

博士論文

広域災害ハザード評価のための  
数値解析とモード分解の融合

Integrated Study Combining Numerical Simulation and Mode  
Decomposition for Wide-Area Disaster Hazard Evaluation

東北大学大学院工学研究科土木工学専攻

外里 健太

Kenta TOZATO

2023 年 3 月

Copyright © 2023 by Kenta TOZATO

---

寺田 賢二郎 教授  
(主 査)

---

風間 聡 教授

---

大竹 雄 准教授

---

森口 周二 准教授



## **ABSTRACT**

### **Integrated Study Combining Numerical Simulation and Mode Decomposition for Wide-Area Disaster Hazard Evaluation**

Kenta TOZATO

Natural disasters such as earthquakes, tsunamis, heavy rainfall, landslides, and drought have occurred every year all over the world and have caused many deaths and injuries. To prevent the loss of human lives and properties from disasters, Numerical analysis is playing an increasingly important role. Although disaster simulations have been highly developed, advanced numerical simulation is not fully utilized in real-time disaster prediction and probabilistic disaster hazard assessment because such numerical simulations generally demand much computational cost. The objective of this study is to develop a framework that can efficiently utilize information obtained from advanced disaster simulations for real-time prediction and probabilistic hazard assessment for a wide area by using a mode decomposition technique. Spatial modes of the hazard indices are extracted from the numerical simulation results and surrogate models that can roughly reproduce numerical simulation results with a low computational cost are constructed. Two application examples, tsunami simulations and slope stability analyses considering the effect of heavy rainfall for a wide area are targeted, and the usefulness and the challenges are discussed. In addition, the applicability of mode decomposition to evaluating spatial uncertainty of input data for numerical simulation is also discussed. The structure of this thesis is shown as follows.

Chapter 1 describes the background and objective of this study. Previous studies that consider constructing surrogate models of disaster simulation and combining the numerical simulation and mode decomposition techniques focusing on tsunami and slope disasters are summarized.

Chapter 2 explains the methods for data analysis used in this study including the proper orthogonal decomposition (POD) which is one of the mode decomposition techniques. By applying POD to the results of numerical simulations, the surrogate models can be constructed as a linear combination of spatial modes. In addition, Radial Basis Function (RBF) interpolation and Gaussian Process Regression (GPR) are also used to construct the surrogate models. Finally, a summary of how these methods are applied to the actual problems in the subsequent chapters is presented.

Chapter 3 describes the application example for tsunami simulation. Specifically, the chapter presents an application example of the actual tsunami that attacked Taro-Cho, Iwate prefecture, which was induced by the 2011 earthquake. Two of the fault parameters are selected as the target uncertainty parameters, and numerical simulations considering various uncertainty scenarios are performed. The surrogate models for maximum tsunami force and maximum inundation depth are constructed from the simulation results with the help of the POD, and the accuracy of the surrogate models is validated. The constructed surrogate models are then used to perform the Monte Carlo simulation. The results of the Monte Carlo simulation are utilized to make maps of exceedance probability and to investigate the optimal placement of facilities. The optimal placements are examined by using the genetic algorithm, and the applicability is discussed based on the obtained results. In addition, the surrogate models considering time series data are constructed, and the applicability to the rapid tsunami prediction is also discussed.

Chapter 4 presents the application example of slope stability analysis. A numerical simulation of landslides caused by heavy rainfall is targeted in this study. As for the numerical method, infiltration analysis using the Green-Ampt model, surface flow analysis using the diffusion wave model, and three-dimensional slope stability analysis based on the concept of the Hovland method, which is one of the limit equilibrium methods, are adopted. These numerical methods are applied to a target area located in Kamaishi city, Iwate prefecture. In the target area, rainfall-induced landslides caused by typhoon Hagibis in 2019 were observed. The time variation of the rainfall intensity is selected as the uncertainty in this example. The surrogate model of landslide hazard for arbitrary rainfall scenarios based on the spatial modes is constructed to achieve rapid prediction of landslides for a wide area. To investigate the performance of the proposed framework, a relatively small area is employed in this example. By applying POD and GPR to the wetting front distribution data obtained from the infiltration analysis and the factor of safety distribution data obtained from the slope stability analysis, a surrogate model of landslide in a wide area is constructed. In addition, based on the information on variation obtained by GPR, the efficient setting of training data for the surrogate model is also discussed.

Chapter 5 describes the example of rainfall-induced landslides in a wide area focused on the uncertainty of spatial distribution of rainfall. Maromori town, Miyagi prefecture, is selected as the target area in this example. In the target area, numerous slope failures were observed during typhoon Hagibis in 2019. By applying POD to the historical rainfall distribution data of the target area, a framework for constructing virtual rainfall scenarios introducing spatial rainfall characteristics is proposed. By using the constructed virtual rainfall scenarios and applying the infiltration analysis using the Green-Ampt model and the infinite slope stability analysis, a hazard map for rainfall-induced landslides considering rainfall

spatial uncertainty is constructed.

Chapter 6 summarizes obtained findings on combining disaster simulations over a wide area and mode decomposition techniques. For three application examples, objectives, uncertainties, data characteristics, and data processing methods are summarized and compared. The advantages, issues, and essential points of applying the mode decomposition technique to the numerical simulation are discussed based on the results obtained from the application examples written in this thesis.

## 謝 辞

本論文は、東北大学建築・社会環境工学科4年生から東北大学大学院土木工学専攻博士課程後期までの5年間における、計算安全工学研究分野で行った研究の成果をまとめたものです。本論文の完成にあたって、大変多くの方々からたくさんのご指導やご支援をいただきました。ここに感謝の意を記します。

まず指導教員の寺田賢二郎教授には、研究室ゼミなどの機会に研究に関する多くのご助言をいただきました。研究について直接ご指導いただく機会はあまり多くありませんでしたが、論文作成や査読対応などで行き詰まってしまったときに様々なご助言をいただき、解決策をご提案いただきました。研究指導教員の森口周二准教授には、私がこれまで取り組んできた研究のすべてに関して、本当にたくさんのご指導・ご助言をいただきました。お忙しい中でも研究の相談に乗っていただき、論文等のチェックもたくさんしていただきました。研究について多くを学ぶことができたと感じております。先生方のご指導のおかげで、研究成果として国内外の学術誌に成果を公表することもでき、本博士論文の順調な執筆にもつながったものと思います。また、論文だけでなく、国内外の学会等での発表の機会を多く設けていただき、また学部生のころから様々な勉強会などの出張の機会も設けてくださいました。そのおかげで、研究室在籍5年間の間にたくさんの力を身につけられたと感じており、ここで身につけた力を今後も生かしていきたいと思えます。誠にありがとうございました。そして今後ともよろしくお願いいたします。

本論文に関する研究を行うにあたり、東北大学内外の多くの先生方にも大変お世話になりました。東北大学の大竹雄先生には、本論文のメインであるモード分解に関する多くのことをご指導いただきました。学部生の頃には、当時在籍しておられた新潟

大学で1週間、モード分解に関する技術のご指導をいただき、その後東北大学に来られた後も、データサイエンスに関することの多くのご助言をいただきました。また、本博士論文の審査委員として、本論文に関する様々なご指摘もいただきました。第3章の津波シミュレーションの代理モデルの内容につきましては、八戸工業大学の高瀬慎介先生に、本章に関わる数値シミュレーションの多くの部分でお世話になり、ご助言も多くいただきました。また、私自身の博士論文執筆の進捗についても気にかけてくださいました。第4章の斜面災害の代理モデルの部分の成果につきましては、京都大学の峠嘉哉先生に大変お世話になりました。釜石市の林野火災に関する情報やその地域のUAVの地形データについてご提供いただき、現地調査の時にも大変お世話になりました。提供いただいた地形データを用いた斜面安定解析の内容を国際誌投稿する際にも、様々なご意見をいただきました。また、東北大学の風間聡先生にも、本国際誌の論文をまとめるにあたり様々なご助言をいただき、本博士論文の審査委員としても、本論文をよりよくするための貴重なご意見をたくさんいただきました。誠にありがとうございました。

また、5年間の研究室生活では、多くの研究室のメンバーにも支えていただきました。助教の野村怜佳先生には、研究室の博士課程を修了した先輩でもあり、博士論文の執筆に関してご自身の経験を踏まえた様々なアドバイスをいただき、論文審査の進捗などを気にかけてくださいました。同じ時期に博士論文をまとめている人がいない中、声をかけていただいてとても心強く感じておりました。研究室秘書の芳賀麻由美さんには、事務手続きなどで大変お世話になりました。特に、挑戦的研究支援プロジェクトの予算使用の際には、期限ギリギリになってしまうこともありご迷惑をおかけすることもありましたが、丁寧にご対応いただき大変感謝しております。また毎朝研究室に早く来て環境整備してくださったおかげで、朝から集中して作業に取り掛かることができました。韓霽珂さん、山中耀介さん、潘紹元さんは、同学年として、長い間

ともに研究室で過ごしてきました。日々研究に真剣に取り組む姿がとても励みとなり、自分もコツコツと研究を進めていくことができました。幅広く深い知識を持っており、ゼミなどで後輩に対して的確なアドバイスを送っている姿は、自分ももっと見習わなといけないなと感じております。Nilo Dolojan さんには、第4章の斜面安定解析の部分で大変多くの助言をいただき、また参考資料などもたくさんいただき、大変感謝しております。また隣の席で熱心に研究に取り組む姿は刺激になりました。飛弾野壮真さん、藤田真粹さんは、博士課程に進学した後輩として、4年間お世話になりました。研究に対して真摯に取り組んでいる姿が大変励みになり、研究室運営などでも大変お世話になりました。菅井理一さん、須郷大地さん、三浦弘慈さん、吉田大活さん、一藤亮太さん、Louise Vermare さん、Xiao Junsen さん、Iskandar さん、木村凌一さん、中村明莉さん、湯東暘さん、大塚千穂さん、中村優見さん、平山大悟さん、唐皓天さんには、研究室の雑務やイベントの幹事、研究室の掃除、コーヒーやお菓子の買い出しなどの様々な面で大変お世話になりました。直接研究で関わるができなかった人も多いですが、研究室ゼミや卒修論発表会などでの発表を聞く度に、自分も頑張らないといけないなと思い、研究へのモチベーションを上げることができたと思います。さらに、研究室を卒業された先輩方、後輩方にも、大変多くの場面でご指導・ご支援をいただきました。特に、小谷琢磨さんには、同じテーマの研究の先輩として、研究を始めたばかりで何もわからなかった自分にたくさんのことを教えていただき、学術論文をまとめる際にも様々なご助言をいただきました。また佐々木駿さんには、本博士論文の第5章の内容の執筆の部分でお世話になりました。佐々木さんが卒業論文でまとめる際に議論に関わらせていただき、博士論文としても改良した形でまとめることができました。ありがとうございました。

また、博士課程後期の課程では、東北大学高等大学院博士後期課程学生挑戦的研究支援プロジェクト（JST 次世代研究者挑戦的研究プログラム JPMJSP2114）による支援

をいただきました。生活費相当の研究奨励費や研究費を支援いただいたおかげで、金銭的な不安なく研究活動に集中して取り組むことができたとともに、また学会出張などの経験や学術論文として成果をまとめることができ、プログラムを通じて研究者として成長できたと感じております。

このように振り返ると、本当にたくさんの人に支えられたおかげで、ここまで研究を続けてこられ、博士論文としてまとめることができたものと強く感じております。誠にありがとうございました。最後に、大学入学から博士課程後期修了までの8年間、学費等の面を含めて支え、応援してくれた父母はじめ家族の皆さんに心より感謝いたします。

令和5年3月

東北大学大学院工学研究科土木工学専攻

計算安全工学研究分野

外里 健太



# 目 次

<b>第1章 序論</b>	<b>1</b>
1.1 背景 . . . . .	1
1.2 既往研究の整理 . . . . .	2
1.3 空間モードを用いた災害ハザード評価の既往研究 . . . . .	5
1.4 目的と本論文の構成 . . . . .	7
<b>第2章 モード分解の理論と補間手法</b>	<b>11</b>
2.1 固有直交分解 . . . . .	11
2.2 RBF 補間 . . . . .	14
2.3 ガウス過程回帰 . . . . .	16
2.4 各手法の適用例に対する位置づけ . . . . .	18
<b>第3章 津波の確率論的ハザード評価・即時予測のための代理モデル</b>	<b>21</b>
3.1 津波シミュレーション . . . . .	23
3.1.1 支配方程式 . . . . .	23
3.1.2 数値解析手法の妥当性検証 . . . . .	26
3.2 対象事例 . . . . .	28
3.3 空間分布データに対する適用 . . . . .	37
3.3.1 代理モデルの構築 . . . . .	37
3.3.2 モンテカルロシミュレーション . . . . .	41

3.3.3	遺伝的アルゴリズムによる施設の最適配置問題の検討 . . . . .	45
3.4	時空間分布データに対する適用 . . . . .	52
3.5	まとめ . . . . .	60
<b>第4章</b>	<b>豪雨に起因する斜面崩壊の即時予測のための代理モデル</b>	<b>63</b>
4.1	広域斜面崩壊シミュレーション . . . . .	64
4.1.1	浸透解析 . . . . .	66
4.1.2	地表流解析 . . . . .	67
4.1.3	3次元斜面安定解析 . . . . .	68
4.2	対象領域と解析条件 . . . . .	71
4.2.1	対象領域の被害概要 . . . . .	72
4.2.2	解析条件 . . . . .	72
4.2.3	数値解析手法の妥当性検証 . . . . .	77
4.3	ガウス過程回帰を用いた代理モデルの構築 . . . . .	83
4.3.1	降雨の学習シナリオの設定 . . . . .	85
4.3.2	代理モデルの構築と精度検証 . . . . .	87
4.3.3	ガウス過程回帰による代理モデルの構築の効率化 . . . . .	96
4.4	まとめ . . . . .	103
<b>第5章</b>	<b>降雨の空間的不確実性を考慮した広域斜面崩壊ハザードマップの作成</b>	<b>106</b>
5.1	空間モードを用いた仮想降雨シナリオの作成 . . . . .	106
5.1.1	対象領域と過去の降水量データ . . . . .	107
5.1.2	固有直交分解を用いた仮想降雨シナリオの作成 . . . . .	109
5.2	仮想降雨を用いた広域斜面崩壊ハザードマップの作成 . . . . .	117
5.2.1	数値解析手法 . . . . .	117

5.2.2	仮想降雨を用いた広域斜面崩壊危険度評価 . . . . .	120
5.3	まとめ . . . . .	123
<b>第 6 章</b>	<b>結論</b>	<b>125</b>
6.1	第 3 章から第 5 章の適用例の整理 . . . . .	125
6.2	広域災害ハザード評価へのモード分解の適用性 . . . . .	128
6.3	データ特性に関する考察 . . . . .	130
6.4	まとめ . . . . .	135
	<b>参考文献</b>	<b>137</b>

## 表 目 次

2.1	各手法の各適用例における位置づけ . . . . .	19
3.1	津波シミュレーションの計算シナリオ . . . . .	29
3.2	不確実性パラメータの変動の情報 . . . . .	44
3.3	各ハザード指標, 各システムにおけるシステム破壊確率 . . . . .	47
3.4	数値解析結果と代理モデルの結果の誤差 . . . . .	58
4.1	浸透・斜面安定解析のパラメータ . . . . .	76
4.2	降水量シナリオ . . . . .	87
5.1	各モードに対する POD 係数の平均と標準偏差 . . . . .	110
5.2	POD 係数の相関行列 . . . . .	112
6.1	3～5 章での適用例の比較 . . . . .	126
6.2	5 章で検討したデータ処理の比較 . . . . .	134

## 目 次

1.1	本論文の全体構成 . . . . .	8
2.1	データベクトル・データ行列への数値解析結果の格納のイメージ . . . .	12
2.2	クロスバリデーションのイメージ . . . . .	17
3.1	モード分解に基づく代理モデルを用いた津波ハザード評価のための枠組 みのフローチャート . . . . .	22
3.2	3次元解析の妥当性検証のための実験のモデルの全体図 (Winter et al.(2020) より引用) . . . . .	26
3.3	実験で対象とする構造物の様子 (Winter et al.(2020) より引用) . . . .	27
3.4	Wave maker の変位の与え方 . . . . .	27
3.5	数値解析結果と実験結果の比較 ((a) 流体力, (b) 自由表面水位) . . . . .	28
3.6	数値解析結果 (流速) のスナップショット . . . . .	28
3.7	Fujii-Satake model Ver. 8.0 (Kotani et al. (2020) <sup>1)</sup> より引用) . . . . .	30
3.8	断層パラメータ (Kotani et al. (2020) <sup>1)</sup> より引用) . . . . .	31
3.9	2次元解析領域のネスティングのイメージ (Kotani et al. (2020) <sup>1)</sup> より引用)	31
3.10	観測データとシミュレーションでの津波高さの比較 (Kotani et al. (2020) <sup>1)</sup> より引用) . . . . .	32
3.11	2次元解析領域と3次元解析領域の境界 (© Google Maps) . . . . .	34
3.12	3次元解析における津波の遡上のスナップショット (白色の領域が浸水 エリア) . . . . .	35
3.13	有限要素メッシュのイメージ . . . . .	35
3.14	最大浸水深の数値解析結果と観測結果の比較 (観測データは2011 Tohoku Earthquake Tsunami Joint Survey Group <sup>2),3)</sup> より取得) . . . . .	36

3.15 津波流体力評価のためのメッシュのイメージ . . . . .	37
3.16 POD によって抽出された各ハザード指標の最大値の空間モード (左から 第 1,2,3 モード) (©Google Maps) . . . . .	38
3.17 最大値の空間分布データでの各ハザード指標の寄与率 . . . . .	39
3.18 各ハザード指標のクロスバリデーション誤差 . . . . .	41
3.19 数値解析結果と代理モデルの結果の比較 (シナリオ: S3R3) (©Google Maps)	42
3.20 検証用シナリオにおける数値解析結果と代理モデルの結果の誤差 . . .	43
3.21 超過確率の空間分布 (©Google Maps) . . . . .	45
3.22 各ハザード指標に対する遺伝的アルゴリズムから得られた最適配置 (赤色 の点) と超過確率の小さい順に選択した配置 (黒色の点) の比較 (©Google Maps) . . . . .	48
3.23 モンテカルロシミュレーションで使した不確実性パラメータの散布図	50
3.24 並列システムで選択された配置における, 地点ごとの破壊・非破壊のシ ナリオを表現した散布図 . . . . .	51
3.25 流体力と浸水深の時間方向を含めた空間モード (左から第 1,2,3 モード) (© Google Maps) . . . . .	53
3.26 時間方向を含めたデータでの各ハザード指標の寄与率 . . . . .	54
3.27 数値解析結果と代理モデルの結果の比較を行うための評価地点 (© Google Maps) . . . . .	56
3.28 代理モデルのモード数を変化させた場合の数値解析と代理モデルに関す る平均平方二乗誤差 . . . . .	57
3.29 数値解析結果と代理モデルの結果のスナップショットの比較 (シナリオ: S2R3) (© Google Maps) . . . . .	57

3.30 数値解析結果と代理モデルの結果のスナップショットの比較（シナリオ： S5R7）（© Google Maps） . . . . .	58
3.31 数値解析と代理モデルの時系列データでの比較 ((a)S2R3, (b)S5R7) . . .	59
3.32 数値解析と代理モデルの評価地点での力積の比較 ((a)S2R3, (b)S5R7) .	59
4.1 本章の全体概要 . . . . .	65
4.2 Green-Ampt モデルによる浸透解析と地表流解析のイメージ . . . . .	68
4.3 Hovland 法による 3 次元斜面安定解析のイメージ . . . . .	69
4.4 本研究で仮定するすべり面と浸潤面の位置関係 . . . . .	71
4.5 対象地域での豪雨による斜面災害の様子 <sup>4)</sup> . . . . .	73
4.6 解析領域と降雨データの観測所の位置・地質図 <sup>5)</sup> (©Google maps) . . .	74
4.7 解析領域 . . . . .	74
4.8 対象領域付近で 2019 年の台風 19 号時に観測された降水量データ . . .	75
4.9 数値解析の妥当性検証のための解析領域 . . . . .	78
4.10 豪雨前後での UAV による標高データの差分と実崩壊箇所の様子 . . . .	79
4.11 降雨イベント終了時の浸潤面深さ分布 . . . . .	80
4.12 降雨強度がピーク時の地表水位の空間分布 . . . . .	81
4.13 豪雨終了時の安全率の空間分布 . . . . .	82
4.14 豪雨に起因する広域斜面崩壊危険度評価のための代理モデルのイメージ	84
4.15 降雨継続時間と降水量の時間変化のシナリオ <sup>6)</sup> . . . . .	86
4.16 浸潤面分布と安全率分布の空間モード . . . . .	88
4.17 浸潤面分布データの寄与率 . . . . .	89
4.18 安全率分布データの再構築誤差（平均平方二乗誤差率） . . . . .	89
4.19 浸潤面分布の特徴量空間の分布 . . . . .	91
4.20 代理モデルによる任意の降雨データに対する安全率分布の出力の流れ .	93

