要としない線形補間法を採用した。線形補間法では、訓練データを多くとるほど近似の精度が高くなる特徴がある。

- ② 3.3.3.3節で述べる適応的サンプリングと親和性が高いことについて、以下で説明する。適応的サンプリングでは、大域的なデータサンプリングではなく、局所集中的のデータサンプリングである。つまり、サンプリングされた訓練データは入力データの値が近くなる。従って、局所的に訓練データが集中しているので、線形補間法による線形近似が成立しやすい。よって、適応的サンプリングと線形補間法は親和性が高いと考えられる。

また、線形補間法を使用する際の注意点を述べる。安全解析コードで摂動を考慮する入力パラメータが複数個存在する時は、各入力パラメータの縮尺が最大値1・最小値0に揃うように規格化する必要がある。その理由は、入力パラメータによって次元や縮尺が異なるので、規格化をしない場合に線形内挿の精度が低下する場合がある。例えば、考慮する入力パラメータが $x, y$ であり、 $x$ の摂動範囲は $[0,1000]$ 、 $y$ の摂動範囲が $[0,1]$ の場合を考える。また、 $x$ よりも $y$ の変化に対する安全解析コードの出力結果の感度が大きいとする。この入力パラメータ空間は、 $x$ 軸が $y$ 軸方向に対して1000倍大きい長方形の空間となる。この入力パラメータ空間に訓練データが複数個あり、線形補間法によって入力データに対応する推定値を算出することを考える。線形補間法では、距離が近い訓練データの間を線形近似で内挿する。従って、 $x$ 軸が $y$ 軸方向に対して1000倍大きい場合、距離は $x$ 軸方向が支配的となり、 $y$ 軸方向の訓練データが入力空間のどの位置にあるかの情報は無視される。よって、線形補間法

による推定値は、距離が近い訓練データは  $x$  軸上の位置に依存する。しかし、 $x$  よりも  $y$  の変化に対する安全解析コードの出力結果の感度が大きいことを考えると、 $x$  軸よりも  $y$  軸方向に関する距離に基づいた推定をする方が望ましい。これにより、線形補間法では  $y$  軸方向の訓練データを反映が困難となるため、推定結果が悪くなると考えられる。

本研究では入力パラメータ  $x$  は最大値  $x_{max}$  と最小値  $x_{min}$  を用いて、(3.67)式で規格化する。

$$x_{norm} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (3.67)$$

ここで、 $x_{norm}$  は規格化した  $x$  である。

### 3.3.3 訓練データの準備

#### 3.3.3.1 データサンプリングの概要

訓練データからモデルを構築するとき、モデルの精度を向上させる重要な要因が 2 点ある。それは、①モデルの選定と②訓練データの選定である。

- ① モデルの選定については、訓練データと入力パラメータの関係をモデル化する手法によって、モデルの精度が変化することを示している。具体例として、入力パラメータに対する展開係数のモデルを設定することを考える。図 3-9 の左図を見ると、線形補間よりも 2 次近似が参照解に近いことが分かる。つまり、モデルの選定によって、モデルの推定精度は左右されることが分かる。
- ② 訓練データの選定については、訓練データの選定方法によって、モデルの精度が変化することを示している。具体例として、図 3-9 の左図にもう 1 点訓練データを選定することを考える。この時、既に訓練データが存在している周辺で新たな訓練データを選定する場合、モデルの精度向上は小さい（図 3-9 の右図の赤色が対応）。一方で、既にある訓練データから遠い場所で新たな訓練データを選定する場合、モデルの精度向上は大きい（図 3-9 の右図の青色が対応）。つまり、訓練データの選定によってもモデルの精度は左右されることが分かる。

以上の関係は、特異値分解を用いた ROM にも当てはまる。そこで、3.3.3 節では、ROM の精度向上のために使用するサンプリング法について述べる。



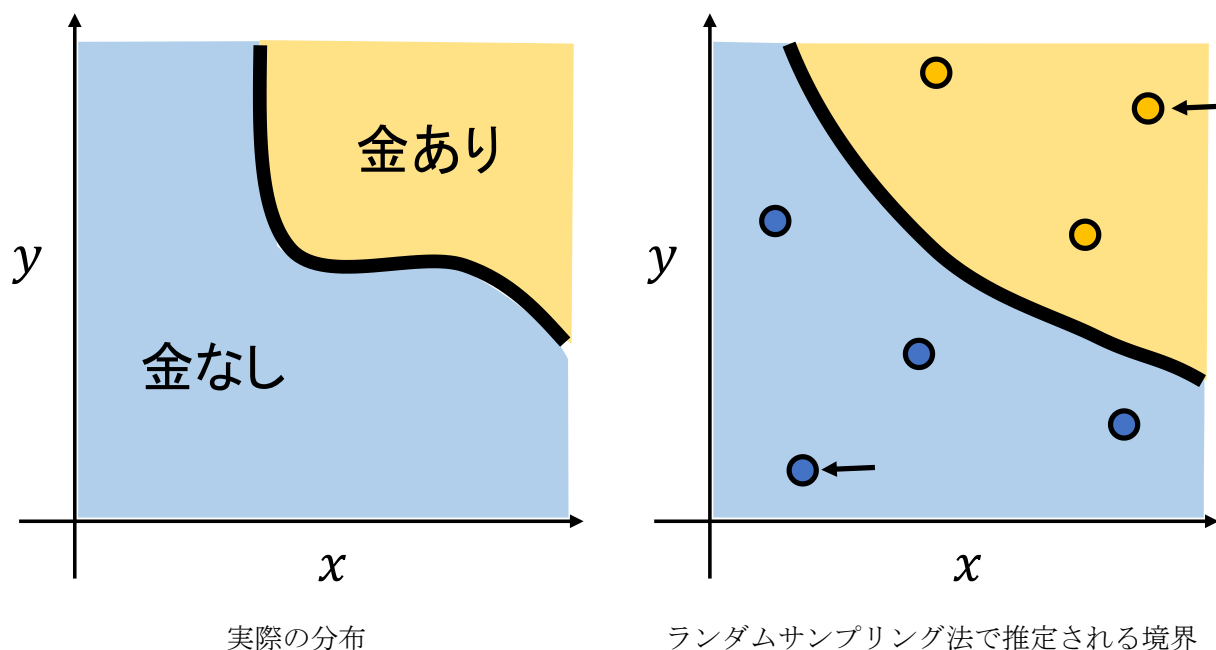


図 3-10 : モデルによる金脈の境界線の違い

### 3.3.3.3 適応的サンプリング法

3.3.3.2 節で、ランダムサンプリング法の問題点について述べた。そこで、境界周りの訓練データを選定する適応的サンプリング法について説明する。適応的サンプリング法とは、既にある訓練データを用いて境界を推定し、その境界上から新しい訓練データを選定するサンプリング方法である。

3.3.3.2 節と同様に、金の分布を用いて説明する。図 3-10 の右図で推定された境界線上において、図 3-11 の左図のように訓練データを 2 点選定する。ボーリング調査を実施し、図 3-11 の右図のように境界線を更新することができる。新たな訓練データを境界線から選定するので、少ない訓練データで境界線を向上することができる。この操作を繰り返すことで、境界線を実際の分布に近づけることができる。

以上のように、適応的サンプリング法は訓練データの分類や境界線の探索といった問題に対して、学習コストを低減しつつ、高精度なモデルを構築することに役立つ手法である。

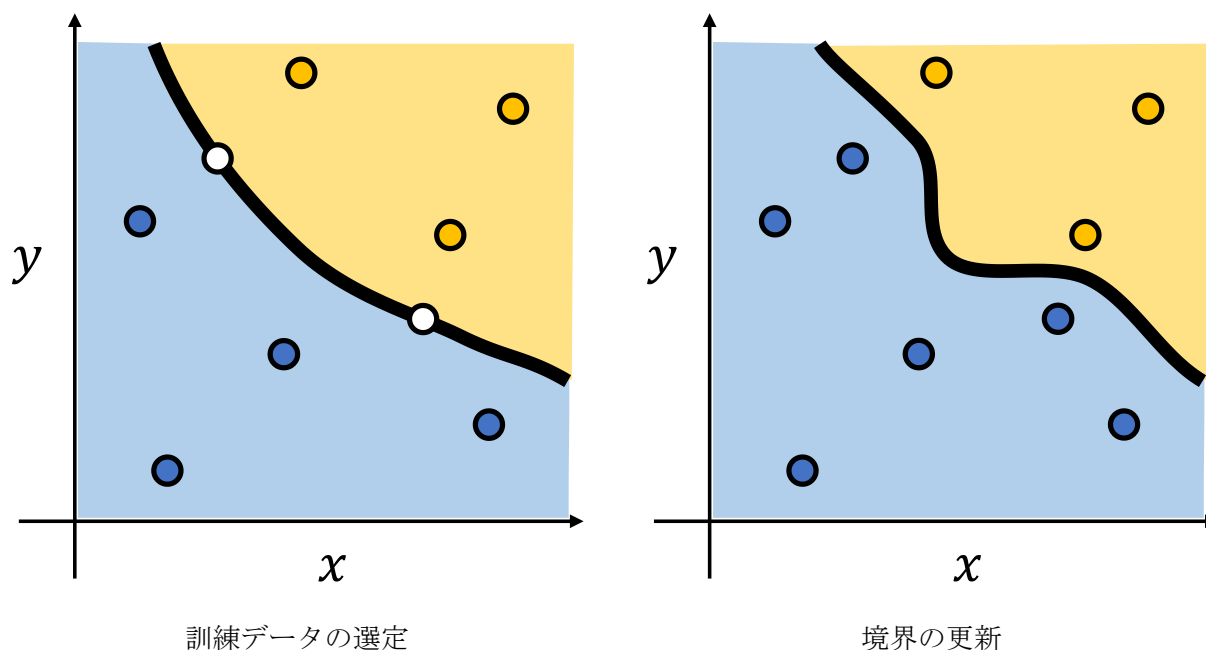


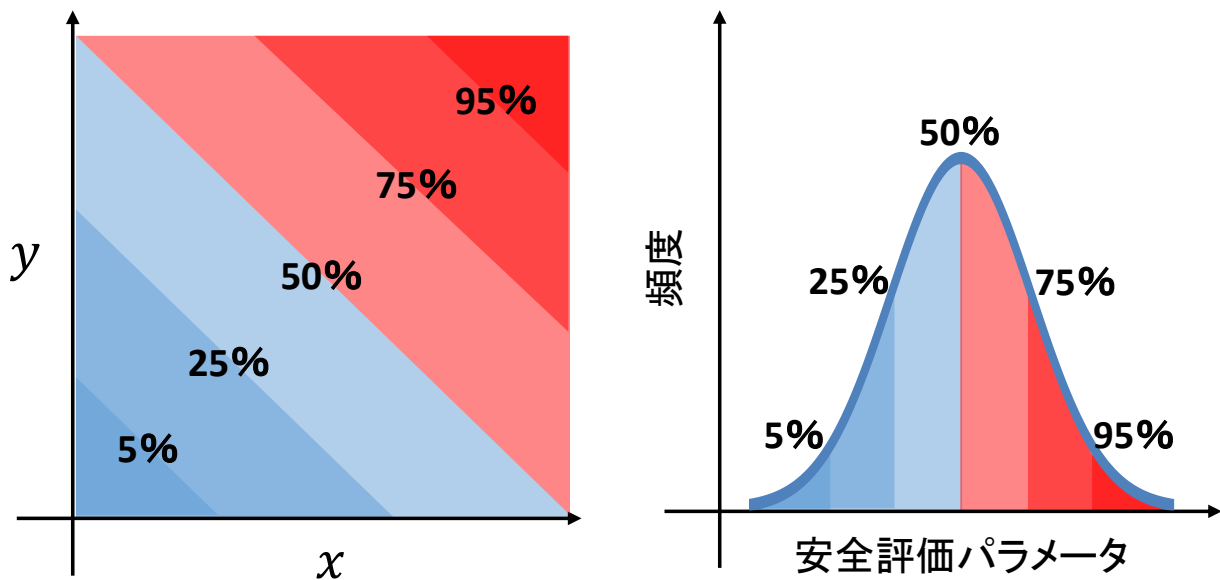
図 3-11 : 適応的サンプリングを用いた境界線の更新 (○は訓練データ)

### 3.3.3.4 統計的安全評価における ROM の学習アルゴリズム

この節では、第 4 章の統計的安全評価に適用する ROM の訓練データの学習アルゴリズムについて説明する。なお、この節で説明する ROM の学習アルゴリズムは、ランダムサンプリングと適応的サンプリングの両方を使用している[6]。しかしながら、既往の学習アルゴリズムでは学習効率に改善の余地があるため、第 4 章で改良したサンプリング方法について述べる。

統計的安全評価では、入力パラメータの不確かさを考慮して、安全解析コードによる解析と統計的な処理を組み合わせることによって、安全評価パラメータの不確かさに基づいた統計的安全評価値を得ることを可能とする。従って、安全評価パラメータは不確かさを持つ確率分布であり、その確率分布を把握することが重要である。この安全評価パラメータの不確かさ分布を把握することは、入力パラメータ空間における境界探索という問題に落とし込むことができる。例えば、不確かさを考慮する入力パラメータが  $x, y$  の 2 変数であるとする。また、安全評価パラメータは、 $x, y$  に対して正の相関があるとする。この時、入力パラメータ  $x, y$  と安全評価パラメータの分布の累積確率には、例えば図 3-12 の関係が成立している。この時、どのようなサンプリングを実施すれば、安全評価パラメータの確率分布を網羅するように入力データを選定することができるのかを考える。ランダムサンプリング法と適応的サンプリング法を比較した結果を図 3-13 に示す。なお、適応的サンプリングでは、5, 25, 50, 75, 95% の累積確率点に対応する入力パラメータを選定する。図 3-13 の訓練データ点を見ると、ランダムサンプリング法と適応的サンプリング法の両方とも、入力パラメータ空間を幅広くサンプリングしていることが分かる。しかしながら、安全評価パラメータに

における累積確率の観点から見ると、適応的サンプリング法は安全評価パラメータの累積寄与率を幅広く網羅できるようにサンプリングできていることが分かる。このように、安全評価パラメータの累積確率点に対応する入力データの境界線を探索することで、効率的に訓練データを選定する方法が統計的安全評価の分野で近年注目されている。

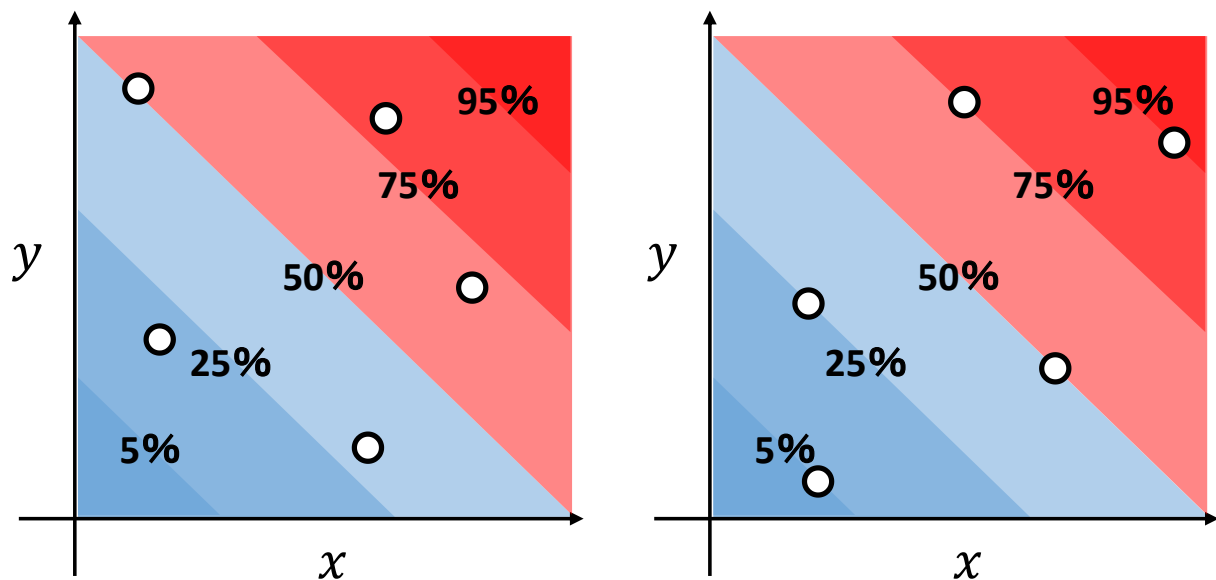


入力パラメータ空間における累積確率分布

安全評価パラメータの確率分布

図 3-12 : 安全評価パラメータの累積確率分布と入力パラメータの関係

(図中の%は、累積確率を示す)



ランダムサンプリング法

適応的サンプリング法

図 3-13 : サンプリング手法間の違い (○は訓練データ点)



しかしながら、予め安全評価パラメータの分布を正確に把握することはできない。そのために、ROMを用いた解析によって推定した安全評価パラメータの分布を使用する。この時、ROMに与える入力データは、入力パラメータの不確かさを考慮してランダムサンプリングを行う。統計的安全評価で使用するサンプリング法の手順を以下に示す。また、統計的安全評価で使用するROMの学習アルゴリズムのフローを図3-14に纏める。なお、ROMの構築に用いる入力データの集団をROM学習用入力データセット、ROMの構築に用いる出力データの集団をROM学習用出力データセット、ランダムサンプリングで得られた入力データの集団をRS入力データセット、RS入力データセットに対応するROMによる出力結果の集団をRS-ROM出力データセットと表現する。

- I. 入力パラメータの不確かさを考慮したランダムサンプリングを実施し、N個の入力データから構成されるRS入力データセットを用意する。
- II. ROMでRS入力データセットに対応する安全評価パラメータを推定する。これにより、N個の出力結果が得られ、RS-ROM出力データセットとする。
- III. RS-ROM出力データセットを用いて安全評価パラメータを統計処理し、安全評価パラメータの確率分布を得る。
- IV. 安全評価パラメータの確率分布において、5, 25, 50, 75, 95%の累積確率点を求める。
- V. 5, 25, 50, 75, 95%の累積確率点に対応する入力パラメータ値をN個の入力パラメータ値から選定する。
- VI. 選定した5つの入力データを用いて、安全解析コードで解析を実施する。
- VII. 5つの入力データをROM学習用入力データセットに、安全評価パラメータをROM学習用出力データセットに追加する。
- VIII. ステップIに戻る。

本研究で使用している詳細な条件について述べる。幅広く入力パラメータの訓練データ点の候補を確保するため、ステップIではアルゴリズムの反復ごとに入力パラメータの不確かさを考慮したランダムサンプリングを実施する。なお、ROMの初期データには、入力パラメータ値の最大と最小の組み合わせと中央値について、安全解析コードで解析した結果を与えることにする。また、このサンプリングの収束条件は定まっていない。そこで、本論文では、予め解析しておいた安全解析コードの解析結果と比較し、ROMと安全解析コードの結果が概ね一致するようになるまでアルゴリズム反復を繰り返した。本研究で優先される目的は、特異値分解法を用いたROMの統計的安全評価への適用性を確認することであるため、既往の学習アルゴリズムを用いる場合は上述した操作でアルゴリズム反復を終了させた。

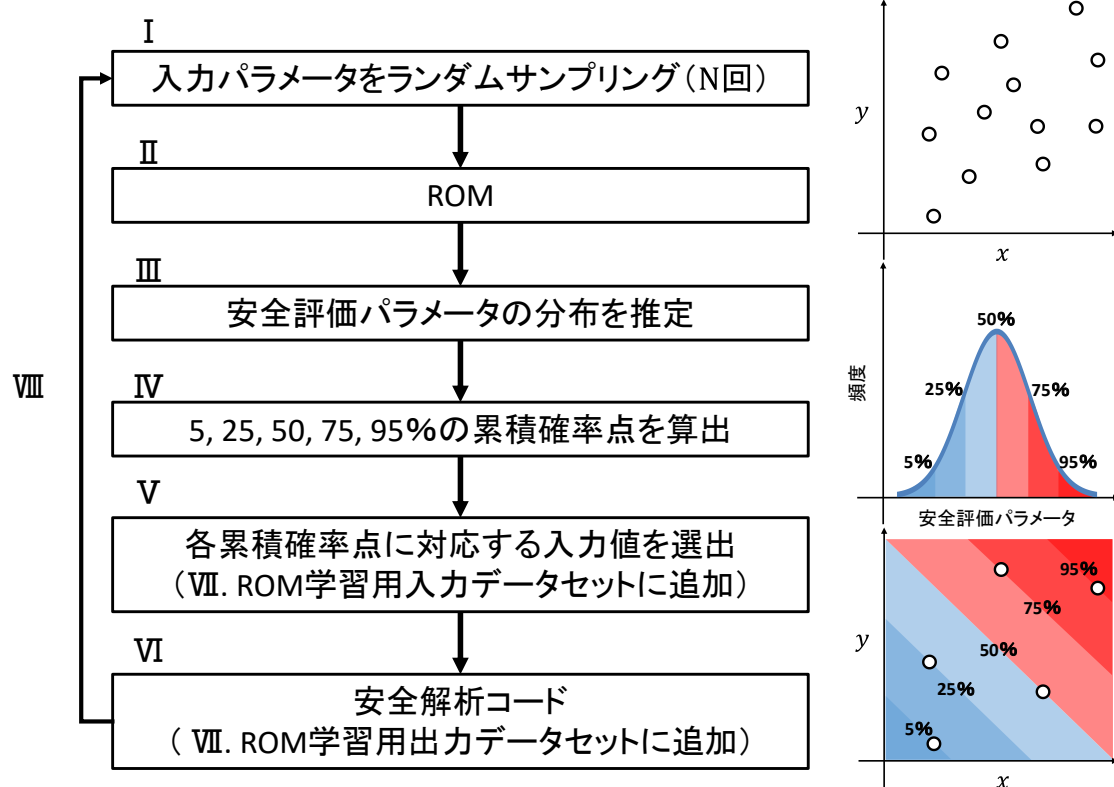


図 3-14 : 統計的安全評価における ROM の学習アルゴリズム

### 3.3.3.5 確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズム

この節では、第 5 章の確率的安全余裕評価に適用する ROM の訓練データの学習アルゴリズムについて説明する。確率的安全余裕評価において、適応的サンプリング法は既に適用されている[7]。しかしながら、本研究では、学習効率がより高い ROM の学習アルゴリズムを開発するために 1. 重力場による訓練データの選定、2. アルゴリズムの収束判定を設定し、確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズムを確立した。図 3-15 に確率的安全余裕評価における学習アルゴリズムにおける開発手法の関係性を示す。この節では、確率的安全余裕評価における適応的サンプリング法、重力場による訓練データの選定、アルゴリズムの収束判定の 3 つのパートで確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズムを説明していく。なお、3.3.3.4 節における統計的安全評価の ROM の学習アルゴリズムは安全評価パラメータの確率分布を幅広く網羅することに着目していたが、本節の確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズムは、入力パラメータ空間における炉心健全と炉心損傷の境界を探索することに着目するので、学習アルゴリズムが異なる。

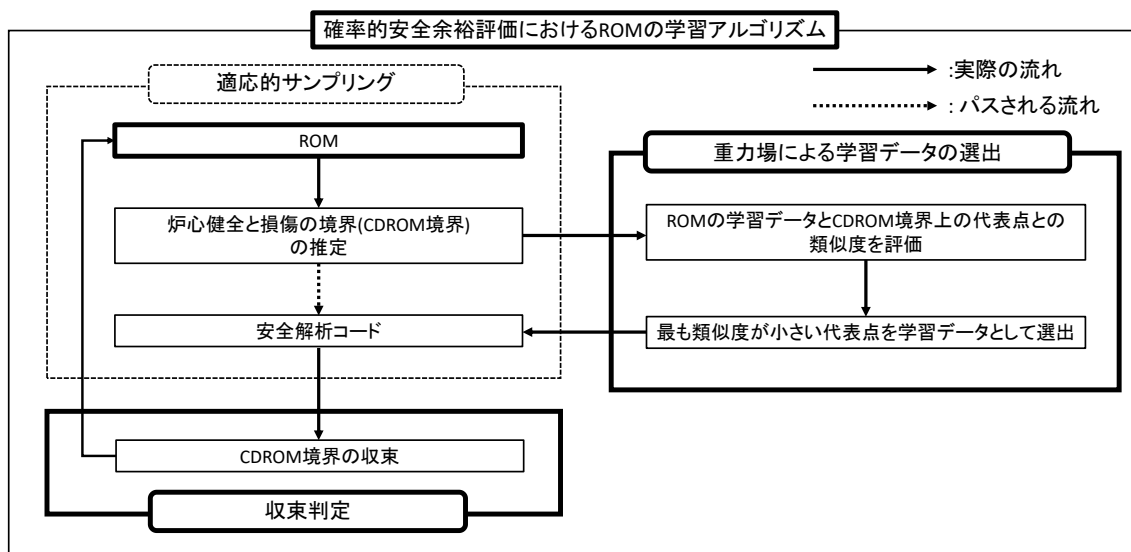


図 3-15 : 確率的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズム  
(太字の黒枠は、本研究が開発した部分)

確率的安全余裕評価における適応的サンプリングについて説明する。確率的安全余裕評価では、炉心損傷に至るまでの安全余裕を確率的に評価することを目的としている。つまり、プラントの状態が、炉心健全か炉心損傷のどちらであるのかを判断することが重要である。このように、プラントの状態を判断することは、入力パラメータ空間におけるデータの分類・境界探索という問題と等価である。例えば、初めに入力パラメータの次元が1つの場合について考える。過酷事故時に、炉内に水を注入する時間  $x$  [s] の変化に従う燃料被覆管温度 (PCT : Peak Cladding temperature) の時系列データ  $\vec{y}$  [°C] を考える。  $x$  の値が小さい時、炉内に注水される時間が早いので、  $\vec{y}$  の時系列データの中で最も高い温度  $y_{PCT}$  [°C] は低い温度であると考えられる。一方で、  $x$  の値が大きい時は、注水が遅くなるので、  $y_{PCT}$  は高い温度になると考えられる。ここで、  $y_{PCT}$  が  $T_{CD}$  [°C] に達した時に、炉心損傷に至ると設定する。この時、  $y_{PCT}$  が  $T_{CD}$  に一致する入力パラメータ値  $x_{CD}$  が存在する。この  $x_{CD}$  を入力パラメータにおける炉心健全・損傷の境界 (以後、CD 境界) と考えることが出来る。しかしながら、安全解析コードで  $y_{PCT} = T_{CD}$  となる入力パラメータ  $x_{CD}$  は予め分からない。そこで、ROM は解析結果  $\vec{y}_{ROM}$  を高速に再現できる特徴を利用する。つまり、  $y_{PCT,ROM} = T_{CD}$  となる  $x_{CD,ROM}$  の値を探することができる。この  $x_{CD,ROM}$  は、ROM によって推定される炉心健全・損傷の境界 (以後、CDROM 境界) である。ROM で算出される  $x_{CD,ROM}$  の値は、安全解析コードにおける正確な  $x_{CD}$  とは異なると考えられる。しかし、求められた  $x_{CD,ROM}$  は  $x_{CD}$  に近い値であると考えられる。この  $x_{CD,ROM}$  の安全解析コードの解析結果を ROM 構築データに追加すれば、炉心状態をより確からしく判断できる ROM を作成することが出来ると考えられる。この更新した ROM で  $x_{CD,ROM}$  を推定することを繰り返すことで、  $x_{CD}$  に近い  $x_{CD,ROM}$  を推定することが出来る。なお、ROM の初期データには、入力パラメータの最大と最小の組

み合わせを安全解析コードで解析した結果を与えることにする。以上の確率的安全余裕評価における適応的サンプリング法を図 3-16 に纏める。

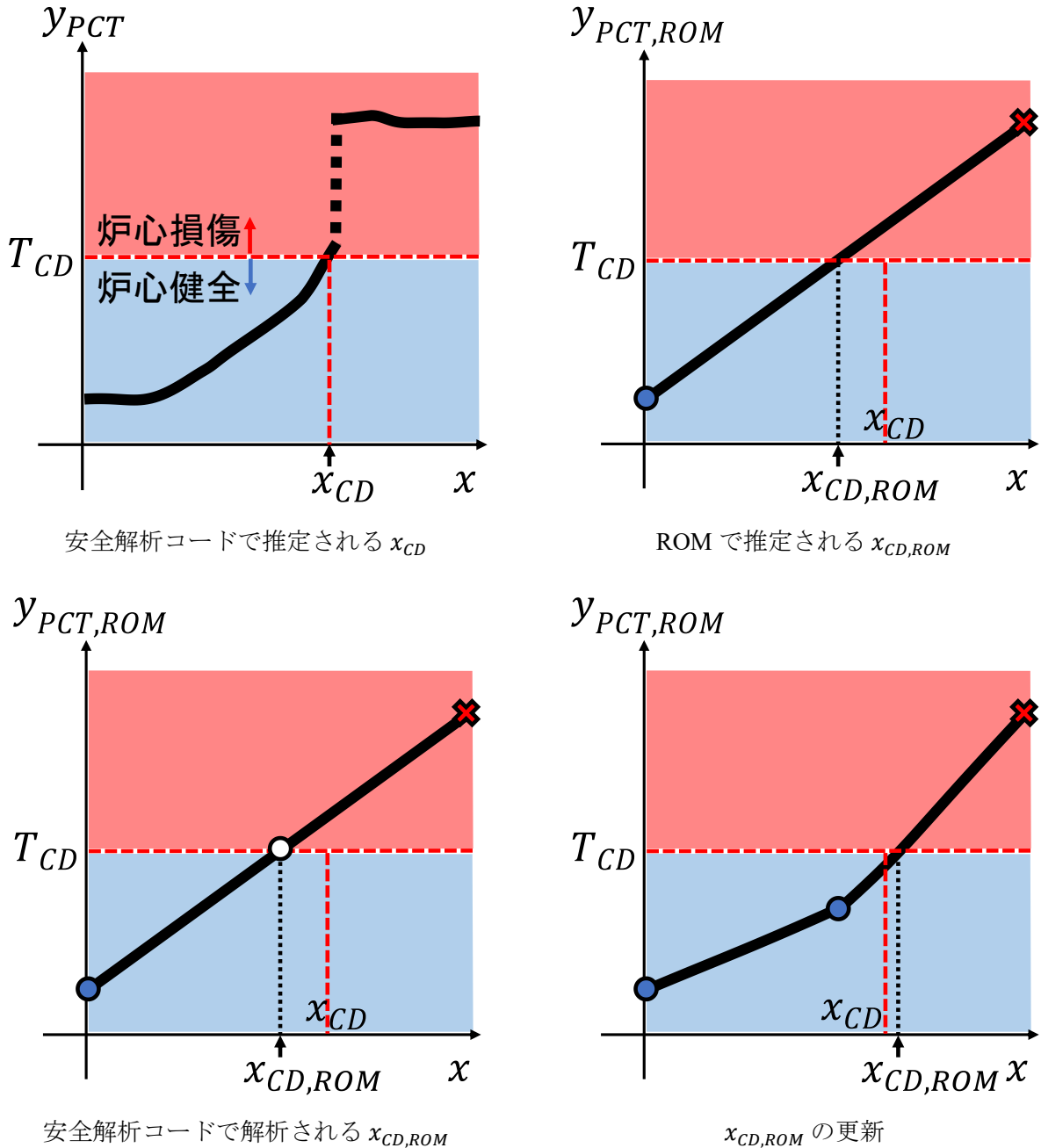


図 3-16 : 確率的安全余裕評価における適応的サンプリングで更新される  $x_{CD,ROM}$

重力場による訓練データの選定に関して、以下で説明する。確率的安全余裕評価における適応的サンプリングを多次元入力パラメータに拡張した際、CDROM 境界上の  $\vec{x}_{CD,ROM}$  は複数の入力パラメータの組み合わせとして無数に存在する。そこで、計算コストを低減するために ROM の精度を最も向上させる  $\vec{x}_{CD,ROM}$  を選定することが望まれる。これを実現するた

めに、重力場による訓練データの選定方法を開発した。例えば、2個の入力パラメータ  $\vec{x} = (x_1, x_2)$  を考えるとする。図 3-17 の左図に CD 境界を示す。CDROM 境界は連続的であるので、 $\vec{x}_{CD,ROM}$  は多数存在すると考えられる。そこで、 $x_1$  を離散化し、ROM で  $y_{PCT,ROM} = T_{CD}$  となる  $x_2$  を求めることにする。つまり、CDROM 境界上の  $\vec{x}_{CD,ROM}$  を離散化し、代表点  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を  $n$  個用意する (図 3-17 の右図)。この  $n$  個の代表点  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  から ROM の性能を最も向上させる訓練データを 1 つ選定することを考える。 $n$  個の  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  は、ROM の出力結果として全て  $y_{PCT,ROM} = T_{CD}$  を満たす。従って、入力空間における情報に基づいて ROM を向上させる  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を選定することが望ましい。ROM は学習した情報に基づいて推定を行うので、既存の訓練データの近くでは精度が高く、遠くでは精度が低くなると考えられる。従って、本研究では、入力空間において既存の訓練データとの距離が遠くなる  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  ほど、ROM が学習した時の精度向上は大きいと仮定することにした。ここで、多次元入力空間における距離は、2 乗ノルムを用いて(3.68)式で定義する。

$$(\text{ある訓練データ } \vec{r}_{i,ROM} \text{ と代表点 } \vec{x}'_{n,CD,ROM} \text{ の距離}) = \|\vec{r}_{i,ROM} - \vec{x}'_{n,CD,ROM}\|_2 \quad (3.68)$$