4.21	安全率の空間分布のスナップショットの比較 . . . . .	94
4.22	いくつかの地点での安全率の時間変化の比較 . . . . .	95
4.23	数値解析結果と代理モデルの結果の平均平方二乗誤差率 (RMSPE: Root Mean Squared Percentage Error) . . . . .	96
4.24	学習用データと検証用データの浸潤面深さ分布の特徴量 . . . . .	97
4.25	代理モデルの効率化の概要 . . . . .	98
4.26	降雨継続時間と降水量の時間変化のシナリオ <sup>6)</sup> (代理モデルに用いる ケースの検討用) . . . . .	100
4.27	標準偏差基準値と再構築誤差の基準値・データ数・代理モデルのモード 数・検証用ケースの誤差率の関係 . . . . .	100
4.28	標準偏差・再構築誤差の各基準値の特徴量空間でのデータ点の比較 . .	101
4.29	代理モデルに用いたデータ数と検証用ケースでの誤差の関係 . . . . .	102
5.1	5章の対象領域 . . . . .	107
5.2	令和元年東日本台風での対象地域での降水量 . . . . .	108
5.3	降水量の空間モード (第1モードから第6モード) . . . . .	110
5.4	第1モードから第6モードまでのPOD係数のヒストグラム . . . . .	111
5.5	再構築誤差のヒストグラム . . . . .	113
5.6	仮想降雨シナリオの作成の流れ . . . . .	114
5.7	マハラノビス距離のヒストグラム . . . . .	115
5.8	ある降雨シナリオでの降水量分布の時間変化 . . . . .	116
5.9	いくつかの仮想降雨シナリオでの累積降水量分布 . . . . .	117
5.10	学習データと仮想降雨データにおける第1モード係数のヒストグラムの 比較 . . . . .	118



5.11 学習データと仮想降雨データにおける、各モードの POD 係数の平均値 と標準偏差の比較 . . . . .	118
5.12 無限長斜面安定解析 . . . . .	119
5.13 空間的に一様な降水量データおよび仮想降雨データを入力としたときの 安全率分布の比較と各安全率分布の相対誤差 . . . . .	121
5.14 安全率が 1 を下回る割合と安全率の変動係数の空間分布 . . . . .	121
6.1 3 つの適用例の比較 . . . . .	126
6.2 3 つの適用例でのモード数と寄与率の関係の比較 . . . . .	131
6.3 3 つの適用例での第 1 モードの寄与率の比較 . . . . .	131

# 第1章 序論

## 1.1 背景

自然災害は世界各地で毎年多く発生しており、UNISDR (United Nations Office for Disaster Risk Reduction)<sup>7)</sup>によると、1998年から2017年までの20年間で、地震や津波、洪水、豪雨、斜面災害、干ばつや高温などの災害によって、130万人もの人が命を落とし、44億人もの人が負傷や避難などによって影響を受けたと報告されている。わが国でも、2011年の東北地方太平洋沖地震による津波によって、19759人の死者、2553人の行方不明者が発生しており、100万棟を超える住家被害も確認されている<sup>8)</sup>。また、気候変動による異常気象がこのような災害の頻度や規模に影響を与えることも懸念されており、例えばHaque et al. (2019)<sup>9)</sup>は、異常気象の増加に伴って致命的な斜面崩壊の頻度が増加する可能性があることを示唆している。わが国でも、近年豪雨災害が毎年のように発生しており、2018年には過去最多の年間3459件の土砂災害が発生し、2019年の令和元年東日本台風（台風第19号）では、1つの台風に伴う土砂災害としては最多の952件の土砂災害が記録された<sup>10)</sup>。

このような災害から人命や財産を守るための取り組みが非常に重要となる。そのための国際的な防災の指針が、仙台防災枠組<sup>11)</sup>として2015年に採択された。この中では、災害リスクを大幅に削減するための地球規模での目標が定められている。具体的には、2030年までに[1]世界の災害による死者数を減少させること、[2]災害による被

災者数を減少させること，[3] 世界の国内総生産に対する災害による直接の経済損失を減少させること，[4] 災害によるインフラやライフラインの停止を減少させること，[5] 国と地方の防災戦略を持つ国数を増加させること，[6] 防災枠組みのための持続的な支援の国際協力を強化すること，[7] マルチハザードの早期予測システムの利用性を増加させることの7つが定められている．

これらの目標を達成するためには，災害の発生をより正確にかつより迅速に予測することが可能な技術が求められる．そのような予測を実現するための1つの手法として，数値シミュレーションが挙げられる．特に，大規模災害については，発生頻度が低いものが多く，また，それらに関する情報が十分でないことが多いため，数値シミュレーションから得られる情報が重要になる．近年の数値解析技術の高度化により，災害においても様々な解析を行うことが可能になってきており，災害の予測にも広く活用されてきている．しかし，高度な数値解析は，一般に膨大な計算コストが必要となることが多く，災害のシミュレーションでは広域を対象とすることが多いことから，即時予測などに対しては計算コストが障壁となることがある．また，災害には多くの不確実性が含まれていることから，これらの変動による影響を適切に評価することが重要となり，その不確実性の影響を考慮した評価を行うことも求められる．不確実性を考慮するための1つのアプローチとして，確率論的評価が挙げられるが，それには多くの試行回数が必要となることから，この点においても計算コストが問題となる．このように，災害の数値シミュレーションを即時予測や確率論的評価などに効率的に活用するための手法が求められている．

## 1.2 既往研究の整理

計算コストの大きい数値解析を災害の即時予測や確率論的評価に活用するための手法として，数値解析の代理モデル（Surrogate model, Emulator, Meta-model）を構築す

る枠組みがあり、近年多くの研究例が報告されている。代理モデルは、統計的な手法を用いて入力変数と出力値の関係を構築する手法であり、様々な手法が存在する。ここでは、災害シミュレーションに対する適用事例を、いくつかの手法ごとに分けて整理をする。

まず、最も簡単な代理モデルとしては、応答曲面を構築するアプローチが挙げられる。このアプローチでは、多項式で回帰を行うことによって入出力の関係を記述するものであり、様々な災害の分野での適用例がある。例えば、気候変動が洪水ピークに与える影響の分析に対する適用例<sup>12),13)</sup> やその不確実性の感度分析への適用例<sup>14)</sup>、洪水調整用ダムに関する最適化を実施しているもの<sup>15)</sup> などが挙げられる。また津波の分野においては、確率論的津波ハザード評価として津波高さの応答曲面を構築している例<sup>1)</sup>、津波シミュレーションの応答曲面を用いて複数の建物のリスク評価を相関を考慮して実施している例<sup>16)</sup>、海底地すべりの確率解析に適用している研究<sup>17)</sup> などが挙げられ、地震の分野においては、免震貯水タンクの地震応答に関する不確実性の定量化に適用している研究<sup>18)</sup> や、地震による建物の崩壊リスク評価に関する例<sup>19)</sup>、構造物の性能設計や信頼性解析に対する適用例<sup>20),21)</sup>、鉄道橋の確率論的リスク評価のために用いている例<sup>22)</sup> などが挙げられる。さらに、斜面災害の例では、地すべりの到達距離の超過確率の評価への適用例<sup>23)</sup> や、斜面安定解析より算出される安全率の代理モデルを地質パラメータの関数として構築する研究<sup>24)</sup> などが挙げられ、不確実性の定量化や確率論的評価と数値解析を融合させることを目的としている例が多く挙げられる。

代理モデルを構築する手法としては、ここまでで示してきた多項式の応答曲面を用いる枠組み以外にも、回帰手法を用いて応答曲面を構築するものいくつか挙げられる。例えば、Radial Basis Function (RBF) ネットワークを用いる例があり、津波の分野において、海面上昇を考慮した津波ハザード曲線の構築への適用例<sup>25)</sup> などが挙げられる。また、Support Vector Machine(SVM)を用いた回帰によって代理モデルを構築する

例もあり、斜面崩壊の解析例では、斜面安定解析により算出される安全率の代理モデルを構築して信頼性解析を行っているもの<sup>26),27)</sup>や、浸透を考慮した斜面安定解析の代理モデルによる確率論的評価・感度分析を時間変化を考慮して実施しているもの<sup>28)</sup>などが挙げられ、また地震に対する構造物やシステムの信頼性解析に対する適用例<sup>29),30)</sup>なども挙げられる。

その他の手法として、ガウス過程回帰 (Gaussian Process Regression: GPR) を用いた例も数多く挙げられる。ガウス過程回帰では、出力値の近似関数が構築可能であるのに加え、出力値のばらつきを考慮することが可能な確率論的な回帰手法であり、Kriging と呼ばれる場合もある。災害に対する適用例について、まず津波の分野では、最大浸水深と最大流速に関する確率論的ハザード評価への適用例<sup>31)</sup>や、不確実性パラメータの定量化・感度分析に対する適用例<sup>32),33)</sup>、Gradient-based kernel dimension reduction と組み合わせて入力条件の次元削減を行いながら代理モデルを構築している研究<sup>34)</sup>などが挙げられる。また斜面災害については、斜面安定解析により得られる安全率の代理モデルを構築して信頼性分析を実施する例<sup>35),36),37)</sup>、地質パラメータの空間分布を Karhunen-Loève (KL) 展開を用いて考慮し、安全率の代理モデルを構築する例<sup>38)</sup>、アースダムの安定性解析や感度分析に対する適用例<sup>39)</sup>、3次元流出解析の最大流出高と最大流出速度の代理モデルを構築して確率論的リスク評価を実施する例<sup>40)</sup>、河口部の洪水に関する確率論的ハザード評価への適用例<sup>41)</sup>が挙げられる。その他にも、地震に対する構造物の確率論的リスク評価への適用例<sup>42)</sup>も挙げられる。さらに、ガウス過程回帰と同様に確率的に代理モデルを構築する方法として、Polynomial Chaos Expansion(PCE) を用いる例もある。津波の分野において、マニング粗度係数の不確実性の定量化への適用事例<sup>43)</sup>や、気象津波の最大波高の確率論的評価・不確実性評価への適用例<sup>44),45)</sup>などが挙げられる。

これらに加えて、Artificial Neural Network(ANN)を用いるアプローチもあり、津波の分野において、津波高さのリアルタイム予測に向けた適用例<sup>46)</sup>などがある。斜面災害

の例では、斜面のすべり形状の不確実性を考慮した地質パラメータの逆解析に対して適用しているもの<sup>47)</sup>や斜面安定解析の結果に対する適用例<sup>48)</sup>などが挙げられる。その他にも、物理的な評価を含めてモデルを構築して建物の地震応答の評価を行う研究<sup>49)</sup>や、浸水シミュレーションの代理モデルを構築する研究<sup>50)</sup>などがある。また、Convolutional Neural Network (CNN) を用いて津波の即時予測に向けた研究<sup>51),52)</sup>なども挙げられる。

さらに、ここまでに挙げた複数の手法について比較する研究もあり、道路橋の地震に対する脆弱性評価に対する研究<sup>53)</sup>や、橋脚の上部構造に作用する流体力について、GPR, PCE, ANN を用いて代理モデルを構築する例<sup>54)</sup>、斜面の信頼性分析について RBF ネットワークと SVM を用いた研究<sup>55)</sup>も存在する。

このように、計算コストを必要とする数値解析について、様々な統計的手法と組み合わせることで、少ない計算コストで多くの試行回数を確保して確率論的ハザード評価を行っているものや、即時予測に活用する研究は多く存在する。しかし、これらの多くは、比較的少ない評価点数に対する適用例が多く、広域の評価を対象とするような、非常に多くの評価点を持つ条件に対しては、代理モデルの構築が非効率であり、評価地点ごとのハザードの相関を考慮できないという問題も存在する。そのため、本研究では、空間相関（空間モード）を考慮した広域災害ハザード評価手法の提案を行う。次節では、災害シミュレーションにおいて、空間モードを考慮したハザード評価を実施している研究例をまとめる。なお、本研究では災害の事例として、津波と豪雨に起因する斜面災害を対象にすることから、この2つの分野を中心とした既往研究についてさらに整理を進める。

### 1.3 空間モードを用いた災害ハザード評価の既往研究

本研究では、空間モードを抽出する手法として、固有直交分解 (Proper Orthogonal Decomposition: POD)<sup>56)</sup> を用いる。POD はデータの特徴を抽出することやデータの次

元削減を目的として用いられる手法であり、流体力学への適用例<sup>57),58)</sup>をはじめとして、様々な分野で適用例がある。POD は、Karhunen<sup>59)</sup> や Kosambi<sup>60)</sup>などを起源とする Karhunen-Loève(KL)展開や、Pearson<sup>61)</sup> や Hotelling<sup>62)</sup>を起源とする主成分分析(Principal Component Analysis: PCA)<sup>63)</sup>などと等価なものとして扱われることが多い。ここでは、災害のハザード評価に対して POD をはじめとしたモード分解を適用している既往研究について整理する。

まず、地震・津波工学の分野では、My Ha et al.<sup>64)</sup> が POD を計算コストや次元削減に用いて津波の代理モデルの構築を行っており、LeVeque et al.<sup>65)</sup> や Melgar et al.<sup>66)</sup>, Sepúlveda et al.<sup>67)</sup> は KL 展開を様々なシナリオでの断層のすべり量の分布を考慮するために用いている。また、能島ら<sup>68)</sup> は、強振動の分布を予測するために、特異値分解に基づくモード分解と数値シミュレーションの融合に関する研究を行っており、高橋ら<sup>69)</sup> は、特異値分解を用いて津波浸水深の空間相関に関する評価を実施している。さらに、Bamer and Bucher<sup>70)</sup> は、非線形有限要素法を用いて、構造物の挙動予測のために POD を用いて代理モデルの構築を行っており、Fukutani et al.<sup>71)</sup> は、POD によって構築した代理モデルを用いて確率論的な浸水評価を実施している。この他にも、津波浸水予測の効率化のため固有直交分解・特異値分解を用いている例<sup>72)</sup> や、Empirical Mode Decomposition を用いて津波の早期検出のためのモデルを構築している例<sup>73)</sup>、S-net のデータを用いて津波のリアルタイムデータ同化や即時予測を行っている例<sup>74)</sup>なども挙げられる。

斜面災害の分野では、斜面安定性に関してすべり面特性に対する動的表面水平変位の感度分析を実施するために、PCA を用いて代理モデルを構築している例<sup>75)</sup>が挙げられる。その他にも、斜面崩壊を引き起こした地震波形の分析のために、Empirical Mode Decomposition を適用して斜面崩壊の過程の分析や数値シミュレーション結果との比較を行っている例<sup>76),77),78)</sup>もあるが、広域の斜面崩壊ハザード評価に対して POD を適用

している例はほとんどなく、モード分解に基づいて代理モデル構築するような研究例は存在しない。

また地震や津波、斜面災害の分野以外では、高潮や洪水に関する広域リスク評価に関する適用例がいくつか挙げられる。ハリケーンに対する沿岸部の高潮の広域的なリスク評価について、主成分分析による次元削減と Kriging による補間を組み合わせる代理モデルをしている例<sup>79),80),81)</sup> や、同じく沿岸部の高潮のリスク評価について CNN と主成分分析を組み合わせている例<sup>82)</sup>、サイクロンによる降雨流出、浸水の即時予測について、主成分分析と Kriging を組み合わせる代理モデルを構築している例<sup>83)</sup> などが挙げられる。また、都市の排水シミュレーションについて主成分分析と Polynomial Chaos Expansion を組み合わせる代理モデルを構築し感度分析を行っている例<sup>84)</sup>、海面上昇が堤防や防潮堤に与える影響の確率論的評価への適用例<sup>85)</sup>、海岸部の洪水に関して入力パラメータが浸水深の空間分布に与える影響を主成分分析とガウス過程回帰によって評価を行っている例<sup>86)</sup> などが挙げられる。

## 1.4 目的と本論文の構成

ここまでで示してきたように、災害シミュレーションに対して POD をはじめとしたモード分解を適用することで、効率的に災害ハザード評価を実施する例はいくつか存在するものの、広域を対象とした災害ハザード評価に固有直交分解を用いて代理モデルを構築するというアプローチはあまり多くない。そのため本研究では、固有直交分解を用いたモード分解と数値シミュレーションを融合し代理モデルを構築するアプローチについて、いくつかの適用例を通じて広域災害ハザード評価に対するモード分解の適用性を整理することを目的とする。本研究では、 $1\text{km}^2$  から数百  $\text{km}^2$  (市町村レベル) の広域を対象としたハザード評価を対象とする。具体的には、都市に遡上する津波の数値解析と豪雨に起因する広域斜面崩壊危険度に関する 2 つの数値解析例と、ある地



域の降水量データへの適用例の計3つを対象とし、広域災害ハザード評価における数値解析とモード分解の融合の利点や課題について整理する。

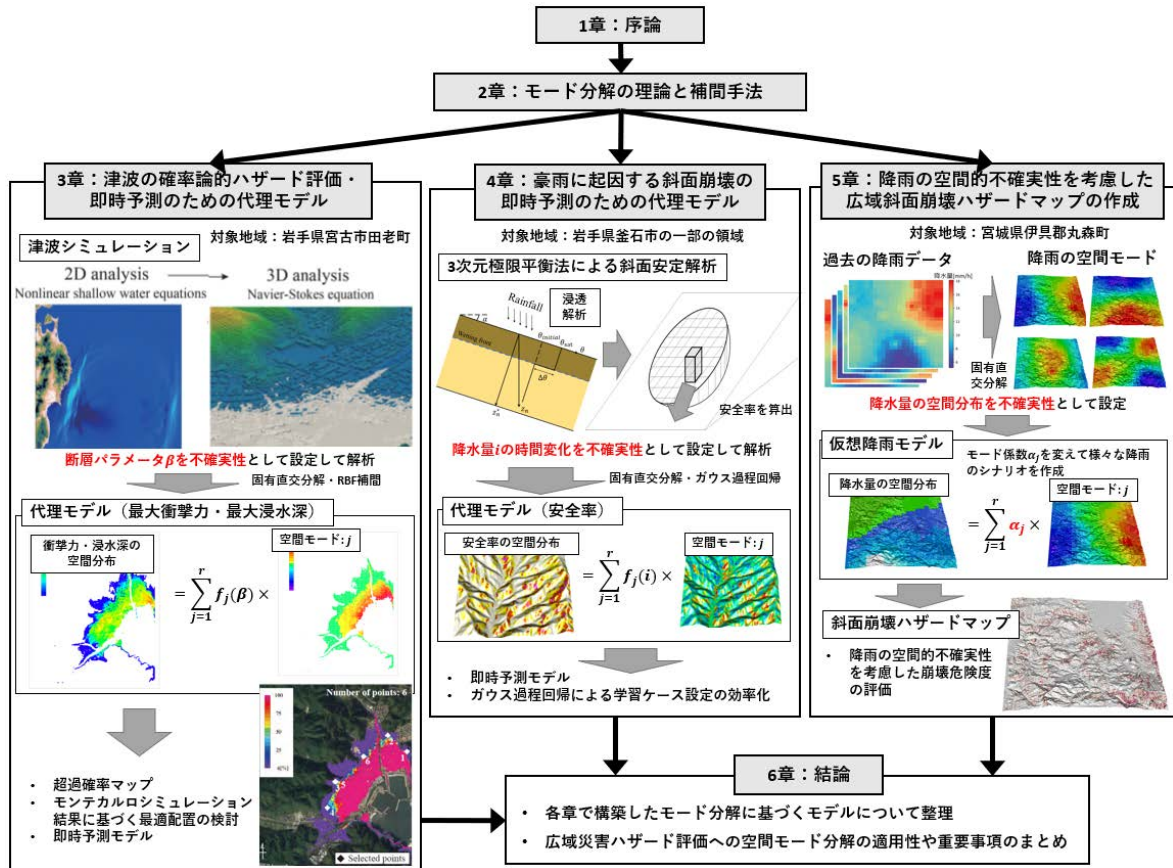


図- 1.1 本論文の全体構成

最後に、本論文の全体構成を以下にまとめる。全体の構成についてまとめたものを図-1.1に示す。

第2章では、モード分解手法を含めた機械学習の手法について、本研究で使用するものをまとめる。本研究では、モード分解の手法として、固有直交分解を適用する。また、代理モデルの構築のために使用するRBF補間とガウス過程回帰についても説明する。さらに、これらの手法を次章以降で示す適用例においてどのように使用するかについて、最後に整理する。