ここで、 $\vec{r}_{i,ROM}$  は  $i$  個目の ROM が学習した入力データ、 $\vec{x}'_{n,CD,ROM}$  は  $n$  個目の代表点である。この 2 乗ノルムで評価される距離が遠くなるほど、ROM による推定精度が低下する入力位置にある  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  であるので、学習した時に ROM の精度向上は大きいと考えられる。しかしながら、ROM が学習した入力データは複数個存在するので、全ての既存の訓練データからも総合的に遠くなるような  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を選定することが望ましい。もし、距離の総和が遠い  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  が既存の訓練データの 1 つに非常に近い場合、その  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  に対応する安全解析コードの解析結果を ROM が学習しても、学習効率は小さい。そこで、 $\vec{x}'_{CD,ROM}$  が既存の訓練データに近づくほど、敏感に変化するような評価パラメータを設定すると良いと考えられる。そこで、本研究では、入力パラメータ空間の入力データを惑星とみなし、その惑星が重力場を形成すると見なすことにした。この重力場によって、距離に反比例したポテンシャルを扱うことができ、惑星同士が近づいたときにポテンシャルの値が敏感に変化する。例えば、惑星 1 がある惑星 2 に近づくと、惑星 1 が惑星 2 から感じるポテンシャルは大きくなる。また、このポテンシャルは惑星が複数あったとしても、スカラー和で評価することができるため、多次元入力パラメータにおいても評価しやすい特徴を持つ。従って、ROM の学習した訓練データを惑星とみなし、 $\vec{x}'_{n,CD,ROM}$  が感じるポテンシャル  $V_n$  を(3.60)式を用いて評価することにした。

$$V_n = \sum_i^m \frac{1}{\|\vec{r}_{i,ROM} - \vec{x}'_{n,CD,ROM}\|_2} \quad (3.69)$$

ここで、 $m$  は ROM の訓練データ数、 $\vec{r}_{i,ROM}$  は  $i$  個目の ROM が学習した入力データである。

(3-69)式は、 $\vec{x}'_{n,CD,ROM}$  が  $\vec{r}_{i,ROM}$  から離れるほど  $V_n$  は小さくなることを示している (図 3-18 の左図)。つまり、 $V_n$  が最小となる  $\vec{x}'_{n,CD,ROM}$  は、ROM の学習済みの訓練データから最も離れていると見なすことができる。このような  $\vec{x}'_{n,CD,ROM}$  に関する情報を学習すれば、ROM の精度を最も向上させることができると考えられる (図 3-18 の右図)。従って、新たに選定した  $\vec{x}'_{n,CD,ROM}$  を ROM に学習させることで、CDROM 境界を更新することとする。なお、(3-69)式を使用する時、入力パラメータの次元が一般的に異なるため、(3.67)式で規格化する。

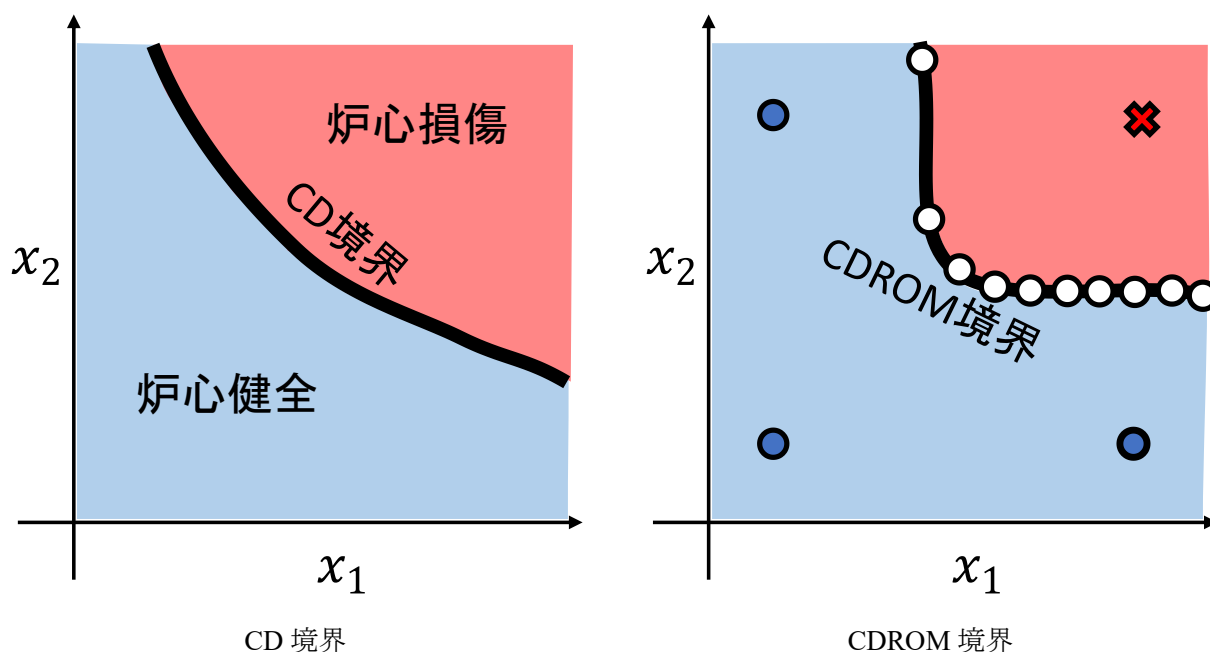
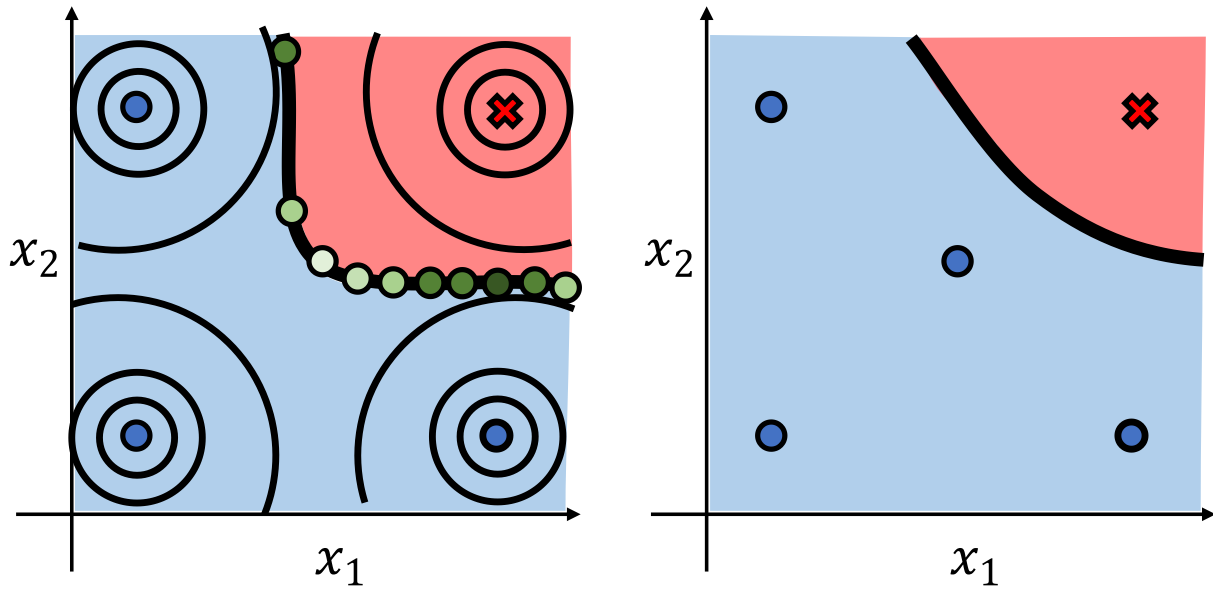


図 3-17 : 入力パラメータ  $\vec{x} = (x_1, x_2)$  空間における CD 境界と CDROM 境界  
(○は $\vec{x}'_{CD,ROM}$ 、●は炉心健全の ROM 訓練データ、×は炉心健全の ROM 訓練データ)



重力場による  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  の評価

CDROM 境界の更新

図 3-18 : 重力場による  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  の評価と CDROM 境界の更新

( $\vec{x}'_{CD,ROM}$  は  $V_n$  が大きいほど緑色が濃く描かれている)

最後に、アルゴリズムの収束判定について説明する。確率的安全余裕評価における学習アルゴリズムで重要なことは、CDROM 境界を精度よく推定することである。そこで、CDROM 境界が収束することをアルゴリズムの収束判定に用いることにする。アルゴリズム反復  $l$  回目の CDROM 境界の情報として、重力場による訓練データの選定で計算した  $n$  個の代表点  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を使用することにする。ここで、アルゴリズム反復  $l$  回目の  $n$  個の代表点  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  から構成される CDROM 境界を(3.70)式で定義する。

$$\mathbf{X}_{l,CD,ROM} = (\vec{x}'_{1,CD,ROM}, \vec{x}'_{2,CD,ROM}, \dots, \vec{x}'_{n,CD,ROM}) \quad (3.70)$$

ここで、 $\mathbf{X}_{l,CD,ROM}$  は行数「入力パラメータの次元数」、列数「代表点  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  の数」で表現される。この  $\mathbf{X}_{l,CD,ROM}$  が、1 個前のアルゴリズム反復の CDROM 境界  $\mathbf{X}_{l-1,CD,ROM}$  からの変化を(3.71)式の  $\varepsilon_l$  で評価する。

$$\varepsilon_l = \|\mathbf{X}_{l,CD,ROM} - \mathbf{X}_{l-1,CD,ROM}\|_2 / \|\mathbf{X}_{l-1,CD,ROM}\|_2 \quad (3.71)$$

ここで、 $l > 1$  である。(3.71)式の  $\varepsilon_l$  が小さくなるほど、アルゴリズム反復による CDROM 境界の更新が小さいことを意味する。 $\varepsilon_l$  が 0 に収束する時、CDROM 境界が CD 境界に近いある境界に収束する。ROM は安全解析コードの結果を完全には推定することはできないので、一般的に CDROM 境界は CD 境界と一致しないと考えられる。しかしながら、この  $\varepsilon_l$  を用

いて、アルゴリズムの収束判定を行うことにする。収束判定に用いる  $\varepsilon_l$  の値は、ユーザーの目的に合わせて設定が可能である。

確率的安全余裕評価におけるサンプリング法の手順を纏める。

- I.  $d$  個の入力パラメータの摂動範囲の最大及び最小値の組み合わせを考慮した入力データを  $2^d$  個用意する。これに対応する安全解析コードの解析結果  $2^d$  個を得る。
- II.  $2^d$  個の ROM 学習用入力データセットと ROM 学習用出力データセットを用いて、ROM を構築する。
- III. ROM で  $y_{PCT,ROM} = T_{CD}$  に一致する CDROM 境界上の  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を  $n$  個計算する。
- IV.  $n$  個の代表点  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  のうち、ROM の訓練データに対して(3-69)式の  $V_n$  が最小となる  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を選定する。この  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を ROM 学習用入力データセットに追加する。
- V.  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を安全解析コードで解析し、ROM 学習用出力データセットに追加する。
- VI. CDROM 境界を(3.71)式の  $\varepsilon_l$  で評価する。ユーザーの設定した  $\varepsilon_l$  の値を満足した場合、アルゴリズム反復を終了する。
- VII. ユーザーの設定した  $\varepsilon_l$  の値を満足しない場合、ステップ III に戻る。



### 3.4 本章のまとめ

本章では、特異値分解法を用いた ROM の構築手順について述べた。

3.2 節では、特異値分解法を用いた ROM に使用する基本理論を説明した。特異値分解法の重要な性質として、行列の主要な傾向を抽出することができることを説明した。

3.3 節では、特異値分解法の性質を用いることで、安全解析コードの解析結果から時間ステップに関する右特異ベクトルを抽出し、ROM を構築する理論について述べた。特異値分解を用いた ROM では、右特異ベクトルが訓練データから構成される行列の時系列データの傾向を概ね網羅しつつ、モデル数が時間ステップ数に依存しない特徴を持つ。また、ROM の精度を向上させるために、モデル化の観点のみならず、訓練データのサンプリングについても検討が必要である。適応的サンプリングに基づいた ROM の学習アルゴリズムを開発することで、少ない訓練データ数で高精度な ROM を構築する学習アルゴリズムを確立した。統計的安全評価では安全評価パラメータの累積確率点、確率的安全余裕評価では炉心健全と損傷の境界に注目したサンプリングを実施する。特に、確率的安全余裕評価では、学習効率をさらに高めるために重力場による訓練データの選定、及び、アルゴリズムの収束判定を新たに設定した。

### 3.5 参考文献

- [1] 中井悦司, IT エンジニアリングのための機械学習理論入門, 技術評論社, 東京都, pp. 33, ISBN978-4-7741-7698-7, (2013).
- [2] A. Yankov, “Analysis of Reactor Simulations using Surrogate Motels,” U. Michigan, 2015.
- [3] AstamuseLab, “特異値分解と行列の低ランク近似,” astamuse, <http://lab.astamuse.co.jp/entry/2017/06/14/114500>, (access : 2019 年 12 月 20 日)
- [4] Eigen, [http://eigen.tuxfamily.org/index.php?title=Main\\_Page](http://eigen.tuxfamily.org/index.php?title=Main_Page), (access : 2019 年 12 月 20 日).
- [5] 安藤知寛, 井元清哉, 小西貞則, “動径基底関数ネットワークに基づく非線形回帰モデルとその推定,” 応用統計学, **30**, pp. 19-35, (2001).
- [6] 木下郁夫, “統計的安全評価における代替統計モデルの適用 (1) 適応的サンプリングの有効性に関する検討”, 2019 年春の年会, 茨城大学, 2018 年 3 月.
- [7] D. Mandelli, C. Smith, A. Alfonsi, et al. “Reduced Order Model Implementation in the Risk-Informed Safety Margin Characterization Toolkit,” INL/EXT-15-36649, Idaho National Laboratory, (2015).

## 第4章 統計的安全評価への低次元化モデルの適用

### 4.1 本章の概要

本章では、特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価への適用性を示す。ROM の適用例として、中破断 LOCA 時安全注入及び自動減圧系機能喪失を想定する。当該事故シナリオは、多重故障を伴い、重大事故に分類されるため、現状の統計的安全評価の対象である設計基準事象ではない。しかしながら、本章の目的である特異値分解法を用いた ROM の適用性および ROM の学習アルゴリズムの効果を示しやすいため採用した。なお、他の事故シナリオに対する適用例として、Appendix.C に設計基準事象に分類される 1.BWR タービンバイパス不動作を伴う負荷遮断事象（運転時の異常な過渡変化）、2.BWR 再循環流量喪失事象（運転時の異常な過渡変化）を示している。

本章の構成は、以下のとおりである。

- 4.1 節では、本章の概要について述べた。
- 4.2 節では、中破断 LOCA 時安全注入及び自動減圧系機能喪失を想定した統計的安全評価に対して、特異値分解法を用いた ROM の適用における解析条件を述べる。
- 4.3 節では、特異値分解法を用いた ROM を統計的安全評価へ適用した結果を述べる。前半では第 3 章で述べた ROM の学習アルゴリズムを用いた ROM の構築結果、後半では構築した ROM で算出した統計的安全評価値の妥当性検証について示す。
- 4.4 節では、4.2 節および 4.3 節で用いた ROM の学習アルゴリズムの学習効率を向上させる方法について述べる。また、改良した ROM の学習アルゴリズムの妥当性を検証する。
- 4.5 節では、本章のまとめを述べる。
- 4.6 節では、参考文献を記載する。

## 4.2 低次元化モデル適用における解析条件

### 4.2.1 プラントモデル

本章では、メキシコ国の Laguna-Verde 原子力発電所 1/2 号機[1]のプラントを想定した。このプラントは、General Electric 社製の BWR-5 であり、定格熱出力は 1,931MW である。BWR-5 は、主要な注水系として高圧炉心スプレイ系（HPCS：High Pressure Core Spray）、低圧炉心スプレイ系（LPCS：Low Pressure Core Spray）、低圧炉心注入系（LPCI：Low Pressure Coolant Injection）、原子炉隔離時冷却系（RCIC：Reactor Core Isolation System）を有する。また、その他の事故緩和系として、自動減圧系（ADS：Automatic Depressurization System）、逃がし安全弁（SRV：Safety Relief Valve）、外部注水系（EXWI：External Water Injection）をモデルとして組み込んでいる。これらの位置関係を示したものを図 4-1 に示す。なお、弁が開状態ならば灰色、閉状態ならば黒色で示す。また、ポンプが稼動中ならば灰色、停止中ならば黒色で示す。以上のプラントを RELAP5/SCDAPSIM（以下、RELAP）コードを用いて、GRAPE[2]ではモデル化している。

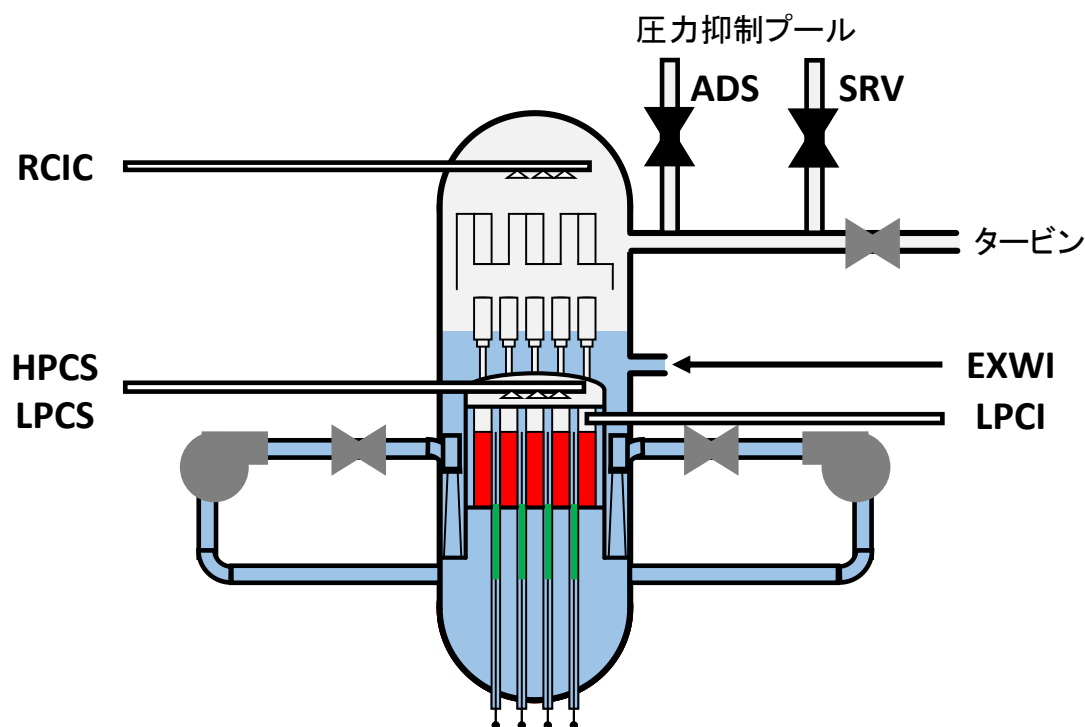


図 4-1：解析対象としたプラントの通常運転状態（BWR-5）

## 4.2.2 想定する事故シナリオ

本章では、中破断 LOCA 時安全注入及び自動減圧系機能喪失を想定する。なお、事故シナリオを構築するにあたり、中国電力株式会社の島根原子力発電所 2 号機における重大事故等対策の有効性評価[3]を参考にした。以下に、当該事故シナリオについて説明する。

原子炉が定格出力運転中に、再循環系配管において中小規模の配管破断が発生する。これにより、破断箇所からの冷却材流出が発生する。しかし、破断口の位置が再循環系配管であること及び破断口の面積が小さいため、冷却材流出は液相放出となり、高圧状態で緩やかに原子炉水位が低下していく。原子炉水位低下により、スクラム信号が自動発信され、制御棒が挿入される。この時、炉心損傷防止策の安全注入系（HPCS、LPCS、RCIC、LPCI）が機能喪失し、かつ、炉内圧力を低下させるための ADS が機能喪失することを想定する（図 4-2）。

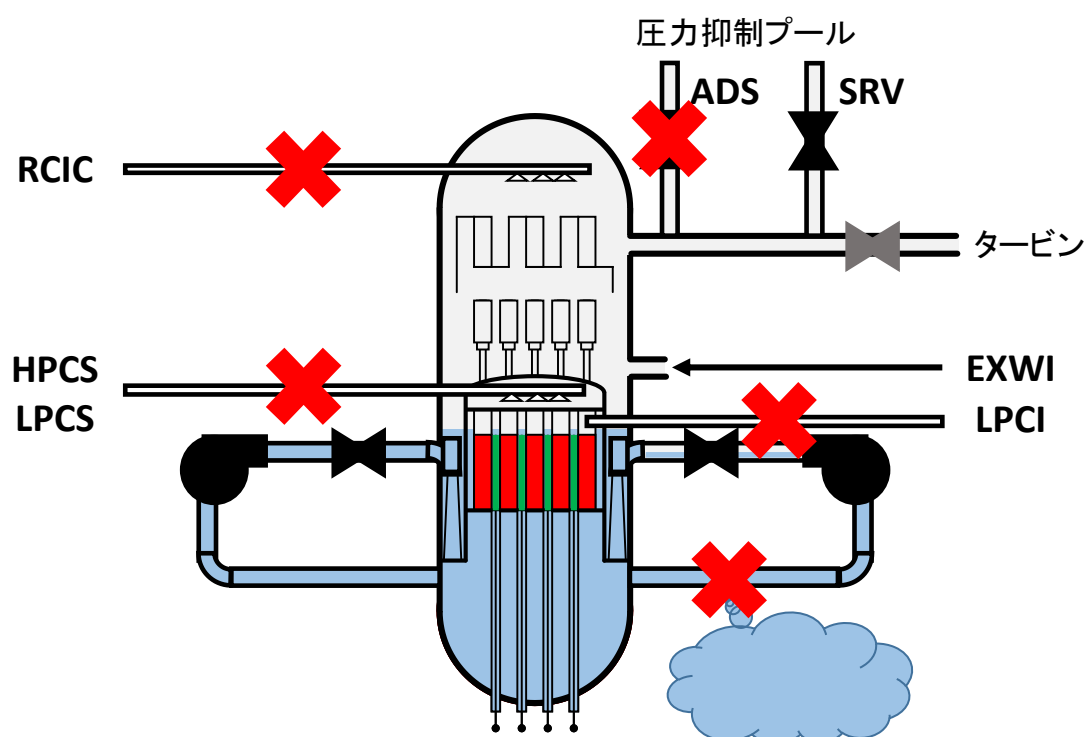


図 4-2 : 事故初期におけるプラント状態

図 4-2 において、炉心損傷防止策を取らなければ、炉心水位低下→炉心露出→炉心温度上昇→炉心損傷の流れで過酷事故に至る。当該事故シナリオの炉心損傷防止策として、原子炉の減圧として運転員操作による SRV の開操作、並びに、安全注入系の代替注水として EXWI による冷却材の注入を実施する。なお、外部注水ポンプの吐出圧力は LPCI と同様な性能を持つとする。原子炉が減圧後に、EXWI による冷却材注入で炉心を冷却し、炉心の著しい損傷の防止を図る（図 4-3）。

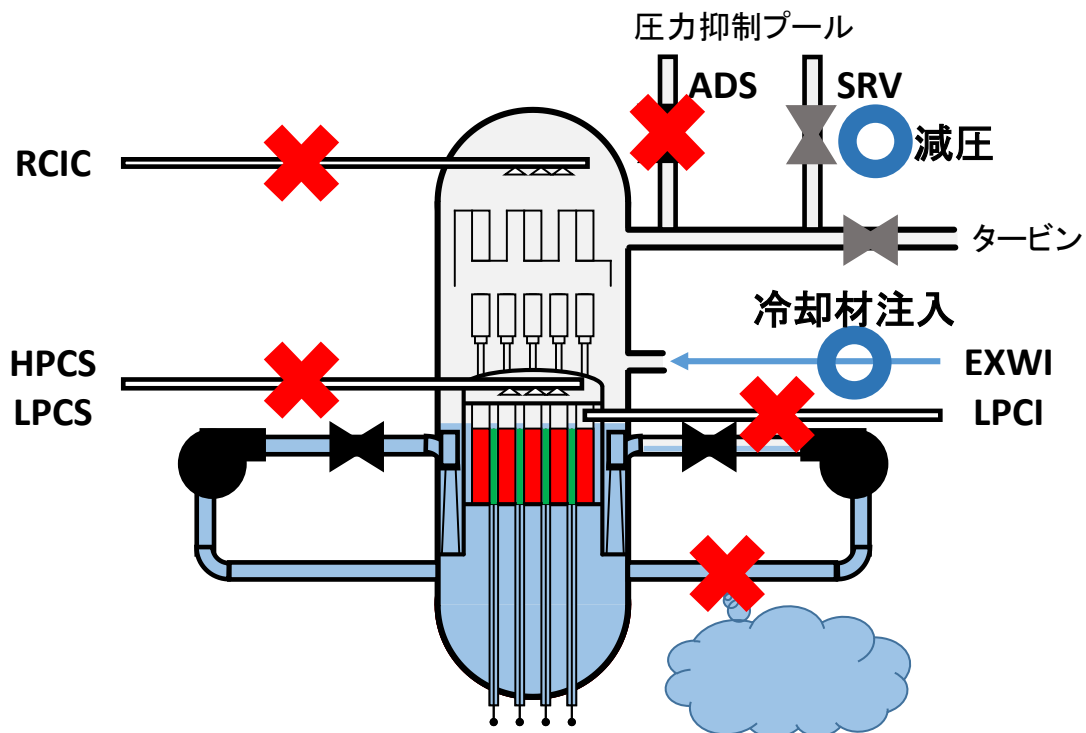


図 4-3 : 炉心損傷防止策として使用できる機能

当該事故シナリオにおけるベースケースの解析条件を表 4-1 に示す。なお、表 4-1 の崩壊熱に関する説明は、Appendix.A に記載している。簡略的に説明すると、RELAP コードの  $F_{\gamma}$  は核分裂性核種の割合を設定するものであり、デフォルト値は 1 である。この  $F_{\gamma}$  を相対的に変化させることで、崩壊熱を変化させることができる。

また、ベースケースの結果を図 4-4 に示す。図 4-4 のベースケースにおける物理現象について説明する。なお、解析時間 0 [s] は中破断 LOCA 発生時刻である。事故初期では、再循環系配管における中破断によって、冷却材圧力バウンダリから冷却材が格納容器内に漏洩する。このため、主蒸気圧力の低下および減圧沸騰による原子炉水位の上昇が確認される。しかし、破断口が再循環系配管にあること及び破断口の面積が小さいので、冷却材は液相での漏洩となり、圧力容器内は高压状態かつ緩やかに原子炉水位が低下していく。炉心損傷防止策として、中破断 LOCA 発生後 1,200 [s] において、運転員操作による SRV の手動開操作によって、圧力容器内の圧力は低下する。この時、減圧沸騰が発生し、その蒸気が圧力抑制プールに放出されることで炉心が一時的に急速に冷却される。従って、燃料被覆管最高温度が一時的に低下していることが分かる。しかし、冷却材の流出により原子炉水位も低下するので、燃料上部が露出する。このことは、原子炉水位が燃料有効長上端 (TAF : Top of Active Fuel) と燃料有効長下端 (BAF : Bottom of Active Fuel) の間にあることから分かる。これにより、炉心からの崩壊熱を除去ができなくなり、燃料被覆管最高温度が上昇する。圧力容器内の圧力が、EXWI 吐出圧力以下になった時点で、EXWI による冷却材注水が始まって、炉

心からの崩壊熱を除去することができる。これにより、燃料被覆管最高温度は低下し、事故が収束する。

当該事故シナリオにおいて、着目するプラントパラメータを燃料被覆管最高温度（PCT：Peak Cladding Temperature）とし、その最高値である最大燃料被覆管最高温度（MPCT：Maximum PCT）を安全評価パラメータとして用いた。

**表 4-1**：ベースケースの解析条件

入力パラメータ	入力値
原子炉初期保有水量 [m]	13.95
熱出力[MW]	1,931
崩壊熱（相対値、 $F_{\gamma}$ ） [-]	1.0
破断箇所	再循環系配管
破断面積 [cm <sup>2</sup> ]	13
EXWI 吐出圧力 [MPa]	3.53
EXWI 注水流量 [t/h]	250
EXWI 注水温度 [°C]	20
SRV 開操作時間 [s]	1,200

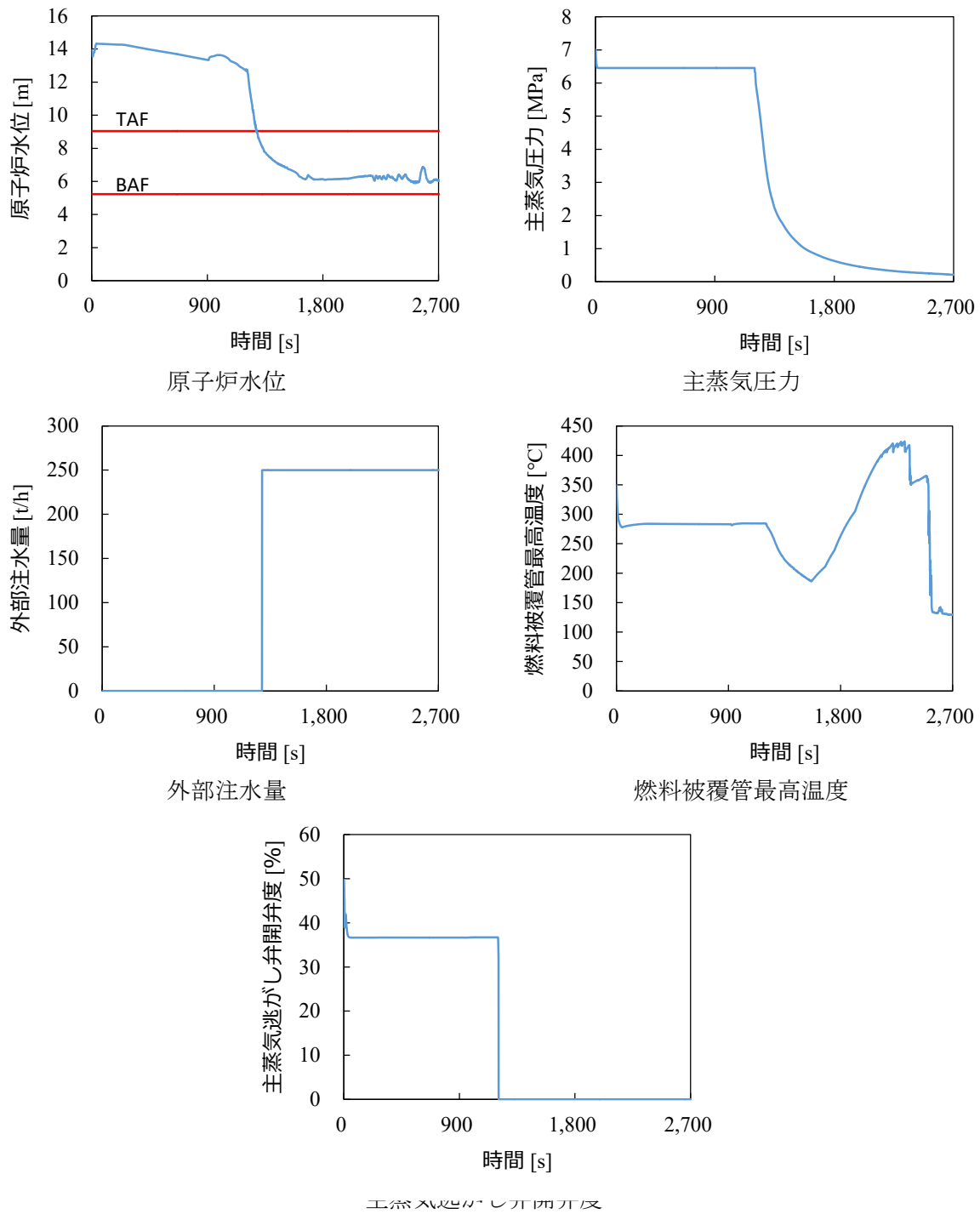


図 4-4 : ベースケースの各プラントパラメータの結果

### 4.2.3 摂動を考慮する入力パラメータ

当該事故シナリオにおいて、考慮する入力パラメータは表 4-1 の解析条件から崩壊熱及び SRV 開操作時間を選定した。この選定理由としては、当該事故シナリオは崩壊熱によって進展し、SRV 開操作及びそれによって可能となる EXWI による注水によって炉心損傷防止を図るので、主要なパラメータであると判断したからである。

表 4-2 に崩壊熱及び SRV 開操作時間の摂動条件を示す。崩壊熱の摂動条件は、1. 崩壊熱は 10%の相対不確かさが存在するとされていること[4]、2. 日本原子力学会推奨値において核分裂生成物の崩壊のみを考慮した簡易的なモデルでは崩壊熱を $3\sigma$ 上乘せして考慮すること[5]を参考にした。SRV 開操作時間の摂動条件は、運転員操作の開始は少なくとも 10 分を考慮すること[6]、及び、島根原子力発電所 2 号機における重大事故等対策の有効性評価[3]では 30 分を見込んでいることを参考にした。

表 4-2 : 崩壊熱と SRV 開操作時間の摂動条件

	Min.	Ave.	Max.	不確かさ $1\sigma$	形状
崩壊熱 ( $F_\gamma$ ) [-]	0.7	1.0	1.3	0.1	正規分布
SRV 開操作時間 [s]	600	1200	1,800	-	一様分布

### 4.2.4 解析コードにおける時間幅の設定

当該事故シナリオにおいて、RELAP の解析時間に関する解析条件を表 4-3 に示す。ROM 構築に使用する時系列データは、解析時間 5,000 [s]で ROM 構築用時間ステップ幅 100 [s]であるので、1 サンプルあたり 50 個の安全評価パラメータ値から構成される。

表 4-3 : RELAP の解析時間に関する解析条件

時間条件	値
解析時間 [s]	5,000
最小時間ステップ幅 [s]	$1 \times 10^{-7}$
最大時間ステップ幅 [s]	0.1
エディット時間ステップ幅 [s]	1
ROM 構築用時間ステップ幅 [s]	100



## 4.2.5 低次元化モデルの構築手順

3.3.3.4 節で示した統計的安全余裕評価における ROM の学習アルゴリズムに基づいた ROM の構築手順を以下に示す。なお、ROM の構築に用いる入力データの集団を ROM 学習用入力データセット、ROM の構築に用いる出力データの集団を ROM 学習用出力データセット、ランダムサンプリングで得られた入力データの集団を RS 入力データセット、RS 入力データセットに対応する ROM による出力結果の集団を RS-ROM 出力データセットと表現する。

- I. 初めに、入力パラメータ（崩壊熱及び SRV 開操作時間）の最大・最小の組み合わせ及びベースケースの計 5 個（ $= 2^2 + 1$ ）を ROM 学習用入力データセットに追加する。
- II. ROM 学習用入力データセットに追加された 5 点を RELAP で解析し、PCT の時系列データ 5 個を ROM 学習用出力データセットに追加する。この時、アルゴリズム反復回数は次のように定義する。ステップ I→ステップ II の時、アルゴリズム反復 0 回である。ステップ VIII→ステップ II の時、アルゴリズム反復  $l$  回（ $l \geq 1$ ）となる。アルゴリズム反復回数が 8 回に達した時、計算を終了させた。
- III. ROM 学習用出力データセットに特異値分解を施し、ROM 学習用入力データセットに対応させることで ROM を構築する。
- IV. 入力パラメータの不確かさに基づきランダムサンプリングを実施し、1,000 個の入力データの組み合わせから構成される RS 入力データセット（崩壊熱, SRV 開操作時間）を用意する。
- V. ステップ III で構築した ROM により、RS 入力データセットに対応する RS-ROM 出力データセットを計算する。
- VI. RS-ROM 出力データセットの PCT の各時系列データの最高値 MPCT を統計処理する。
- VII. 統計処理された MPCT の分布の 5, 25, 50, 75, 95%累積確率点に対応する入力値 5 点を RS-ROM 入力データセットから選定し、ROM 学習用入力データセットに追加する。
- VIII. ステップ II に戻る。この時、アルゴリズム反復回数に 1 を加算する。

## 4.2.6 統計的安全評価値の妥当性検証方法

本章の目的は、安全解析コードの解析の代わりに ROM の計算を多数回実施することで、統計的安全評価値を算出することである。そこで、ROM を用いて算出された統計的安全評価値の妥当性検証は重要である。ROM を用いて算出された統計値の 95%信頼区間に RELAP を用いて算出された統計値が含まれていれば、ROM の統計的安全評価への適用は妥当であると判断することにした。以下に、妥当性検証の手順を示す。なお、RS 入力データセットに対応する RELAP による出力結果の集団を RS-RELAP 出力データセットと表現する。また、手順を視覚化したものを図 4-5 に示す。

- I. 入力パラメータの不確かさに基づきランダムサンプリングを実施し、1,000 個の乱数から構成される RS 入力データセット（崩壊熱, SRV 開操作時間）を用意する。
- II. 同一の RS 入力データセットを ROM 及び RELAP に与え、PCT の時系列データからそれぞれ 1,000 個の MPCT から構成される RS-ROM 出力データセットと RS-RELAP 出力データセットを得る。
- III. ステップ II で得られた RS-ROM 出力データセット及び RS-RELAP 出力データセットに対して、Bootstrap 法[7]に基づいて 10 万回リサンプリングを実施する。これにより、ROM 及び RELAP の結果を用いて推定した統計値の不確かさを評価する。なお、今回注目した統計値は、平均値、標準偏差および 95% 累積確率点である。この時、ROM と RELAP における各統計値（平均値、標準偏差および 95% 累積確率点）の Bootstrap 標本は 10 万点ずつある。
- IV. ROM で推定された各統計量の Bootstrap 標本に基づく分布の下側累積確率 2.5%-上側累積確率 97.5%（95% 信頼区間：95% Confidence Interval：95% CI）及び下側累積確率 50%（中央値）に対応する MPCT の値（それぞれ  $MPCT_{2.5\%,ROM}$ 、 $MPCT_{97.5\%,ROM}$ 、 $MPCT_{50\%,ROM}$  と表現する）を算出する。同様に、RELAP で推定された各統計量の Bootstrap 標本に基づく分布の中央値に対応する MPCT の値（ $MPCT_{50\%,RELAP}$  と表現する）を算出する。
- V. ステップ IV で得られた各統計量の  $MPCT_{50\%,RELAP}$  が  $MPCT_{2.5\%,ROM} \leq MPCT \leq MPCT_{97.5\%,ROM}$  の範囲に含まれる場合、ROM の統計的安全評価への適用は妥当であると判断する。

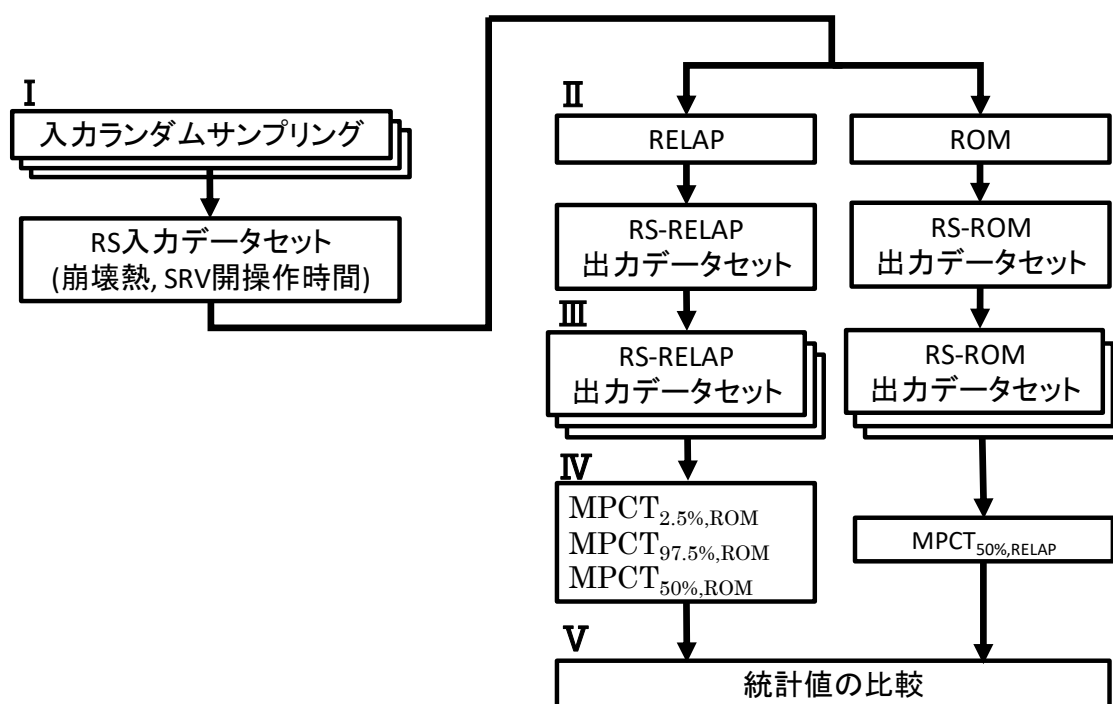


図 4-5：統計的安全評価における ROM 適用の妥当性検証フロー

## 4.3 低次元化モデルの構築結果

### 4.3.1 低次元化モデルの構築

アルゴリズム反復 0 回目の ROM 学習用入力データセットを図 4-6、ROM 学習用出力データセットを図 4-7 に示す。なお、図 4-6 における各入力パラメータは最小値 0、最大値 1 となるように規格化している。これらの結果から、崩壊熱の影響が大きくかつ運転員操作である SRV 操作時間が遅くなるほど、炉心状態が厳しくなっていることが分かる。また、図 4-7 の ROM 出力データセットに対して特異値分解を施し、得られた右特異ベクトルを図 4-8 に示す。図 4-8 を見ると、赤丸で示した最も寄与率が高い右特異ベクトルが時間に対して上昇した後に、減少する傾向を有しており、図 4-7 の全体の傾向を示していることが視覚的に分かる。これらのデータを ROM の構築の初期データとして、4.2.5 節のアルゴリズムの手順に従い、ROM を構築した。

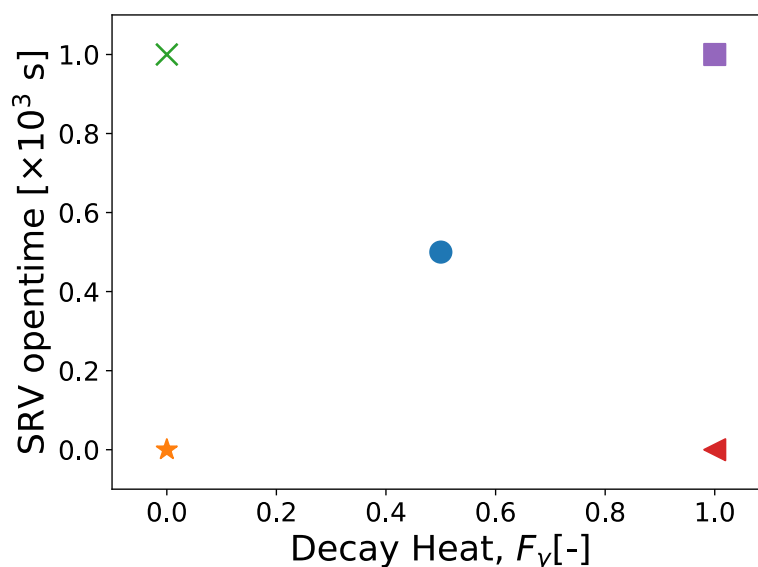


図 4-6 : ROM 構築用の入力データセット (アルゴリズム反復 0 回目)

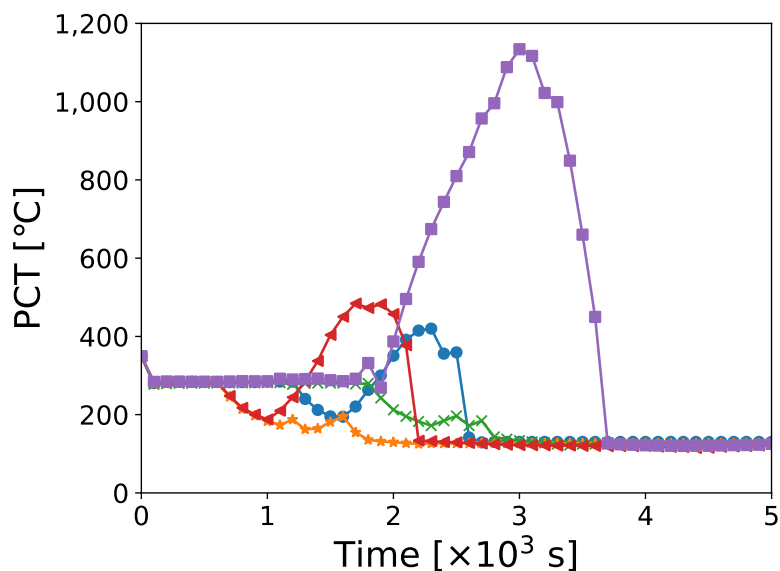


図 4-7 : 図 4-6 の入力データセットに対応する PCT 時系列データ  
(アルゴリズム反復 0 回目)

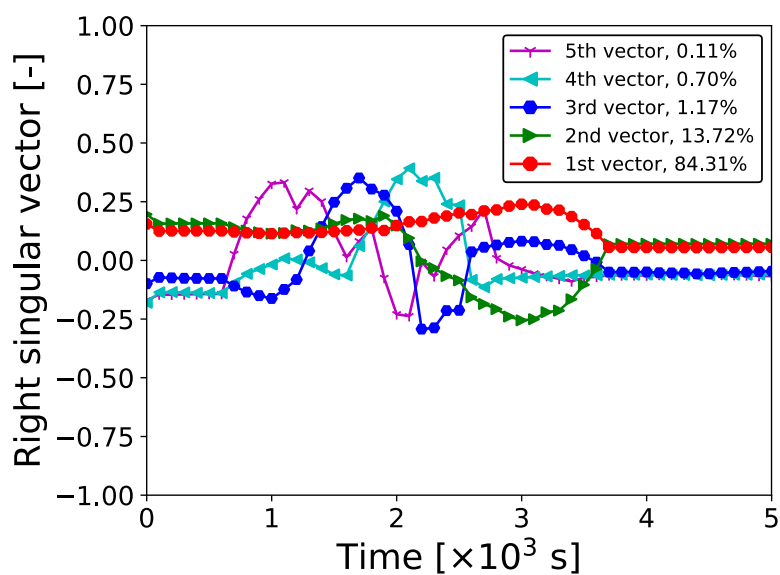


図 4-8 : 図 4-7 の出力データセットにおける右特異ベクトル (アルゴリズム反復 0 回目)

図 4-9 にアルゴリズム反復 0 回目における ROM と RELAP で計算される燃料被覆管最高温度の最高値 (MPCT) の比較結果を示す。なお、1,000 個のランダムサンプリングした入力データから構成される RS 入力データセットを用いたが、RELAP の解析において 4 ケースの計算が発散 (クラッシュ) したため、996 個の結果で比較している。図中の Pearson's coefficient はピアソンの相関係数を示している。また、MAPE は、平均絶対パーセント誤差 (Mean Absolute Percent Error) を示しており(4.1)式で評価される。

$$MAPE = \frac{1}{996} \sum_{i=1}^{996} \frac{|MPCT_{i,ROM} - MPCT_{i,RELAP}|}{MPCT_{i,RELAP}} \quad (4.1)$$

ここで、添え字の  $i$  は、RS-ROM 出力データセットおよび RS-RELAP 出力データセットの  $i$  番目の MPCT を示している。

アルゴリズム初期における ROM の推定値は、RELAP の結果と比較して、相対的に 5% 程度の誤差があるが、強い相関関係を有していることが分かる。ROM の推定精度を向上させるために、アルゴリズム反復 8 回まで実施した結果を図 4-10 に示す。アルゴリズム反復回数を増加させるほど、MAPE 及びピアソンの相関係数が向上していくことが分かる。つまり、アルゴリズム反復によって、ROM が新たにデータを学習できるために ROM の推定精度が向上していることを示している。今回における ROM の構築用データは、アルゴリズム反復回数 8 回目の訓練データを使用し、4.3.2 節で統計的安全評価への適用性について示すことにする。

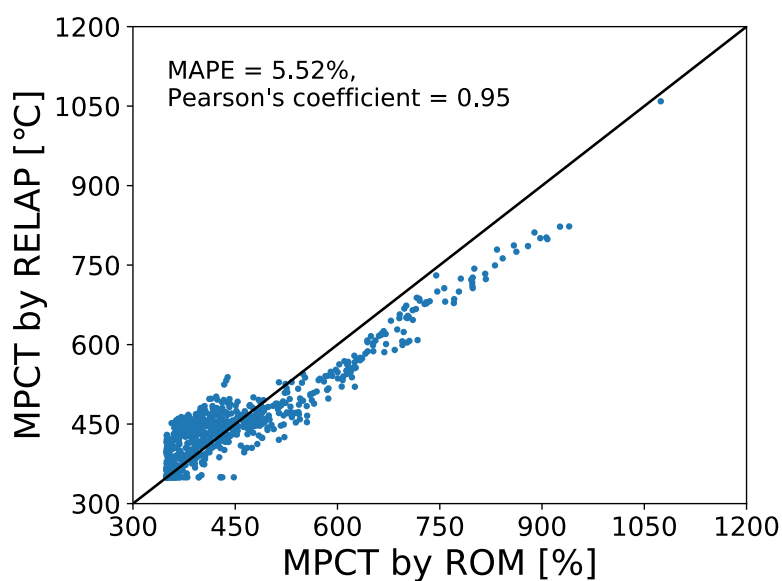
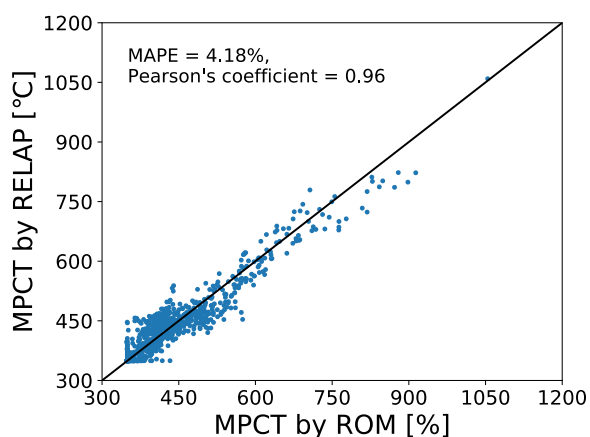
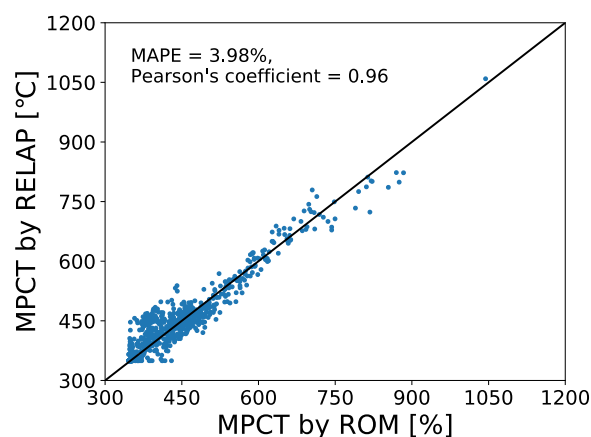


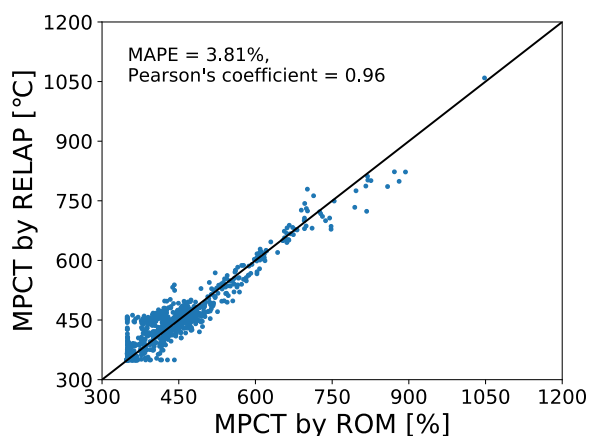
図 4-9 : ROM と RELAP で計算された燃料被覆管最高温度の最高値 (MPCT) の比較  
(アルゴリズム反復 0 回目)



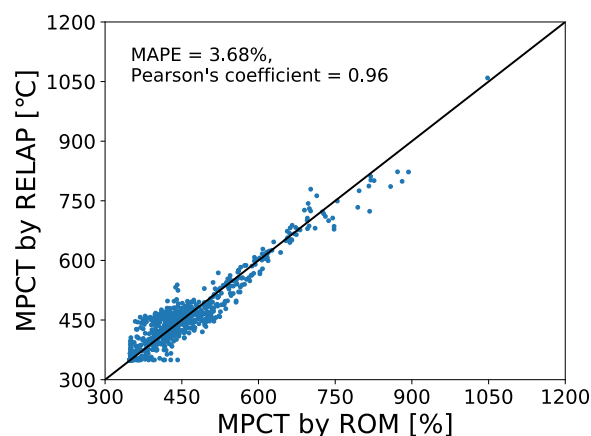
反復 2 回目 (15)



反復 4 回目 (25)



反復 6 回目 (35)



反復 8 回目 (45)

図 4-10 : アルゴリズム反復 2, 4, 6, 8 回目における ROM と RELAP で計算された燃料被覆管最高温度の最高値 (MPCT) の比較  
(カッコ内の数字は ROM の訓練データ数を示す)

### 4.3.2 統計的安全評価値の妥当性検証

この節では、特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価への適用性を確認するために、4.2.6 節の手順に従い、4.3.1 節で構築した ROM と RELAP で推定される統計値の比較を行った。

各統計量 (平均値、標準偏差、95%累積確率点) における ROM と RELAP の比較結果を図 4-11 に示す。図 4-11 の各統計量において、赤色の実線は Bootstrap 法で算出された  $MPCT_{50\%,ROM}$ 、赤の破線は Bootstrap 法で算出された  $MPCT_{2.5\%,ROM}$  (左) と  $MPCT_{97.5\%,ROM}$  (右)、黒の実線は Bootstrap 法で算出された  $MPCT_{50\%,RELAP}$  を示している。また、各統計量のヒストグラムは ROM 学習用入力データセットに対して Bootstrap 法を適用して得られた 10 万点の統計量である。これにより、RELAP を用いて算出される各統計量が、ROM を用いて算出

される各統計量の 95%信頼区間 (95%CI) 内に含まれていることが分かる。つまり、ROM と RELAP で求められる各統計量の誤差は、統計誤差の範囲内であることを示している。

統計的安全評価の目的は、入力データの不確かさに基づいて安全評価パラメータにおける統計的安全評価値を推定することである。つまり、算出される安全評価値は、入力データ起因の不確かさを必ず含んでいる。これにより、統計誤差の範囲内の差異について議論することは無意味であり、ROM は RELAP と同等の精度で安全評価値を推定することができたと言える。以上により、特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価への適用性が認められると結論付けることができる。また、ROM による計算コストの削減は、直接法では RELAP の解析数が 1,000 個であるのに対し、ROM を用いた場合では RELAP の解析数が 45 個となり、約 95%以上の計算コストが削減できた。

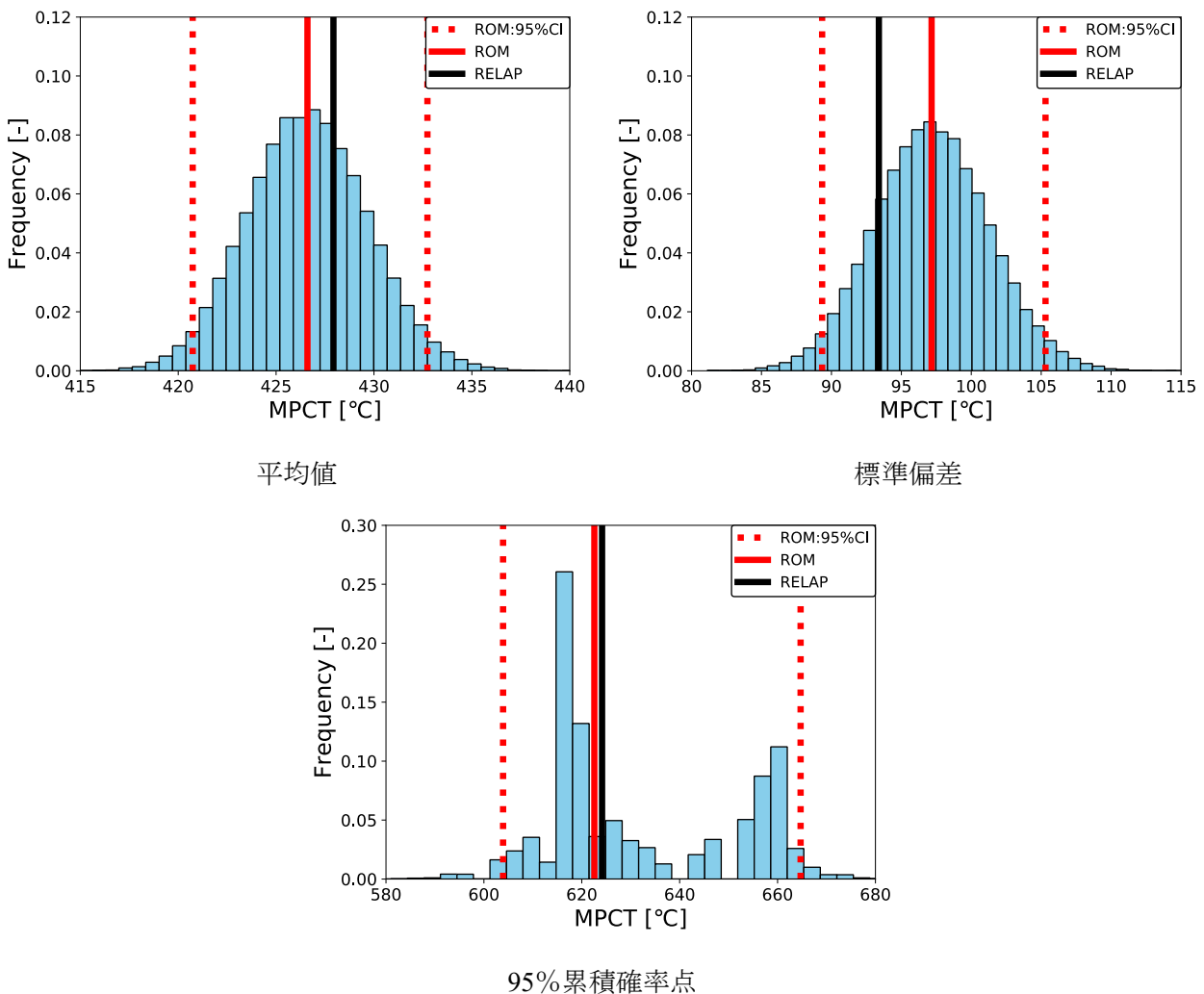


図 4-11 : アルゴリズム反復回数 8 回目における ROM と RELAP の統計量の比較

## 4.4 ROM の学習アルゴリズムの改良

### 4.4.1 従来の ROM の学習アルゴリズムの問題点

本節では、4.2.5 節で示した ROM の学習アルゴリズム（以降、従来アルゴリズム）よりも学習効率の高い ROM の学習アルゴリズム（以降、改良アルゴリズム）を開発する。

4.3 節の図 4-10 から分かる通り、従来アルゴリズムでは反復回数を増加させた場合に、ROM の性能向上があまり見られない。この原因として、訓練データとなる入力データを RS 入力データセットから選定する操作が挙げられる。これは、ROM が学習済みのデータを考慮せずにサンプリングすることになり、既に学習しているデータ点の近くを学習してしまう場合がある。同じようなデータを学習することは、ROM にとって新しい情報が得られないことを示しているため、学習効率が悪いサンプリングであると考えられる。実際に、4.3 節で構築した ROM（アルゴリズム反復 8 回）の入力データセットの分布を図 4-12 に示す。図 4-12 は、図 4-6 の入力データセットに対して、ROM の学習アルゴリズムによって追加された入力データをプロットしたものである。ここで、入力データの位置の情報だけでなく、対応していた累積確率点の情報を視覚的に分かりやすく示している。図 4-12 を見ると、入力データ同士が非常に近くなる箇所が複数あることが分かる。同じような入力条件において RELAP の解析を実施しても、同じような解析データしか得られない。安全解析コードの 1 回あたりの計算コストは大きいので、同じようなデータを解析することはできるだけ避けることが望ましい。

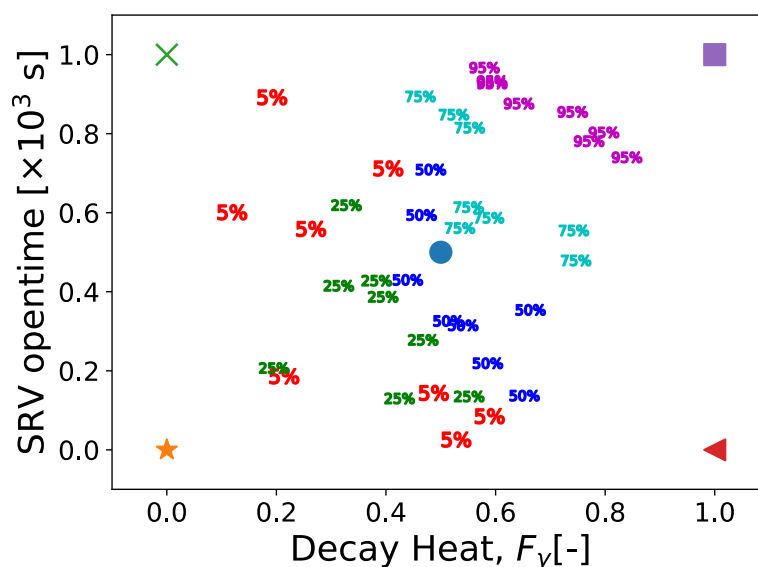


図 4-12 : アルゴリズム反復 8 回目における入力データセットの分布  
(各パーセント数字は、ROM の学習アルゴリズムの反復における累積確率点を示す)



#### 4.4.2 改良した ROM の学習アルゴリズム

4.4.1 節では従来アルゴリズムの問題点を考えることで、同じようなデータを選択しないことが ROM の学習において重要であることが分かった。そこで、3.3.3.5 節の確率的安全余裕評価における ROM の学習用アルゴリズムで開発した境界面の特定及びポテンシャル関数のコンセプトを導入することにした。

従来アルゴリズムに導入するコンセプトの適用方法について述べる。従来アルゴリズムでは、RS-ROM 出力データセットの累積確率点に対応する入力データを RS 入力データセットから選定する。しかし、選定される入力データは、ランダムサンプリングに依存し、ROM の学習済みのデータを考慮していない。そこで、入力データの選定方法を改良することにする。まず、RS-ROM 出力データセットの累積確率点に対応する入力データを ROM の計算を多数回実施することで、図 4-13 のように入力パラメータ空間から探索する。3.3.3.5 節で用いたポテンシャル関数 ((3-69)式) で類似度を評価し、各累積確率点の境界から ROM の学習済みデータに対して最も類似度が低い代表点を選ぶ。これによって、入力パラメータ空間から ROM の精度を効率的に向上させる訓練データを選定することができると考えられる。

この改良アルゴリズムは従来アルゴリズムと比較して、ROM を効率的に学習させるだけでなく、アルゴリズムの収束判定が行えるようになったという新規性を有する。改良アルゴリズムでは、アルゴリズム反復回数の増加による各累積確率点に対応する境界は収束していくと考えられるからである。この収束判定は、(3.70)式と(3.71)式と同様な方法で評価することができる。

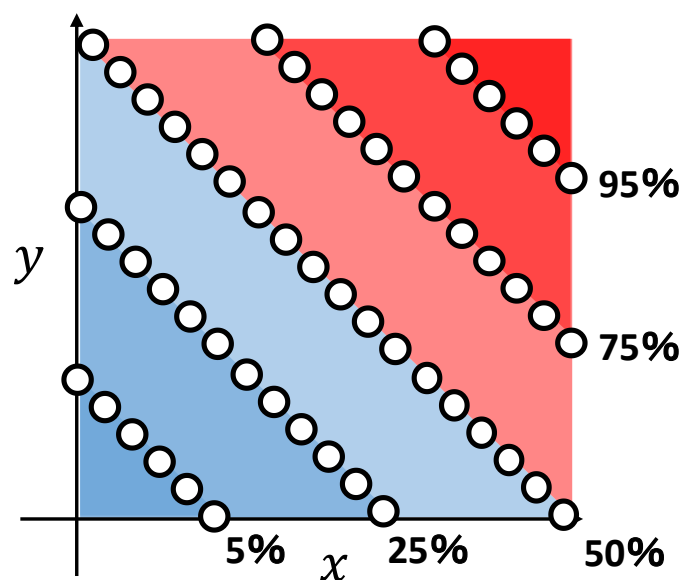


図 4-13 : 改良アルゴリズムにおける累積確率点に対応する入力データの境界  
(○は各累積確率点における代表点)