第3章では、1つ目の適用例として、津波シミュレーションに対する適用例を示す。

東北地方太平洋沖地震津波で大きな被害が発生した岩手県宮古市田老町を対象とした解析結果に対する適用例を示す。断層パラメータを不確実性として様々なシナリオで数値解析を実施し、それらの結果を用いて建物に作用する最大流体力分布と最大浸水深分布の代理モデルの構築を行う。構築した代理モデルの精度検証を行うとともに、モンテカルロシミュレーションによって超過確率マップを作成する。さらに、遺伝的アルゴリズムを用いた施設の最適配置問題に関する例を示してその適用性について議論する。また、時間方向を含めた代理モデルを構築して、即時予測への適用性についても合わせて議論する。

第4章では、2つ目の適用例として、斜面安定解析の結果に対する適用例を示す。本論文では、豪雨に起因する斜面崩壊を対象とした数値解析を実施する。降水量を不確実性として設定し、任意の降水イベントに対する斜面崩壊危険度分布を低い計算コストで算出可能な代理モデルの構築を行い、構築したモデルの即時予測への有用性について議論する。ここでは、提案手法の簡単な例を示すために、比較的小さな領域（岩手県釜石市の一部領域）での適用例を示すこととしている。また、本章では、ガウス過程回帰を用いた学習データの効率的な追加方法についての議論も行い、効率的に代理モデルの構築を行う方法についても合わせて示す。

第5章では、広域での斜面崩壊危険度評価について、降雨の空間的な不確実性を含めた評価の例を示す。本章では、令和元年東日本台風で複数の斜面崩壊が確認された宮城県伊具郡丸森町を対象とした評価を行う。対象地域の過去の降雨データに対してモード分解を適用し、空間モードを用いて対象地域の降雨特性を反映した仮想的な降雨のシナリオを作成する手法について示す。また、作成した仮想降雨を用いて広域斜面崩壊危険度のハザードマップを作成し、降雨の空間的な不確実性が広域斜面安定解析に与える影響について議論する。

第6章では、第3章から第5章までで示した広域災害ハザード評価例での数値解析

とモード分解の融合について，モード分解の使用目的，対象とする不確実性やデータなどについて整理し，各章で構築したモデルの違いについてまとめる．また，広域災害ハザード評価に対する空間モード分解の適用のメリットおよびデメリットについて，各データ間で共通する指標である寄与率やデータの事前処理方法に関する考察を通じて整理を行う．

## 第2章 モード分解の理論と補間手法

本章では、数値解析結果を効率的に確率論的評価や即時予測に活用するための手法を説明する。なお、ここで説明する手法は、本論文の複数箇所を使用するものである。まず、モード分解手法として、固有直交分解（Proper Orthogonal Decomposition: POD）について説明する。その後、2つの補間手法として、動径基底関数（Radial Basis Function: RBF）補間とガウス過程回帰（Gaussian Process Regression: GPR）について説明する。最後に、3章以降の3つの適用例における各手法の位置づけについて整理する。

### 2.1 固有直交分解

固有直交分解（Proper Orthogonal Decomposition: POD）<sup>56)</sup> は、データの特徴を抽出するための手法であり、データの分散を最大化する固有方向を抽出することでデータを表現する手法である。また、次元削減のためにも用いられる。

データに対して POD を適用するにあたり、データ行列を定義する。まず、数値解析結果をデータベクトルに格納するイメージを図-2.1 に示す。1つのケースのデータをベクトルとして  $\mathbf{x}_i (i = 1, \dots, N)$  として定義する。ここで、 $N$  はケース数を表現しており、各データベクトル  $\mathbf{x}_i$  は  $n$  個の成分を持つベクトルとする。本研究では、 $N, n$  がそれぞれ不確実性シナリオ数、ハザード指標の評価点数を表す形になる。このデータベクトル

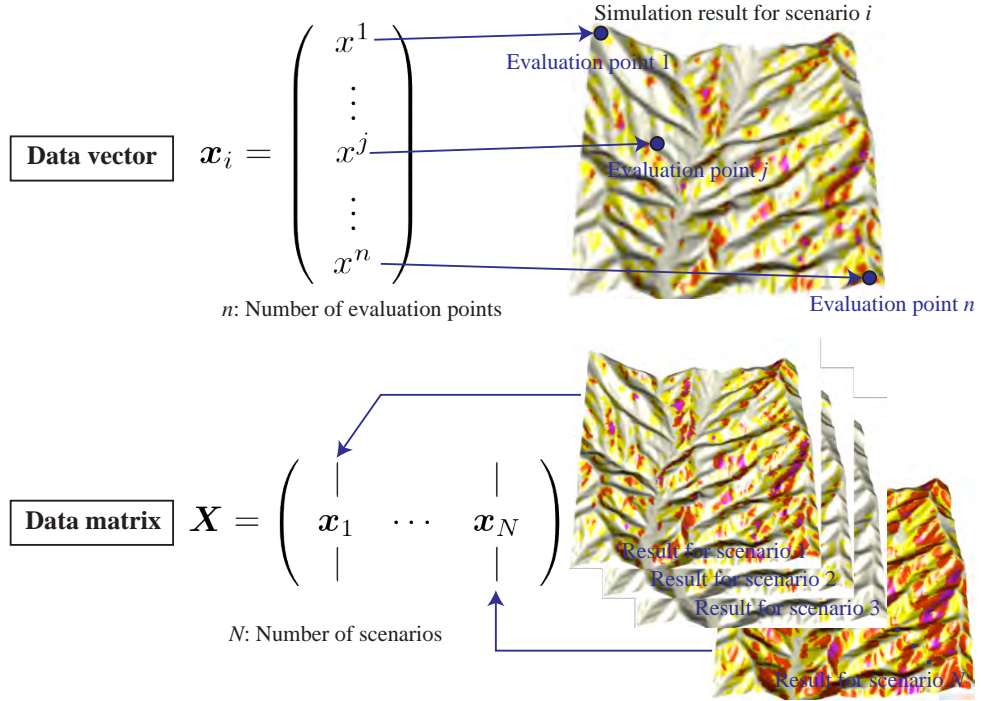


図-2.1 データベクトル・データ行列への数値解析結果の格納のイメージ

ルを列方向に並べたものとしてデータ行列を以下のように定義する．

$$X = \begin{pmatrix} | & & | \\ \mathbf{x}_1 & \cdots & \mathbf{x}_N \\ | & & | \end{pmatrix} \quad (2.1)$$

式(2.1)の縦線は，列ベクトルであることを明示するために用いている．このデータ行列を用いて，データの共分散行列は以下のように表現される．

$$C = XX^T \quad (2.2)$$

この行列に対して固有値解析を実施することで得られる固有ベクトルがデータの特徴を表現する基底（モード）であり，固有値が各固有ベクトルのデータに対する寄与度を表現する．なお，データに対して，あらかじめ平均値を引くことで中心化したり，標準化したりする場合もあるが，本研究では適用例それぞれで対応が異なるため，各章の部分で説明する．ここで共分散行列に対する  $j$  番目の固有値を  $\lambda_j$ ，モードを  $\mathbf{u}_j (j = 1, \dots, n)$  と定義

する．また，固有値については，大きい順に第1固有値から並んでいる ( $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \lambda_n$ ) ものとする．固有値がデータの説明能力（寄与度）を表現する指標であることから，小さい固有値に対応するモードは，データをほとんど説明しないようなモードになるため，そのようなものを省略して，次元削減をした形でデータを表現する場合もある．そのような場合に，削減する次元数を決定するための指標として，しばしば寄与率が用いられる． $j$  番目のモードに対する寄与率  $d_j$  は，全固有値の総和に対する比率として，以下の式のように表現される．

$$d_j = \frac{\lambda_j}{\sum_{k=1}^n \lambda_k} \quad (2.3)$$

寄与率も第1モードに対応する値から大きい順に並ぶことになるため，その減少の様子に応じて閾値を設定してモード数を決定する．次元削減を実施し，モードを減らしてデータを表現した場合，省略したモードに含まれる情報が失われてしまうことに注意が必要である．

ここで，特異値分解（Singular Value Decomposition: SVD）を用いると，PODで抽出されるモードに基づいて以下のように表現される．

$$X = \begin{pmatrix} | & & | \\ x_1 & \dots & x_N \\ | & & | \end{pmatrix} = U \Sigma V^T = \begin{pmatrix} | & & | \\ u_1 & \dots & u_p \\ | & & | \end{pmatrix} \begin{pmatrix} \sqrt{\lambda_1} & & \\ & \ddots & \\ & & \sqrt{\lambda_p} \end{pmatrix} \begin{pmatrix} - & v_1 & - \\ & \vdots & \\ - & v_p & - \end{pmatrix} \quad (2.4)$$

ここで， $U$  が共分散行列  $C$  の固有値解析から得られるモードが列方向に並ぶ行列， $V$  が  $C' = X^T X$  の固有値解析によって得られる固有ベクトルが列方向に並ぶ行列であり，それぞれ直交行列である．ここでも，ベクトルであることを明示するために，縦線や横線を用いてこれらのベクトルを表現している．また， $\Sigma$  が共分散行列の固有値の平方根（特異値）が対角項に並ぶ行列であり， $p$  がゼロより大きいの特異値の数を表す．式 (2.4) の式を行列  $C$  と行列  $C'$  に特異値分解の式を代入すると以下になる．

$$C = X X^T = (U \Sigma V^T)(V \Sigma U^T) = U \Sigma^2 U^T \quad (2.5)$$

$$\mathbf{C}' = \mathbf{X}^T \mathbf{X} = (\mathbf{V} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{U}^T)(\mathbf{U} \boldsymbol{\Sigma} \mathbf{V}^T) = \mathbf{V} \boldsymbol{\Sigma}^2 \mathbf{V}^T \quad (2.6)$$

このように、それぞれの固有値問題の形で表現され、 $\mathbf{U}$ と $\mathbf{V}$ が $\mathbf{C}$ と $\mathbf{C}'$ それぞれの固有ベクトルであること、共通の非ゼロの固有値を持つことが確認できる。特異値分解の関係から、ケース $i$ のデータベクトル $\mathbf{x}_i$ はモード $\mathbf{u}_j(j = 1, \dots, p)$ の線形結合として以下のように表現される。

$$\mathbf{x}_i = \sum_{k=1}^p (\sqrt{\lambda_k} v_{ik}) \mathbf{u}_k = \sum_{k=1}^p \alpha_{ik} \mathbf{u}_k = \alpha_{i1} \mathbf{u}_1 + \dots + \alpha_{ip} \mathbf{u}_p \quad (2.7)$$

ここで、 $v_{ij}$ が行列 $\mathbf{V}$ の $i$ 行 $j$ 列成分を示している。また、 $\alpha_{ik}$ がケース $i$ 、第 $k$ モードに対する係数を示しており、この係数を以降ではPOD係数と呼ぶこととする。固有値が大きい順に並んでいることから、POD係数も低次のモードに対応するものほど絶対値の大きな値となっている。寄与率などを考慮して縮約する次元数（モード数） $r$ を決定すると、次元縮約した場合のデータベクトルは以下のように近似的に表現される。

$$\mathbf{x}_i \simeq \hat{\mathbf{x}}_i = \sum_{k=1}^r \alpha_{ik} \mathbf{u}_k = \alpha_{i1} \mathbf{u}_1 + \dots + \alpha_{ir} \mathbf{u}_r \quad (2.8)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{x}}_i$ がデータ行列 $\mathbf{x}_i$ を近似表現したデータベクトルである。このように、データの特徴を表現するモードの線形結合としてデータを表現することができ、主要な数モードのみでデータを近似的に表現することもできる。ただし、先述したように省略したモードに含まれる情報は失われるため、その分の誤差が生じることに注意が必要である。

## 2.2 RBF 補間

Radial Basis Function (RBF) 補間<sup>87)</sup> は動径基底関数 (RBF) を用いて入出力データ $(\mathbf{a}_i, b_i)(i = 1, \dots, N)$ の補間を行う手法であり、非線形性を考慮した回帰を行うことができる。ここで $\mathbf{a}_i$ がシナリオ $i$ での入力パラメータ群であり、 $b_i$ がシナリオ $i$ の出力結

果を表している．また，入力データがその空間上に等間隔に並んでいない場合や欠損がある場合などにも対応できるという特徴を有しており．RBF 補間は以下の式で表現される．

$$f(\mathbf{a}) = \sum_{i=1}^N w_i \phi(\mathbf{a}, \mathbf{a}_i) \quad (2.9)$$

ここで， $w_i$  が重みである．また， $\phi$  が動径基底関数であり，パラメータ空間上の距離の関数として表現される．本研究では，以下のように表現される動径基底関数を使用する．

$$\phi(\mathbf{a}, \mathbf{a}_i) = \exp(-\beta \|\mathbf{a} - \mathbf{a}_i\|^2) \quad (2.10)$$

ここで  $\beta$  が関数の平滑度を決定するパラメータであり，後述するクロスバリデーションを用いることで決定される．動径基底関数は，重みの計算に使用した入力パラメータ群の値に近いほど 1 に近づき，遠いほど 0 に近づいていく．これは，パラメータ空間内でより近いデータを参照し，遠いデータについてはほとんど参照しないということの意味している．また，RBF 補間の中の重みについては，既知の入力パラメータ群  $\mathbf{a}_i$  とその出力結果  $f(\mathbf{a}_i)$  の対応関係を式 (2.9) に代入し，ケース数分連立した以下の式により計算することができる．

$$\begin{pmatrix} b_1 \\ \vdots \\ b_N \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \phi(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_1) & \cdots & \phi(\mathbf{a}_1, \mathbf{a}_N) \\ \vdots & & \vdots \\ \phi(\mathbf{a}_N, \mathbf{a}_1) & \cdots & \phi(\mathbf{a}_N, \mathbf{a}_N) \end{pmatrix} \begin{pmatrix} w_1 \\ \vdots \\ w_N \end{pmatrix} \quad (2.11)$$

それぞれをボールド表記で表すと以下のようなになる．

$$\mathbf{b} = \Phi \mathbf{w} \quad (2.12)$$

式 (2.11) より求められる重みをそのまま用いた関数は，参照したデータ点を必ず通る連続関数として表現される．しかし，補間を行うデータ群によっては，データ点間



を結ぶ曲面が局所的に振動してしまう場合（過学習）があり，そのようなモデルは物理現象を表現するモデルとして不適切である．そこで本研究では，その問題を解決するために，正則化項を導入する．本研究では，以下に示す L2 正則化<sup>88)</sup>を導入することとし，RBF 補間の重みは以下の式を解くことにより求められる．

$$\arg \min_w (\|f - \Phi w\|_2^2 + \lambda \|w\|_2^2) \quad (2.13)$$

ここで， $\lambda$ が正則化の度合いを示すパラメータである．L2 正則化を導入することで，過学習を防ぐことが可能となる．ただし，正則化項を導入することで構築されたモデルは必ずしもデータ点を通るとは限らないということに注意が必要である．パラメータ  $\lambda$  は理論的に決定することは不可能であるため，RBF パラメータ  $\beta$  と同じようにクロスバリデーションを用いて決定する．

クロスバリデーション<sup>89)</sup>とは，データを学習用のデータと誤差評価をするための検証用のデータに分けて学習することでフィッティングパラメータ（ここではパラメータ  $\beta, \lambda$  など）の精度評価を行うことをいう．クロスバリデーションのイメージを図-2.2に示す．このように，学習ケースによって作られたモデルと検証ケースの誤差を計算し，学習・検証ケースの分け方を変えて繰り返し，それらの平均をとることによってモデルの精度を計算する．本研究では，学習ケースと検証ケースの分割数については，学習ケース数が適用例ごとに異なることから，個別に設定することとし，誤差指標についても適用例ごとに示すこととする．

## 2.3 ガウス過程回帰

ガウス過程回帰 (Gaussian Process Regression: GPR)<sup>90),91)</sup> は，入出力データ  $(\mathbf{a}_i, b_i) (i = 1, \dots, N)$  の出力値  $b_i$  の同時分布がガウス分布に従うと仮定して，非線形の回帰モデルを構築する手法である．ガウス過程回帰では，推定される関数は1つの関数ではなく，関

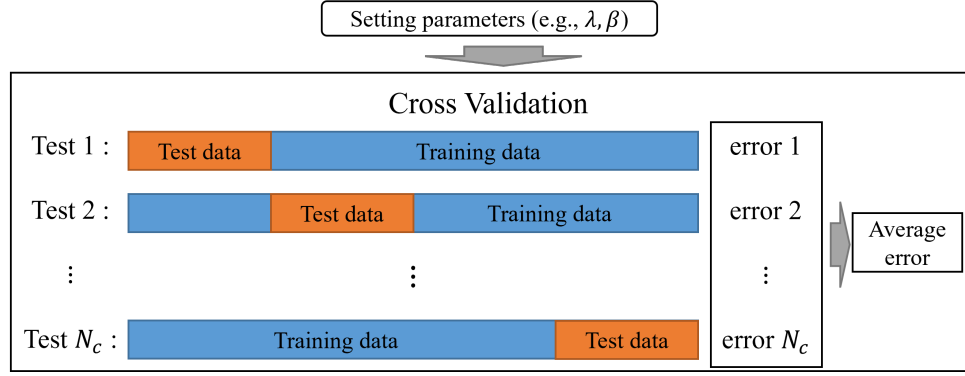


図-2.2 クロスバリデーションのイメージ

数の分布として得られることから、推定の不確実性を表現できるという特徴を有している。まず、出力値  $b_i$  が、ノイズ  $\epsilon$  が加わったものとして観測されたとすると、以下のように表現できる。

$$b_i = f(\mathbf{a}_i) + \epsilon \quad (2.14)$$

ここで、ノイズは  $\epsilon \sim N[0, \sigma^2]$  と平均ゼロの独立なガウス分布とする。ここで、 $\mathbf{b} = (b_1, \dots, b_N)^T$  を出力値をまとめたベクトルとして表現し、 $\mathbf{f}(\mathbf{A}) = (f(\mathbf{a}_1), \dots, f(\mathbf{a}_N))^T$  を関数値をまとめたベクトルとして表すと、関数値の同時分布は以下のように与えられる。

$$\mathbf{f}(\mathbf{A}) \sim N[\boldsymbol{\mu}(\mathbf{A}), \mathbf{K}] \quad (2.15)$$

ここで、 $\boldsymbol{\mu}(\mathbf{A})$  が関数値の平均値を並べたベクトルである。また、行列  $\mathbf{K}$  が  $k(\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j)$  を  $i$  行  $j$  列成分とする行列であり、共分散を表現する行列である。また、 $k(\mathbf{a}_i, \mathbf{a}_j)$  はカーネル関数であり、その共分散の性質を表現する。本研究では、以下のガウスカーネルをカーネル関数として使用する。

$$k(\mathbf{a}, \mathbf{a}^*) = \exp(-\beta \|\mathbf{a} - \mathbf{a}^*\|^2) \quad (2.16)$$

出力値  $\mathbf{b}$  は、式 (2.14) より関数値  $\mathbf{f}(\mathbf{A})$  に独立なガウスノイズが加わったものとして表現でき、それぞれがガウス分布に従うことから、出力値  $\mathbf{b}$  もガウス分布として以下の

ように表される．

$$\mathbf{b} \sim N[\mu(\mathbf{A}), \mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I}] \quad (2.17)$$

ここで， $\mathbf{I}$ は $\mathbf{K}$ と同じサイズ( $N \times N$ )の単位行列である．任意の評価点 $\mathbf{b}$ における関数値 $f(\mathbf{a})$ との同時分布を考えると，

$$\begin{pmatrix} \mathbf{b} \\ f(\mathbf{a}) \end{pmatrix} \sim N \left[ \begin{pmatrix} \mu(\mathbf{A}) \\ \mu(\mathbf{a}) \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} \mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I} & \mathbf{k}(\mathbf{a}) \\ \mathbf{k}^T(\mathbf{a}) & k(\mathbf{a}, \mathbf{a}) \end{pmatrix} \right] \quad (2.18)$$

ここで， $\mu(\mathbf{a})$ は $f(\mathbf{a})$ の平均である．また， $\mathbf{k}(\mathbf{a})$ は以下の式のように与えられる．

$$\mathbf{k}(\mathbf{a}) = (k(\mathbf{a}, \mathbf{a}_1), \dots, k(\mathbf{a}, \mathbf{a}_N))^T \quad (2.19)$$

である． $\mathbf{b}$ が与えられた時の条件付確率を考えると，任意の入力値 $\mathbf{a}$ に対する出力の平均値 $\hat{\mu}(\mathbf{a})$ と分散 $\hat{v}(\mathbf{a})$ は以下の式のように求められる．

$$\hat{\mu}(\mathbf{a}) = \mu(\mathbf{a}) + \mathbf{k}^T(\mathbf{a})[\mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1}(\mathbf{b} - \mu(\mathbf{A})) \quad (2.20)$$

$$\hat{v}(\mathbf{a}) = k(\mathbf{a}, \mathbf{a}) - \mathbf{k}^T(\mathbf{a})[\mathbf{K} + \sigma^2 \mathbf{I}]^{-1} \mathbf{k}(\mathbf{a}) \quad (2.21)$$