以上の考えに従った改良アルゴリズムによる ROM の構築手順を示す。なお、4.2.5 節からの改良箇所には下線を引いている。

- I. 初めに、入力パラメータ（崩壊熱及び SRV 開操作時間）の最大・最小の組み合わせ及びベースケースの計 5 個（ $= 2^2 + 1$ ）を ROM 学習用入力データセットに追加する。
- II. ROM 学習用入力データセットに追加された 5 点を RELAP で解析し、PCT の時系列データ 5 個を ROM 学習用出力データセットに追加する。この時、アルゴリズム反復回数は次のように定義する。ステップ I→ステップ II の時、アルゴリズム反復 0 回である。ステップ VIII→ステップ II の時、アルゴリズム反復  $l$  回（ $l \geq 1$ ）となる。
- III. ROM 学習用出力データセットに特異値分解を施し、ROM 学習用入力データセットに対応させることで ROM を構築する。
- IV. 入力パラメータの不確かさに基づきランダムサンプリングを実施し、1,000 個の入力データの組み合わせから構成される RS 入力データセット（崩壊熱, SRV 開操作時間）を用意する。
- V. ステップ III で構築した ROM により、RS 入力データセットに対応する RS-ROM 出力データセットを計算する。
- VI. RS-ROM 出力データセットの PCT の各時系列データの最高値 MPCT を統計処理する。
- VII. 統計処理された MPCT の分布の 5, 25, 50, 75, 95% 累積確率点を取得する。
- VIII. MPCT の分布の各累積確率点に一致する入力データを ROM の多数回の計算によって、入力パラメータ空間から探索し、境界上の代表点を取得する。
- IX. ステップ VIII で得られた境界上の代表点において、ROM の学習済みの入力データとの類似度をポテンシャル関数 ((3-69)式) によって評価する。
- X. 各累積確率点に対応する境界上の代表点から最もポテンシャル値が小さい代表点を選定し、RELAP で解析する。
- XI. 境界の収束を(3.70)式と(3.71)式で評価し、ユーザーの設定値を満足した場合計算を終了する。収束しない場合、ステップ II に戻る。この時、アルゴリズム反復回数に 1 を加算する。

#### 4.4.3 従来アルゴリズムと改良アルゴリズムの比較方法

4.4.2 節では、改良アルゴリズムの概要および手順について述べた。本節では、従来アルゴリズムと改良アルゴリズムと比較して、ROM の学習効率が高いことを確認することを目的とする。今回の検証では、従来アルゴリズムと改良アルゴリズムにおける ROM の学習効率を比較しやすくするために、以下に示す検証を行った。

今回の検証では、統計的安全評価値として 95% 累積確率点のみに注目し、従来アルゴリズムと改良アルゴリズムのどちらが 95% 累積確率点を精度よく推定できるのかを比較することにした。95% 累積確率点を選択した理由としては、1. 統計的安全評価では 95% 累積確

率点の値が判断基準と照らし合わされるので最も重要なパラメータであること、2. 95%累積確率点は累積値であることから安全評価パラメータの分布形状に依存しないのでアルゴリズム間の比較が簡易に実施できることが挙げられる。以下に、実際の比較手順を述べる。なお、参照解である RELAP の 95%累積確率点を算出するにあたり、1,000 個の入力データの組み合わせで構成される RS 入力データセットに対して RELAP の解析が 4 ケース計算クラッシュした。そのため、計算がクラッシュした 4 ケースに対応する入力データを排除した 996 個の入力データから構成される RS 入力データセットを用いることにする。

- I. 996 個の入力データから構成される RS 入力データセット（崩壊熱, SRV 開操作時間）を用意した。
- II. RS 入力データセットを ROM で計算し、得られた 996 個の PCT 時系列データから構成される RS-ROM 出力データセットを得た。この時、アルゴリズム反復回数は次のように定義する。ステップ I→ステップ II の時、アルゴリズム反復 0 回である。ステップ VII→ステップ II の時、アルゴリズム反復  $l$  回 ( $l \geq 1$ ) となる。
- III. ステップ II で得られた RS-ROM 出力データセットから各時系列データの最高値 MPCT の分布を推定し、95%累積確率点に対応する MPCT 値を得た。
- IV. 従来アルゴリズムでは、95%累積確率点に対応する入力データを RS 入力データセットから選定した。改良アルゴリズムでは、入力パラメータ空間で 95%累積確率点の境界上の代表点を探索し、ポテンシャルが最も小さい入力データを選定した。なお、改良アルゴリズムにおいて、多くの代表点を用意するために、崩壊熱を摂動範囲で 51 分割し、各崩壊熱値で 95%累積確率点に一致する SRV 開操作時間を探索した。
- V. 従来アルゴリズム及び改良アルゴリズムで選定された入力データを用いて、RELAP で解析した。なお、この入力データを ROM 学習用入力データセットに追加した。
- VI. ステップ V で得られた時系列データを従来アルゴリズムと改良アルゴリズムの ROM 学習用出力データセットにそれぞれ追加し、ROM を更新した。
- VII. ステップ II に戻る。この操作をアルゴリズム反復 10 回目に達したときに、計算を終了した。
- VIII. 従来アルゴリズムおよび改良アルゴリズムで構築された ROM を用いて、RS 入力データセットに対応する計算結果を統計処理することで 95%累積確率点を比較した。

#### 4.4.4 比較結果及び考察

従来アルゴリズムと改良アルゴリズムを比較した結果について示す。4.4.3 節で示した比較手順に従い、アルゴリズム反復回数 10 回目までサンプリングを行った結果を図 4-14 に示す。図 4-14 を見ると、従来アルゴリズムよりも改良アルゴリズムの方が RELAP の計算で算出される 95%累積確率点に早く近づいていることが分かる。従来アルゴリズムではアルゴリズム反復 3 から 9 回目まで学習効率が悪化しているのに対し、改良アルゴリズムで

はこの点が改善されていることが分かる。また、図 4-15 に従来アルゴリズムと改良アルゴリズムで選定された入力データの比較結果を示す。図 4-15 における各数字は、入力データの位置と ROM の学習アルゴリズムの反復回数に関する情報を有している。図 4-15 より、従来アルゴリズムでは入力データのサンプリングに偏りがあることが分かる。それに対し、改良アルゴリズムのサンプリングでは 95%累積確率点に対応する境界を満遍なく推定できており、偏りなく入力データをサンプリングできていることが分かる。これらの結果より、従来アルゴリズムに比べ、改良アルゴリズムは RELAP の訓練データ数が同じであっても、効率よく ROM の性能を向上させることができることが分かる。

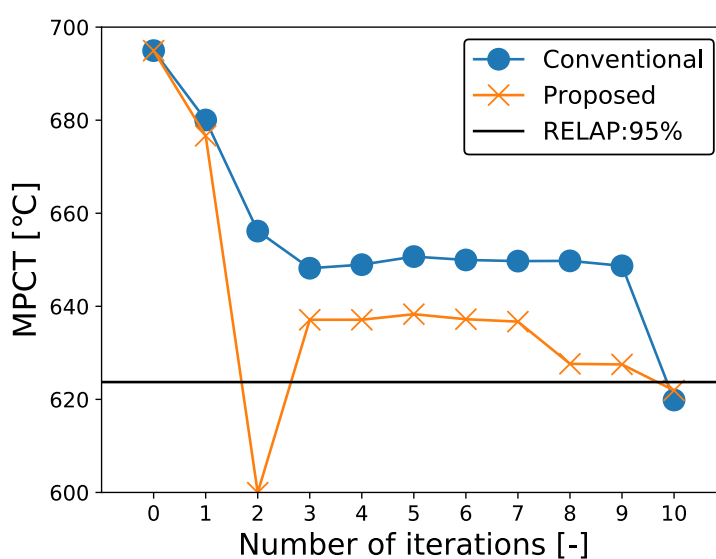


図 4-14 : 従来アルゴリズムと改良アルゴリズムにおける 95%累積確率点の収束性の比較

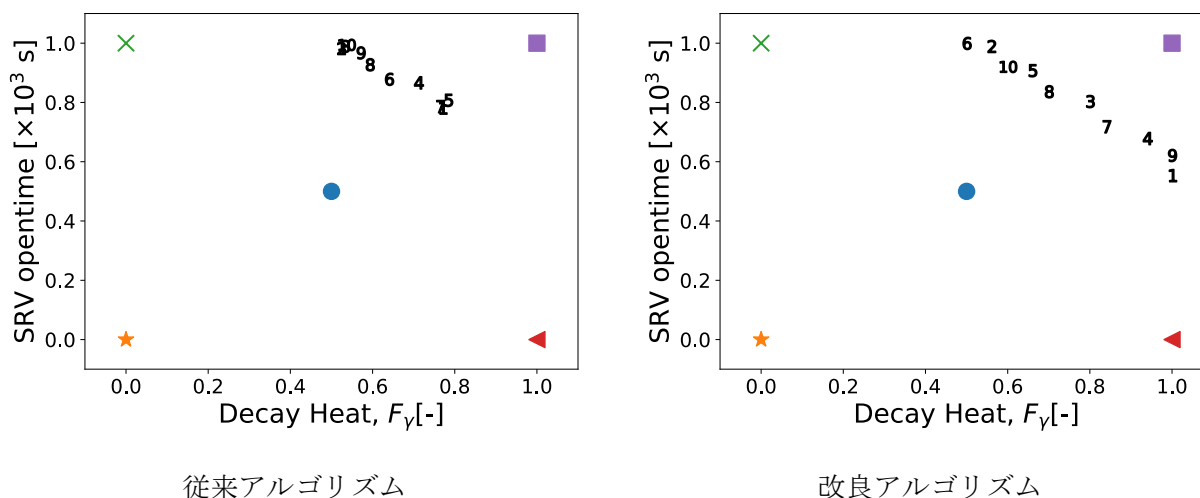


図 4-15：従来アルゴリズムと改良アルゴリズムの 95%累積確率点に対応する入力データ選定点の比較

(図中番号は入力データとして選定された時のアルゴリズム反復回数)

## 4.5 本章のまとめ

本章では、特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価への適用性を示した。統計的安全評価は設計基準事象を対象とするが、本研究では、多重故障を伴う重大事故である中破断 LOCA 時安全注入及び自動減圧系機能喪失を想定した。当該事故シナリオにおいて、着目するプラントパラメータを燃料被覆管温度の時系列データとし、その最高値を安全評価パラメータとした。

4.2 節では、ROM の統計的安全評価への適用における解析条件および検証方法について述べた。統計的安全評価への適用性の有無に関する検証方法については、Bootstrap 法を採用し、ROM と RELAP で算出される統計量が統計誤差の範囲内で一致するか比較することとした。

4.3 節では、従来の ROM の学習アルゴリズムによって ROM を構築し、その ROM で統計的安全評価を実施した。ROM によって推定された各統計量（平均値、標準偏差および 95% 累積確率点）の Bootstrap 標本における 95%信頼区間内に、RELAP によって推定された各統計量の Bootstrap 標本における下側累積確率 50%（中央値）の値が含まれることが確認された。統計的安全評価で算出される統計的安全評価値には必ず不確かさが含まれることを考慮すると、ROM は RELAP と同等の精度で統計的安全評価を実施できることが示された。これにより、特異値分解法を用いた ROM の統計的安全評価への適用性が確かめられた。

4.4 節では、従来の ROM の学習アルゴリズム（従来アルゴリズム）における学習効率の問題点を考慮することで、改良した ROM の学習アルゴリズム（改良アルゴリズム）を開発した。改良アルゴリズムの特徴として、従来アルゴリズムからの新規性が 2 点ある。1 点目

は、ROM が学習済みの入力データの選定を避けて、注目する入力パラメータ空間内で満遍なく入力データをサンプリングできる点である。2 点目は、従来アルゴリズムではアルゴリズムの収束判定がなかったが、改良アルゴリズムでは累積確率点に対応する境界に着目することでアルゴリズムの収束性を評価することができる点である。このような特徴がある改良アルゴリズムが従来アルゴリズムと比較して学習効率が高いことを検証するために、95%累積確率点のみを向上させる比較を行った。その結果、改良アルゴリズムが高い学習効率、かつ、満遍なく入力データをサンプリングできることが確かめられた。

## 4.6 参考文献

- [1] JAEA, “メキシコの電力事業と規制・監督 (14-08-01-03),” ATOMICA, 2010 年 1 月, [https://atomica.jaea.go.jp/data/detail/dat\\_detail\\_14-08-01-03.html](https://atomica.jaea.go.jp/data/detail/dat_detail_14-08-01-03.html), (Access: 2019 年 12 月 8 日).
- [2] 株式会社原子力エンジニアリング, BWRモデル設計, ATN-1503044, 株式会社原子力エンジニアリング, 2015年3月
- [3] 中国電力株式会社, “島根原子力発電所2号機重大事故等対策の有効性評価,” Energia, 2015年2月12日, [http://www.energia.co.jp/judging/gaiyou/pdf/gaiyou\\_h270212\\_1.pdf](http://www.energia.co.jp/judging/gaiyou/pdf/gaiyou_h270212_1.pdf), (Access: 2019年12月8日).
- [4] J. Katakura, “Uncertainty analyses of decay heat summation calculations using JENDL, JEFF, and ENDF files,” *J. Nucl. Sci. Technol.*, **50**, pp.799-807, Atomic Energy Society of Japan, (2013).
- [5] 「原子炉崩壊熱基準」研究専門委員会、「原子炉崩壊熱とその推奨値」、日本原子力学会、(1989).
- [6] 田辺文也, 原子力発電プラントの安全確保における人間と機械の役割, *Journal of the M.E.S.J.*, **29**, pp. 604-609, 日本船用機関学会, (1994).
- [7] 汪金芳, 桜井裕仁, Rで学ぶデータサイエンス 4 ブートストラップ入門, 共立出版, ISBN 978-4-320-11013-7 (2011).

## 第5章 確率的な安全余裕評価への低次元化モデルの適用

### 5.1 本章の概要

本章では、特異値分解法を用いた ROM の確率的な安全余裕評価への適用性を示す。ROM の適用例として、BWR における全交流電源喪失及び全給水機能喪失を想定する。当該事故シナリオは、重大事故に分類され、福島第一原子力発電所事故で発生した事象に近いものである。福島第一原子力発電所事故と大きく異なる点は、炉心損傷防止策として RCIC の復旧を考慮した点である。RCIC の停止時間、復旧時間、崩壊熱の不確かさを考慮した時の炉心損傷確率 (CDP : Core Damage Probability) への定量的な評価を実施する。特異値分解法を用いた ROM と開発した学習アルゴリズムを用いることで、CDP の定量的な評価を現実的な計算コストで算出することを本章の目的とする。

本章の構成は、以下のとおりである。

- 5.1 節では、本章の概要について述べた。
- 5.2 節では、全交流電源喪失及び全給水機能喪失を想定した確率的な安全余裕評価に対して、特異値分解法を用いた ROM の適用における解析条件を述べる。
- 5.3 節では、当該事故シナリオにおける特異値分解法を用いた ROM の構築結果を述べる。前半では開発した学習アルゴリズムを用いた ROM の構築結果、後半では構築した ROM の性能について示す。
- 5.4 節では、5.3 節で構築した ROM を用いて算出した CDP の定量的な評価結果を示す。また、特異値分解法を用いた ROM による計算コストの低減量について考察する。
- 5.5 節では、本章のまとめを述べる。
- 5.6 節では、参考文献を記載する。

## 5.2 低次元化モデル適用における解析条件

### 5.2.1 プラントモデル

本章で想定するプラントは、4.2.1 節で示したプラントと同様である。この節では、当該事故シナリオで重要となる設備について説明する。原子力発電所の電源構成は、直流電流系統（DC : Direct Current）及び交流電流系統（AC : Alternating Current）に分かれ、AC 及び DC ともに安全系は独立 2 系統ずつ設置される。図 5-1 に示すように、非常用炉心冷却装置では、RCIC は直流電流操作、HPCS, LPCS, LPCI は交流電源駆動となっている。また、短時間の全交流電源喪失（SBO : Station Black Out）への対策として、直流系は蓄電式直流電源設備、交流系は非常用ディーゼル発電機を備えている。なお、RCIC は直流電流で駆動するのではなく、原子炉の崩壊熱によって生じる蒸気を駆動源としている。よって、RCIC の動作条件には制限があり、原子炉内の圧力が一定値以上でないと動作しないことに注意する必要がある。RCIC における直流電流の役割は、原子炉水位を設定された範囲に保つために弁の制御をすることや RCIC タービン軸受けからの蒸気漏洩を防止するバロメトリックコンデンサの機能維持をすることである。

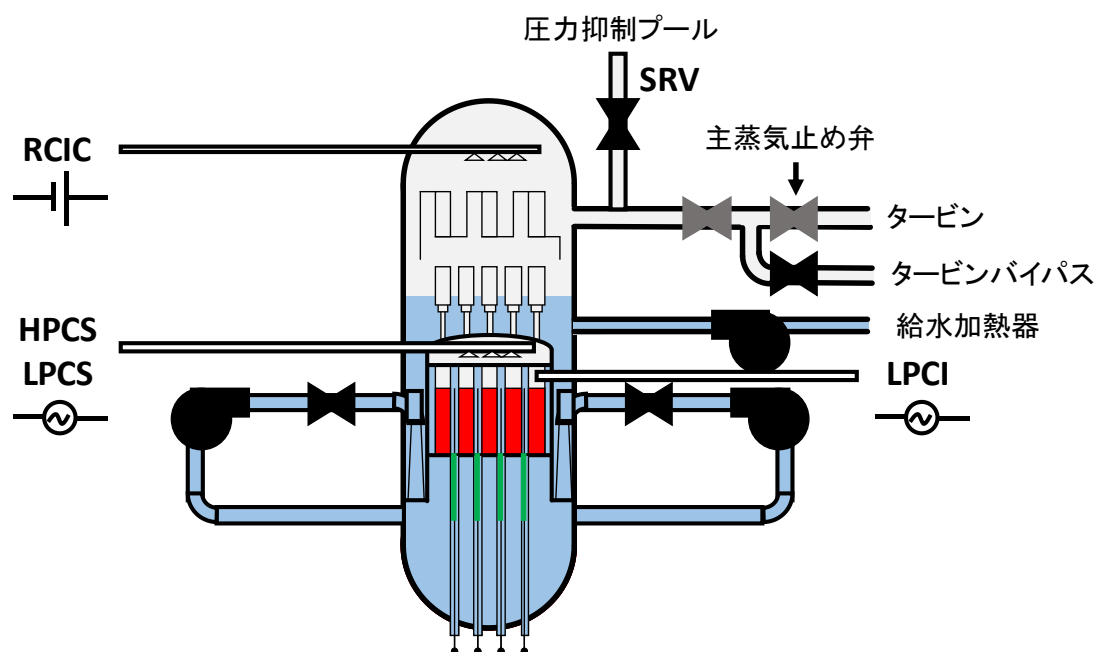


図 5-1 : 解析対象としたプラントの通常運転状態 (BWR-5)



## 5.2.2 想定する事故シナリオ

本章では、全交流電源喪失及び全給水機能喪失を想定する。以下に、当該事故シナリオについて説明する。

原子炉が定格出力運転中に、外部電源喪失（LOOP：Loss Of Offsite Power）が発生する。この時刻を 0 [s] とする。LOOP により、原子炉はスクラムする。この時、非常用ディーゼル発電機（DG：Diesel generator）が自動起動するが起動に失敗し、SBO に至る。給水ポンプと再循環ポンプは、SBO と同時にトリップし、主蒸気止め弁が急速閉止する。従って、DC のみで動作する RCIC が、継続的に炉心の崩壊熱を除去する。また、原子炉圧力の過圧状態を避けるために、SRV の設定圧力値を超えた場合、SRV 弁が自動的に開き、原子炉圧力を減圧する（図 5-2）。

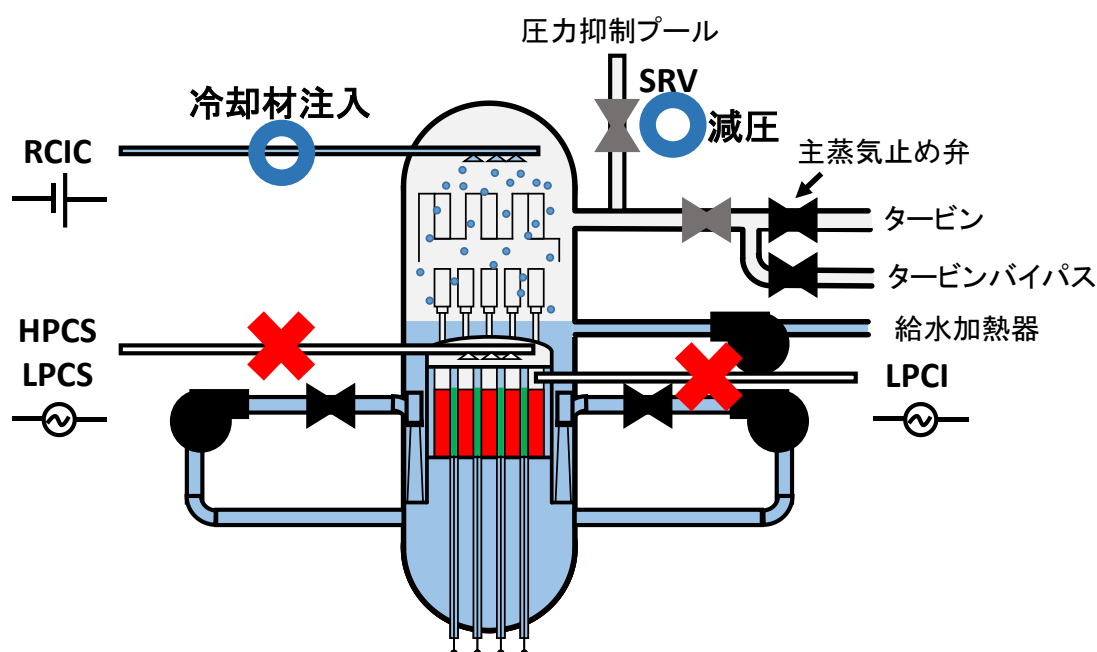


図 5-2：SBO におけるプラント状態

この状況下で、 $T_{down}$  [s] に RCIC が故障により制御できなくなり、炉内に冷却材を注入できなくなった場合を想定する。この時、炉心損傷防止策を取らなければ、原子炉水位低下→炉心露出→炉心温度上昇→炉心損傷の流れで過酷事故に至る（図 5-3）。

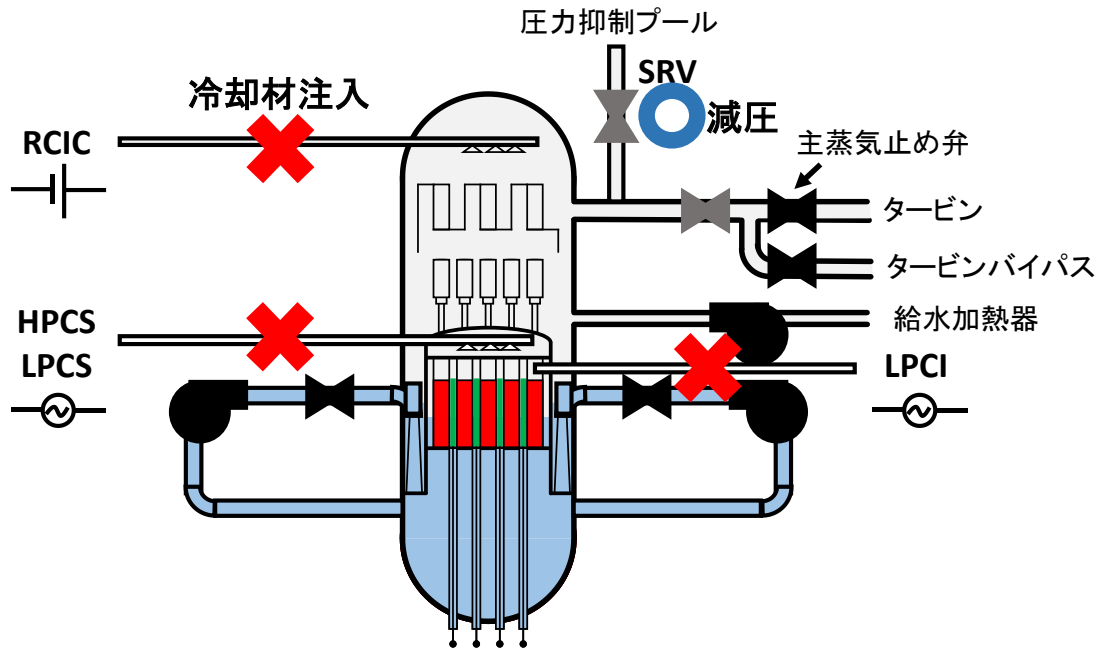


図 5-3 : RCIC 停止時のプラント状態

当該事故シナリオの炉心損傷防止策として、RCIC の冷却材再注入を実施することを想定する。RCIC が  $T_{restart}$  [s] に復旧し、炉内に冷却材を注入する (図 5-2)。この  $T_{restart}$  が RCIC の停止時刻  $T_{down}$  より遅れるほど、崩壊熱に起因する冷却材の蒸発により、原子炉の保有水量が減少するので、炉心損傷に至る可能性が高くなる。一方、 $T_{restart}$  が RCIC の停止時刻  $T_{down}$  に近いほど、原子炉の保有水量が減少しにくくなり、炉心損傷に至りにくい。以上の時系列を図 5-4 に纏める。

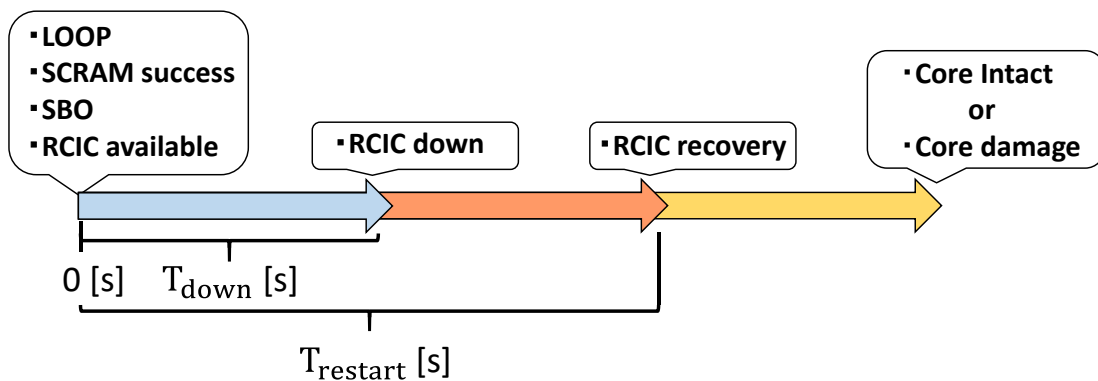


図 5-4 : 当該事故シナリオにおける時系列の関係

当該事故シナリオにおける炉心健全および炉心損傷の解析条件の一例を表 5-1 に示す。また、図 5-5 に炉心健全の結果、図 5-6 に炉心損傷の結果を示す。以下に、各々の結果における物理現象を説明する。

炉心状態が健全となる図 5-5 では、 $T_{down} = 600$  [s]に RCIC が停止し、崩壊熱が除去できなくなるため、その後原子炉水位が低下していく。しかし、 $T_{restart} = 1500$  [s]において RCIC による冷却材の再注入が早期に実施される。これにより、原子炉内の冷却材が確保される。その後、原子炉水位が設定範囲内に保たれるように、RCIC が自動制御されて、炉心の冷却性が維持されることで事故が収束する。

炉心状態が損傷となる図 5-6 では、 $T_{down} = 600$  [s]に RCIC が停止し、崩壊熱が除去できなくなるため、その後原子炉水位が低下していく。解析時間 2,000 秒付近において、原子炉水位が低下したこと、かつ、主蒸気圧力が高いことから、非常用 DC およびアキュムレータ圧力によって作動する ADS が作動し、急激な圧力減少を引き起こす。これにより、RCIC の駆動に必要な原子炉圧力を下回るため、RCIC が  $T_{restart} = 7,800$  [s]を経過後に動作できなくなる。これにより、冷却材の確保が困難となり、炉心が露出し PCT が上昇するため、炉心が損傷する。

なお、当該事故シナリオにおいて、着目するプラントパラメータを PCT とし、その最高値である MPCT を安全評価パラメータとして用いることにする。この選定理由は、5.2.5 節で示す炉心損傷の判断基準と比較し、炉心状態を判断するためである。

表 5-1：炉心健全・炉心損傷の解析条件の一例

入力パラメータ	入力値
原子炉初期保有水量 [m]	13.95
熱出力 [MW]	1,931
崩壊熱（相対値、 $F_{\gamma}$ ） [-]	1.0
RCIC 停止時間 ( $T_{down}$ ) [s]	600
RCIC 復旧時間 ( $T_{restart}$ ) [s]	炉心健全：1,500、炉心損傷：7,800