カーネル関数のハイパーパラメータやノイズの値については，RBF補間のパラメータ，正則化パラメータの決定と同様に，クロスバリデーションを用いて決定する．

## 2.4 各手法の適用例に対する位置づけ

ここでは，ここまで述べてきた手法について，次章から示す適用例の中でどのように使用するについてまとめる．一覧としてまとめたものを表-2.1に示す．各適用例ごとに，目的，入力データ（対象とする不確実性），数値解析手法，出力結果，POD, RBF, GPRの中で使用する手法についてまとめている．

表- 2.1 各手法の各適用例における位置づけ

章	3 章	4 章	5 章
目的	確率論的ハザード評価 即時予測	即時予測	空間分布特性の把握
入力 (不確実性)	断層パラメータ	降水量	降水量分布
数値解析手法	Shallow water equations 3D Navier-Stokes equation	3D slope stability analysis (Limit equilibrium method) Green-Ampt model	-
出力結果	流体力・浸水深	安全率	降水量
手法	POD & RBF	POD & GPR	POD

まず、第3章では、津波の数値解析結果に対する適用例を示す。ここでは、ある地域に遡上する津波を対象とした解析を実施し、その結果をもとに確率論的ハザード評価及び即時予測のためモデルを構築する。1つのシナリオに対する計算コストが非常に大きく、また広域を対象とするため、評価点が非常に多くなることから、PODを用いた代理モデルの構築を行い、確率論的ハザード評価及び即時予測への適用性及び課題について議論する。3章に詳しく述べるが、この例では、不確実性として断層パラメータを選定している。また、確率論的ハザード評価として、確率論に基づく施設の最適配置問題への適用例についても併せて示す。

次に、第4章では、豪雨に起因する広域斜面崩壊危険度評価に関する数値解析に対する適用例を示す。Green-Amptモデルを用いた浸透解析と極限平衡法を用いた3次元斜面安定解析によって、豪雨による斜面の不安定性に関する評価を行う。この例では、降水量を不確実性として数値解析を実施することで安全率を算出し、PODとGPRを用いて代理モデルを構築する。また、GPRによって算出されるばらつきの情報を用いて、学習ケースを効率的に増やす方法について議論する。

最後に、第5章では、ある地域における過去の降雨データを対象として、その空間分布データに対してPODを適用する。ここでは、上の2つのように代理モデルを構築

するのではなく、対象地域の過去の降水量データの空間分布特性の把握のために POD を適用する。この例では、数値解析結果に対する適用例ではないが、得られた空間分布特性から対象地域に降りそうな仮想の降雨データを作成して斜面安定解析の入力条件として使用し、斜面崩壊危険度のハザードマップを構築する。

## 第3章 津波の確率論的ハザード評価・即時予測 のための代理モデル

まず1つ目の適用例として、津波シミュレーション結果に対する適用例を示す。本研究では、ある都市に遡上する津波の数値解析結果に対して、固有直交分解 (POD) を用いて代理モデルを構築し、確率論的津波ハザード評価 (Probabilistic Tsunami Hazard Assessment: PTHA) や津波の即時予測へ適用する。また、その結果に基づいて、提案する枠組みの適用性やその課題についてまとめる。

本章の構成を図-3.1 に示す。まず、数値シミュレーションと対象事例について説明する。本研究では、2次元解析と3次元解析を組み合わせた解析を現象の不確実性を考慮して実施する。本研究では津波ハザード指標として、津波流体力と浸水深の時空間分布データを対象としている。次に、PODを用いて代理モデルを構築する。本研究では、空間分布データに対する適用として、ハザード指標の最大値の空間分布および時空間分布データに対する適用例の2つについてまとめる。最大値の空間分布データに対する適用例では、モンテカルロシミュレーションを適用することで、確率論的評価を実施するとともに、その結果と遺伝的アルゴリズムを用いて施設の最適配置に関する例題に適用し、確率論的ハザード評価への適用性について議論を行う。また時空間分布データに対する適用例では、時間方向も含めた代理モデルを構築して、その有用性について議論する。

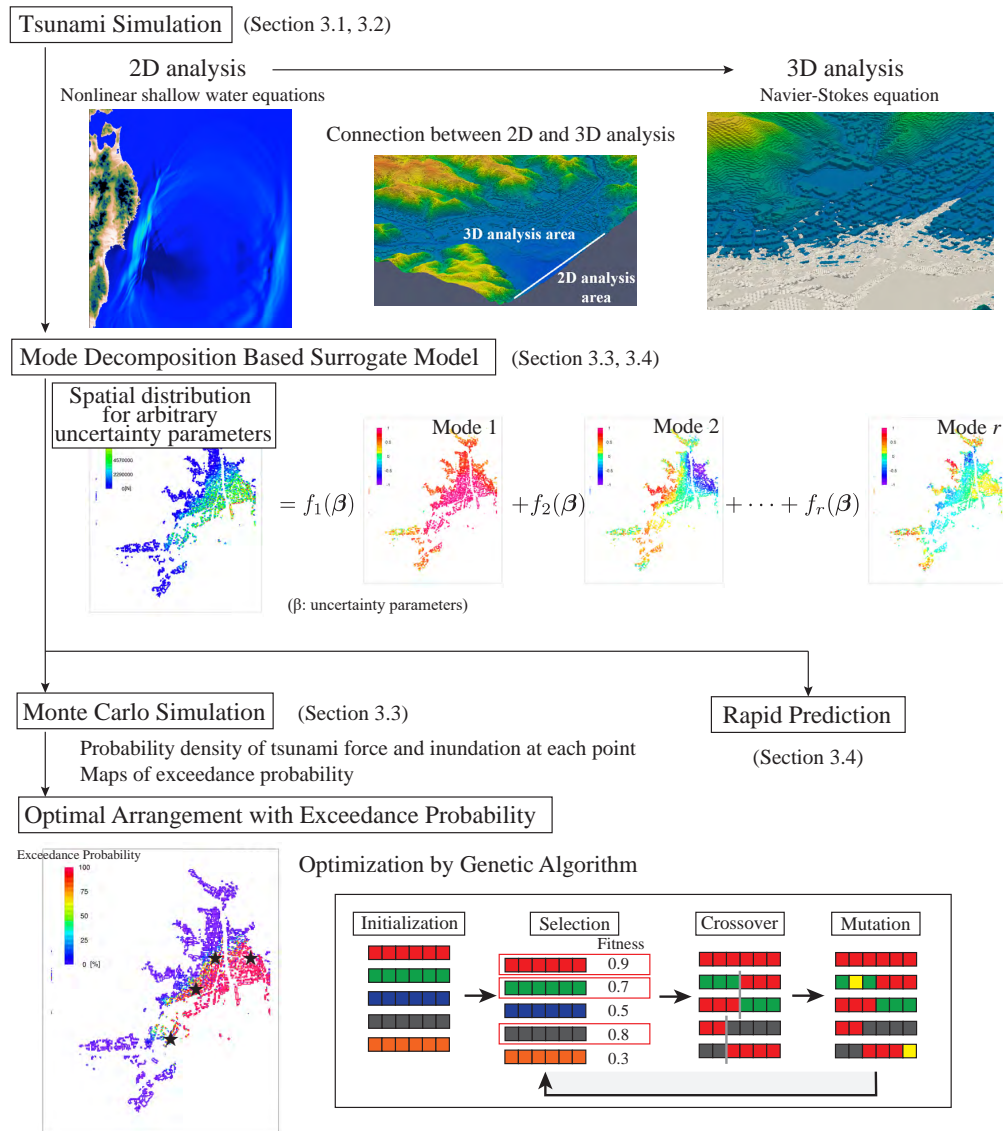


図-3.1 モード分解に基づく代理モデルを用いた津波ハザード評価のための枠組みのフローチャート

### 3.1 津波シミュレーション

ここでは、まず津波解析の手順について説明する．本研究では、ある都市域に流入する津波に関する詳細な数値解析を行うにあたり、2次元の広域津波解析と3次元解析の2つのステップに分けた解析を行う．まず、2次元広域津波解析を行うことで、対象地域の湾内で観測される津波高さや流速の時刻歴データを取得する．次に、2次元解析で得られた時刻歴データを入力条件として用いて都市内に遡上する津波の解析を行う．都市内に遡上する津波のハザード指標の時空間分布を詳細に観察するため、この部分については3次元解析を適用する．本節ではこれらの数値解析手法について概説し、数値解析結果の妥当性の検証を行う．なお、2次元解析と3次元解析の境界での接続については、Takase et al. (2016)<sup>92)</sup>を参考に行っている．

#### 3.1.1 支配方程式

先述のように、広域での津波伝搬の解析には、主に2次元浅水波シミュレーションを用いる．本研究では、浅水波理論に基づいた津波シミュレーションコードである TUNAMI-N2<sup>93),94)</sup>を用いて解析を実施し、沖合での津波伝搬の様子を表現した．連続式と非線形浅水長波式は以下のとおりである．

$$\frac{\partial \eta}{\partial t} + \frac{\partial M}{\partial x} + \frac{\partial N}{\partial y} = 0 \quad (3.1)$$

$$\frac{\partial M}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left[ \frac{M^2}{D} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[ \frac{MN}{D} \right] + gD \frac{\partial \eta}{\partial x} + \frac{gn^2}{D^{7/3}} N \sqrt{M^2 + N^2} = 0 \quad (3.2)$$

$$\frac{\partial N}{\partial t} + \frac{\partial}{\partial x} \left[ \frac{MN}{D} \right] + \frac{\partial}{\partial y} \left[ \frac{N^2}{D} \right] + gD \frac{\partial \eta}{\partial y} + \frac{gn^2}{D^{7/3}} N \sqrt{M^2 + N^2} = 0 \quad (3.3)$$

ここで、 $M$ と $N$ が $x$ 方向及び $y$ 方向の流量フラックス、 $\eta$ が水位、 $D$ 全水深、 $g$ が重力加速度、 $n$ がマンニングの粗度係数である．また、3次元解析については、Navier-Stokes



式および連続式を用いる.

$$\rho \left( \frac{\partial \mathbf{u}}{\partial t} + \mathbf{u} \cdot \nabla \mathbf{u} - \mathbf{f} \right) - \nabla \cdot \boldsymbol{\sigma} = 0 \quad (3.4)$$

$$\nabla \cdot \mathbf{u} = 0 \quad (3.5)$$

ここで,  $\rho$  が密度,  $\mathbf{u}$  が速度ベクトル,  $\boldsymbol{\sigma}$  が応力テンソル,  $\mathbf{f}$  が物体力ベクトルである. また, Newton 流体を仮定し, 構成則には以下の式を用いる.

$$\boldsymbol{\sigma} = -p\mathbf{I} + 2\mu\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}) \quad (3.6)$$

ここで  $p$  が圧力,  $\mu$  が粘性係数であり,  $\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u})$  が次式で定義される変形速度テンソルである.

$$\boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{u}) = \frac{1}{2} (\nabla \mathbf{u} + (\nabla \mathbf{u})^T) \quad (3.7)$$

式 (3.4), (3.5) に示す 3 次元解析の支配方程式を解くために, 本研究では安定化有限要素法 (stabilized finite element method: SFEM) の 1 つである SUPG/PSPG 法<sup>95)</sup> を用いる. その定式化に従って, 次式のような有限要素方程式が得られる.

$$\begin{aligned} & \rho \int_{\Omega_{\text{ns}}} \mathbf{w}^h \cdot \rho \left( \frac{\partial \mathbf{u}^h}{\partial t} + \mathbf{u}^h \cdot \nabla \mathbf{u}^h - \mathbf{f} \right) d\Omega + \int_{\Omega_{\text{ns}}} \boldsymbol{\varepsilon}(\mathbf{w}^h) : \boldsymbol{\sigma}(\mathbf{u}^h, p^h) d\Omega + \int_{\Omega_{\text{ns}}} q^h \nabla \cdot \mathbf{u}^h d\Omega \\ & + \sum_{e=1}^{n_{\text{el}}} \int_{\Omega_{\text{ns}}^e} \left\{ \tau_{\text{supg}}^{\text{ns}} \mathbf{u}^h \cdot \nabla \mathbf{w}^h + \tau_{\text{pspg}}^{\text{ns}} \frac{1}{\rho} \nabla q \right\} \cdot \left\{ \rho \left( \frac{\partial \mathbf{u}^h}{\partial t} + \mathbf{u}^h \cdot \nabla \mathbf{u}^h - \mathbf{f} \right) - \nabla \cdot \boldsymbol{\sigma}(\mathbf{u}^h, p^h) \right\} d\Omega \\ & + \sum_{e=1}^{n_{\text{el}}} \int_{\Omega_{\text{ns}}^e} \tau_{\text{cont}}^{\text{ns}} \nabla \cdot \mathbf{w}^h \rho \nabla \cdot \mathbf{u}^h d\Omega = 0 \end{aligned} \quad (3.8)$$

ここで,  $\Omega_{\text{ns}} \in \mathbb{R}^3$  が Navier-Stokes 式の解析領域を示しており,  $n_{\text{el}}$  要素数,  $\mathbf{u}^h$  と  $p^h$  がそれぞれ速度と圧力の有限要素近似式,  $\mathbf{w}^h$  と  $q^h$  がそれぞれ運動方程式と連続式に対する重み関数の近似式である. 式の中に第 4 項は移流の卓越に対して安定化を施す SUPG 項, および圧力振動を回避するための PSPG 項であり, 第 5 項は自由表面の数値不安定性を回避するための衝撃捕捉項<sup>96)</sup> である. また,  $\tau_{\text{supg}}^{\text{ns}}, \tau_{\text{pspg}}^{\text{ns}}, \tau_{\text{cont}}^{\text{ns}}$  は安定化パラメータである.

本研究では、界面補足の手法として、砕波等の複雑な自由表面形状を表現し、かつ建物回りの複雑な形状を考慮可能な Phase-Field モデルを用いた解析手法を採用し、建物に作用する流体力の評価を実施する。Phase-field 法では、次式に示す保存形式に修正された Allen-Cahn 型移流方程式<sup>97),98)</sup> を解くことで自由表面位置を決定する。

$$\frac{\partial \phi}{\partial t} \mathbf{u} \cdot \nabla \phi = \frac{\epsilon}{\delta} \nabla \cdot (\delta(\nabla \phi) - F_a), F_a = \phi(1 - \phi) \frac{\nabla \phi}{|\nabla \phi|} \quad (3.9)$$

ここで、 $\phi$  が Phase-Field 変数であり、気体であれば 0.0、液体であれば 1.0 を取る。また、 $\epsilon$  が移動度であり、 $\delta$  が界面領域の代表幅である。各要素における流体の密度  $\rho$  と粘性係数  $\mu$  は、液体（水）と気体（空気）の密度  $\rho_l, \rho_g$  と粘性係数  $\mu_l, \mu_g$ 、Phase-Field 変数  $\phi$  を用いて次のように表される。

$$\rho = \rho_l \phi + \rho_g (1 - \phi) \quad (3.10)$$

$$\mu = \mu_l \phi + \mu_g (1 - \phi) \quad (3.11)$$

Allen-Cahn 式に対して、SUPG 法に基づく安定化有限要素法を適用することで、以下のような離散化方程式が得られる。

$$\begin{aligned} & \int_{\Omega^p} \phi_*^h \left( \frac{\partial \phi^h}{\partial t} + \mathbf{u}^h \cdot \nabla \phi \right) d\Omega + \int_{\Omega^p} \epsilon \nabla \phi_*^h \cdot \nabla \phi d\Omega + \int_{\Omega^p} \phi_*^h \frac{\epsilon}{\delta} \nabla F_a d\Omega \\ & + \sum_{e=1}^{n_{el}} \int_{\Omega_e^p} \left( \tau_\phi \mathbf{u}^h \cdot \nabla \phi_*^h \right) \cdot \left( \frac{\partial \phi^h}{\partial t} + \mathbf{u}^h \cdot \nabla \phi^h - \frac{\epsilon}{\delta} \nabla \cdot (\delta(\nabla \phi) - F_a) \right) d\Omega = 0 \end{aligned} \quad (3.12)$$

ここで、 $\phi^h$  と  $\phi_*^h$  が Phase-Field 変数  $\phi$  とその重みの有限要素近似式である。また、 $\tau_\phi$  は安定化パラメータであり次式のように定義される。

$$\tau_\phi = \left[ \left( \frac{2}{\Delta t} \right)^2 + \left( \frac{2 \|\mathbf{u}^h\|}{h_e} \right)^2 \right]^{-\frac{1}{2}} \quad (3.13)$$

ここで  $h_e$  は要素長である。

### 3.1.2 数値解析手法の妥当性検証

前に述べた数値解析手法の妥当性の検証のために、Winter et al. (2020)<sup>99)</sup> によって実施された実験結果との比較を行う。この実験では、構造物の配置をいくつか変化させながら構造物に作用する力の評価を実施しており、本研究では実験の結果と数値シミュレーションの結果の比較を行う。

実験の詳細について、実験の全体図を図-3.2 に、構造物の配置と実験での構造物の写真を図-3.3 に示す。図-3.2 の左側にある Wave Maker の変位を制御することによって波を発生させており、その変位の与え方を図-3.4 に示す。このうち本研究では、Winter et al. (2020) で行われた実験のうち Unbroken Wave を対象とした結果について、構造物に作用する流体力と浸水深の比較を行う。

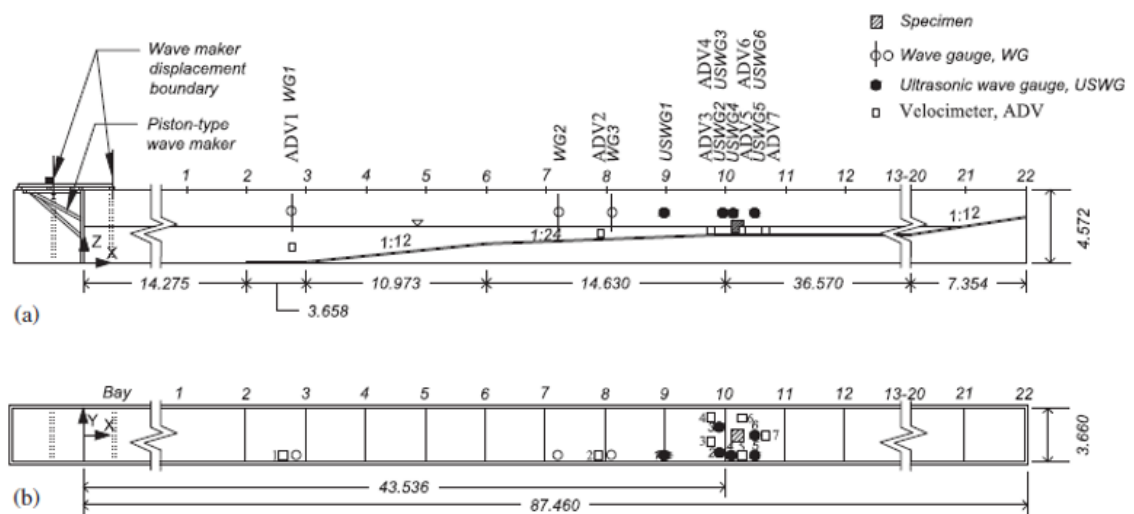


図-3.2 3次元解析の妥当性検証のための実験のモデルの全体図（Winter et al.(2020) より引用）

数値解析結果と実験結果の比較について、構造物に作用する流体力と自由表面の時間変化の比較を図-3.5 に示す。また、流速分布のスナップショットを図-3.6 に示す。得られた結果から、数値シミュレーションによって浸水深や流体力の時間変化を概ねと

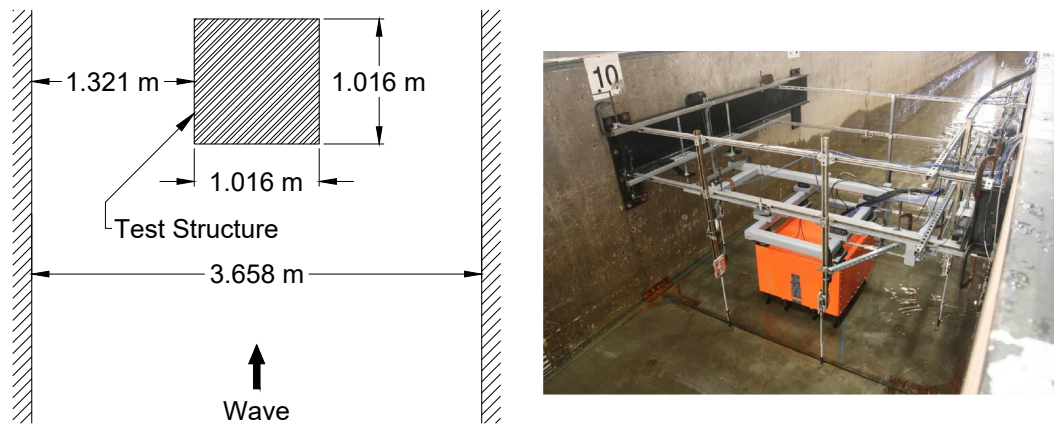


図-3.3 実験で対象とする構造物の様子 (Winter et al.(2020) より引用)

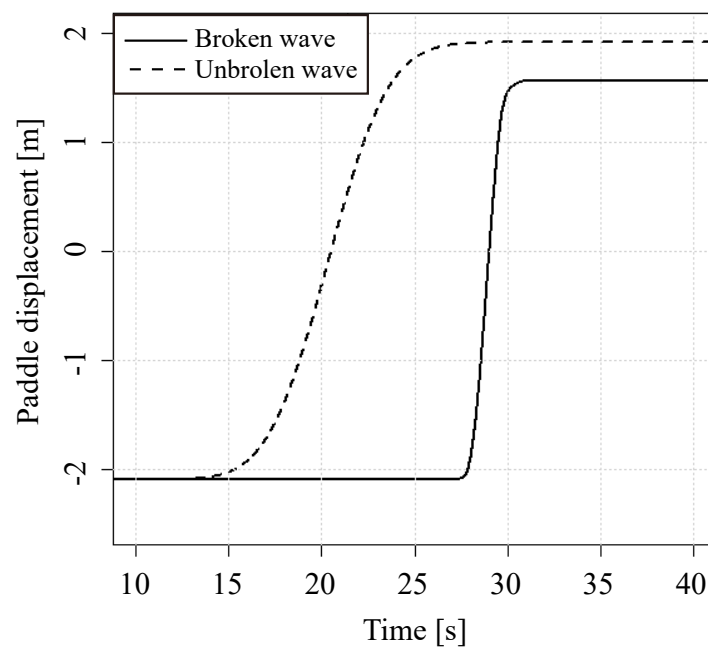


図-3.4 Wave maker の変位の与え方

らえることができていることから、数値解析手法の妥当性が確認できる。

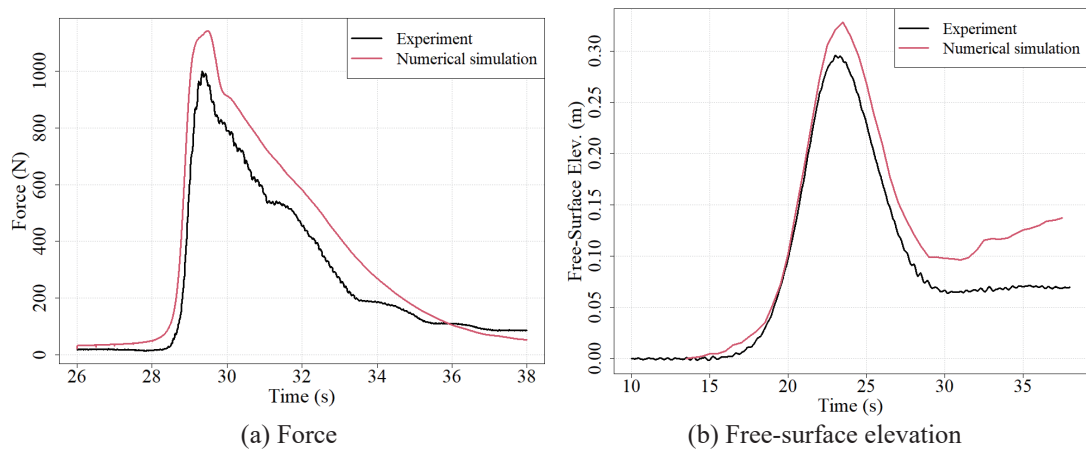


図- 3.5 数値解析結果と実験結果の比較 ((a) 流体力, (b) 自由表面水位)

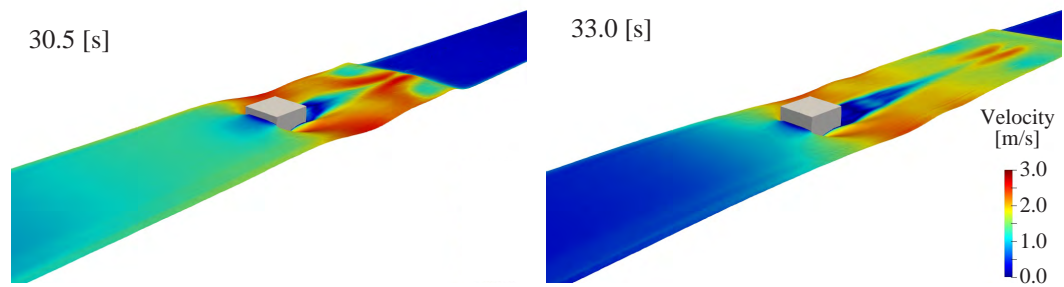


図- 3.6 数値解析結果 (流速) のスナップショット

## 3.2 対象事例

本研究では、2011 年の東北地方太平洋沖地震による津波を対象事例として、提案手法を適用する。不確実性を考慮して都市内に遡上する津波シミュレーションを実施し、代理モデルの構築を行う。

先述のように、広域での 2 次元解析と対象地域での 3 次元遡上解析の 2 つのステップで計算を行う。なお、不確実性を考慮した代理モデルの構築を行うため、まず考慮すべき不確実性を決定する必要がある。津波の発生から遡上までの現象における支配

因子として、地震発生過程では、震源位置やマグニチュード、津波伝搬の過程では津波の初期波形を支配する断層モデルや海底地形データなどが挙げられる。本研究では、2011年の東北地方太平洋沖地震の津波を想定しているため、地震の発生過程については、過去の関連する研究成果を用いることとする。具体的には、図-3.7に示す55の小断層で構成される断層モデル（Fujii-Satake モデル Ver.8.0<sup>100)</sup>）を用いる。Kotani et al. (2020)<sup>1)</sup>と同様に、図-3.8に示す断層パラメータの内、津波の特性に関係が深いと考えられているすべり量（Slip）およびすべり角（Rake）の2つのパラメータについて不確実性として考慮するものとし、これらを変化させた複数のシナリオで数値解析を実施した。解析を行ったケースとケース名については、表-3.1に示すとおりであり、各小断層のすべり量に対して0.7から1.4を乗じた5パターン、すべり角については-20度から25度まで変化させた10パターンの合計50ケースとした。なお、すべり角については平均が1.0になるように標準化している。これらの解析ケースについても、Kotani et al. (2020)が実施したものと一致する。

表-3.1 津波シミュレーションの計算シナリオ

			Rake									
		[°]	-20	-15	-10	-5	0	+5	+10	+15	+20	+25
	[%]	Normalized value	0.753	0.815	0.877	0.938	1	1.062	1.123	1.185	1.247	1.309
Slip	70	0.7	S1R1	S1R2	S1R3	S1R4	S1R5	S1R6	S1R7	S1R8	S1R9	S1R10
	85	0.85	S2R1	S2R2	S2R3	S2R4	S2R5	S2R6	S2R7	S2R8	S2R9	S2R10
	100	1	S3R1	S3R2	S3R3	S3R4	S3R5	S3R6	S3R7	S3R8	S3R9	S3R10
	120	1.2	S4R1	S4R2	S4R3	S4R4	S4R5	S4R6	S4R7	S4R8	S4R9	S4R10
	140	1.4	S5R1	S5R2	S5R3	S5R4	S5R5	S5R6	S5R7	S5R8	S5R9	S5R10

まずはじめに、広域での2次元解析を行い、対象地域の湾内で観測される津波高さや流速の時刻歴データを取得を行う。津波の初期波形については、Fujii-Satake モデル Ver.8.0 に対して、Okada の方法<sup>101)</sup>を用いて断層モデルから海底近く変動量の鉛直成分

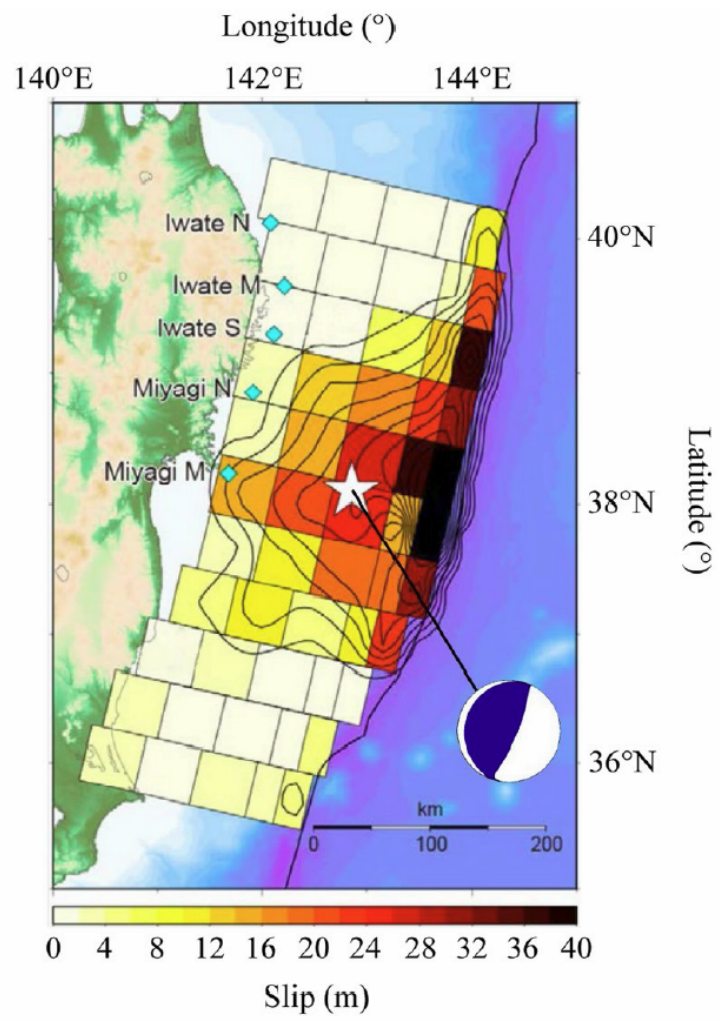


図-3.7 Fujii-Satake model Ver. 8.0 (Kotani et al. (2020)<sup>1)</sup> より引用)

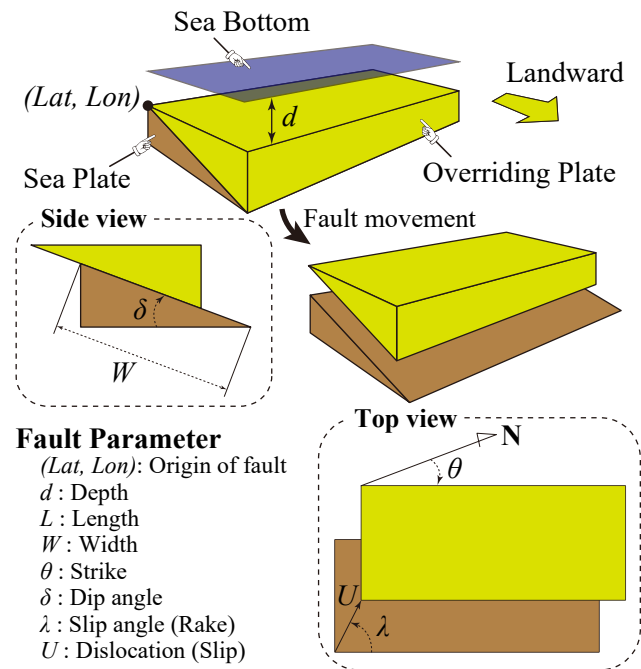


図- 3.8 断層パラメータ (Kotani et al. (2020)<sup>1)</sup> より引用)

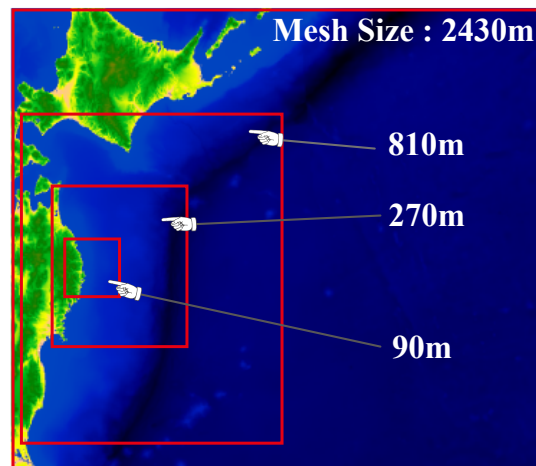


図- 3.9 2次元解析領域のネスティングのイメージ (Kotani et al. (2020)<sup>1)</sup> より引用)



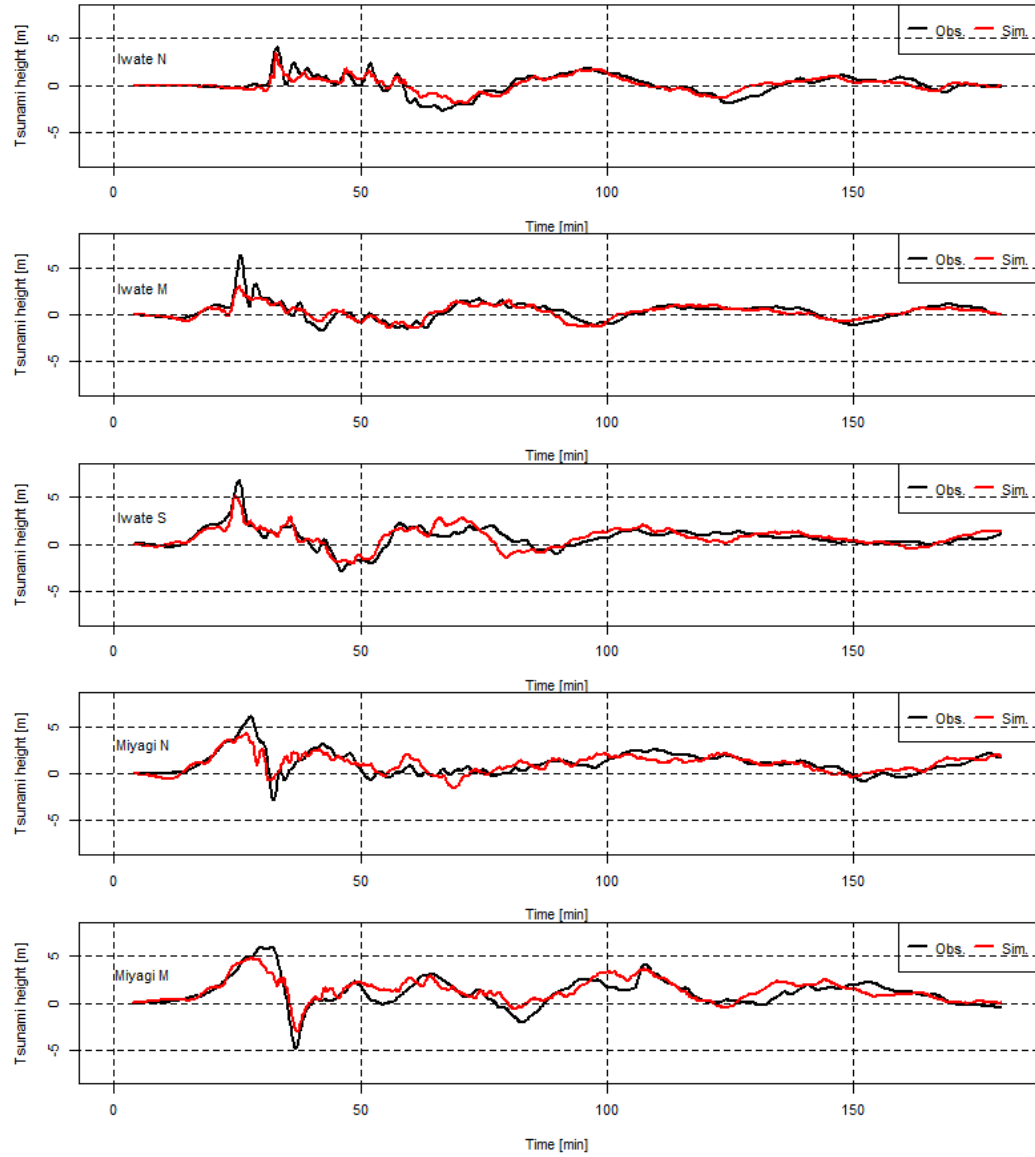


図-3.10 観測データとシミュレーションでの津波高さの比較 (Kotani et al. (2020)<sup>1)</sup> より引用)

を計算し、初期水位変動量として与える方法を用いて解析を行った。また、解析メッシュについては、2430m, 810m, 270m, 90m 間隔のメッシュを作成し、津波波源から対象に向かって細分化するようにネスティングをしている。図-3.9 にそのイメージを示す。得られた2次元の解析の妥当性を確認するため、東北地方太平洋沖地震の津波水位変動量の実測値との比較を行った。比較対象としては国土交通省港湾局の提供するNOWPHAS (Nationwide Ocean Wave information network for Ports and HARbourS) <sup>102)</sup> のGPS 波浪計観測データを用いた。観測位置は、岩手県北部沖 (No.1), 岩手県中部沖 (No.2), 岩手県南部沖 (No.3), 宮城県北部沖 (No.4), 宮城県中部沖 (No.5) の5点とし、それぞれ比較したものを図-3.10 に示す。この結果から、実測値をよい精度で再現できていることが確認できる。

次に、広域での津波解析の結果を入力条件として、対象地域に遡上する3次元津波解析を行う。具体的な接続方法については、Takase et al. (2016)<sup>92)</sup> の研究で用いられた手法を使用した。また、2次元解析と3次元解析の接続を行うためには、その境界の位置を決定する必要がある。境界位置について、そのイメージを図-3.11 に示す。ここでAからHの点は浸水深の観測データとシミュレーション結果の比較を行う地点である。2次元広域解析で得られた波高と流速の時刻歴データを空間方向に線形補間することで、3次元解析の入力値として使用する。また、2次元解析と3次元解析の時間間隔も異なるため、時間方向にも線形補間を適用している。2次元解析と3次元解析の境界を直線として定義できることから、図-3.11 に示す位置に境界を設定している。

対象地域に遡上する津波は、SFEMを用いた3次元解析によって表現される。本研究の対象領域は、図-3.12 に示すような2145m×2600mであり、3次元解析の結果のスナップショットと合わせて図-3.12 に示す。白色の領域が浸水エリアを示している。図-3.12 から、2次元解析では表現できないような非常に複雑な流れの様子が表現されていることが確認できる。また、3次元解析での対象領域のメッシュ図を図-3.13 に示す。

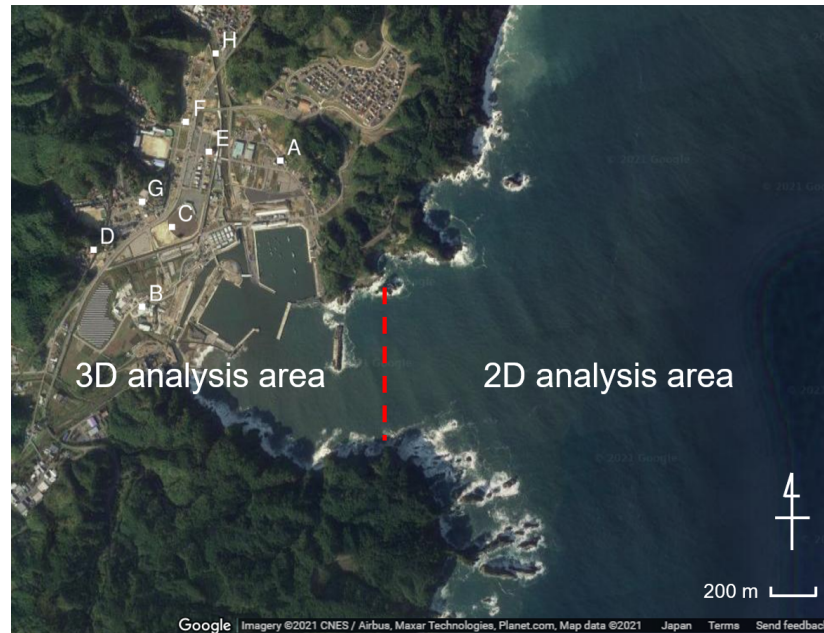


図-3.11 2次元解析領域と3次元解析領域の境界 (© Google Maps)

最小で 1.5m の大きさの細かいメッシュが建物付近で用いており、山間部などの領域では最大で 10m の粗いメッシュを用いている。また、境界条件として、建物表面や地表面には Non-slip 境界条件を用いている。