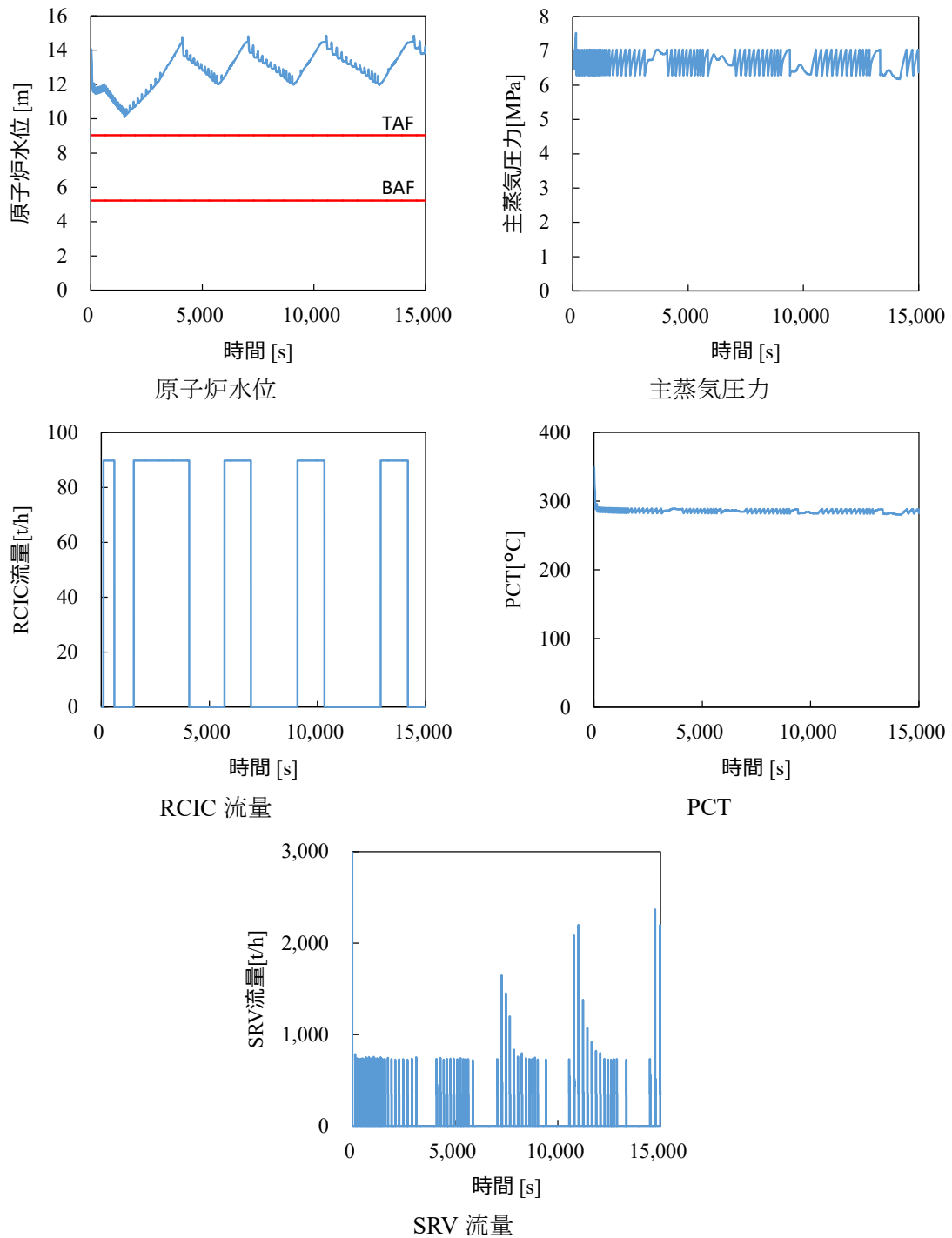


図 5-5 : 炉心健全 ( $T_{restart} = 1,500$  [s])における各プラントパラメータの結果

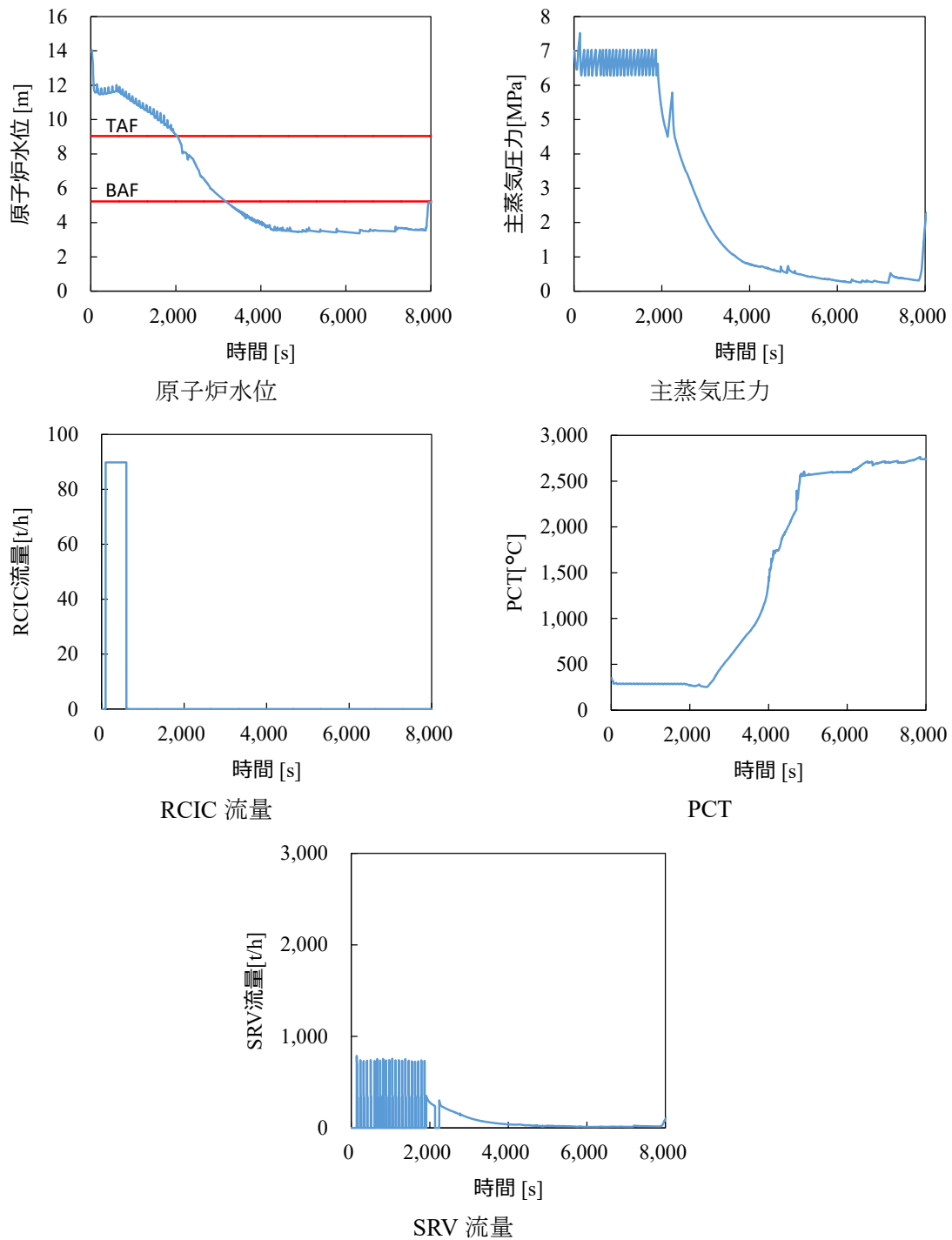


図 5-6 : 炉心損傷 ( $T_{restart} = 7,800$  [s])における各プラントパラメータの結果

### 5.2.3 摂動を考慮する入力パラメータ

当該事故シナリオにおいて、考慮する入力パラメータは表 5-1 に示している崩壊熱と RCIC 停止時間及び復旧時間を選定した。この選定理由としては、当該事故シナリオは崩壊熱によって進展し、RCIC による冷却材注入によって炉心損傷防止を行うので、主要なパラメータであると判断したからである。

表 5-2 に崩壊熱と RCIC 停止時間及び復旧時間の摂動条件を示す。崩壊熱の摂動条件は、1. 崩壊熱は 10%の相対不確かさが存在するとされていること[1]、2. 相対不確かさを  $2\sigma$  まで考慮すれば約 95%の信頼水準で崩壊熱の影響を網羅できることから設定した。また、RCIC 停止時間の摂動条件は、崩壊熱による影響が大きい事故初期、かつ、RCIC の停止中ではなく動作中の停止による影響を観察できるように設定した。RCIC 復旧時間は、 $T_{down}$  が任意の値で炉心健全と炉心損傷の結果を含むように、幅広い範囲を設定した。なお、表 5-2 に示す RCIC 復旧時間は、RCIC 停止時間後の時間である。

表 5-2 : 崩壊熱と RCIC 停止時間及び復旧時間の摂動条件

	Min.	Ave.	Max.	形状
崩壊熱 ( $F_{\gamma}$ ) [-]	0.8	1.0	1.2	正規分布
RCIC 停止時間 ( $T_{down}$ ) [s]	600	1,200	1,800	一様分布
RCIC 復旧時間 ( $T_{restart}$ ) [s]	900	4,050	7,200	一様分布

### 5.2.4 解析コードにおける時間幅の設定

当該事故シナリオにおいて、RELAP の時間に関する解析条件を表 5-3 に示す。ROM 構築に使用する時系列データは、解析時間 15,000 [s]で ROM 構築用時間ステップ幅 100 [s]であるので、1 サンプルあたり 150 個の安全評価パラメータ値から構成される。

表 5-3 : RELAP の解析時間に関する解析条件

時間条件	値
解析時間 [s]	15,000
最小時間ステップ幅 [s]	$1 \times 10^{-7}$
最大時間ステップ幅 [s]	0.1
エディット時間ステップ幅 [s]	1
ROM 構築用時間ステップ幅 [s]	100

### 5.2.5 炉心損傷の判断基準

当該事故シナリオの炉心損傷判断基準は、 $MPCT=1,200^{\circ}C$ を超えた時とした。この判断基準は、軽水炉における ECCS 安全評価指針から引用した[2]。このガイドラインには、他の安全評価パラメータとして、燃料被覆管の全酸化量が 15%以下にする基準が設けられている。しかし、当該事故シナリオでは、 $MPCT$  が  $1,200^{\circ}C$ を上回る事象が、被覆管の酸化量が 15%に至る事象よりも早い段階で発生すると判断した。また、物理的観点から見ると、 $MPCT \geq 900^{\circ}C$ を超えた状態では、発熱反応である水-ジルコニウム反応[3]が燃料棒被覆管で急激に促進されるため、事故を収束させることが難しいと考えられる。以上の理由により、炉心損傷の判断基準として  $MPCT \geq 1,200^{\circ}C$ を設定した。

### 5.2.6 時系列データへの仮定事項

この節では、ROM の構築に用いる行列 **A** を作成するために、RELAP の解析結果に対する仮定事項について説明する。

時系列データから構成される行列を作成するために、全時系列データの時間ステップの数が揃っている必要がある。しかしながら、当該事故シナリオの解析時間は 15,000 秒と非常に長いため、設定した解析時間に至る前に、RELAP で解析しているパラメータが収束条件に達し、計算を終了する場合がある。また、炉内の状況が熱的に厳しくなるため、主に熱水力の計算が不安定になりやすく、計算が途中で発散（クラッシュ）する場合もある。よって、RELAP による解析で得られる時系列データにおいて、時間ステップの数を全て揃えることは難しい。そこで、本章では RELAP による解析結果が解析時間終了まで出力されない場合に、最後に出力された値を解析時間終了まで維持し続けるという仮定をした。この仮定の妥当性は、以下のとおりである。

RELAP による解析が収束する場合、炉心状態が健全または損傷となっており、仮に計算が終了した時点の状態を最終ステップまで維持したとしても、時系列データの持つ情報は変わらない。従って、今回の仮定は妥当であると考えられる。

一方、RELAP による解析が発散する場合、RCIC 停止後、再注水が行われた直後（つまり、 $T_{restart}$  [s]の直後）に発生する。主に、水-ジルコニウム反応が活発になる  $MPCT \geq 900^{\circ}C$ 付近において、RCIC による再注水が行われた時、計算が発散しやすい。理由としては、冷却水による温度低下に対して、水-ジルコニウム反応と崩壊熱による発熱を考慮する必要があるため、炉内の流動が不安定になると考えられるからである。しかし、 $MPCT \geq 1200^{\circ}C$ で RCIC による冷却材の注入を実施しても、炉心温度が低下することが RELAP による解析で観察される。従って、 $900^{\circ}C \leq MPCT < 1,200^{\circ}C$ における RCIC による冷却材の再注入を行う解析では、状態が炉心健全に収束すると仮定できる。また、 $MPCT \geq 1,200^{\circ}C$ で計算が発散した場合は、炉心判断基準より既に炉心損傷が発生していると判断できる。つまり、最終状態を維持したとしても時系列データの持つ情報は変わらないと判断でき、今回の仮定は妥当であると判断した。

## 5.2.7 低次元化モデルの構築手順

3.3.3.5 節で述べた ROM の学習アルゴリズムを用いた ROM の構築手順を以下に示す。なお、ROM の構築に用いる入力データの集団を ROM 学習用入力データセット、ROM の構築に用いる出力データの集団を ROM 学習用出力データセットと表現する。

- I. 初めに、入力パラメータ（崩壊熱、RCIC の停止時間、復旧時間）の最大・最小の組み合わせの計 8 個（ $= 2^3 + 1$ ）を ROM 入力データセットに追加した。また、炉心損傷に至ると想定していた  $(T_{down}, T_{restart}, F_Y) = (1800 [s], 9,000 [s], 0.8 [-])$  が炉心健全となる入力データであったため、炉心損傷となる  $(T_{down}, T_{restart}, F_Y) = (1,800, 10,000, 0.8)$  の入力データを ROM 学習用入力データセットに追加した（初期データは計 9 個となる）。この時をアルゴリズム反復 1 回目と定義した。
- II. ROM 学習用入力データセットの条件で RELAP による解析を実施し、PCT の時系列データを 9 個について 5.2.6 節の仮定を適用し、行列 **A** である ROM 学習用出力データセットを作成した。
- III. ROM 学習用出力データセットに特異値分解法と低ランク近似を施し、ROM を構築した。
- IV.  $T_{down}$  と  $F_Y$  の摂動範囲をそれぞれ 31 分割し、961 個のグリッドを用意した。なお、摂動範囲の分割数によって、取り扱うことができる  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  の数が変動する。今回は 31 分割すれば、十分な数の  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を取り扱うことができるとした。
- V. 961 個のグリッドにおいて、ROM による多数回の解析を実施し、MPCT=1,200°C に一致する  $T_{restart}$  を推定した。つまり、 $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を 961 個用意した。
- VI. ポテンシャル関数 ((3-69)式) を用いて、961 個の  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  から 12 個選定し、ROM 学習用入力データセットに追加した。なお、選定する  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  の数は、RELAP による並列計算が可能な数である。今回は、一度に RELAP による解析を 12 個できるとした。
- VII. 選定された 12 個の  $\vec{x}'_{CD,ROM}$  を RELAP で解析した。5.2.6 節の仮定を適用し、ROM 学習用出力データセットに追加した。この時、アルゴリズム反復  $l$  回目における ROM 学習用入力データセットと ROM 学習用出力データセットの訓練データ数は、 $9 + 12(l - 1)$  となる。
- VIII. ステップ III-VII の操作を繰り返した。(3.71)式を用いて、CDROM 境界の変化が飽和した場合、計算を終了させた。結果として、アルゴリズム反復回数は 13 回となった。

## 5.2.8 低次元化モデルの性能評価方法

本研究では特異値分解法を用いた ROM の理論及び ROM の学習アルゴリズムを開発した。本章で示す適用例においては、これら両者は ROM 構築において密接に関係しあっている。そこで、本章における ROM の性能評価では、1. ROM 学習アルゴリズムの収束性、2.



特異値分解法を用いた ROM の優位性、に注目した評価を行うことにした。以下に、それぞれの評価手順を示す。

1 点目は、ROM 学習アルゴリズムの収束性について評価する方法を述べる。今回、Leave-one-out 交差検証[4]によって各アルゴリズム反復における MAE（平均絶対誤差）を評価した。なお、Leave-one-out 交差検証とは、訓練データセットからテストデータとして取り除き、残った訓練データセットを使用してそのテストデータを推定する、という操作を訓練データセット内の全データに対して行い、モデルの性能を評価する検証方法である。以下に、評価手順を示す。なお、図 5-7 に評価フローを示す。評価フローにおいて、ROM 学習用入力データセットから選出したテストデータを検証入力データ、ROM 学習用出力データセットから選出したテストデータを検証出力データと表現している。

- I. アルゴリズム反復  $l$  回目における ROM 学習用入力データセットと ROM 学習用出力データセットを用意した。なお、 $l \geq 2$  である。
- II. アルゴリズム反復  $l$  回目における ROM 学習用入力データセットと ROM 学習用出力データセットから、アルゴリズム初期データ 9 個を排除した検証入力データセットと検証出力データセットを用意した。この時、各検証データセットは、 $12(l-1)$  個の訓練データから構成される。なお、初期データを排除した理由は、初期データは入力パラメータ空間の頂点に位置しており、線形補間による直線外挿では推定精度が極端に悪くなるからである。
- III. 各検証データセットから、 $i$  番目の入力データと出力データを抜き取った。この時、ROM 学習用入力データセットと ROM 学習用出力データセットからも同じデータ ( $9+i$  番目) を抜き取っておく。
- IV. ステップ III において、 $i$  番目のデータが抜き取られた ROM 学習用入力データセットと ROM 学習用出力データセットを用いて、ROM を構築した。
- V.  $i$  番目の検証入力データを ROM に与え、時系列データ PCT を推定し、その最高値である MPCT を得た。
- VI.  $i$  番目の検証出力データから、最高値である MPCT を得た。この結果は、RELAP の結果である。
- VII. ステップ III-VI を  $12(l-1)$  回繰り返す、アルゴリズム反復  $l$  回目の MAE を(5.1)式で算出した。

$$MAE_l = \sum_{i=1}^{12(l-1)} \frac{|MPCT_{i,ROM} - MPCT_{i,RELAP}|}{12(l-1)} \quad (5.1)$$

ここで、 $MPCT_{i,ROM}$  は ROM で計算された  $i$  番目の検証入力データに対応する MPCT を表し、 $MPCT_{i,RELAP}$  は RELAP で計算されている  $i$  番目の検証出力データの MPCT を表している。

2 点目は、特異値分解法を用いた ROM の優位性について評価する方法について述べる。特異値分解法を用いた ROM の特徴の一つとして、時系列データ PCT を使用している点が挙げられる。一方で、ROM としては、MPCT のみを用いて、入力データからの回帰分析により推定するモデルも考えられる。そこで、特異値分解法を用いた ROM の優位性を示すために、MPCT のみを用いた ROM (以下、MPCT モデル) で MAE も評価し、比較することにした。計算手順は、1 点目の手順とほぼ同様であるので、図 5-8 に評価フローを示す。なお、図 5-7 との違いを赤字で強調している。

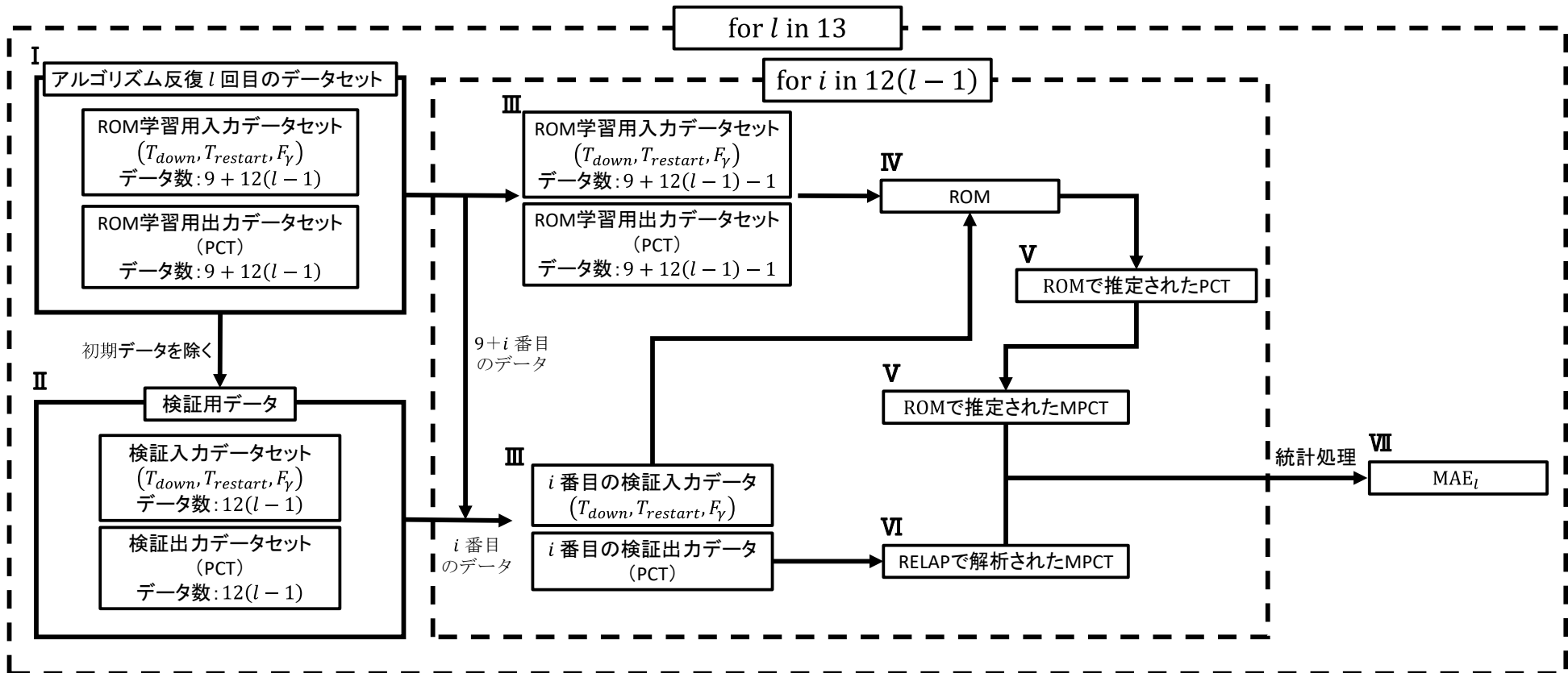


図 5-7 : アルゴリズム反復に対する MAE を Leave-one-out 交差検証で評価するフロー ( $l \geq 2$  : 特異値分解法を用いた ROM を使用)

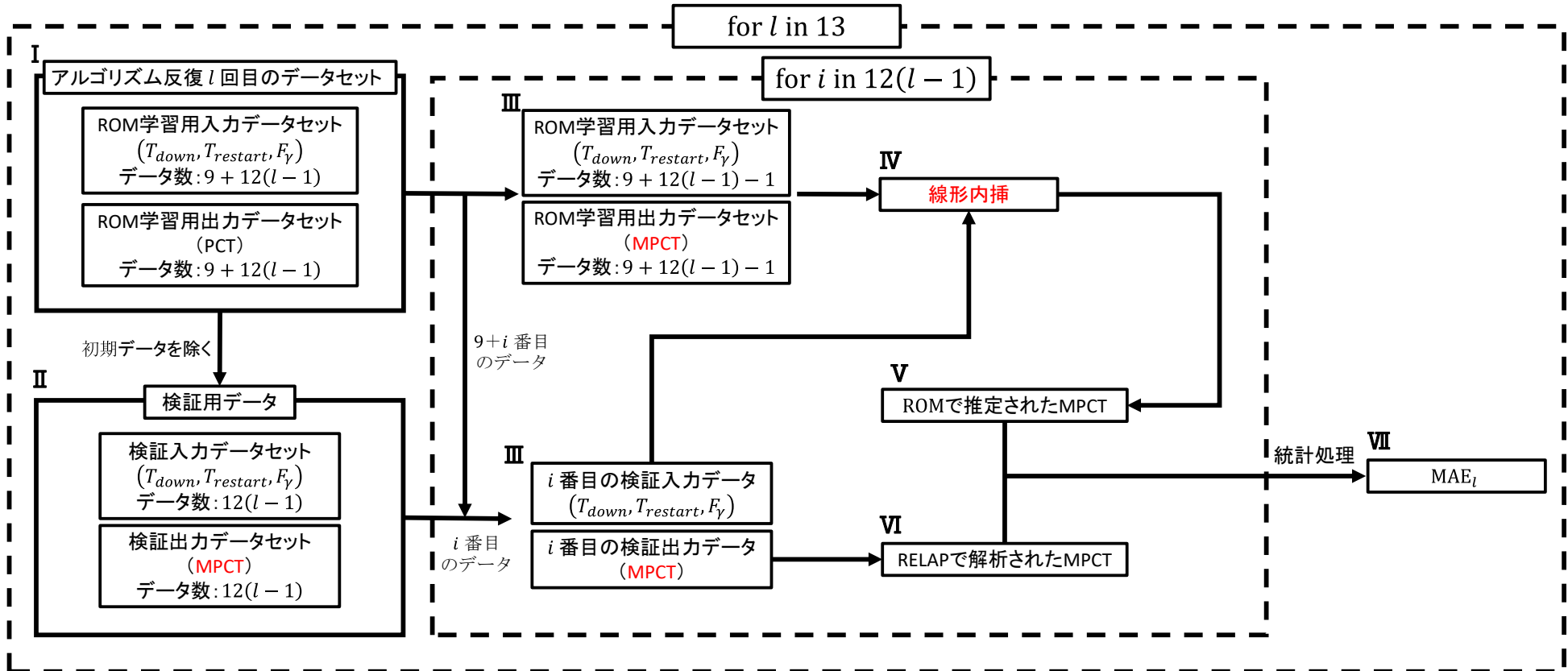


図 5-8 : アルゴリズム反復に対する MAE を Leave-one-out 交差検証で評価するフロー ( $l \geq 2$  : MPCT モデルを使用)

## 5.3 低次元化モデルの構築結果

### 5.3.1 低次元化モデルの構築

アルゴリズム反復 1 回目における ROM 学習用入力データセットを図 5-9、ROM 学習用出力データセットを図 5-10 に示す。また、図 5-10 の ROM 学習用出力データセットを特異値分解して得られる右特異ベクトルを図 5-11 に示す。図 5-11 を見ると、赤丸で示した最も寄与率が高い右特異ベクトルが時間に対して上昇しており、図 5-10 の PCT の平均的な傾向を示していることが視覚的に分かる。これらのデータを初期データとして、ROM を構築した。

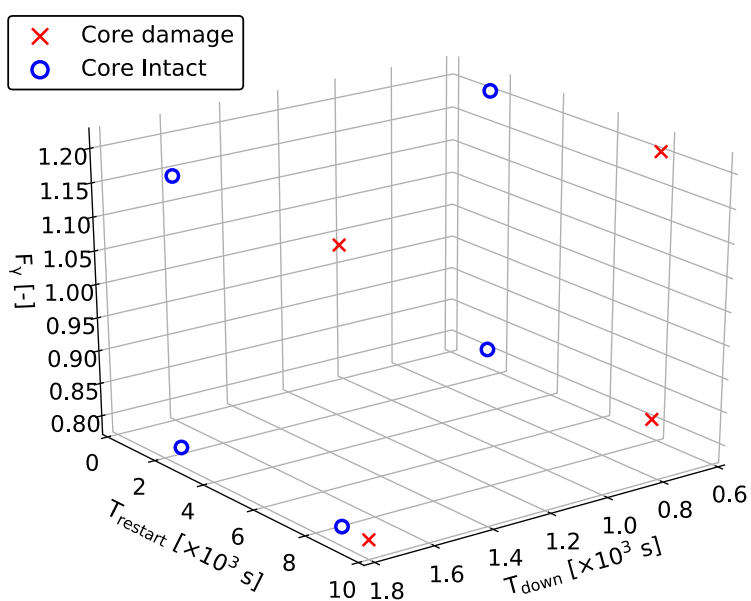


図 5-9 : ROM 学習用入力データセット  
(アルゴリズム反復 1 回目、○ : 炉心健全、× : 炉心損傷)

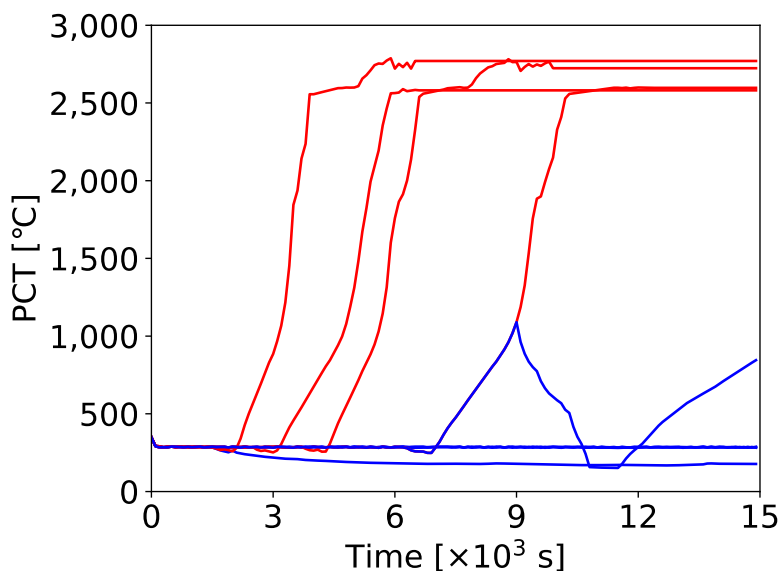


図 5-10 : ROM 学習用出力データセットにおける PCT 時系列データ  
(アルゴリズム反復 1 回目、青線 : 炉心健全、赤線 : 炉心損傷)

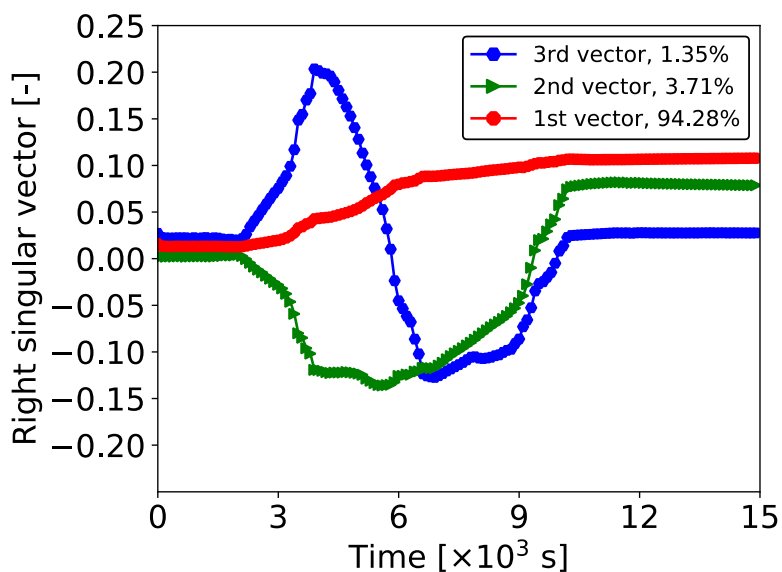


図 5-11 : 図 5-10 の ROM 学習用出力データセットに対する右特異ベクトル  
(アルゴリズム反復 1 回目)

図 5-12 に、ROM によって推定された CDRM 境界  $\mathbf{X}_1$  を示す。図 5-12 を見ると、CDRM 境界は、炉心健全と炉心損傷に対応する入力データ之间存在しており、ROM は大きな矛盾がない結果を出力していることが分かる。図 5-13 に、CDRM 境界  $\mathbf{X}_1$  から選出された 12 個の  $\hat{\mathbf{x}}'_{CD,ROM}$  を示す。選出された 12 個の  $\hat{\mathbf{x}}'_{CD,ROM}$  は、入力空間において均等にばらつく

ように配置されていることが分かる。これにより、ポテンシャル関数を用いた入力データの選定は、CDROM 境界から満遍なくサンプリングすることができる。図 5-14 に、12 個の  $\bar{x}'_{CD,ROM}$  を RELAP で解析した入力空間での結果を示す。

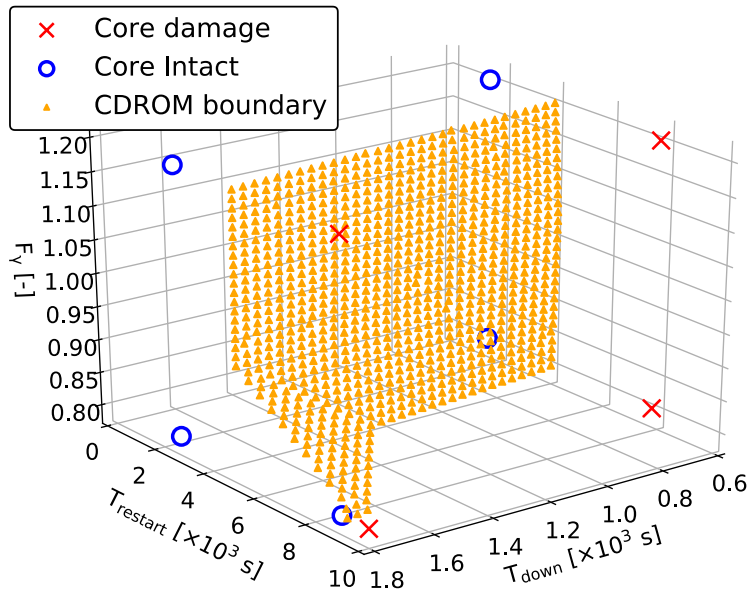


図 5-12 : 推定された CDROM 境界  $X_1$

(アルゴリズム反復 1 回目、○ : 炉心健全、× : 炉心損傷、▲ : 炉心損傷境界)

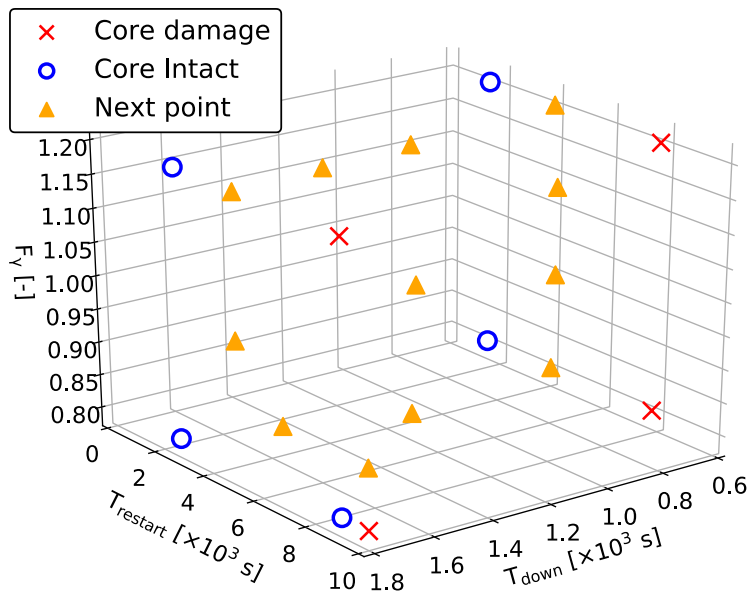


図 5-13 : CDROM 境界  $X_1$  から選出された 12 点の  $\bar{x}'_{CD,ROM}$

(アルゴリズム反復 1 回目、○ : 炉心健全、× : 炉心損傷、▲ : CDROM 境界)

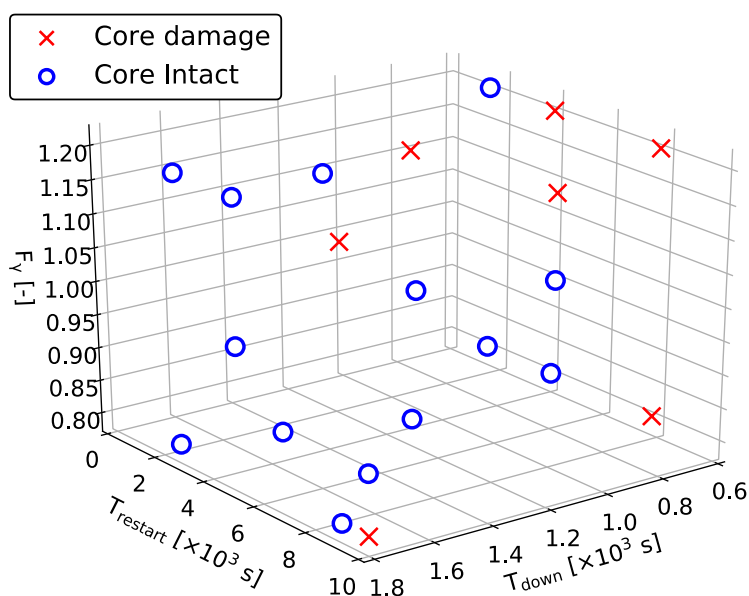


図 5-14 : 12 個の  $\vec{x}_{CD,ROM}$  を RELAP で解析した入力データにおける結果  
(アルゴリズム反復 1 回目、○ : 炉心健全、× : 炉心損傷)