3次元解析の精度を確認するために、2011 Tohoku Earthquake Tsunami Joint Survey Group<sup>2),3)</sup>による調査結果と数値解析結果の比較を行う。数値解析結果については、表-3.1に示すうち、2011年の実際の地震の条件での結果である、平均ケースの S3R5を使用する。最大浸水深について、いくつかの地点において比較を実施した結果を図-3.14に示す。A から H の評価地点については、図-3.11に示す地点と対応している。図-3.14比較の結果から、海岸に近い地点（A,B,C,E）では実際に観測された浸水深の様子をよく表現できていたものの、そのほかの点では大きな誤差が生じていた。これは、実際の津波ではほとんどの建物が流出していたものの、解析では建物が剛体として仮定しており、流出しない条件であったためであると考えられる。この結果は建物の流出を考慮する方がより現実に近い結果が得られることを示唆しているが、このようなモデ

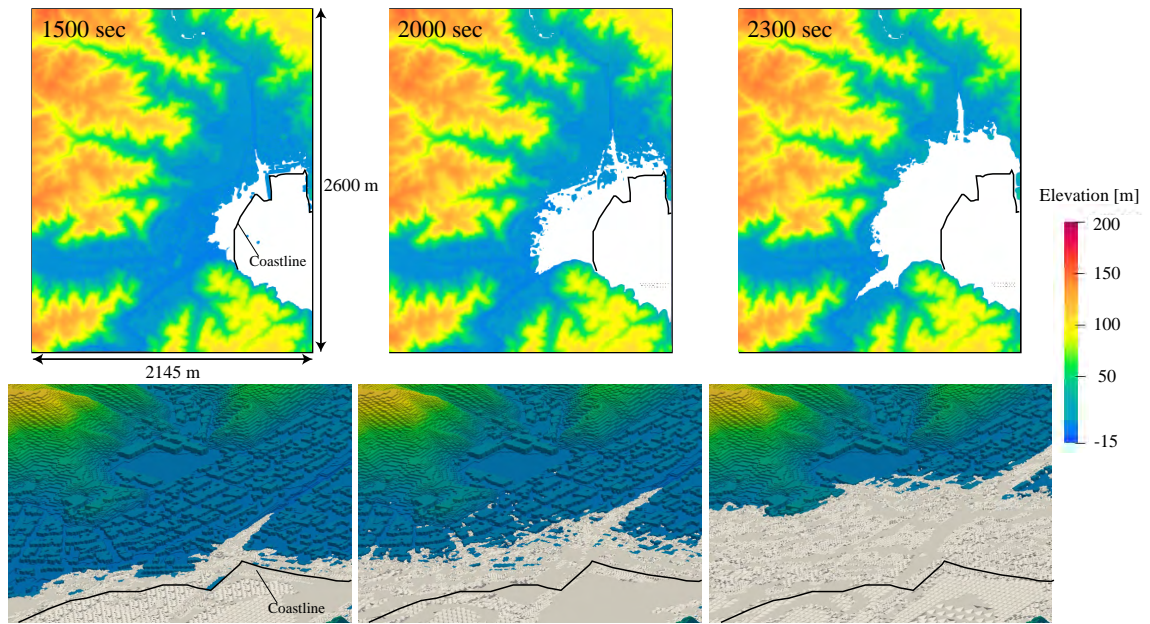


図- 3.12 3次元解析における津波の遡上のスナップショット（白色の領域が浸水エリア）

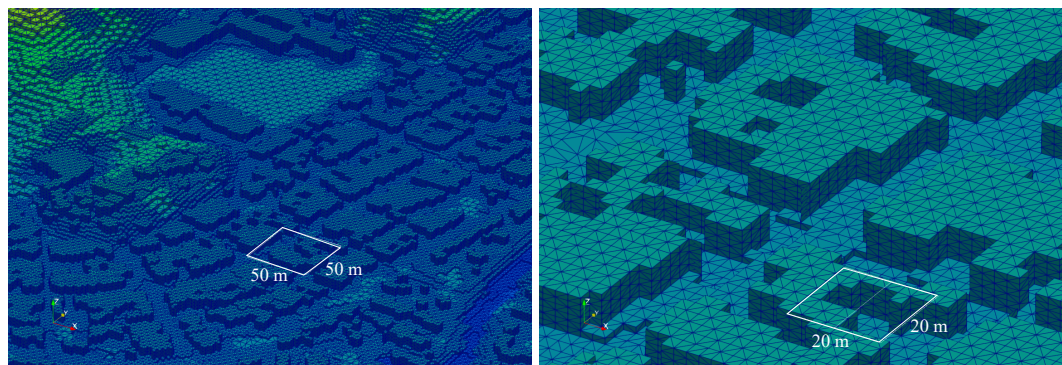


図- 3.13 有限要素メッシュのイメージ

ル化は非常に難しいこと、また、本研究では、数値解析結果の代理モデルの構築とその性能について議論することが目的であるため、本研究では、概ね実現象を評価できているとして、これまでに述べてきた手法によって都市内に遡上する津波の数値解析を実施する。

本研究では、津波のハザード指標として、建物に作用する津波流体力と浸水深の2つを考慮することとし、これらの指標について代理モデルの構築を行う。建物表面の向きに津波流体力は強く影響されることから、建物ごとに作用する力を定量的に評価することが難しい。そのため、本研究では、10mの2次元のメッシュでの津波流体力の評価を行うこととし、10mメッシュ内で平均化した力として流体力を評価する。津波流体力の評価に用いるメッシュ図を図-3.15に示す。水平2方向の面上に作用する力を合計し、それらを合成することによって力の算出を行う。津波浸水深についても、流体力と同じように10m解像度の値として評価を行った。

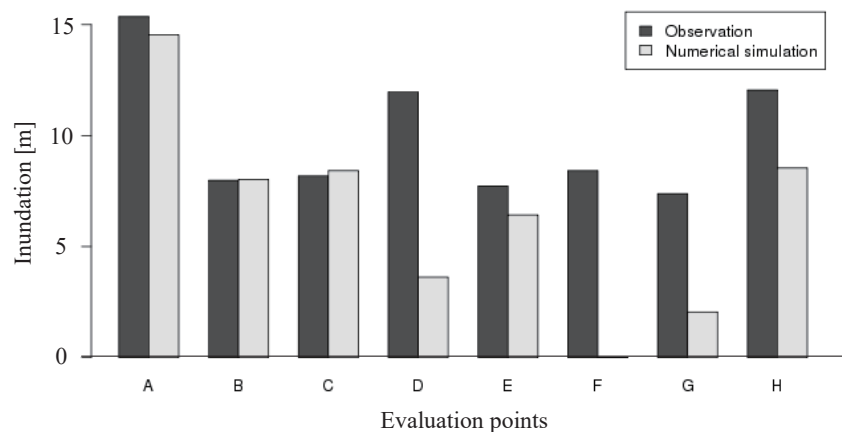


図-3.14 最大浸水深の数値解析結果と観測結果の比較（観測データは2011 Tohoku Earthquake Tsunami Joint Survey Group<sup>2),3)</sup>より取得）



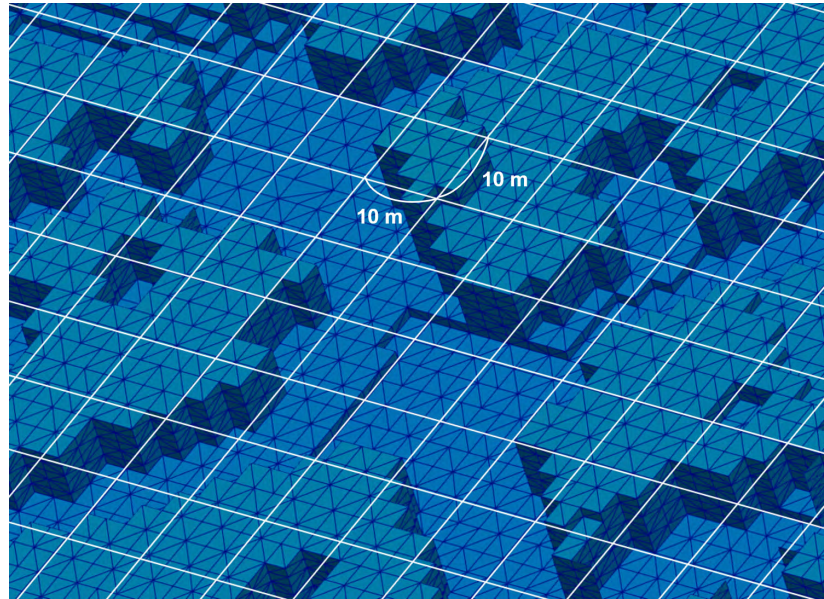


図- 3.15 津波流体力評価のためのメッシュのイメージ

### 3.3 空間分布データに対する適用

#### 3.3.1 代理モデルの構築

前章で説明した POD を数値解析結果に適用して代理モデルを構築する．まず，各不確実性シナリオについて，ハザード指標の最大値に焦点を当てて評価を行う．具体的には，データベクトル  $\mathbf{x}_i$  に津波流体力または浸水深の最大値の空間分布データが格納されている形となる．また，データベクトルは，あらかじめ各地点ごとに平均 0，標準偏差 1 に標準化している．固有直交分解により得られる各ハザード指標の空間モードのうち，第 1 モードから第 3 モードまでを図-3.16 に示す．図-3.16 に示す値は，共分散行列の固有値解析により得られた固有ベクトルを，絶対値の最大値が 1 になるように調整した値として表現している．抽出された空間モードを確認することで，各ハザード指標の空間的な分布の特徴を確認することができる．第 2 モードでは分布の傾向が正負で反対になっているものの，津波流体力と浸水深が同じような空間モードを有していることが確認できる．モードの符号の反転については，係数の部分の符号の

反転によって同じ意味となることから、第2モードも流体力と浸水深で似た分布の特徴を有していると言える。具体的に各モードについて確認すると、まず第1モードが全体に同じ正の傾向を示しており、海岸側ほど大きな値となっていることが確認できる。このモードが最も主要なモードであり、海岸に近い地点ほど津波の影響を大きく受け、離れていくとともに影響が徐々に小さくなることから、そのような影響を表現していることが言える。第2モードについては、東側と西側で反対の傾向を示していることが確認できる。また、第3モードについては、北側と南側で反対の傾向を示していることが確認できる。これらのモードについては、津波の流加方向によって津波流体力や浸水深の傾向が変わってくることから、そのような特徴を表現していると言える。

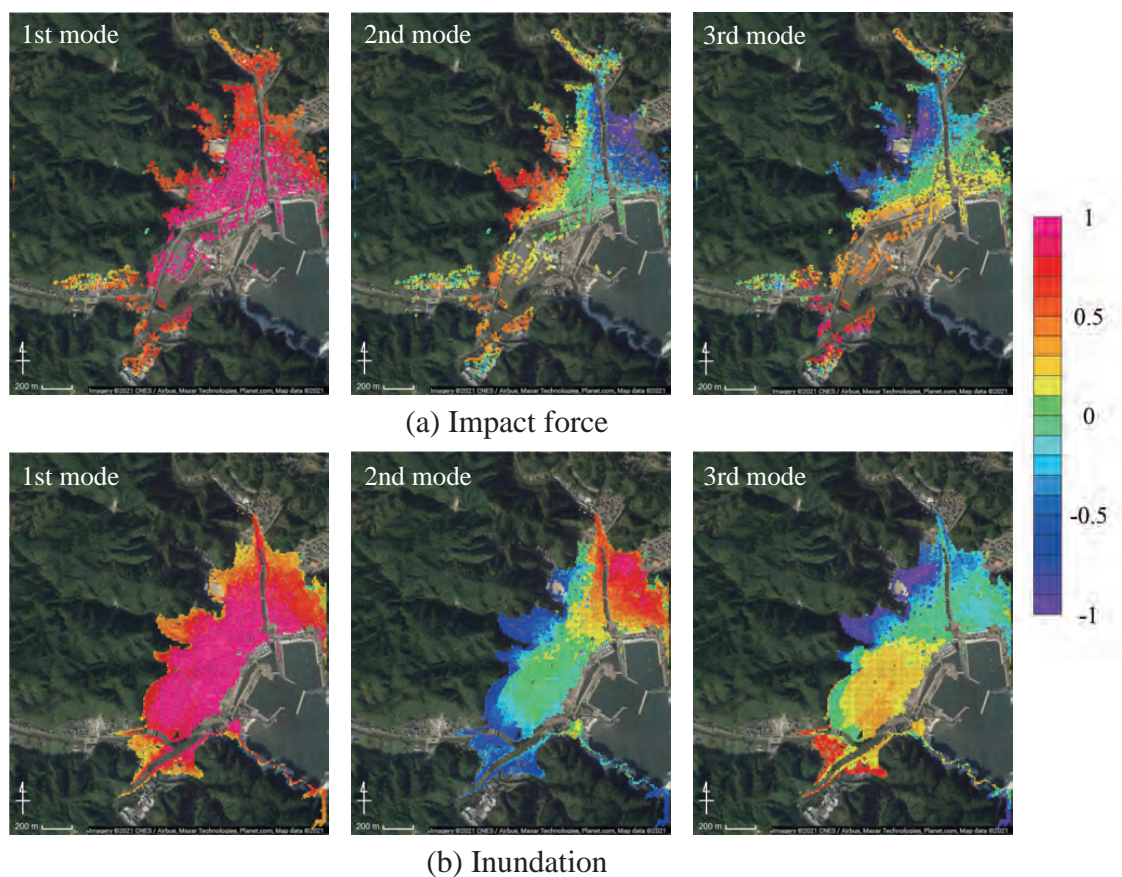


図-3.16 PODによって抽出された各ハザード指標の最大値の空間モード(左から第1,2,3モード)(©Google Maps)

モードと寄与率の関係について図-3.17に示す。最大衝撃力データ，最大浸水深データともに，第1モードの寄与率が50%を超えていることから高い傾向が確認でき，高次のモードになるほど徐々に小さくなることが確認できる。

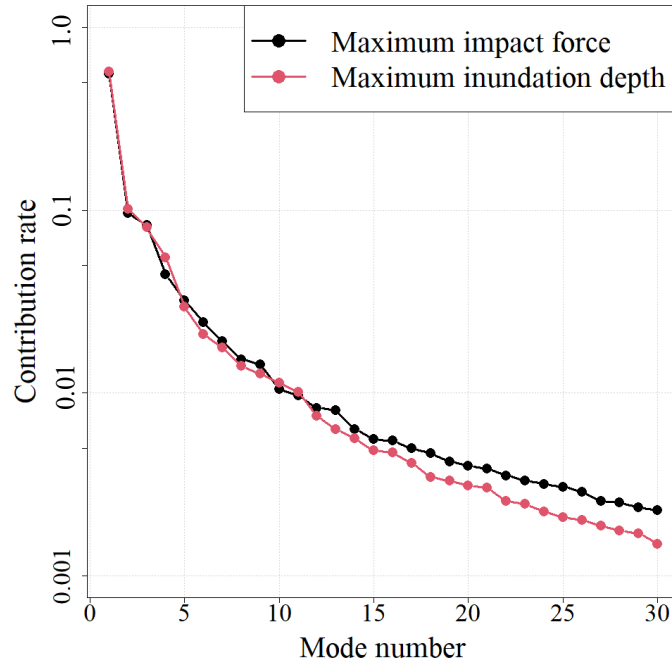


図- 3.17 最大値の空間分布データでの各ハザード指標の寄与率

次に，各モードに対応する POD 係数を不確実性パラメータの関数として表現する．不確実性パラメータのすべり量・すべり角をそれぞれ  $U, \lambda$  と表現するとき，代理モデルは以下のように表現される．

$$\hat{\mathbf{x}}(U, \lambda) = \sum_{k=1}^r f_k(U, \lambda) \mathbf{u}_k \quad (3.14)$$

ここで， $\hat{\mathbf{x}}(U, \lambda)$  が任意の不確実性パラメータ時のハザード指標の空間分布を示している．前章でも示したように，ここでは RBF 補間を用いて各モードの係数を不確実性パラメータの関数  $f_k(U, \lambda)$  として表現し，式 (2.13) に示す正則化を適用して RBF 補間の重みの計算を行う．代理モデルの精度は，RBF の平滑度パラメータと正則化パラメー



タによって変化することから、適切に設定することが重要となる．本研究では、先にも述べたとおり、クロスバリデーションを用いてその評価を実施する．

クロスバリデーションにおける学習データと検証用データの分割方法について説明する．この例では、外挿となる点が発生することを防ぐため、40 ケースの学習データのうちすべり量とすべり角がともに最大値か最小値になる合計 4 ケース (S1R1, S1R10, S5R1, S5R10) を除いた 36 ケースの中から検証用データを選ぶこととした．その 36 ケースを 12 分割し、37 ケースでモデルを構築して、3 ケースを用いて誤差を算出するという流れを 12 回繰り返して平均誤差を算出することとしている．クロスバリデーションの誤差指標は、平均絶対誤差 (MAE: Mean Absolute Error) と平均値の比の形で以下の式のような表現する．

$$e_r = \frac{\frac{1}{nN} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^N |x_{ij} - \hat{x}_{ij}|}{\frac{1}{nN} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^N x_{ij}} \quad (3.15)$$

ここで、 $n$  が評価地点数、 $N$  がシナリオ数、 $x_{ij}$  がシナリオ  $i$ 、地点  $j$  での数値解析結果、 $\hat{x}_{ij}$  がシナリオ  $i$ 、地点  $j$  での代理モデルから得られる結果、 $e_r$  がモード数  $r$  としたときの誤差を表している．

モード数に対するクロスバリデーション誤差を図-3.18 に示す．最大津波流体力データ、最大浸水深データそれぞれについて比較をしており、正則化項を導入した場合と導入しない場合についての比較も示している．どちらのデータにおいても、正則化項を導入することで誤差が小さくなり、精度が向上していることから、正則化項の導入によってよりロバストなモデルが構築されていることが確認できる．

最後に、構築した代理モデルの精度について、数値解析結果と代理モデルの結果を比較することで確認する．代理モデルの構築に用いていない 10 シナリオの結果を用いて比較を行う．S3R3 のシナリオについて、各ハザード指標の空間分布の比較の結果を図-3.19 に示す．代理モデルに用いるモード数については、最大津波流体力データについては 8、最大浸水深データについては 11 としている．空間分布の比較の様子から、

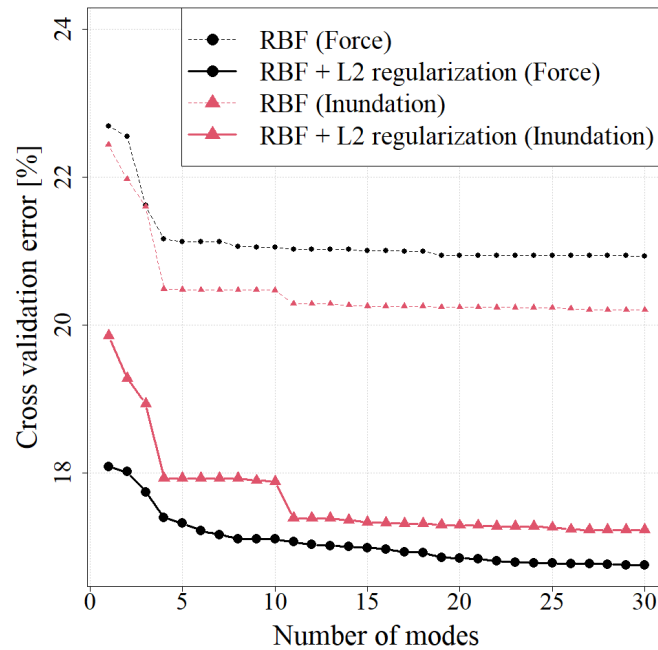


図-3.18 各ハザード指標のクロスバリデーション誤差

局所的に誤差が生じているものの、概ね似た傾向が確認できていることから、構築した代理モデルの妥当性が確認できる。また、10の検証用シナリオの平均誤差について、式(3.15)を用いてケースごと、ハザード指標ごとに計算した結果を図-3.20に示す。誤差の様子から、局所的な誤差の影響で平均誤差が20%を超えるシナリオがあるものの、空間分布が概ね類似する様子から概ね代理モデルが元の数値解析結果を表現できることが確認できる。

### 3.3.2 モンテカルロシミュレーション

前節で構築した代理モデルを用いて、確率論的評価を行う。代理モデルは低い計算コストでハザード指標の空間分布を算出することが可能であることから、多くの試行回数を容易に確保することが可能となり、効率的な確率論的津波ハザード評価が可能になる。

本研究では、モンテカルロシミュレーションを用いて確率論的ハザード評価を実施

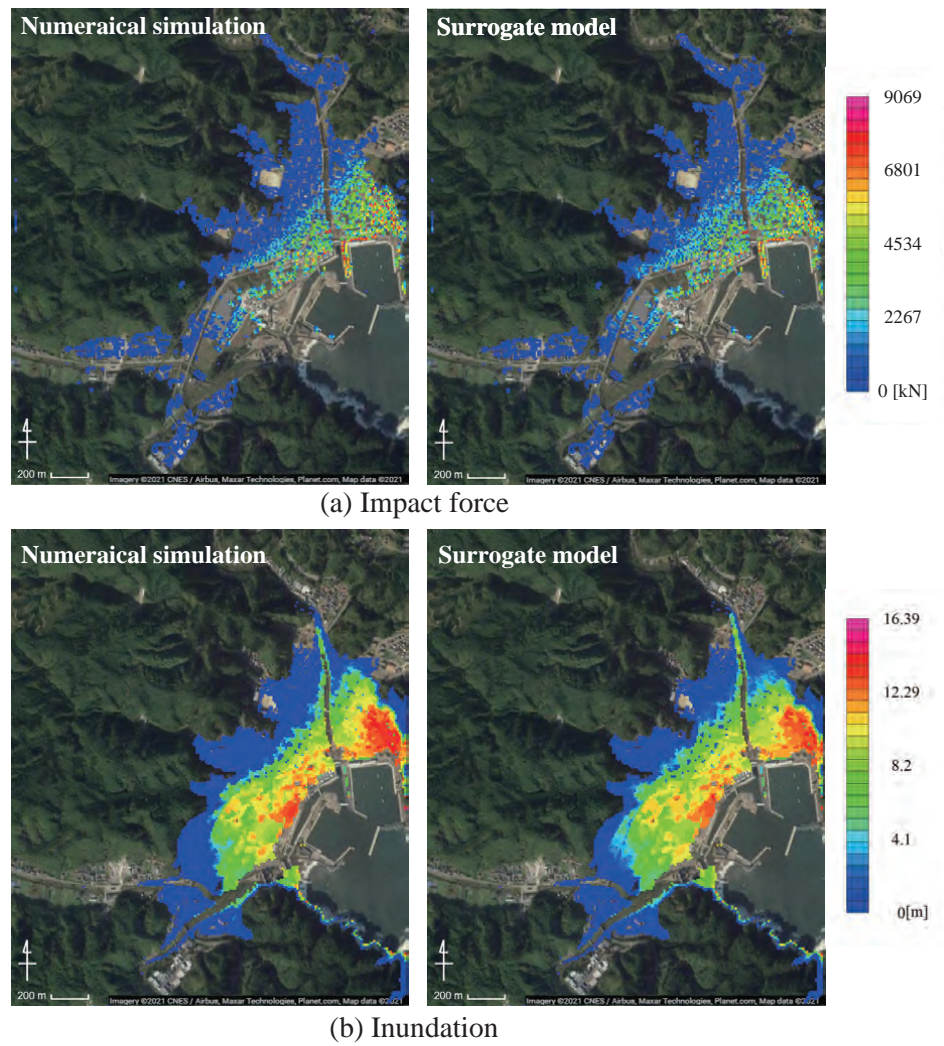


図-3.19 数値解析結果と代理モデルの結果の比較 (シナリオ：S3R3) (©Google Maps)

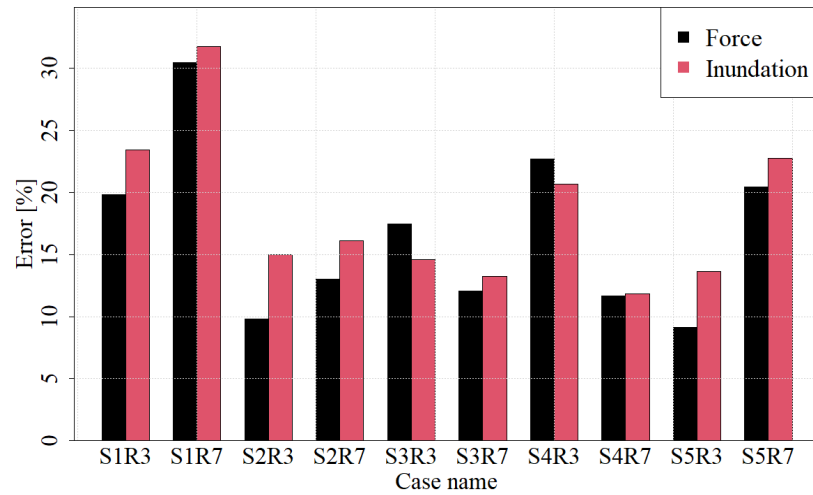


図-3.20 検証用シナリオにおける数値解析結果と代理モデルの結果の誤差

する．まず，不確実性指標の変動幅について定義する．今回の例では，すべり量，すべり角それぞれについて正規分布に従うとし，正規分布のパラメータについては表-3.2に示すように設定する．このように設定した理由について，まず，平均値については，先に示したように平均値が1.0となるように標準化をしているため，それぞれ1.0としている．また標準偏差について，すべり量については0.1とし，平均値に対して10%の標準偏差を持つものとして設定した．正規分布では，標準偏差のおよそ3倍のばらつきを持つことから，平均値に対して30%の変動を考慮していることとなる．これは，モーメントマグニチュードに基づいてすべり量を換算したためであり，モーメントマグニチュードについては Kanamori<sup>103)</sup> が提案した以下の式に基づいている．

$$\log_{10} M_0 = 1.5M_w + 9.1 \quad (3.16)$$

$$M_0 = \mu DS \quad (3.17)$$

ここで， $M_w$  はモーメントマグニチュード， $M_0$  は断層パラメータの諸量の関数として定義される地震モーメント， $D$  が断層のすべり量， $S$  が断層面積， $\mu$  が震源断層付近の

剛性率である．原子力土木委員会評価部会<sup>104)</sup>によると，モーメントマグニチュードのばらつきについては断層面積の同じ既往地震を考慮すると  $\pm 0.1$  程度であることから，モーメントマグニチュードが 0.1 減少するとき，すべり量は  $10^{-0.15} = 0.71$  倍，0.1 増加するとき  $10^{0.15} = 1.41$  倍となる．このことから，すべり量についてはこの範囲を概ねカバーするように 70% から 140% の範囲で設定している．またすべり角については，同委員会<sup>104)</sup> が  $\pm 10\%$  のばらつきを用いて確率論的な評価を実施していることから，ここでは標準偏差の 3 倍の値が概ねこの値になるように 0.04 として設定した．

表-3.2 不確実性パラメータの変動の情報

Parameter	Mean	Standard deviation
Slip	1.0	0.1
Rake	1.0	0.04

次に，表-3.2 に示した不確実性パラメータの変動の情報と代理モデルを用いて，モンテカルロシミュレーションを行う．具体的には，不確実性パラメータのセットをランダムに発生させて代理モデルの式 (3.14) に代入することで，ある不確実性シナリオでのハザード指標の空間分布が算出される．この例では，モンテカルロシミュレーションの試行回数を 10000 回として設定し，各評価地点における最大津波流体力と最大浸水深の確率密度分布を算出する．

モンテカルロシミュレーションの結果を用いることで，超過確率のマップを算出できる．各評価地点での超過確率は，各リスク指標の破壊基準を定義することによって計算する．本研究では，既往の研究で示されているものを使用して破壊基準を設定した<sup>105),106)</sup>．具体的には，津波流体力については 176 kN，浸水深について 3.0 m とした．なお，本研究では，建物の構造種別については考慮していないため，全地点において一様の基準を設定している．算出された超過確率のマップを図-3.21 に示す．これらの

図から、海岸側ほど高い超過確率となっており、海岸から離れていくほど低い超過確率となっていることが確認できる。一方で、高い超過確率となっている領域の中に局部的に低い超過確率をとる地点も存在していることが確認できる。この傾向は、津波流体力の結果でみられるが、これは建物の有無によって算出される力が変わるためであるといえる。代理モデルはハザード指標の空間分布を低コストで算出可能であることから、比較的低い計算コストで超過確率マップも算出することが可能である。

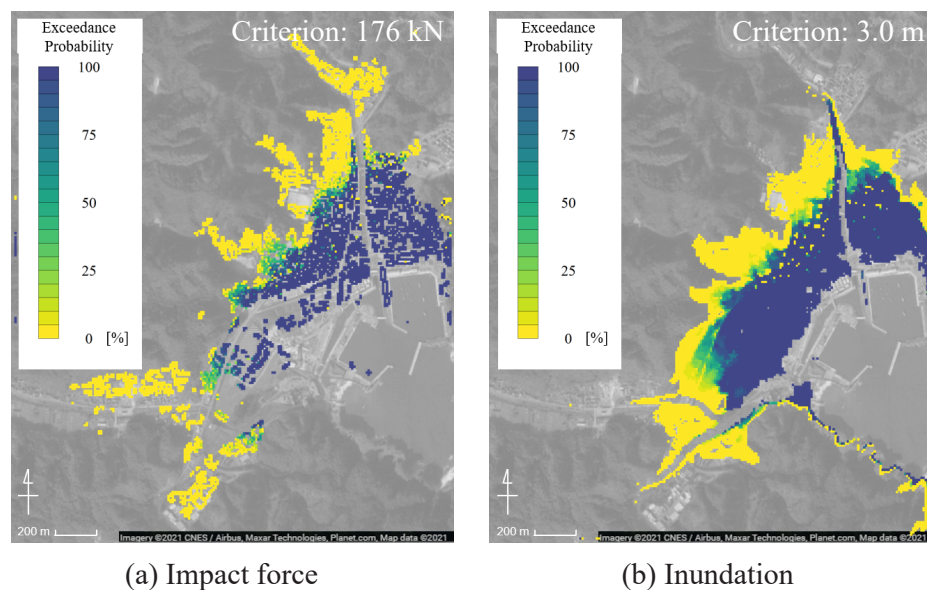


図- 3.21 超過確率の空間分布 (©Google Maps)

### 3.3.3 遺伝的アルゴリズムによる施設の最適配置問題の検討

本研究では、前節で示したモンテカルロシミュレーションの結果を用いて施設の最適配置問題の検討を行う。この例では、電源施設などのインフラ設備や避難施設などのような、いくつかの地点から構成されるシステムを考慮して確率論的評価に基づく配置を検討する。この例で用いているシステムにはネットワーク的な意味はなく、複数地点から構成される施設群という意味合いで用いている。すなわち、その施設群が確率論的に最も破壊されにくい配置について検討を行う。

この例では、並列システムと直列システムの2つのシステムを考慮してシステム破壊確率を算出し、その確率を最小化することで最適配置の検討を行う。並列システムについては、配置したすべての施設が破壊と判定された場合をシステムの破壊として定義する。これに対し、直列システムでは、配置した施設のうち1つ以上が破壊と判定された場合をシステムの破壊として定義する。施設の破壊基準については、前節の超過確率を算出する際に用いた値を使用する。

施設の配置を考える地点については、代理モデルの評価地点から選択することで決定し、それぞれのハザード指標について、各地点の超過確率が25%以上となる領域を配置の候補地点として設定する。これは超過確率が0%の地点が存在するとその地点が必ず選択される結果となってしまう、最適化の問題として成立しなくなるため、本研究ではこのような問題設定としている。これは物理的には意味のない問題設定であるが、提案枠組みの結果をわかりやすく示すために、このような問題設定としている。また、考慮する施設数は4地点とし、津波流体力、浸水深それぞれを指標として最適配置の検討を行う。地点数においても具体的に決定の根拠はないものの、提案枠組みの例をわかりやすく示すために、ここでは4地点として設定している。この例は、組み合わせ最適化問題となることから、ここでは遺伝的アルゴリズムを用いて最適な組み合わせの探索を行う。

遺伝的アルゴリズムの設定について示す。本研究では個体数は200として設定し、突然変異確率は10%として設定している。また、エリート保存戦略を採用し、各世代において最も適合度が高い個体については、突然変異や交叉をさせずにそのまま次の世代に引き継ぐこととしている。加えて、交叉については、適合度の大きさに応じて交叉させる個体を確率的に選択することとし、各個体の要素をランダムに入れ替えることで実施している。2000世代で適合度の最大値が変化しなかった場合に収束として判定することとし、適合度についてはこの例では $1 - (\text{システム破壊確率})$ としている。初



期値による収束解の変動を考慮して、各ハザード指標、各システムごとに3回の計算を実施した。

各ハザード指標の破壊基準について、並列システム、直列システムで最適配置を探索した結果を図-3.22に示す。ここでは、最も簡単な配置計画として、各地点の超過確率が小さい順に配置を決定した時の結果との比較を行う。図中の赤色の点が遺伝的アルゴリズムによって選択された地点であり、黒色の点が超過確率の小さい方から順に選んだ地点である。また、遺伝的アルゴリズムによる配置と、超過確率のみの結果から決めた配置のそれぞれの条件で得られたシステム破壊確率を表-3.3にまとめる。システム破壊確率は、並列システムではすべて要素が破壊される確率として、直列システムでは1つ以上の要素が破壊される確率として示している。

**表-3.3** 各ハザード指標、各システムにおけるシステム破壊確率

	Impact force		Inundation	
	Parallel	Series	Parallel	Series
Minimum failure probability [%]	20.94	29.62	22.50	28.03
Genetic algorithm [%]	19.40	28.09	0.10	25.50

これらの結果について考察する。まず、すべてのケースにおいて、海岸から離れた地点が選択されていることが確認できる。海岸から離れるほど超過確率が小さくなることから、そのような傾向になることが考えられる。また、ハザード指標によっても各地点の超過確率が変わることから、ハザード指標ごとに異なる地点が選択されていることが確認できる。並列システムと直列システムについて比較すると、直列システムでは同じような場所に集中して地点が選択されているのに対し、並列システムでは、空間的にばらついて地点が選択されていることが確認できる。直列システムでは、1地点以上の破壊がすべてシステムの破壊となるため、超過確率が小さくなるようなエリ



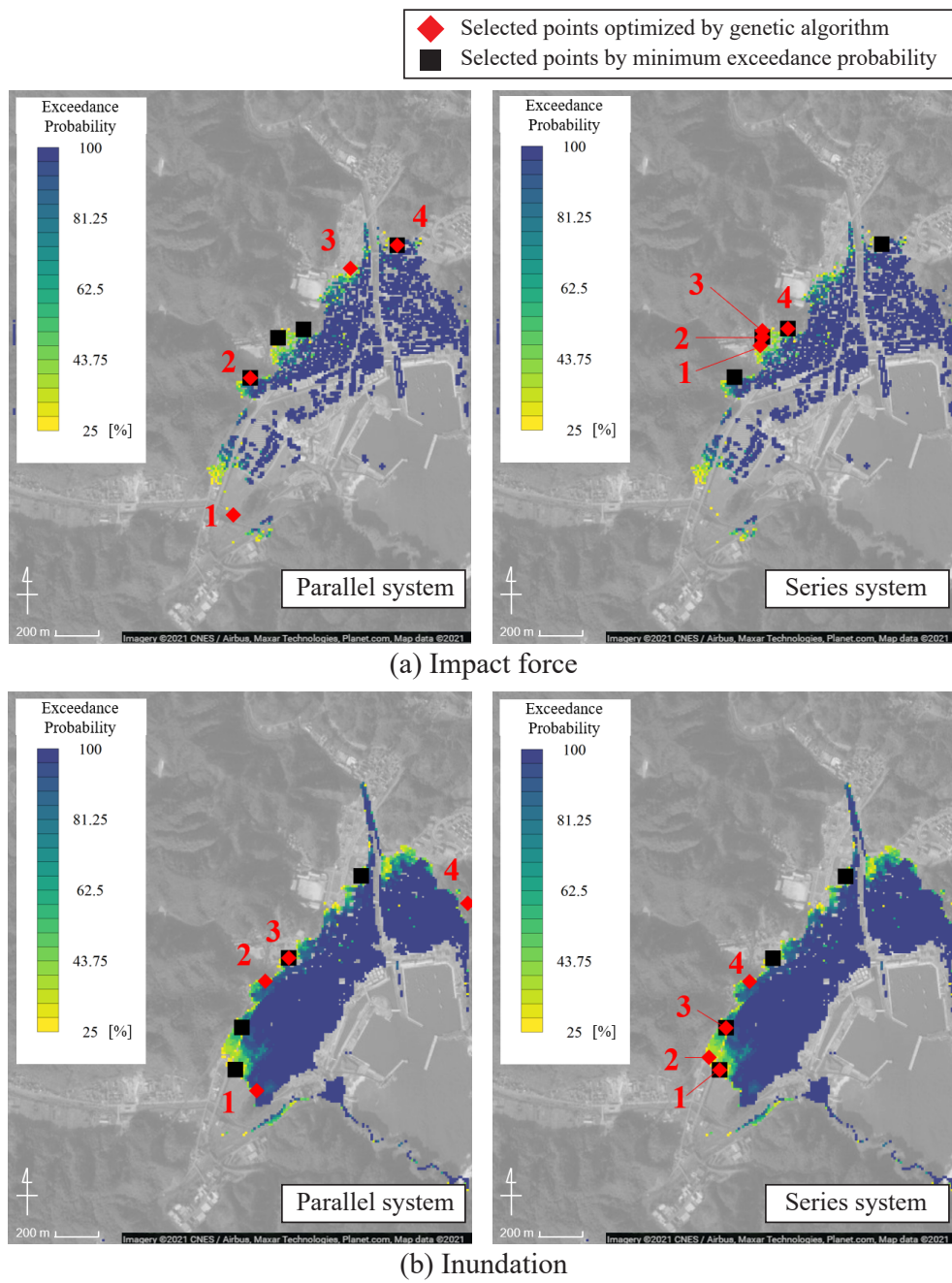


図-3.22 各ハザード指標に対する遺伝的アルゴリズムから得られた最適配置（赤色の点）と超過確率の小さい順に選択した配置（黒色の点）の比較 (©Google Maps)

アに集中する配置になると考えられる．並列システムでは，1つ以上が無事であればよい  
ため，できるだけすべて同時に破壊されないように，空間的にばらついた配置にな  
るものと考えられる．

また，超過確率が小さい地点から順に選択した配置と比較すると，一部の地点にお  
いて共通の地点が選択されているが，異なる地点も選択されてことが確認できる．表  
-3.3 のシステム破壊確率を見ても，遺伝的アルゴリズムによって求められた配置の方  
が小さくなっていることから，それぞれのシステムにおいて最適な配置が選択されて  
いることが確認できる．

次に，それぞれのシステムで選択された配置の破壊形態について考察する．モンテ  
カルロシミュレーションで考慮した不確実性パラメータ空間の散布図に，破壊される  
地点数をそれぞれの配置ごとに色づけして表現したものを図-3.23 に示す．並列システ  
ムでは，水色の領域をより小さくするように最適化が行われ，直列システムでは黒色  
の領域が大きくなるように最適化が行われていることになる．図-3.23 からわかること  
として，まず，すべり量が破壊に大きく寄与していることがわかる．すべてのケース  
において，すべり量が小さい場合には破壊せず，大きい場合に破壊される傾向がある  
ことからそのような傾向が読み取れ，すべり量がハザード指標の全体的な強弱や影響  
範囲に影響を与える指標であることが確認できる．また，すべり角については，同じ  
すべり量の場合でも，すべり角の値によって破壊される地点数に違いがみられること  
から，すべり角がハザード指標の空間的な分布の傾向に影響を与えるような指標であ  
ることが確認できる．このため，すべり角が並列システムに対して強く寄与するもの  
と考えられる．

各システムでの破壊形態について比較する．直列システムでは，すべて無事かすべ  
て破壊されるかで二極化されるような形態になっているのに対し，並列システムでは  
破壊形態がより複雑になっていることが確認できる．並列システムで選択されたそれ