ROM 学習用入力データセット及び ROM 学習用出力データセットに図 5-14 の結果を反映させた後、アルゴリズム反復を 13 回目まで行った時の CDROM 境界を図 5-15 に示す。図 5-15 を見ると、アルゴリズム反復が増加するに従い、CDROM 境界が更新されていることが分かる。この時、CDROM 境界周りに ROM 入力データセットが密集してサンプリングされることが分かる。つまり、少ない訓練データ数で CDROM 境界を高精度に推定できていることを意味している。ROM の学習アルゴリズムにおける計算コストの低減量に関する議論に関しては、5.4.3 節で述べる。

また、3.3.3.5 節で示した CDROM 境界の収束を評価する  $\varepsilon_l$  について、各アルゴリズム反復の結果を図 5-16 に示す。図 5-16 より、アルゴリズム反復回数が増加に対して、 $\varepsilon_l$  が減少していることが分かる。つまり、CDROM 境界の変化度合いが小さくなっていることを示しており、CDROM 境界が特定の境界面に収束していることを意味している。これにより、開発した ROM の学習アルゴリズムによって、CDROM 境界が収束することが示された。



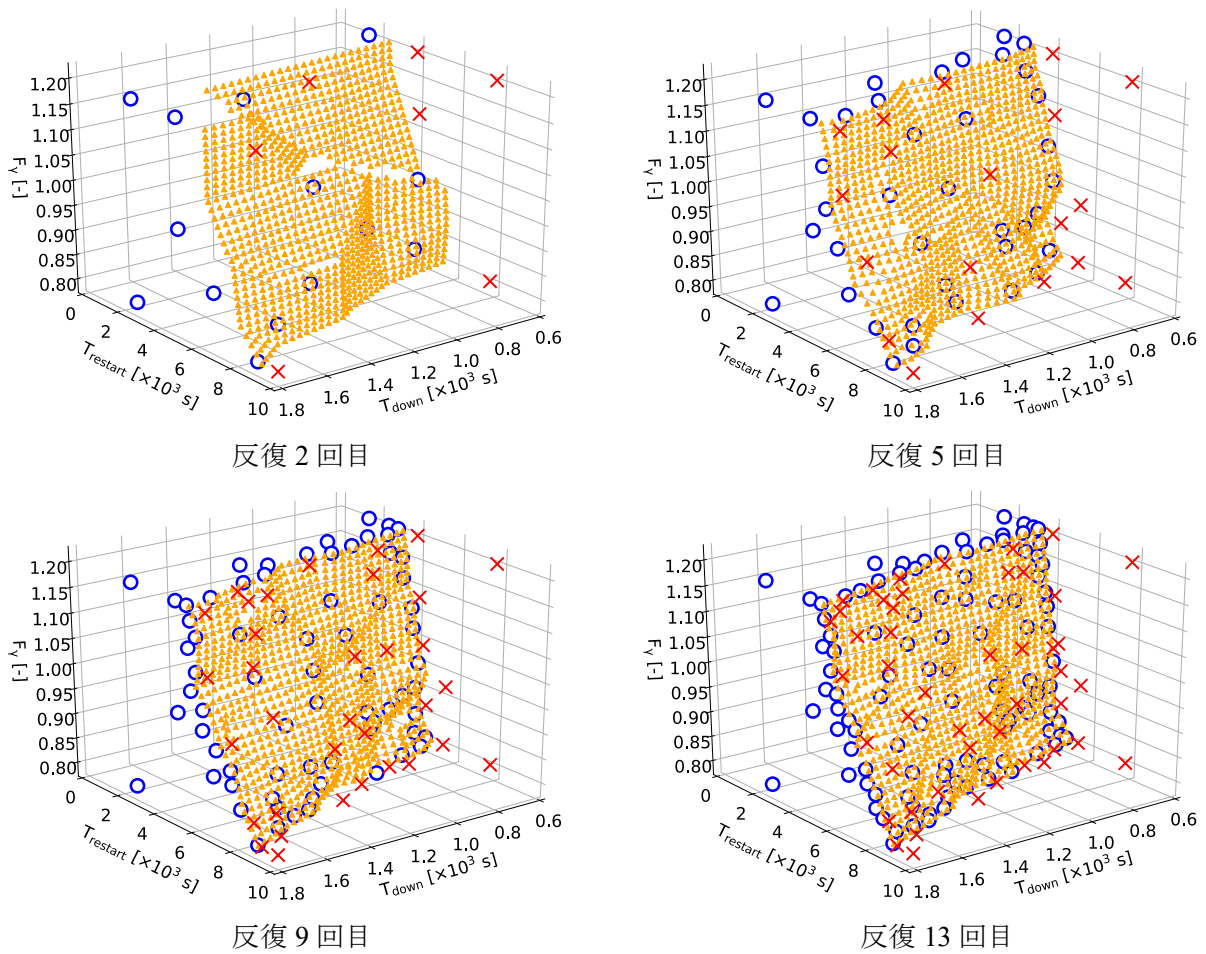


図 5-15 : アルゴリズム反復による CDROM 境界  $X_l$  の更新

(○ : 炉心健全、× : 炉心損傷、▲ : CDROM 境界)

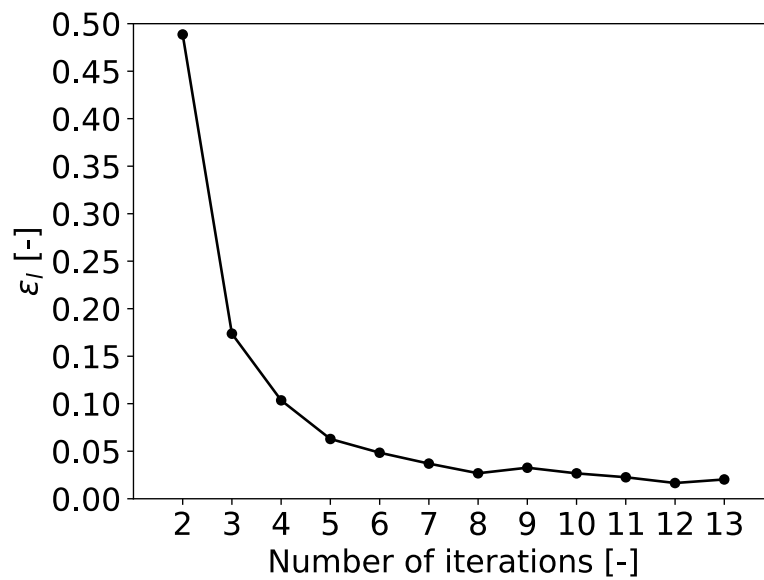


図 5-16 : アルゴリズム反復による CDROM 境界  $X_l$  の変化度合い  $\varepsilon_l$  ( $l \geq 2$ )

### 5.3.2 低次元化モデルの性能評価

この節では、5.2.8 節で示した ROM の性能評価に関する結果を示す。

図 5-17 に、アルゴリズム反復ごとの  $MAE_t$  の結果を黒点で示す。図 5-17 を見ると、アルゴリズム反復回数が増加するに従い、 $MAE_t$  は小さくなっていることが分かる。つまり、ROM と RELAP で計算される MPCT の差異が小さくなっていることを示しており、ROM の推定精度が向上していることを示している。これにより、ROM の学習アルゴリズムによって ROM の推定精度が向上していることが示された。

また、図 5-17 に同じ訓練データセットを用いた MPCT モデルの結果を赤点で示している。ROM で評価された  $MAE_t$  は、赤点で示した MPCT モデルで評価された  $MAE_t$  よりも推定精度が良いことが分かる。特に、適応的サンプリングの影響が小さいアルゴリズム初期において、MPCT モデルと比較して、ROM が推定する MPCT の精度は  $50^{\circ}\text{C}$  ほど高いことが確認される。この理由としては、MPCT モデルは時系列データの 1 点の情報しか扱うことができないが、ROM は時系列データ全体の情報をモデル化して扱うことができるからである。つまり、特異値分解法を用いた ROM は、MPCT モデルと比較して、多くの情報から MPCT を推定できる。以上より、特異値分解法を用いた ROM は、同じデータセットを用いたとしても、MPCT を高精度で推定出来るという優位性がある。

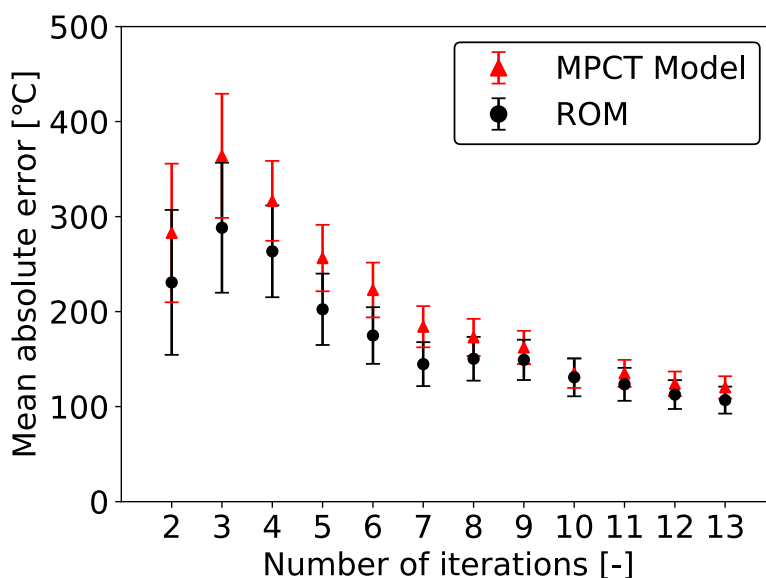


図 5-17 : Leave-one-out 交差検証によって評価された  $MAE_t$   
(エラーバーの範囲 :  $1\sigma$ )

## 5.4 低次元化モデルの適用

### 5.4.1 炉心損傷確率分布の計算手順

この節では、5.3 節で構築した ROM を用いて、RCIC の停止時間および復旧時間の変化を考慮した CDP 分布を求める計算手順について示す。当該事故シナリオは、RCIC の停止時間および復旧時間によって、CDP は変化する。例えば、RCIC の停止時間 ( $T_{down}$ ) が短いほど、崩壊熱の影響は大きくなると考えられる。また、RCIC の復旧時間 ( $T_{restart}$ ) が長いほど、炉心損傷に至りやすと考えられる。このような CDP の変化を ROM が再現できるかを確かめるために、 $T_{down}$  および  $T_{restart}$  を変化させた時の CDP を求めることとした。なお、崩壊熱の不確かさも考慮することにする。以下に、 $T_{down}$  および  $T_{restart}$  の変化に対する CDP の計算手順を示す。

- I. 表 5-2 に示す  $T_{down}$  及び  $T_{restart}$  の摂動範囲を分割した。 $T_{down}$  の摂動範囲を 13 分割、 $T_{restart}$  の摂動範囲を 50 分割した。なお、 $T_{down}$  と  $T_{restart}$  の摂動範囲の分割数は、分割した間隔が約 100 秒程度になるように設定した。
- II.  $T_{down}$  及び  $T_{restart}$  の組み合わせ 650 ( $=13 \times 50$ ) 点それぞれにおいて、 $F_{\gamma}$  を 1 万回ランダムサンプリングした。この時、 $F_{\gamma}$  は  $\mathcal{N}(1.0, 0.1)$  に従う正規分布と仮定した。表 5-2 より、ROM で取り扱える  $F_{\gamma}$  の範囲は  $2\sigma$  ( $0.8 \leq F_{\gamma} \leq 1.2$ ) であるので、この範囲から外れた場合、リサンプリングを実施した。
- III. ROM を用いて、650 万個 ( $13 \times 50 \times 10,000$ ) の時系列データ PCT を推定した。
- IV. 各  $T_{down}$  及び  $T_{restart}$  において、 $MPCT \geq 1,200^{\circ}\text{C}$  を判断基準として CDP を算出した。CDP は、炉心損傷になったサンプル数  $p$ 、ランダムサンプリング数  $N$  (今回では 10,000) とすると、CDP と不確かさ  $\sigma_{CDP}$  は(5.2), (5.3)式で計算される。なお、(5.3)式の  $\sigma_{CDP}$  は、ランサムサンプリングによる統計的不確かさを考慮し、ROM 構築時の不確かさは考慮していない。

$$CDP = p/N \tag{5.2}$$

$$\sigma_{CDP} = \sqrt{CDP \cdot (1 - CDP)/N} \tag{5.3}$$

### 5.4.2 炉心損傷確率分布の結果

$T_{down}$  および  $T_{restart}$  を変化させた場合に、崩壊熱の不確かさを考慮した CDP 分布を図 5-18 に示す。図 5-18 を見ると、 $T_{restart}$  の増加に対し、CDP が単調に上昇していることが分かる。この結果は、炉内に冷却材を注入しない時間が長くなるほど炉心が損傷しやすくなることを反映している。また、 $T_{down}$  が減少するに従い、CDP の立ち上がり急になることが分かる。崩壊熱は、時間に対して指数関数的に減少するので、 $T_{down}$  が小さい (事故初期に RCIC が停止する) ほど、崩壊熱の影響が大きくなる。よって、炉心損傷に至るま

での余裕が小さくなるので、CDP は急激に立ち上がると考えられることを反映している。以上の結果より、算出された CDP 分布は定性的な考察と矛盾はなく、妥当な結果であると判断できる。

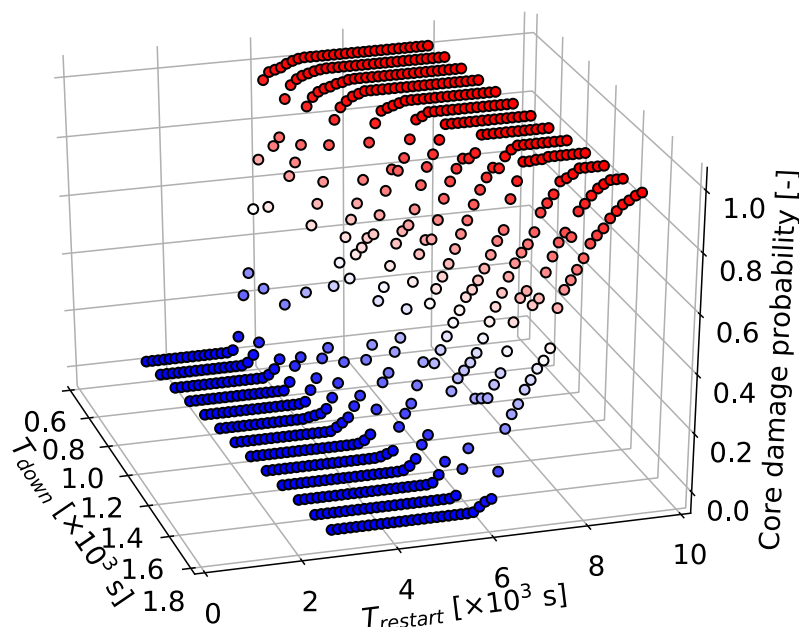


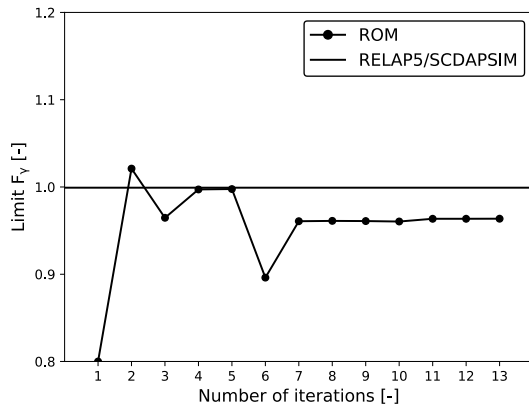
図 5-18 : ROM による多数回の計算によって推定された  $T_{down}$  及び  $T_{restart}$  空間上の CDP 分布

次に、定量的な観点から ROM と RELAP で推定される CDP 分布の差異を評価することにする。これを確かめる方法としては、RELAP の計算を多数回 (650 万サンプル) 実施すればよい。しかしながら、このような計算を RELAP で直接実施することは、膨大な計算時間を必要とし、不可能である。そこで、 $(T_{down}, T_{restart})$  の組み合わせにおいて、代表点を 4 つ選定して、RELAP と ROM で求まる CDP を比較することにした。各代表点において、崩壊熱の不確かさを考慮したランダムサンプリングを 1,000 回実施して、RELAP で算出した CDP と ROM で算出した CDP (図 5-18) を表 5-4 に示す。表 5-4 より、ROM は約 16% 程度以内の誤差で RELAP により計算された CDP を推定出来そうであることが分かる。この差異は、CDROM 境界と CD 境界の違いによって生ずる。そこで、アルゴリズムの反復によって更新される CDROM 境界が CD 境界とどのような関係になっているのかを調べることにした。表 5-4 に示す 4 つの条件において、ROM と RELAP で算出される Limit  $F_T$  を比較した結果を図 5-19 に示す。なお、MPCT=1,200°Cとなる  $F_T$  を Limit  $F_T$  と定義した。図 5-19 より、 $(T_{down}, T_{restart}) = (900 [s], 4,630 [s]), (1,200 [s], 5,440 [s]), (1,500 [s], 6,510 [s])$  の条件においては、ROM はアルゴリズムの反復回数によっては高い精度で推定できていることが分かる。推定精度が時折悪化する理由は、開発した ROM の学習アルゴリズムは CDROM 境

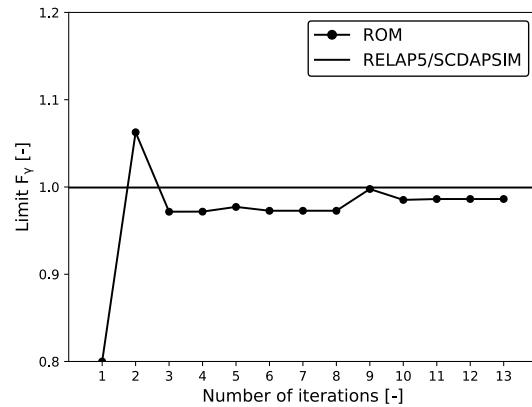
界全体を改善しようとするため、局所的に精度が悪化する場合があるからである。また、 $(T_{down}, T_{restart}) = (1,800 [s], 6,300 [s])$  の条件においては、精度はあまり良くないことが分かる。この理由としては、入力データの境界部分であることが原因として挙げられる。つまり、1. 時系列データ全体の傾向を表現する基底を使用するので、境界部分では誤差が大きくなりやすい、2. 線形補間では境界上の点を内挿する場合、境界上にあるデータしか用いることができないので、新たに境界上にデータが追加されない限り精度が向上されないからである。以上のことから、ROM と RELAP で算出される CDP の誤差が 16%程度になると考えられる。

**表 5-4** : ROM と RELAP で計算された CDP の比較  
(ROM : 10,000 サンプル、RELAP : 1,000 サンプル)

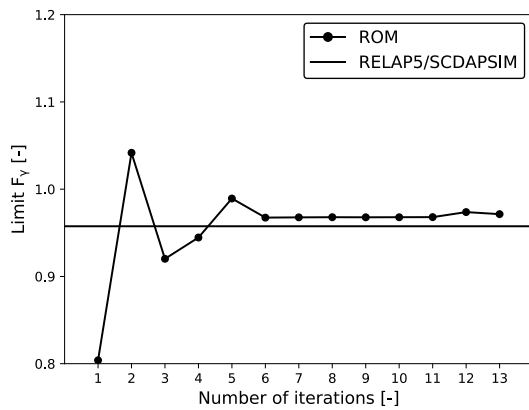
入力条件		CDP	
$T_{down}$ [s]	$T_{restart}$ [s]	ROM	RELAP
900	4,630	$0.646 \pm 0.005$	$0.51 \pm 0.02$
1,200	5,440	$0.554 \pm 0.005$	$0.50 \pm 0.02$
1,500	6,510	$0.608 \pm 0.005$	$0.68 \pm 0.01$
1,800	6,300	$0.283 \pm 0.005$	$0.12 \pm 0.01$



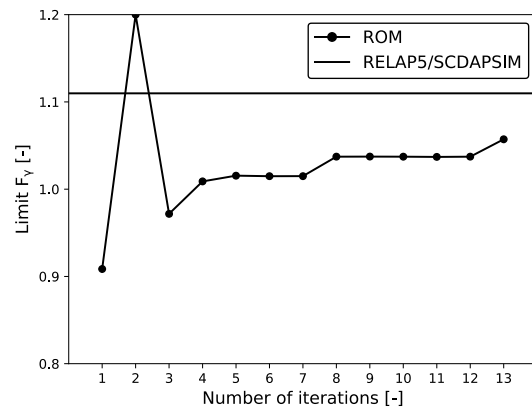
$$(T_{down}, T_{restart}) = (900 [s], 4,630 [s])$$



$$(T_{down}, T_{restart}) = (1,200 [s], 4,240 [s])$$



$$(T_{down}, T_{restart}) = (1,500 [s], 6,510 [s])$$



$$(T_{down}, T_{restart}) = (1,800 [s], 6,300 [s])$$

図 5-19 : CDROM 境界における Limit  $F_\gamma$  の ROM と RELAP の比較

### 5.4.3 考察

本節では、計算コストの低減に関して3つの観点から議論する。1. ROM 構築時の LRA による基底の削減、2. 開発した ROM の学習アルゴリズムによる訓練データ数の削減、3. ROM を用いた CDP 分布の算出における計算コストの削減についてである。

#### 1. ROM 構築時の LRA による基底の削減

先行研究[5]では、時系列データを推定する ROM を構築するために、時間ステップごとにモデルを構築していた。例えば、当該事故シナリオの場合、タイムステップが 150 個あるので、150 個の ROM を構築する。しかしながら、特異値分解法を用いた ROM では、時系列データに対する基底を特異値分解によって構築し、低ランク近似で削減する。つまり、モデル数の削減が可能である。実際に、5.3.1 節で構築した ROM に用いた基底数を図 5-20 に示す。図 5-20 より、アルゴリズム反復回数が増加するに従って、ROM が学習するデータ数が

増加していくので、考慮する基底数も増加していることが分かる。しかしながら、アルゴリズム 13 回目における基底数は 23 個程度であり、全タイムステップ数 150 個よりも小さい値になっていることが分かる。つまり、特異値分解を用いた ROM は先行研究における ROM の構築法よりも少ないモデル数で済む。

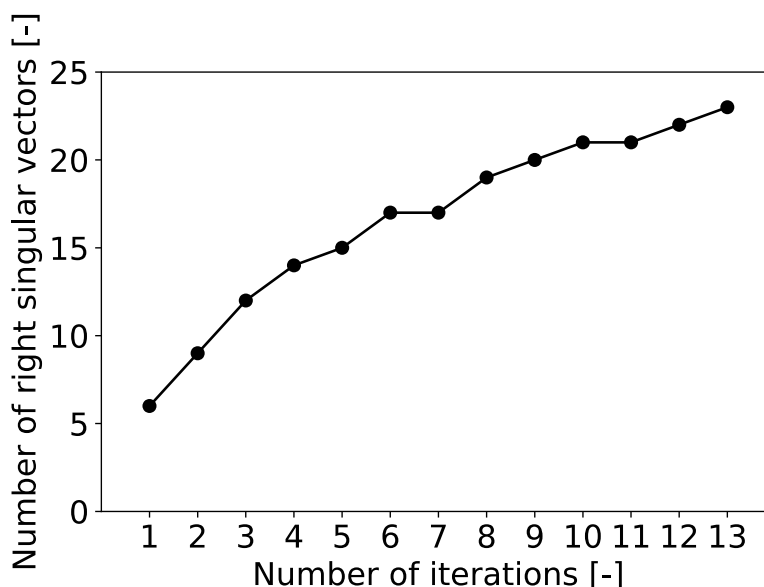
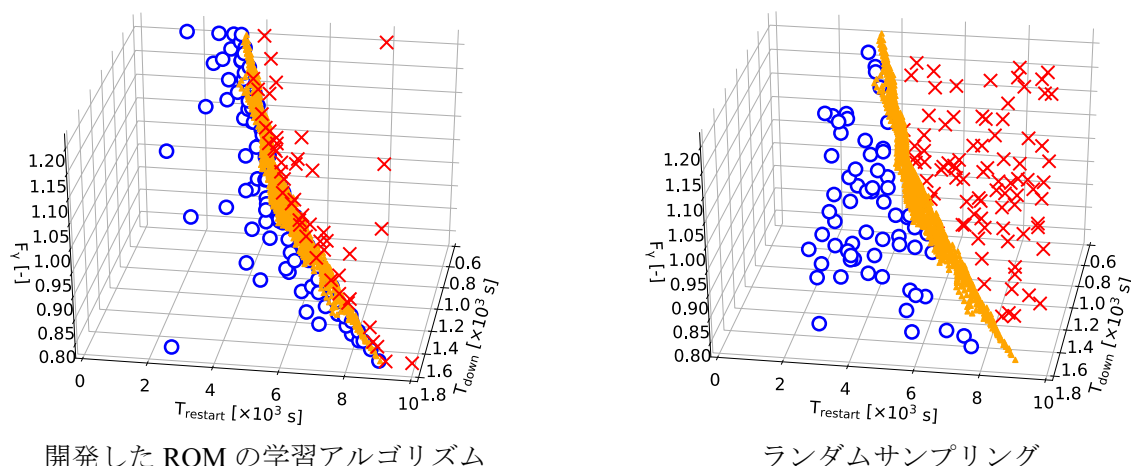


図 5-20 : アルゴリズム反復に対する基底数の変化  
(累積寄与率 99.99%以上を満たす基底数)

## 2. 開発した ROM の学習アルゴリズムによる訓練データ数の削減

開発した ROM の学習アルゴリズムが効率的な学習方法であることを示すために、図 5-21 にランダムサンプリングによって入力データを選定した場合と比較した結果を示す。図 5-21 は、同一の訓練データ数（153 個）を用いた際に、図 5-15 で推定される CDROM 境界  $\mathbf{X}_{13}$  と各サンプリング法における ROM 入力データセットの位置関係を示している。図 5-21 を見ると、開発した ROM の学習アルゴリズムによる訓練データは、CDROM 境界の周りに密集していることが分かる。一方で、ランダムサンプリングによる訓練データは、入力空間を満遍なくサンプリングしていることが分かる。CDP 分布を推定するためには、入力空間における炉心状態の変化（つまり、CDROM 境界）を正確に捉えることが重要である。従って、ランダムサンプリングでは、炉心状態が健全または損傷であると既に分かっている部分で入力データを選定しており、CDROM 境界の推定精度を向上させるためには効率的ではない。しかし、開発した ROM の学習アルゴリズムは、炉心状態が ROM では精度よく推定できない部分を重点的にサンプリングすることができる。よって、本研究で開発した ROM の学習アルゴリズムが、訓練データ数の削減に大きく貢献できていることが分かる。



開発した ROM の学習アルゴリズム

ランダムサンプリング

図 5-21 : CDROM 境界  $X_{13}$  とサンプリング手法の違いによる ROM 入力データセット (153 個) の関係 (左 : 開発した ROM の学習アルゴリズム、右 : ランダムサンプリング、○ : 炉心健全、× : 炉心損傷、▲ : CDROM 境界)

### 3. ROM を用いた CDP 分布の算出における計算コストの削減

図 5-18 における CDP 分布を算出するにあたり、ROM で 650 万サンプルの時系列データ (PCT) を推定している。この時、ROM を構築するために、153 個の RELAP で解析した。一方、RELAP で直接 CDP 分布を求めるには、650 万個の計算を必要とする。当該事故シナリオにおいて、RELAP による解析に要する時間は約 2 時間/サンプルであった。また、ROM の計算時間は Python 環境で約 0.4 秒/サンプルであった。なお、ROM による計算には、線形補間による展開係数の推定と基底の足し合わせに時間がかかる。以上の関係を表 5-5 に纏める。表 5-5 より、RELAP の直接計算では 1,000 年以上かかる計算であるが、ROM によって 40 日程度で推定できることを示している。よって、ROM を用いた CDP 分布の推定は、大幅な計算コストの削減を達成できたと結論付けることができる。

表 5-5 : CDP 分布を算出する際の ROM と RELAP の計算時間比較

		ROM	RELAP
モデル構築	RELAP 計算時間	153[個]×2 [h]	/
CDP 分布	サンプル数	650 万[個]	650 万[個]
	SBO 解析時間	0.4 [s] (Python 環境)	2 [h]
全計算時間		42.8 [day]	1,484 [year]



## 5.5 本章のまとめ

本章では、特異値分解法を用いた ROM の確率的な安全余裕評価への適用性を示した。本研究では、全交流電源喪失及び全給水機能喪失を想定した。当該事故シナリオにおいて、着目するプラントパラメータを PCT の時系列データとし、その最高値である MPCT を用いて炉心状態を判断した。

5.2 節では、ROM の統計的安全余裕評価への適用における解析条件および ROM の性能評価方法について述べた。特異値分解法を用いた ROM の優位性を考えるために、時系列データを用いない MPCT モデルとの性能の違いを Leave-one-out 交差検証によって評価する方法について述べた。

5.3 節では、3.3.3.5 節で開発した ROM の学習アルゴリズムによって ROM を構築した。学習アルゴリズムによる ROM の構築過程において、CDROM 境界および MAE を観察することで 2 つの知見が得られた。1 つは、アルゴリズムの反復回数が増加するに従って、CDROM 境界が収束することが確認されたことである。もう1 つは、特異値分解法を用いた ROM は時系列データの情報を用いることができるので、MPCT モデルと比較して高い精度で推定することができることが分かった。

5.4 節では、5.3 節で構築した ROM を用いて、RCIC の停止時間および復旧時間の変化に対する CDP 分布を崩壊熱の不確かさを考慮して推定した。ROM によって算出された CDP 分布は、定性的・定量的観点から大きな矛盾がない推定結果であることが確認された。また、1. 時系列データを推定するモデルの数、2. ROM を構築するための訓練データの数、3. ROM を用いた CDP を算出する時間といった観点から計算コストの低減化について議論し、特異値分解法を用いた ROM および開発した ROM の学習アルゴリズムの妥当性について示した。

## 5.6 参考文献

- [1] J. Katakura, “Uncertainty analyses of decay heat summation calculations using JENDL, JEFF, and ENDF files,” J. Nucl. Sci. Technol., 50, pp.799-807, Atomic Energy Society of Japan, (2013).
- [2] Nuclear Commission Monthly Newsletter, “ECCS safety assessment guidelines for LWRs,” Japanese Nuclear Commission, (1974).[in Japanese]
- [3] JAEA, “水 - ジルコニウム反応,” ATOMICA, 1998 年 1 月, [https://atomica.jaea.go.jp/dic/detail/dic\\_detail\\_659.html](https://atomica.jaea.go.jp/dic/detail/dic_detail_659.html), (Access: 2019年12月9日).
- [4] 間瀬 茂, “地球統計学とクリギング法,” オーム社, 東京都千代田区, (2011).
- [5] D. Mandelli, C. Smith, A. Alfonsi, C. Rabiti, et al., “Reduced Order Model Implementation in the Risk-Informed Safety Margin Characterization Toolkit,” INL/EXT-15-36649, Idaho National Laboratory, (2015).

## 第6章 結論

### 6.1 まとめ

本修士論文では、現実的な計算機資源で統計的手法に基づく安全評価を実施することを目的として、特異値分解法を用いた ROM の安全評価への適用性に関する知見を明らかにした。各章のまとめは以下のとおりである。

第1章では、安全解析における Reduced Order Modeling (ROM) の開発に関する背景と本論文の目的について示した。福島第一原子力発電所の事故のような過酷事故を二度と発生させないためにも、原子力発電所は高い水準の安全性が要求される。安全解析の分野では、精度の高い評価を目指して、安全解析コードの計算を多数回実施し、その結果から統計的な評価結果を算出する手法が注目されている。しかしながら、安全解析コードは原子炉のシステムを精緻にモデリングするため、1回あたりの解析時間は非常に長い。従って、統計的手法に基づく安全評価が事実上困難となるケースが考えられる。近年、安全解析コードによる解析結果を取得する際の計算コストを低減するために、機械学習を用いた ROM の開発が注目されている。しかしながら、安全解析コードの解析結果は時系列データであるので、時間ステップごとに機械学習のモデルを構築する必要がある。これにより、長時間にわたる解析を必要とする事故シナリオ、かつ、詳細な時間ステップのモデルを構築する場合、構築するモデルの数が大量になる問題点があった。そこで、卒業論文[1]では特異値分解法を用いた ROM を開発し、時間ステップの数に依存しないモデルの構築法を確立した。しかしながら、特異値分解法を用いた ROM の安全評価への適用性は確認することはできていなかった。修士論文では、現実的な計算機資源で統計的手法に基づく安全評価を実施するために、特異値分解法を用いた ROM の安全評価への適用性に関する知見を明らかにすることを目的とした。この目的の達成に向けて、1. ROM の学習アルゴリズムの開発、2. 統計的安全評価および確率論的安全余裕評価への特異値分解法を用いた ROM の適用を実施することにした。

第2章では、原子力発電所における安全評価について説明した。原子力安全を達成するためには、物理障壁の健全性を確認する必要がある、その評価として安全評価がなされる。安全評価について理解するために、3つの分類事項について説明した。1. 安全評価で対象となる原子力発電所の事故シナリオの分類、2. 安全評価で用いられる安全解析手法の分類、3. 安全解析で用いられる安全解析コードの分類について述べた。

第3章では、特異値分解法を用いた ROM の構築理論について示した。まず、卒業論文で開発した特異値分解法を用いた ROM の基本理論および構築理論を説明した。次に、本論文の1番目の小目的である ROM の学習アルゴリズムの開発を行った。先行研究として、適応的サンプリングを用いた ROM の学習アルゴリズムは開発されていた[2][3]。しかし、本研究では、その学習アルゴリズムに改良を施すことで、ROM の学習効率を向上させた。改良した ROM の学習アルゴリズムにおける重要な点は、1. 対象とする入力パラメータ空間か

ら適応的サンプリングに該当する代表点を探索し、2. 探索した代表点の中で、ROM が既に学習した入力データに対して最も類似性が低い代表点を選定する、という操作を従来の学習アルゴリズムに追加したことである。この改良によって、ROM が既に学習したデータと異なるデータを学習できるようになり、学習効率を向上させることが期待できる。

第4章では、特異値分解法を用いたROMの統計的安全評価への適用性について示した。統計的安全評価への適用例として、BWRにおける中破断LOCA時安全注入及び自動減圧系機能喪失を想定した。当該事故シナリオにおいて、ROMで再現するプラントパラメータを燃料被覆管温度とし、その最高値(MPCT)を安全評価パラメータとした。また、不確かさを考慮する入力パラメータはSRV開操作時間および崩壊熱の2変数とした。適応的サンプリングに基づいたROMの学習アルゴリズムを用いてROMを構築した結果、参照解であるRELAPで推定されるMPCTを概ね再現できていることを確認した。統計的安全評価では、入力データの不確かさを考慮した安全評価パラメータを推定することが重要である。従って、ROMの統計的安全評価への適用性を確認するためには、RELAPとROMで推定される代表的な統計量(平均値、標準偏差および95%累積確率点)が統計誤差の範囲内で一致することが重要である。そこで、Bootstrap法を用いることで、ROMとRELAPで推定される代表的な統計量が統計誤差の範囲内で一致することを確認した。よって、統計的安全評価における特異値分解法を用いたROMの適用性が確認された。

第5章では、特異値分解法を用いたROMの確率的安全余裕評価への適用性について示した。確率的安全余裕評価への適用例として、BWRにおける全交流電源喪失及び全給水機能喪失を想定した。当該事故シナリオにおいて、ROMで再現するプラントパラメータを燃料被覆管温度とし、その最高値(MPCT)を用いて炉心状態を判断した。このMPCTが1,200°C以上となる時を炉心損傷、下回る場合を炉心健全であるとした。また、不確かさを考慮する入力パラメータは、RCICの停止時間および復旧時間、崩壊熱の不確かさとした。開発したROMの学習アルゴリズムを用いてROMを構築した結果、推定されるCDROM境界がアルゴリズム反復回数の増加に対して収束することが確認された。CDROM境界が収束したROMを用いて、RCICの停止時間及び復旧時間の変化に対するCDPを計算した。この時、崩壊熱の不確かさもROMで考慮した。この結果、算出されたCDP分布は定性的に妥当であり、定量的にも概ね推定できていることが確認された。この時、CDP分布を算出するにあたり、安全解析コードの計算を多数回実施するよりも大幅に計算コストが削減できることを確認した。以上より、確率的安全余裕評価における特異値分解法を用いたROMの適用性が確認された。

## 6.2 今後の展望

本研究を通じて、特異値分解法を用いた ROM の安全評価への適用における今後の課題を以下に示す。

### (1) ROM による推定誤差の考慮

特異値分解法を用いた ROM の推定結果には、参照解である安全解析コードの解析結果に対して、必ず推定誤差が含まれる。主な推定誤差の原因としては、1. モデル化による誤差、2. 低ランク近似による誤差と 2. 線形補間による内挿誤差が挙げられる。本論文では、これらの誤差原因を取り扱うことができなかった。しかし、ROM の安全評価への適用を考えると、ROM の推定誤差を考慮することが望ましい。そこで、ROM の推定誤差を考慮した評価手法の開発が望まれる。

### (2) 開発した ROM の学習アルゴリズムにおける代表点探索の効率化

開発した ROM の学習アルゴリズムでは、適応的サンプリングに基づいて代表点（境界）を探索することが重要である。しかし、入力パラメータが増加させると、ROM による境界の探索が難しくなってくる。この理由として、1. 二分法を用いた探索アルゴリズムでは境界の探索中に局所解に陥る可能性があること、2. 入力パラメータの増加により探索領域が増加することが挙げられる。よって、入力パラメータが増加した場合でも、安定的、かつ、高速に境界を探索する手法の開発が望まれる。

### (3) ROM で考慮する入力パラメータの選定

本論文では、評価対象とした事故シナリオに対して、特定の入力パラメータの摂動しか考慮していない。しかし、原子力発電所は巨大で複雑なシステムであるため、事故シナリオにおいて考慮すべき入力パラメータは多数存在する。そこで、より現実的な評価を ROM で実施するためには、考慮する入力パラメータを増加させる必要がある。しかし、ROM で考慮する入力パラメータが増加する場合、1. 入力パラメータの次元数の増加によるサンプリング領域の増大、2. 展開係数を推定する入力パラメータを用いたモデルの複雑化といった問題点が挙げられる。

現実的な計算機資源で ROM を構築するために、ROM で取り扱う入力パラメータの選定には工夫が必要である。具体的な工夫例について 2 点示す。1 点目は、重要度ランクテーブル[4]の作成である。重要度ランクテーブルとは、着目する事象の中で生じる現象を物理領域ごとに抽出し、注目パラメータへの影響度の大きさを尺度として分類し整理した表の事である。これにより、考慮する入力パラメータを絞ることが可能である。2 点目は、重要度ランクテーブルで抽出された入力パラメータの感度解析の結果を用いて、入力パラメータの Active Subspace[5]を考えることである。Active Subspace とは、出力結果に対する感度が

最も大きくなるような入力に関するベクトルを入力パラメータの線形結合によって表現し、入力パラメータの次元を削減する方法である。これにより、ROM で取り扱う入力パラメータの数を削減することが可能である。

以上の取り扱いをすることによって、精度が高い評価が ROM を用いて可能になると考えられる。

### 6.3 参考文献

- [1] 松下 柁輝, “確率的安全余裕評価に向けた過酷事故解析コードの低次元化モデルの開発,” 卒業論文, 名古屋大学, (2018).
- [2] 木下 郁夫, “統計的安全評価における代替統計モデルの適用 (1) 適応的サンプリングの有効性に関する検討”, 2019 年春の年会, 茨城大学, 2018 年 3 月.
- [3] D. Mandelli, C. Smith, A. Alfonsi, et al. “Reduced Order Model Implementation in the Risk-Informed Safety Margin Characterization Toolkit,” INL/EXT-15-36649, Idaho National Laboratory, September 2015.
- [4] AESJ, “統計的安全評価の実施基準 : 2008,” AESJ-SC-S001:2008, 5 月, (2009).
- [5] 横井 公洋, “Reduced Order Modeling を用いた原子炉構造材の放射化量の不確かさ評価及び低減に関する研究,” 修士論文, 名古屋大学, (2018).

## Appendix.C 統計的安全評価への低次元化モデルの適用例

### C.1 BWR タービンバイパス弁不動作を伴う負荷遮断事象

#### C.1.1 想定する事故シナリオ

本付録 C.1 では、タービンバイパス弁不動作を伴う負荷遮断を想定する。なお、当該事故シナリオは、AESJ 標準の統計的安全評価の実施基準を参考にしており、第 2 章で示した「運転時の異常な過渡変化」に分類される。以下に、当該事故シナリオについて説明する。

原子炉が定格出力運転中に、タービンの故障または電力需給バランスの不一致によってタービンがトリップすることを想定する。この時、タービンを主蒸気から保護するために、主蒸気止め弁および蒸気加減弁が急速閉止するが、タービンバイパス弁の開操作が失敗する。従って、原子炉からの主蒸気は行き場をなくすため、圧力容器内の圧力が急激に上昇する。圧力の上昇により、炉心内のボイドが押しつぶされて、冷却材密度が増加する。これにより、炉心に正のボイド反応度が添加されることで原子炉出力は上昇する。中性子束が定格運転時と比較して 120%を超えた場合、スクラム信号が自動的に発信される。これにより、炉心に制御棒が挿入され、当該事故は収束する。

当該事故シナリオにおいて、ベースケースの解析条件を表 C-1 と図 C-1、解析結果を図 C-2 に示す。図 C-2 を見ると、解析時間 10 [s] で主蒸気止め弁及び蒸気加減弁とタービンバイパス弁が閉状態となることで、主蒸気圧力が上昇していることが分かる。これにより、炉心平均ボイド率が減少し、正のボイド反応度が添加されることで原子炉出力が瞬間的に増加している。また、大きな負のスクラム反応度の添加によって、原子炉出力が低下し事故が収束していることが分かる。

当該事故シナリオにおいて、着目するプラントパラメータを原子炉出力とし、その最高値である最大原子炉出力 (Maximum Power Ratio : MPR) を安全評価パラメータとして用いることにする。通常、当該事故シナリオでは安全評価パラメータとして、全燃料集合体の内で最も小さい限界出力比 (Critical Power Ratio : CPR) とする最小限界出力比 (Minimum Critical Power Ratio : MCPR) が用いられる。MCPR とは、燃料の熱流束の状態が DNB (Departure from nuclear boiling : 核沸騰からの離脱) に至らないように、燃料の健全性を監視する上で重要なパラメータである。なお、限界出力比を(C.1)式に示す。DNB に至らないようにするために、CPR は 1 以上の値である必要がある。

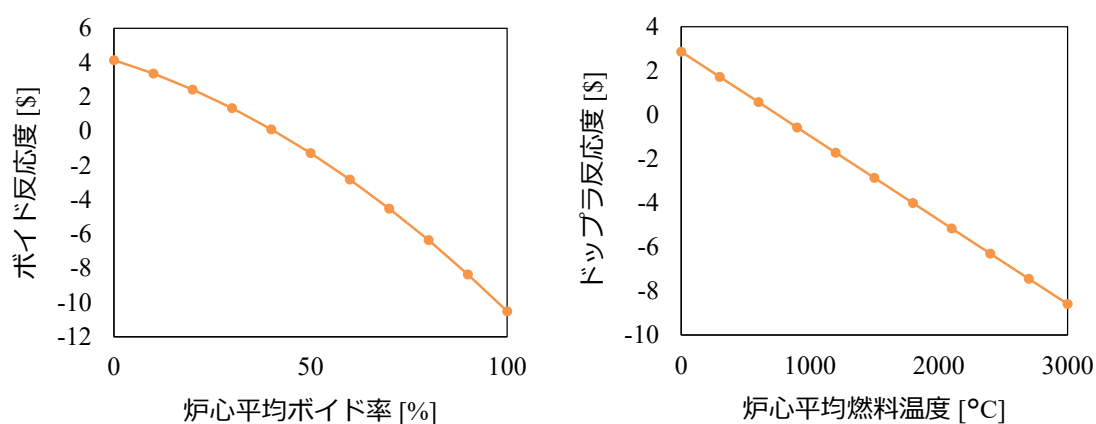
$$\text{CPR} = \text{限界出力} / \text{燃料集合体発生熱出力} \quad (\text{C.1})$$

しかし、RELAP のモデルによる制限 (炉心の中性子束分布を平均化している) によって、MCPR を評価できない。そのため、MCPR の代わりに相対原子炉出力を扱うことにした。この妥当性は以下のとおりである。反応度添加により原子炉出力が上昇する時、炉内の最大熱

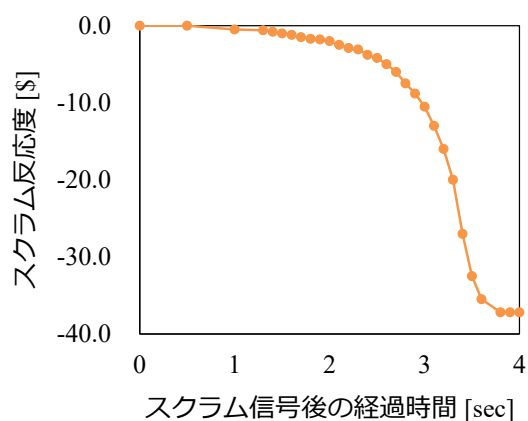
流束は限界熱流束に近づいていく。つまり、熱流束と原子炉出力には正の相関があると考えられるので、MCPR の代わりに原子炉出力を安全評価パラメータとして選択した。

表 C-1 : ベースケースの解析条件

入力パラメータ	入力値
原子炉初期保有水量 [m]	13.95
熱出力 [MW]	1,931
タービントリップ時刻 [s]	10

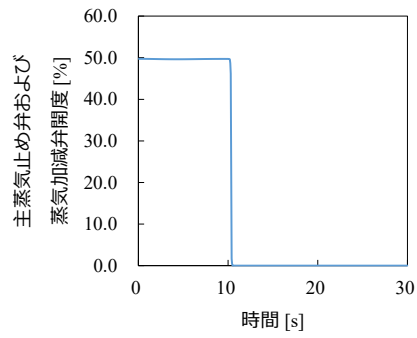


炉心平均ボイド率に対するボイド反応度      炉心平均燃料温度に対するスクラム反応度

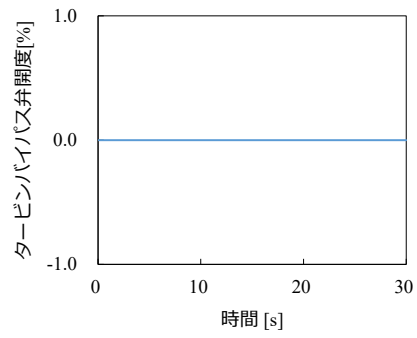


スクラム信号後の経過時間

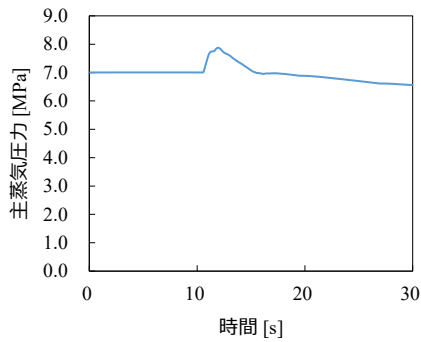
図 C-1 : ベースケースにおける反応度の条件



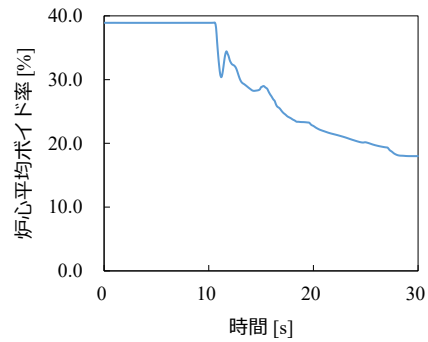
主蒸気閉め弁および蒸気加減弁開度



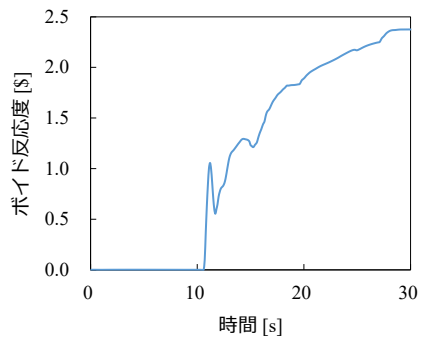
タービンバイパス弁開度



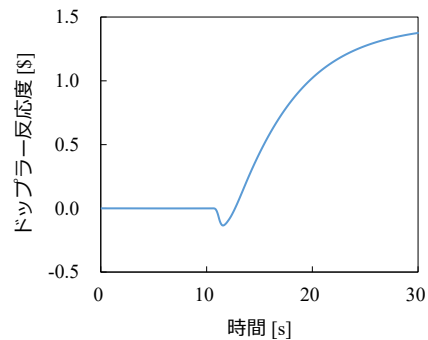
主蒸気圧力



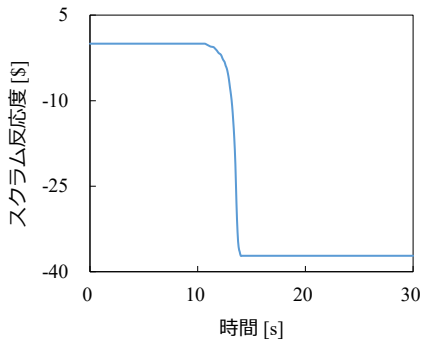
炉心平均ボイド率



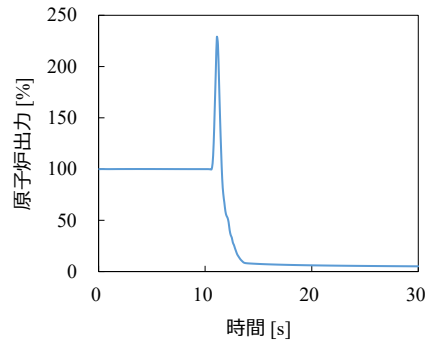
ボイド反応度



ドップラー反応度



スクラム反応度



原子炉出力

図 C-2 : ベースケースにおける各プラントパラメータの時間変化



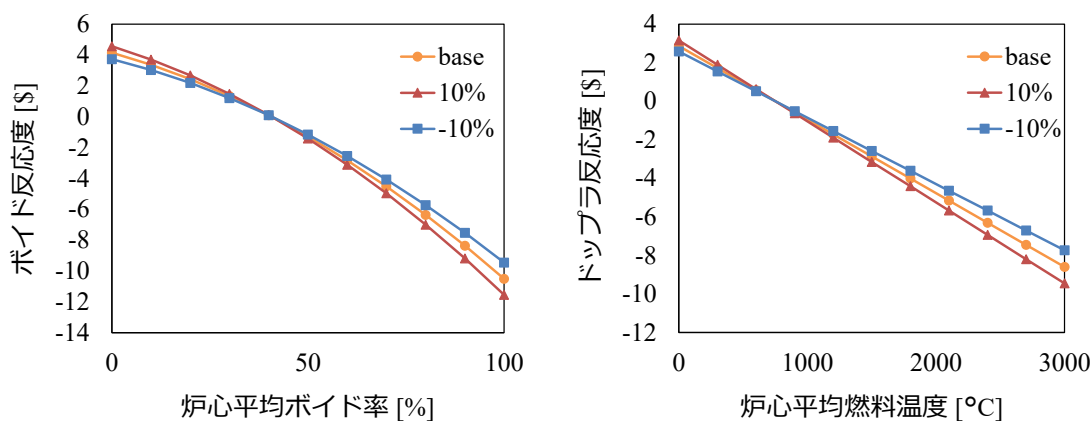
### C.1.2 摂動を考慮する入力パラメータ

当該事故シナリオにおいて、考慮する入力パラメータはボイド反応度、ドップラー反応度、スクラム反応度、炉心平均ボイド率とした。各入力パラメータの摂動範囲及び分布形状を表 C-2 に示す。各入力パラメータの不確かさ設定は、以下のとおりである。反応度に関しては設計コード手法妥当性判断の目安として、各反応度は 10%程度であることを参考にした[1]。また、炉心平均ボイド率に関しては、ドリフトフラックスモデルの不確かさが 8%程度であることを参考にした[2]。

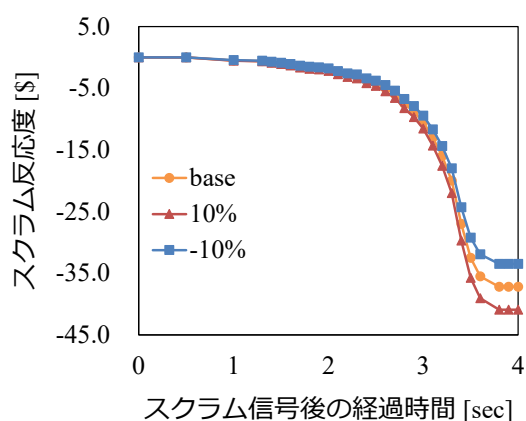
反応度に関しては、図 C-1 で示した通りテーブル状の関数として与えられるので、各値における相対値を乗じることで摂動させた。具体的に、各反応度を±10%摂動させた場合は図 C-3 になる

表 C-2：各入力パラメータの摂動範囲及び分布形状

	Min.	Ave.	Max.	形状	1 $\sigma$
ボイド反応度 [\$]	0.8	1.0	1.2	正規分布	0.1
ドップラー反応度 [\$]	0.8	1.0	1.2	正規分布	0.1
スクラム反応度 [\$]	0.8	1.0	1.2	正規分布	0.1
炉心平均ボイド率 [%]	0.84	1.0	1.16	正規分布	0.08



炉心平均ボイド率に対するボイド反応度      炉心平均燃料温度に対するスクラム反応度



スクラム信号後の経過時間

図 C-3 : 各反応度を±10%摂動させた時の結果

### C.1.3 低次元化モデルの構築手順

統計的安全余裕評価における適応的サンプリングに基づいた ROM の構築手順を以下に示す。なお、ROM の構築に用いる入力データの集団を ROM 学習用入力データセット、ROM の構築に用いる出力データの集団を ROM 学習用出力データセット、ランダムサンプリングで得られた入力データの集団を RS 入力データセット、RS 入力データセットに対応する ROM による出力結果の集団を RS-ROM 出力データセットと表現する。

- I. 初めに、入力パラメータ（ボイド反応度、ドップラー反応度、スクラム反応度、炉心平均ボイド率）の最大・最小の組み合わせ及びベースケースの計 17 個 ( $= 2^4 + 1$ ) を ROM 学習用入力データセットに追加する。
- II. ROM 学習用入力データセットに追加された 5 点を RELAP で解析し、PCT の時系列データ 5 個を ROM 学習用出力データセットに追加する。この時、アルゴリズム反復回数

は次のように定義する。ステップ I→ステップ II の時、アルゴリズム反復 0 回である。ステップ VIII→ステップ II の時、アルゴリズム反復  $l$  回 ( $l \geq 1$ ) となる。アルゴリズム反復回数が 10 回に達した時、計算を終了させた。

- III. ROM 学習用出力データセットに特異値分解を施し、ROM 学習用入力データセットに対応させることで ROM を構築する。
- IV. 入力パラメータの不確かさに基づきランダムサンプリングを実施し、1000 個の入力データの組み合わせから構成される RS 入力データセット（ボイド反応度、ドップラー反応度、スクラム反応度、炉心平均ボイド率）を用意する。
- V. ステップ III で構築した ROM により、RS 入力データセットに対応する RS-ROM 出力データセットを計算する。
- VI. RS-ROM 出力データセットの PCT の各時系列データの最高値 MPCT を統計処理する。
- VII. 統計処理された MPCT の分布の 5, 25, 50, 75, 95%累積確率点に対応する入力値 5 点を RS-ROM 入力データセットから選出し、ROM 学習用入力データセットに追加する。
- VIII. ステップ II に戻る。この時、アルゴリズム反復回数に 1 を加算する。

#### C.1.4 低次元化モデルの構築結果

適応的サンプリングを用いたアルゴリズム反復を 10 回実施し、得られた ROM 学習用出力データセットを図 C-4 に示す。この ROM 学習用出力データセットは、67 個の RELAP の出力結果から構成される。図 C-4 における訓練データの違いが分かりやすいように、最大原子炉出力のヒストグラムを図 C-5 に示す。最大原子炉出力の観点から見ると、出力データセットは幅広くデータを扱っていることが分かる。図 C-6 に、ROM 学習用出力データセットに対して、特異値分解を施して得られる主要な右特異ベクトルを示す。図 C-4 の ROM 学習用出力データセットは解析時間 10 [s]後にデータごとの違いが表れるので、右特異ベクトルは 10 [s]後あたりを中心に変化が表れていることが分かる。

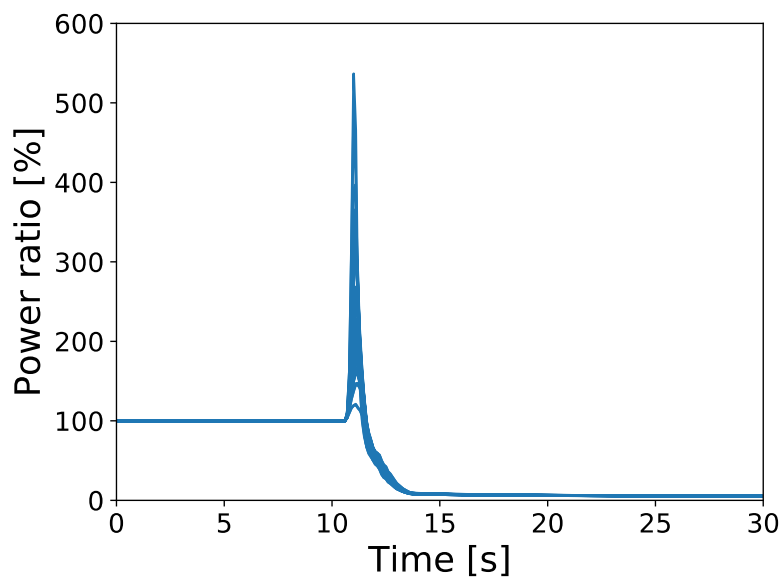


図 C-4 : ROM 学習用出力データセットの原子炉出力  
(アルゴリズム反復 10 回目)

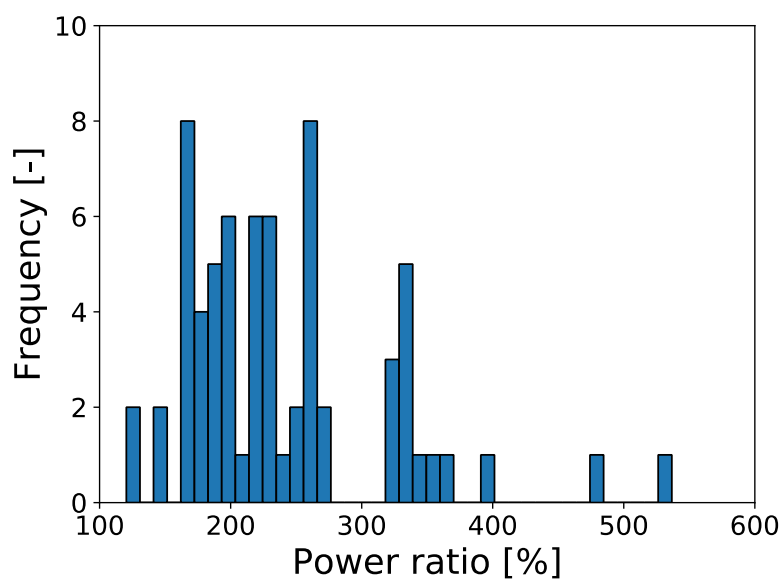


図 C-5 : ROM 学習用出力データセットの最大原子炉出力  
(アルゴリズム反復 10 回目)

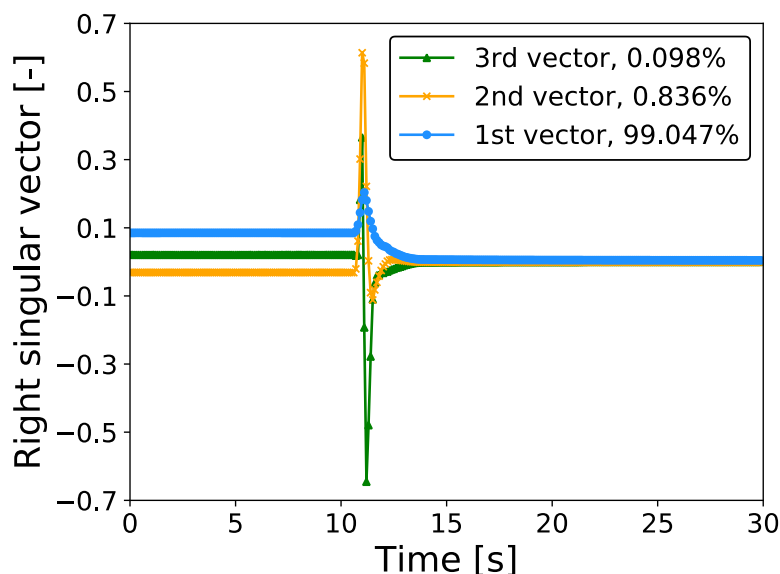


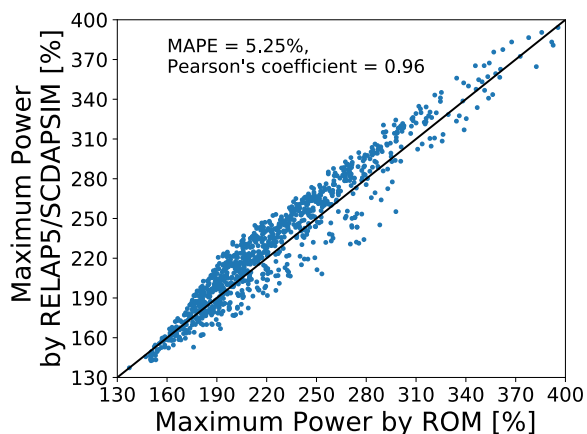
図 C-6 : ROM 学習用出力データセットに対する右特異ベクトル  
(アルゴリズム反復 10 回目)

図 C-7 に ROM と RELAP で計算される最大原子炉出力 (MPR) の比較結果を示す。図中の Pearson's coefficient はピアソンの相関係数を示している。また、MAPE は、平均絶対パーセント誤差 (Mean Absolute Percent Error) のことで、次式で評価される。

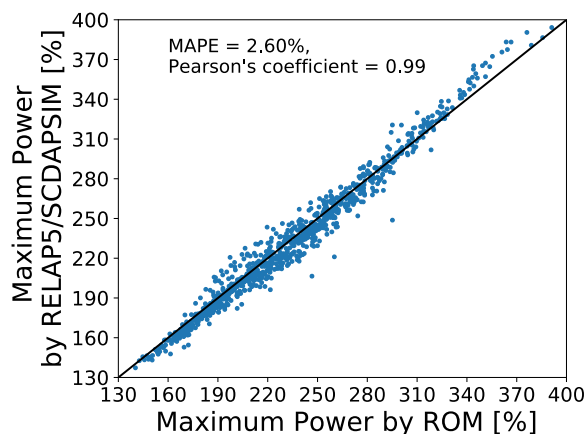
$$MAPE = \frac{1}{1000} \sum_{i=1}^{1000} \frac{|MPR_{i,ROM} - MPR_{i,RELAP}|}{MPR_{i,RELAP}} \quad (C.2)$$

ここで、添え字の  $i$  は、ROM 及び RELAP で計算される出力データセットの  $i$  番目の最大原子炉出力を示している。

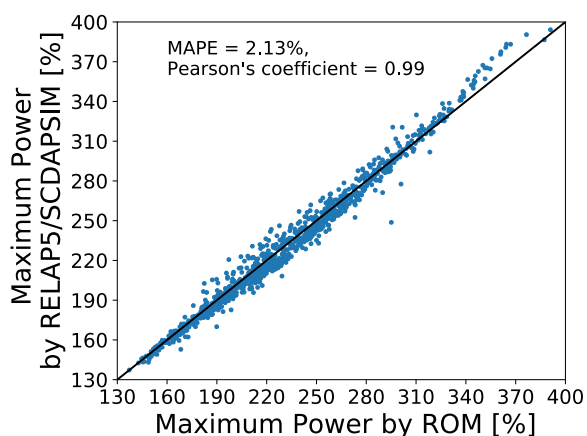
図 C-7 を見ると、アルゴリズム反復 0 回目における ROM の推定値は、RELAP の結果と比較して、相対的に約 5% 程度の誤差があるが、強い相関関係を有していることが分かる。アルゴリズム反復回数を増加させるほど、MAPE 及びピアソンの相関係数が向上していくことが分かる。つまり、アルゴリズム反復によって、ROM が新たにデータを学習できるために ROM の推定精度が向上していることを示している。今回における ROM の構築用データは、アルゴリズム反復回数 10 回目の訓練データを使用し、統計的安全評価への適用性について示すことにする。



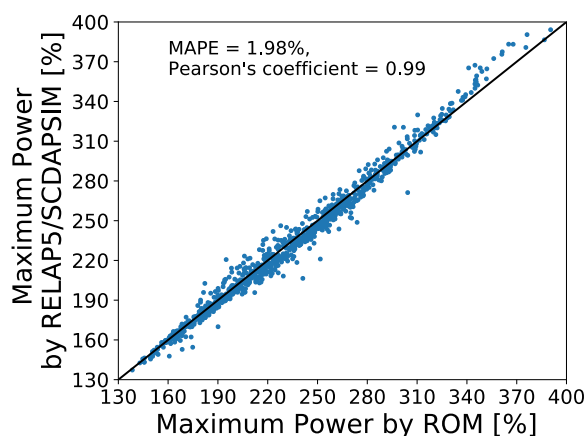
反復 0 回目 (17)



反復 4 回目 (37)



反復 7 回目 (52)



反復 10 回目 (67)

図 C-7 : アルゴリズム反復 0, 4, 7, 10 回目における ROM と RELAP で計算された最大原子炉出力の比較 (カッコ内の数字は ROM の訓練データ数を示す)

### C.1.5 統計的安全評価値の妥当性検証

この節では、ROM の統計的安全評価への適用性を確認するために、4.2.6 節の手順に従い、C.1.4 節で構築した ROM と RELAP で推定される統計値の比較を行った。

各統計量 (平均値、標準偏差、95%累積確率点) における ROM と RELAP の比較結果を図 C-8 に示す。図 C-8 の各統計量において、赤色の実線は  $MPCT_{50\%,ROM}$ 、赤の破線は  $MPCT_{2.5\%,ROM}$  (左) と  $MPCT_{97.5\%,ROM}$  (右)、黒の実線は  $MPCT_{50\%,RELAP}$  を示している。また、各統計量のヒストグラムは ROM 学習用入力データセットに対して Bootstrap 法を適用して得られた 10 万点の統計量である。これにより、RELAP を用いて算出される各統計量が、ROM を用いて算出される各統計量の 95%信頼区間 (95%CI) 内に含まれていることが分かる。つまり、ROM と RELAP で求められる各統計量は、統計誤差の範囲内で一致することが示された。

また、ROM による計算コストの削減は、直接法では RELAP の解析数が 1,000 個であるのに対し、ROM を用いた場合では RELAP の解析数が 67 個となり、約 93%以上の計算コストが削減できた。

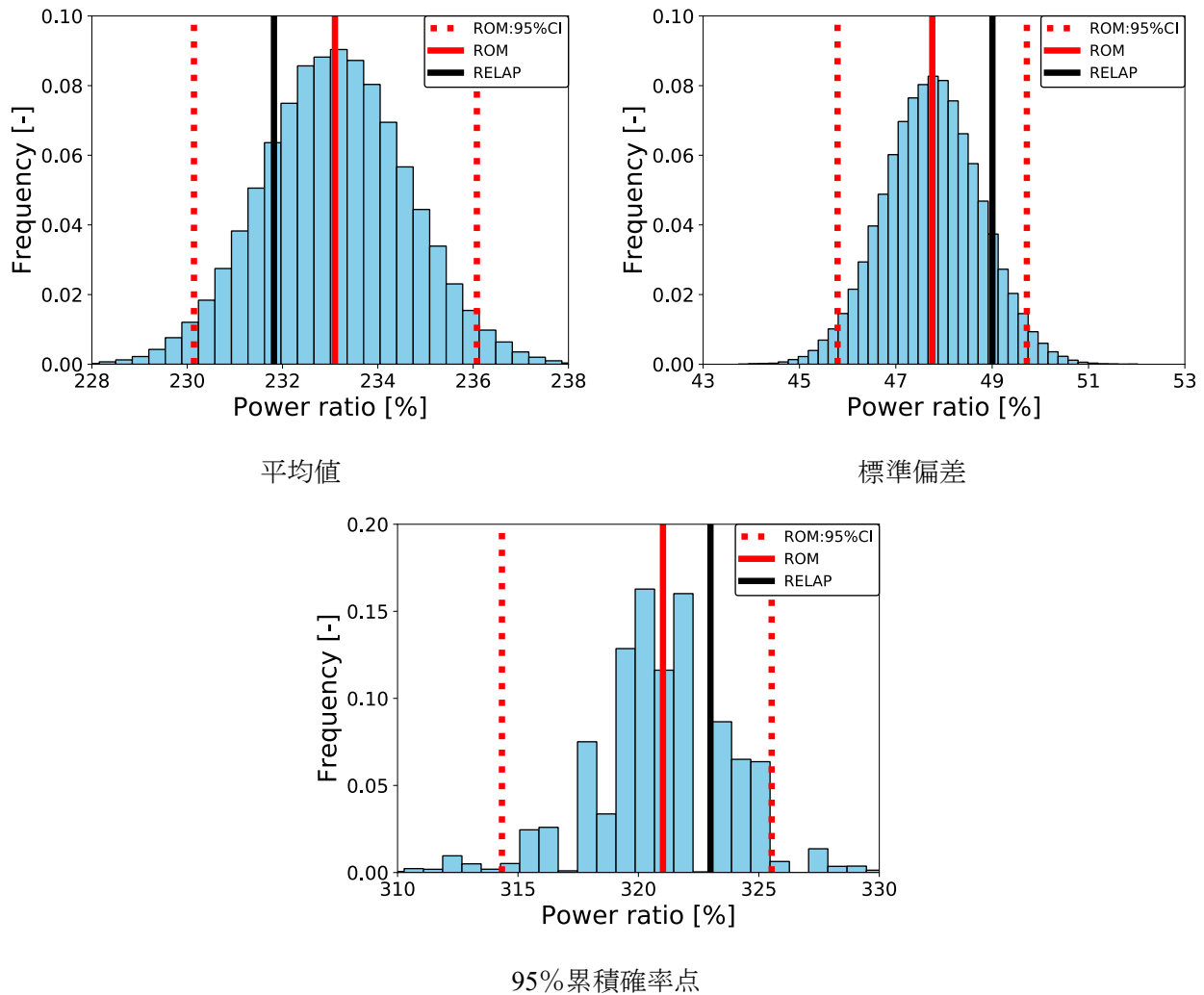


図 C-8 : アルゴリズム反復回数 10 回目における ROM と RELAP の統計量の比較

## C.2 BWR 再循環流量喪失事象

### C.2.1 想定する事故シナリオ

本付録 C.2 では、再循環流量喪失事象を想定する。なお、当該事故シナリオは、第 2 章で示した「運転時の異常な過渡変化」に分類される。以下に、当該事故シナリオについて説明する。

原子炉が定格出力運転中に、2 台の再循環ポンプが故障することを想定する。再循環ポンプの故障後、再循環ポンプのコストダウンにより自然循環流量まで冷却材流量が喪失していく。再循環流量喪失により炉心内の冷却材速度が低下していくので、冷却材がより加熱される。つまり、炉内のボイド率が上昇する。これにより、負のボイド反応度が添加されるので、原子炉出力が一時的に減少する。一方で、ボイド率の増加により原子炉水位が上昇し、原子炉水位高 (L-8) に至る。この時、タービン、タービン発電機及び給水ポンプがトリップし、主蒸気止め弁及び蒸気加減弁が全閉止する。炉心からの蒸気は行き場をなくすため、圧力容器内圧力は急激に上昇する。この時、タービンバイパス弁及び逃し安全弁が開状態となり、圧力増加を抑制する。また、原子炉スクラム信号が発信されて、原子炉出力は低下し、事故は収束する。

当該事故シナリオにおけるベースケースの解析条件を表 C-3 に示す。反応度（ボイド、ドップラー、スクラム）については、C.1 節で示したものと同様である。

表 C-3 : ベースケースの解析条件

入力パラメータ	入力値
原子炉初期保有水量 [m]	13.95
熱出力 [MW]	1,931
再循環ポンプトリップ時刻 [s]	10



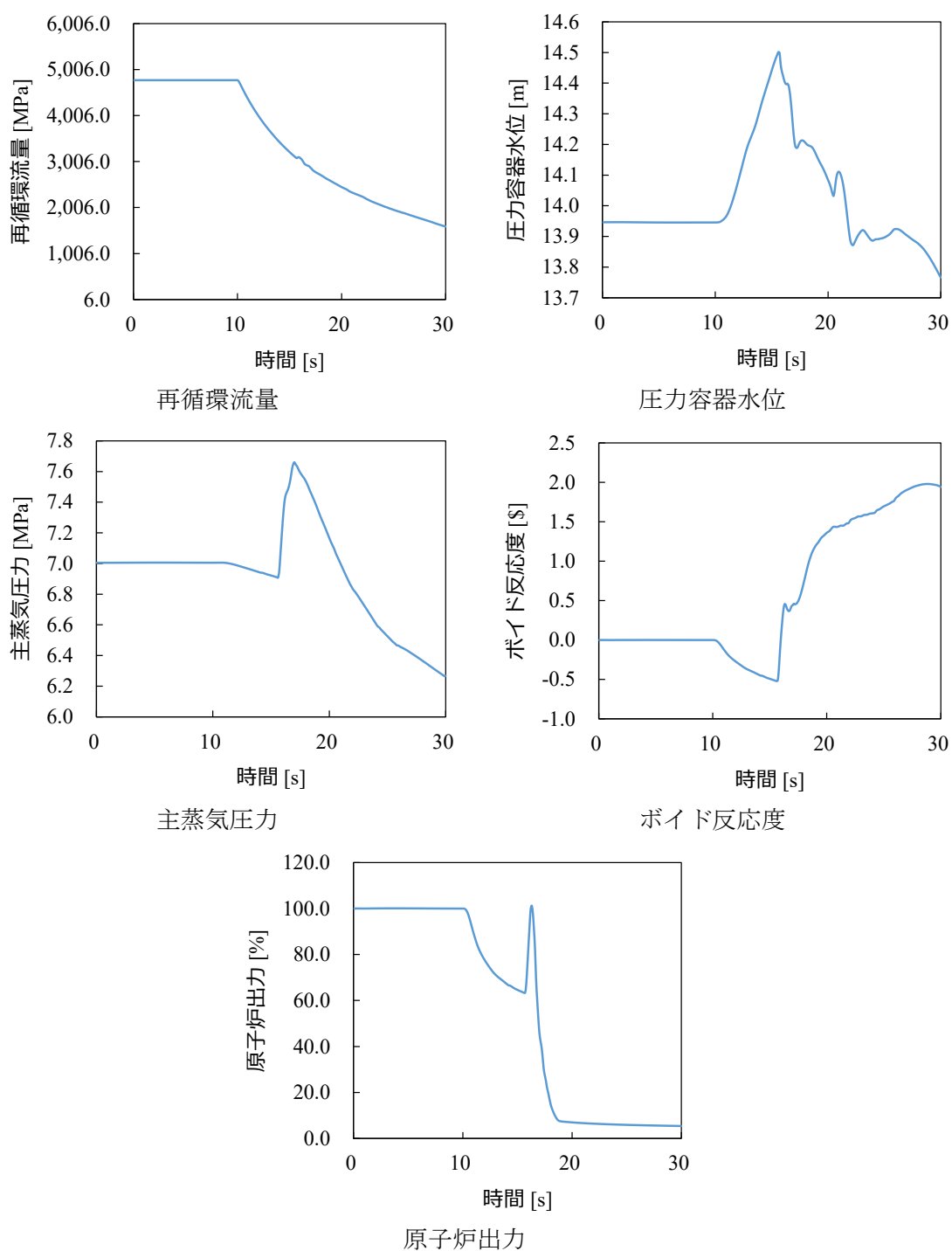


図 C-9 : ベースケースにおける各プラントパラメータの時間変化

## C.2.2 摂動を考慮する入力パラメータ

当該事故シナリオにおいて、考慮する入力パラメータはボイド反応度、ドップラー反応度、スクラム反応度、炉心平均ボイド率とした。これら摂動条件は、C.1.2 節で示した内容と同様である。

### C.2.3 低次元化モデルの構築手順

ROM を構築するための適応的サンプリングは、C.1.3 節で示した内容と同様である。なお、アルゴリズム反復が 29 回に達した時に計算を終了した。

### C.2.4 低次元化モデルの構築結果

適応的サンプリングを用いたアルゴリズム反復を 29 回実施し、得られた ROM 学習用出力データセットを図 C-10 に示す。この ROM 学習用出力データセットは、162 個の RELAP の出力結果から構成される。図 C-10 における訓練データの違いが分かりやすいように、最大原子炉出力のヒストグラムを図 C-11 に示す。最大原子炉出力の観点から見ると、出力データセットは幅広くデータを扱っていることが分かる。図 C-12 に、ROM 学習用出力データセットに対して、特異値分解を施して得られる主要な右特異ベクトルを示す。図 C-10 の ROM 学習用出力データセットは解析時間 10 [s]後にデータごとの違いが表れるので、右特異ベクトルは 10 [s]後あたりを中心に変化が表れていることが分かる。

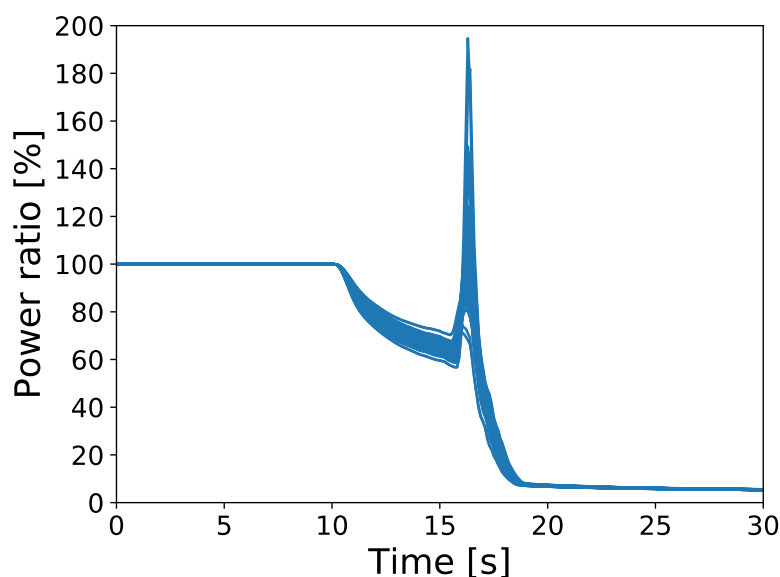


図 C-10 : ROM 学習用出力データセットの原子炉出力 (アルゴリズム反復 29 回目)

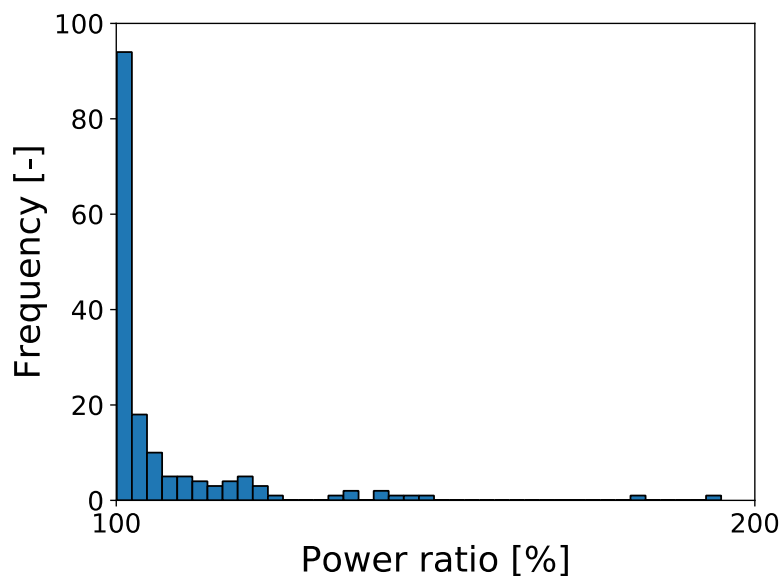


図 C-11 : ROM 学習用出力データセットの最大原子炉出力 (アルゴリズム反復 29 回目)

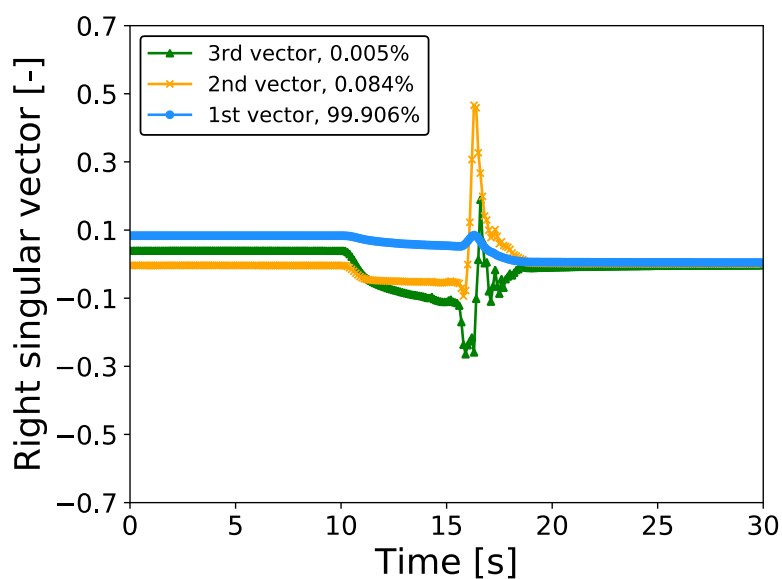


図 C-12 : ROM 学習用出力データセットに対する右特異ベクトル (アルゴリズム反復 29 回目)

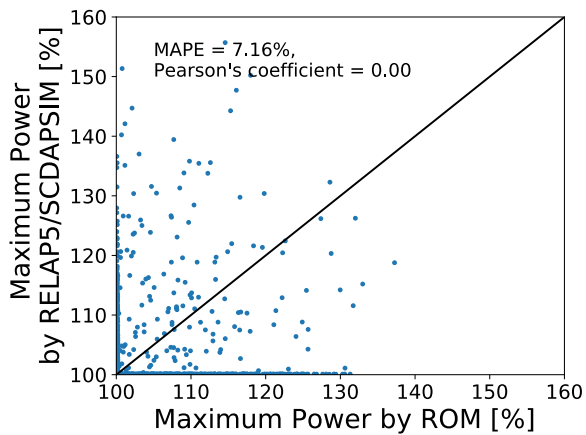
図 C-13 に ROM と RELAP で計算される最大原子炉出力 (MPR) の比較結果を示す。

図 C-13 を見ると、アルゴリズム初期 (反復 0 回目) における ROM の推定値は全体的に RELAP の結果と比較して、相対的に約 7% 程度の誤差であるが、無相関であることが分かる。アルゴリズム反復回数を増加させるほど、MAPE 及びピアソンの相関係数が向上していくことが分かる。つまり、アルゴリズム反復によって、ROM が新たにデータを学習できる

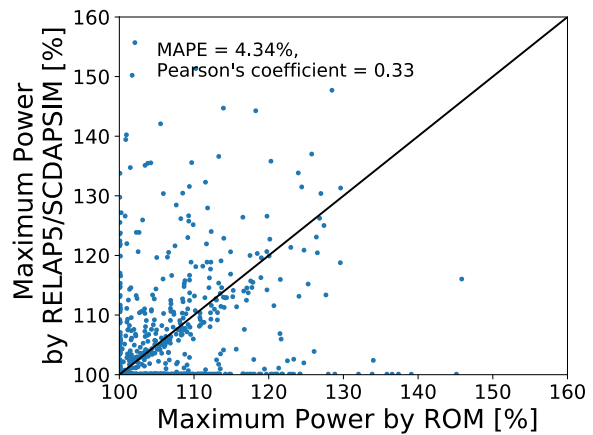
ために ROM の推定精度が向上していることを示している。

しかしながら、アルゴリズム反復回数を増加させても学習効果が小さい。この原因として、最大原子炉出力の取り扱いに問題があると考えられる。ROM の学習アルゴリズムでは、最大原子炉出力の分布に基づいて累積確率点に対応する入力データを選出している。しかしながら、事故発生後のボイド反応度の添加によるピーク出力が定格出力 100%を下回る場合がある。そのような場合でも、最大原子炉出力を原子炉出力の時系列データから最大の値を選出した。これによって、最大原子炉出力が 100%近傍にある訓練データの情報を正しく扱えなくなる。実際に、図 C-13 では ROM と RELAP の計算値が 100%の軸上に多く存在していることが分かる。これを改善するためには、ボイド反応度による出力ピークを最大原子炉出力として扱う必要であると考えられる。

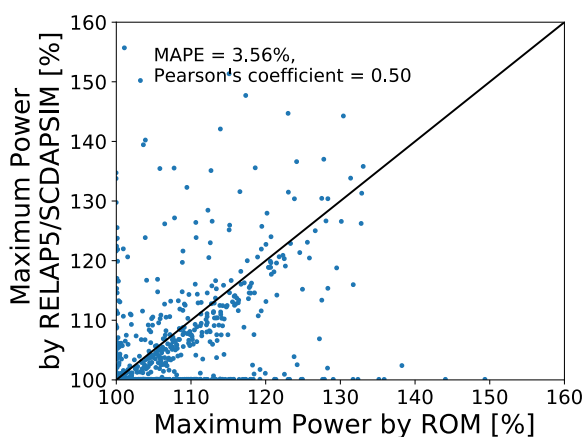
今回における ROM の構築用データは、アルゴリズム反復回数 29 回目の訓練データを使用し、統計的安全評価への適用性することにする。



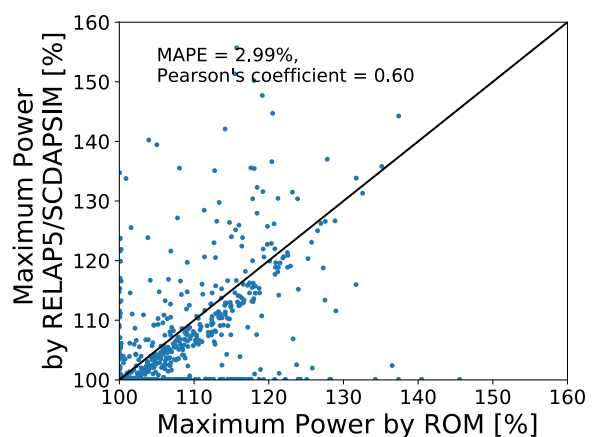
反復 0 回目 (17)



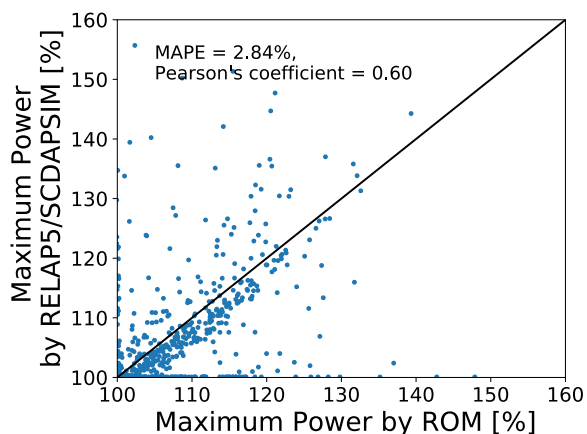
反復 4 回目 (37)



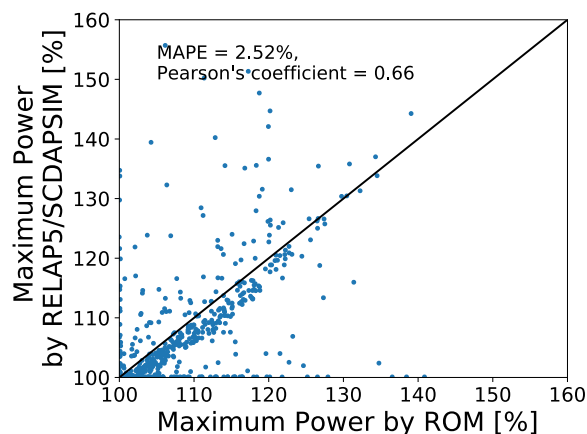
反復 7 回目 (52)



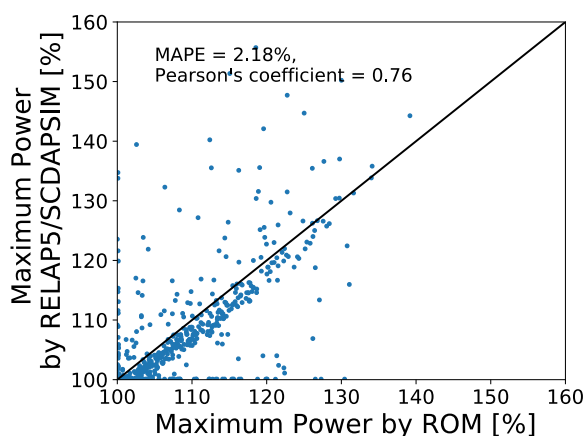
反復 10 回目 (67)



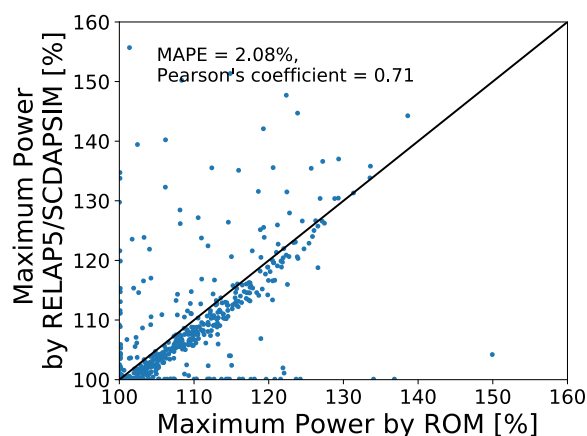
反復 13 回目 (82)



反復 16 回目 (97)



反復 22 回目 (127)



反復 29 回目 (162)

図 C-13 : アルゴリズム反復回数増加における ROM と RELAP で計算された最大原子炉出力の比較 (カッコ内の数字は ROM の訓練データ数を示す)

### C.2.5 統計的安全評価値の妥当性検証

この節では、ROM の統計的安全評価への適用性を確認するために、4.2.6 節の手順に従い、C.2.4 節で構築した ROM と RELAP で推定される統計値の比較を行った。

各統計量 (平均値、標準偏差、95%累積確率点) における ROM と RELAP の比較結果を図 C-14 に示す。図 C-14 の各統計量において、赤色の実線は Bootstrap 法で算出された  $MPCT_{50\%,ROM}$ 、赤の破線は Bootstrap 法で算出された  $MPCT_{2.5\%,ROM}$  (左) と  $MPCT_{97.5\%,ROM}$  (右)、黒の実線は Bootstrap 法で算出された  $MPCT_{50\%,RELAP}$  を示している。平均値に関しては、ROM で推定した 95%信頼区間内に RELAP の結果が含まれていることが分かる。しかしながら、標準偏差及び 95%累積確率点に関しては、ROM で推定した 95%信頼区間内に RELAP の結果が含まれなかった。しかし、図 C-14 を見て分かる通り、ROM で推定される統計量は RELAP との差異が相対値として 1%程度であり、近い統計値は推定できていることが分か

る。最大原子炉出力の取り扱いを改善することで、精度の良い ROM が構築できると考えられる。

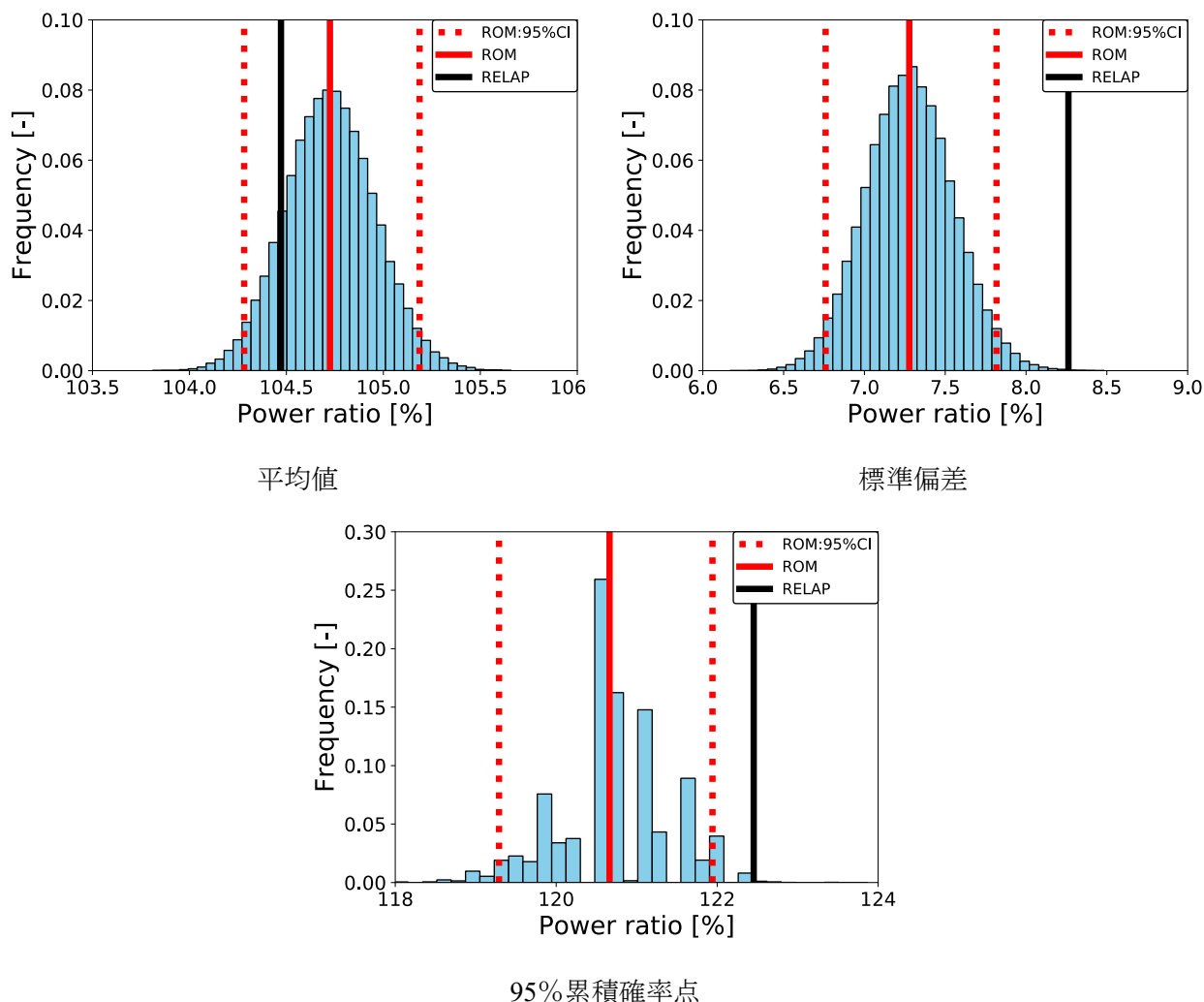


図 C-14 : アルゴリズム反復回数 29 回目における ROM と RELAP の統計量の比較

### C.3 参考文献

- [1] 池原正, 笹川勝, 高野渉, “Advanced BWR・MOX 全炉心 MCNP 参照解作成とその BWR 核設計コードのニュートロニクス計算機能に関する V&V への適用性,” 日本原子力学会和文論文誌, **18**, pp. 81-109. DOI:10.3327/taesj.J17.015
- [2] 伊藤基尋, “ランダムサンプリング法を用いた不確かさ低減手法による BWR 炉心特性予測値の信頼性向上,” 修士論文, 名古屋大学, (2019).

## 公刊論文リスト

- [1] M. Matsushita, A. Yamamoto, T. Endo, "Development of a reduced order model for severe accident analysis codes by singular value decomposition aiming probabilistic safety margin analysis," *J. Nucl. Sci. Technol.* DOI:10.1080/00223131.2019.1699190
- [2] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, T. Kitao, "Development of Reduced Order Model of Severe Accident Analysis Code for Probabilistic Safety Margin Analysis," *Proc. PHYSOR2018*, Cancun, Mexico, Apr. 22- Apr. 26, 2018, (2018). [USB].
- [3] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, "Surrogate Model of Severe Accident Analysis Code for SBO Aiming Probabilistic Safety Margin Analysis," *Trans. Am. Nucl. Soc.*, **119**, pp.900-903, (2018).
- [4] 松下 柁輝, 遠藤知弘, 山本章夫, “確率的な安全余裕評価に向けた SBO 事象における過酷事故解析コードの低次元モデルの開発”, 日本原子力学会春の年会, 茨城大学水戸キャンパス, 3月20日-22日, (2019).
- [5] 松下 柁輝, 遠藤知弘, 山本章夫, “BWR タービン負荷喪失事象における安全解析コードの特異値分解法を用いた低次元化モデルの開発”, 日本原子力学会秋の年会, 富山大学五福キャンパス, 9月11日-13日, (2019).
- [6] M. Matsushita, T. Endo, A. Yamamoto, " Development of Efficient Data Sampling Method to Construct Surrogate Model of Severe Accident Analysis Code for SBO Aiming Probabilistic Safety Margin Analysis," *Trans. Am. Nucl. Soc.*, **121**, pp.979-982, (2019).
- [7] Masaki Matsushita, Tomohiro Endo, Akio Yamamoto, "Application of Surrogate Modeling with Singular Value Decomposition for Design Basis Accident Aiming Statistical Safety Analysis," *Proc. Reactor Physics Asia 2019 (RPHA19)*, Dec. 2-3, 2019, Osaka, Japan (2019).