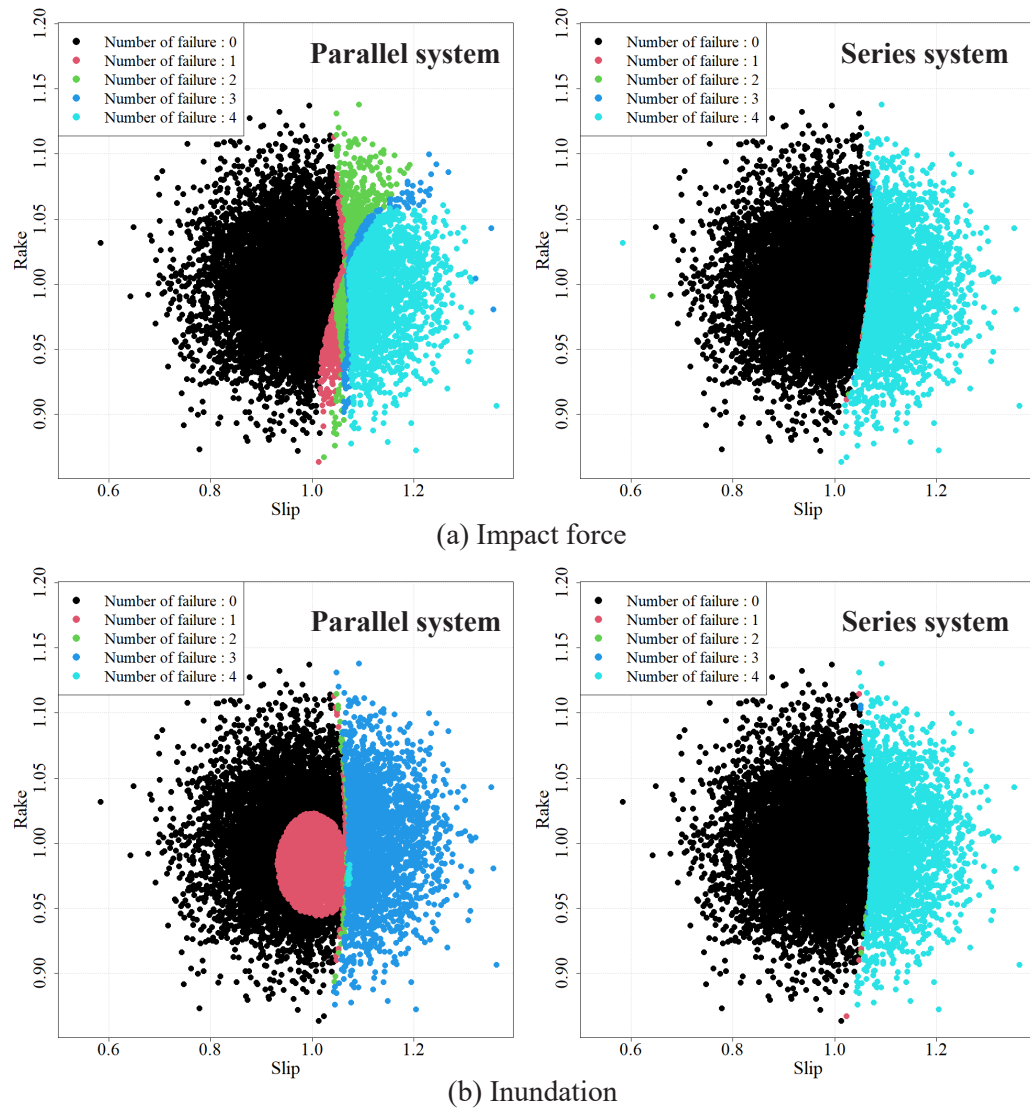


図-3.23 モンテカルロシミュレーションで使用した不確実性パラメータの散布図

それぞれの地点について、破壊か非破壊かを不確実性パラメータ空間上に色づけして示したものを図-3.24 に示す。この図からわかるように、破壊形態が地点ごとに異なっていることが確認できる。流体力についてみると、すべり角の値によっては破壊されないような地点が選ばれていることが確認できる。また、浸水深の方は、地点4が他の地点と比較してかなり異なる破壊の傾向を示していることが確認できる。様々な破壊形態を有する地点が組み合わせられることで破壊されにくいような配置となっており、そのようなシステムの配置を、遺伝的アルゴリズムを用いることで探索できることが確認できる。

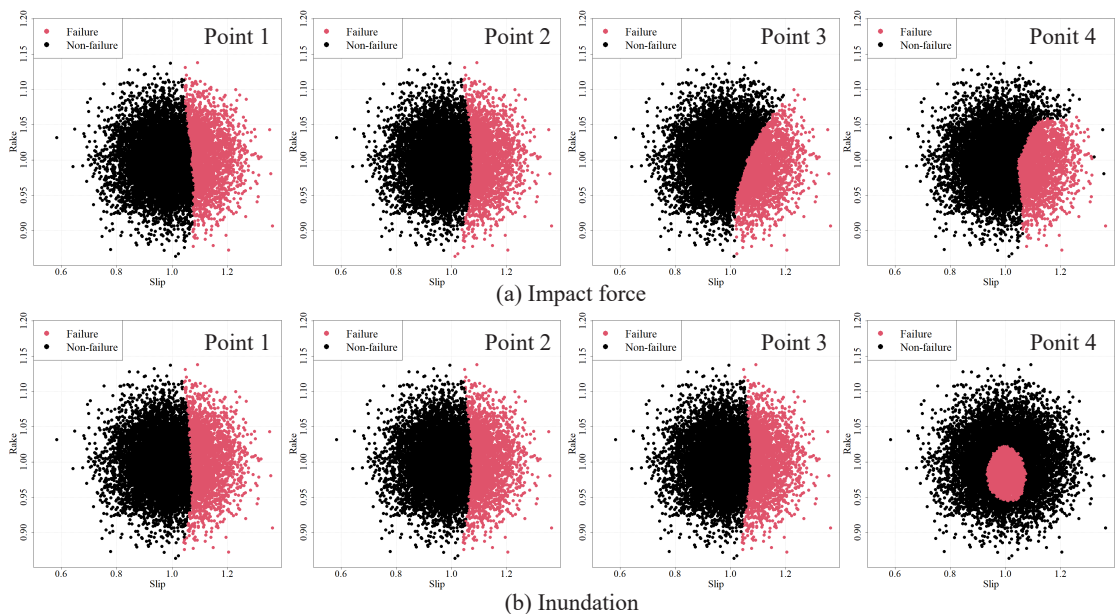


図- 3.24 並列システムで選択された配置における、地点ごとの破壊・非破壊のシナリオを表現した散布図

このように、高度な数値シミュレーションから得られる情報を用いた施設の配置を、超過確率に基づいて検討することが可能であることが確認できる。

### 3.4 時空間分布データに対する適用

前節ではハザード指標の最大値の空間分布に関する代理モデルの構築を行ったが、ここではハザード指標の時空間分布に対して適用し、時間方向を含めた代理モデルの構築を行う。時間ステップについて、ここでは津波が遡上している時刻の 150 ステップのデータを対象とし、ステップ間の時間間隔を 20 秒として設定している。また、代理モデル構築に用いるデータについては、前節の例と同様の 40 ケースとする。

時間方向を含めた評価を実施するにあたりデータ行列の再定義を行う。まず、ある 1 つのケース  $i$  について、時系列データの行列  $\mathbf{X}_i$  を以下のように定義する。

$$\mathbf{X}_i = \begin{pmatrix} | & & | \\ \mathbf{x}(U_i, \lambda_i, t_1) & \cdots & \mathbf{x}(U_i, \lambda_i, t_m) \\ | & & | \end{pmatrix} \quad (3.18)$$

ここで、 $\mathbf{x}(U, \lambda, t)$  が、ある時刻  $t$ 、不確実性シナリオ  $(U, \lambda)$  でのハザード指標の空間分布であり、空間分布データを対象とした時と同じ評価地点数の成分を有するベクトルである。また、 $U_i$  がシナリオ  $i$  でのすべり量の値、 $\lambda_i$  がシナリオ  $i$  のすべり角の値を示している。加えて  $m$  がこの例で対象とした時間ステップ数を示しており、この例では先述のように  $m = 150$  としている。各ケースの時系列データ行列  $\mathbf{X}_i$  を列方向に並べる形でデータ行列を以下のように定義する。

$$\mathbf{X} = (\mathbf{X}_1 \cdots \mathbf{X}_N) \quad (3.19)$$

このように、ある時刻、不確実性パラメータでのハザード指標の空間分布が列方向に並ぶ行列として定義する。この行列に対して POD を適用することで、時間方向を含めた共通の空間分布を抽出し、代理モデルを構築する。時間の影響については、POD 係数によって表現される形となる。

本節においても、建物に作用する流体力データと浸水深データに対して POD を適用



する。各ハザード指標について、抽出されたモードのうち、第1モードから第3モードまでを図-3.25に示す。

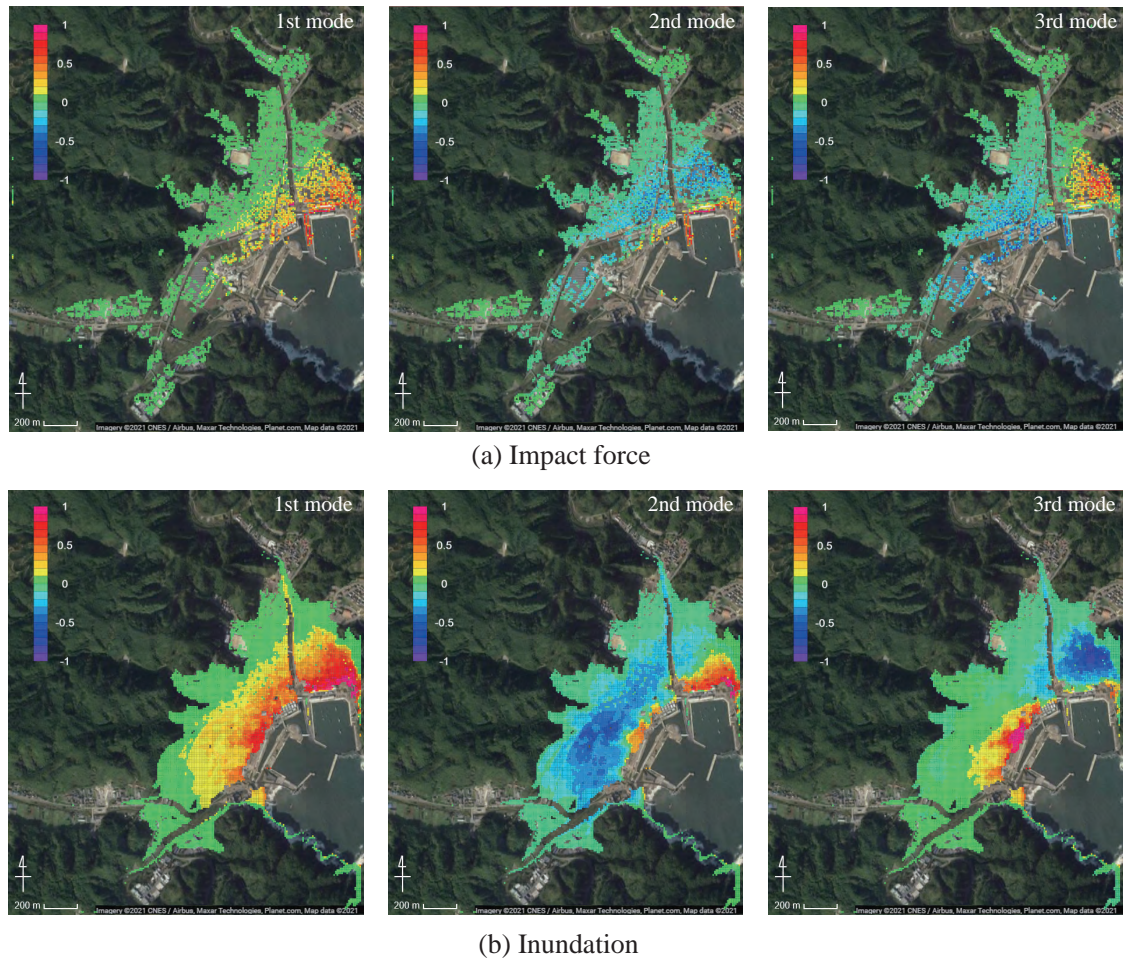


図-3.25 流体力と浸水深の時間方向を含めた空間モード（左から第1,2,3モード）（© Google Maps）

図-3.25に示す値は、絶対値の最大値が1となるように標準化をして表示している。これらの図から、流体力と浸水深で同じ傾向を有していることが確認できる。具体的にそれぞれのモードについて確認すると、まず第1モードは海岸ほど強い影響を受け、離れるほどその傾向が弱くなっていることが確認できる。津波は海岸ほど強い影響を受けることからそのような傾向を表現するモードであるといえる。また第2モードに

については、海岸部分とその背後で反対の傾向を示すようなモードであることが確認でき、第3モードについては、対象領域の西側と東側で反対の影響を示すことが確認できる。加えて、前節の図-3.16で示したハザード指標の最大値について抽出された空間モードと比較すると、各モードについてモードの影響の大きい範囲が狭くなっていることが確認できる。これは、時空間分布を対象とした場合、津波があまり遡上していない時間や到達後の時間など、津波の影響が小さい時刻のデータが含まれていることから、このような違いが得られているといえる。

次に、各ハザード指標の寄与率について、図-3.26に示す。第1モードが大きな寄与率を持っており、徐々に収束していく様子が確認できる。寄与率の収束の様子から、この例ではモード数を20として設定することとした。

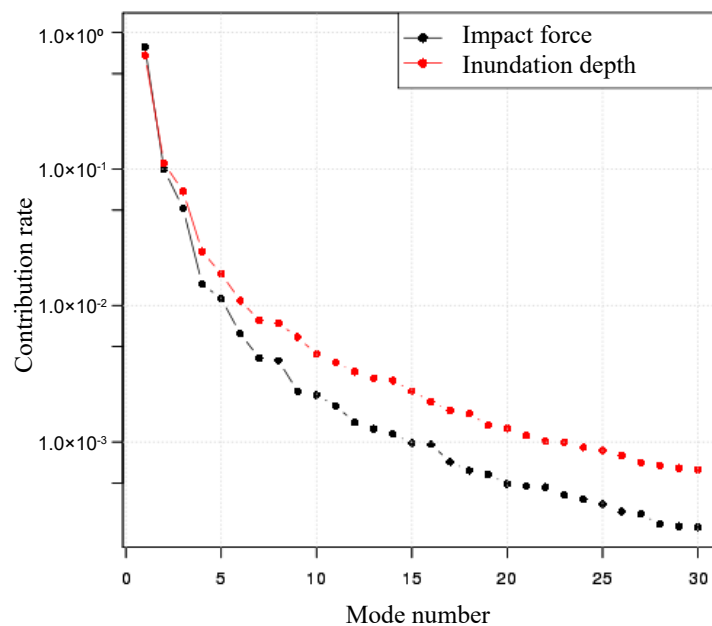


図- 3.26 時間方向を含めたデータでの各ハザード指標の寄与率

次に、POD 係数を不確実性パラメータの関数として表現することで、代理モデルを構築する。式 (3.19) に示す通り、データ行列には異なるすべり量、すべり角、時間の

データが含まれていることから、各モードの係数はそれらの関数  $f_k(U, \lambda, t) (k = 1, \dots, r)$  として表現される。具体的な式として表現すると以下ようになる。

$$\hat{\mathbf{x}}(U, \lambda, t) = \sum_{k=1}^r f_k(U, \lambda, t) \mathbf{u}_k \quad (3.20)$$

ここで、 $\hat{\mathbf{x}}(U, \lambda, t)$  が任意の不確実性パラメータ、時間でのハザード指標の空間分布である。

次に、構築した代理モデルと数値解析結果の比較を行う。まず評価地点ごとの比較のための地点を図-3.27のように設定する。また、各シナリオの数値解析結果と代理モデルの結果の誤差について、平均平方二乗誤差として以下のように表現する。

$$e_i = \sqrt{\frac{1}{nm} \|\mathbf{X}_i - \hat{\mathbf{X}}_i\|_F^2} \quad (3.21)$$

ここで、 $n$  が評価地点数、 $m$  が時間ステップ数、 $\mathbf{X}_i$  がシナリオ  $i$  の数値解析の時系列データ、 $\hat{\mathbf{X}}_i$  が代理モデルから得られたシナリオ  $i$  のデータ行列である。代理モデルに用いるモード数  $r$  を 1 から 20 まで変化させて 10 シナリオの平均誤差を計算した結果を図-3.28 に示す。この図から、少ないモード数では大きな誤差となっているものの、モード数が増えることで誤差が小さくなり、やがて収束していく様子が確認できる。

次に、具体的な結果に関する比較を行う。検証用シナリオのうち S2R3 と S5R7 の 2 シナリオについて、ハザード指標の空間分布のスナップショットと評価地点でのハザード指標の時間変化について比較を行ったものを図-3.29 から図-3.31 に示す。評価地点については、図-3.27 のうち地点 2 と地点 3 を用いて比較を行っている。

図-3.29 や図-3.30 からわかるように、局所的には誤差が確認されるものの、任意の不確実性シナリオでの数値解析結果を概ね表現できていることが確認できる。

次に、先に比較を行った 2 ケースについて、式 (3.21) を用いて誤差の評価を行う。具体的な誤差を表-3.4 に示す。式 (3.21) で算出される平均平方二乗誤差に加え、時系列データの最大値およびデータの平均平方二乗の値との比を取ることで誤差率としても評価を行っている。





図-3.27 数値解析結果と代理モデルの結果の比較を行うための評価地点 (© Google Maps)

表-3.4 より、平均値に対する相対誤差を見ると、30% から 40% 台と比較的大きな値となっていることが確認できる。これは、今回対象とした時系列データには、津波の影響が小さくなる時刻のデータや津波の影響を受けない山間部のデータが含まれており、それらの影響で平均値が小さく算出されたためであると考えられる。最大値に対する相対誤差についてみると、最大でも 2% 程度であり、最大値に対して非常に小さな値となることが確認できる。これらの結果から、代理モデルを用いることで概ね津波ハザード指標の時空間分布を表現することが可能であるといえる。

最後に、津波流体力の代理モデルから得られたデータを用いて計算した力積と、数値解析結果を用いて算出した力積について比較を行う。力積については、津波流体力

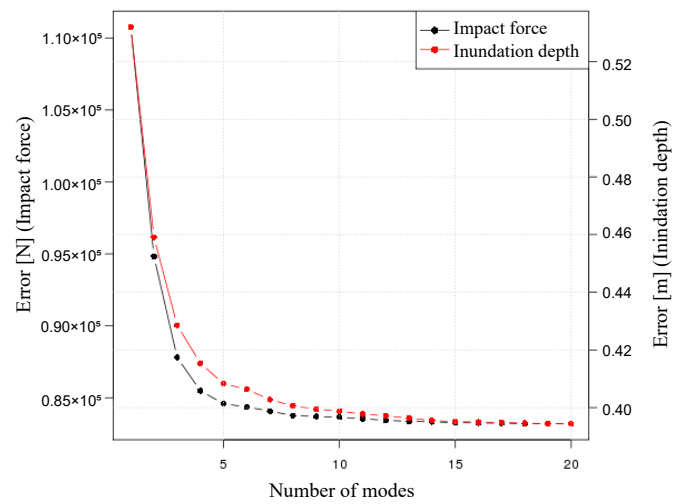


図-3.28 代理モデルのモード数を変化させた場合の数値解析と代理モデルに関する平均平方二乗誤差

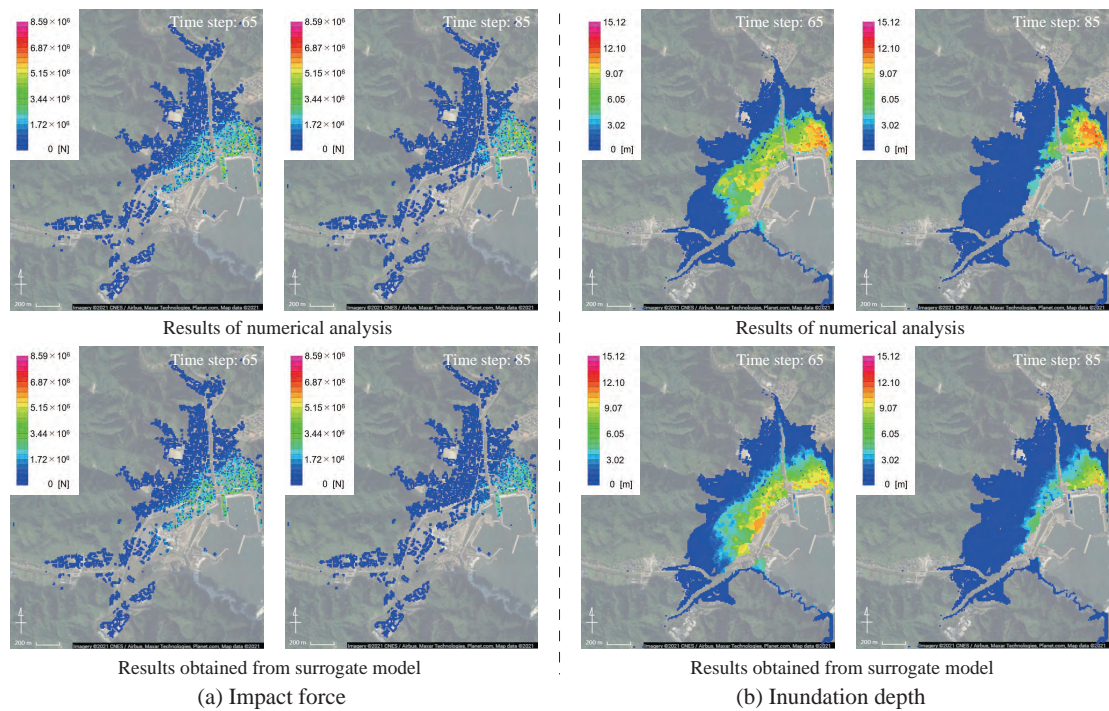


図-3.29 数値解析結果と代理モデルの結果のスナップショットの比較（シナリオ：S2R3）

(© Google Maps)

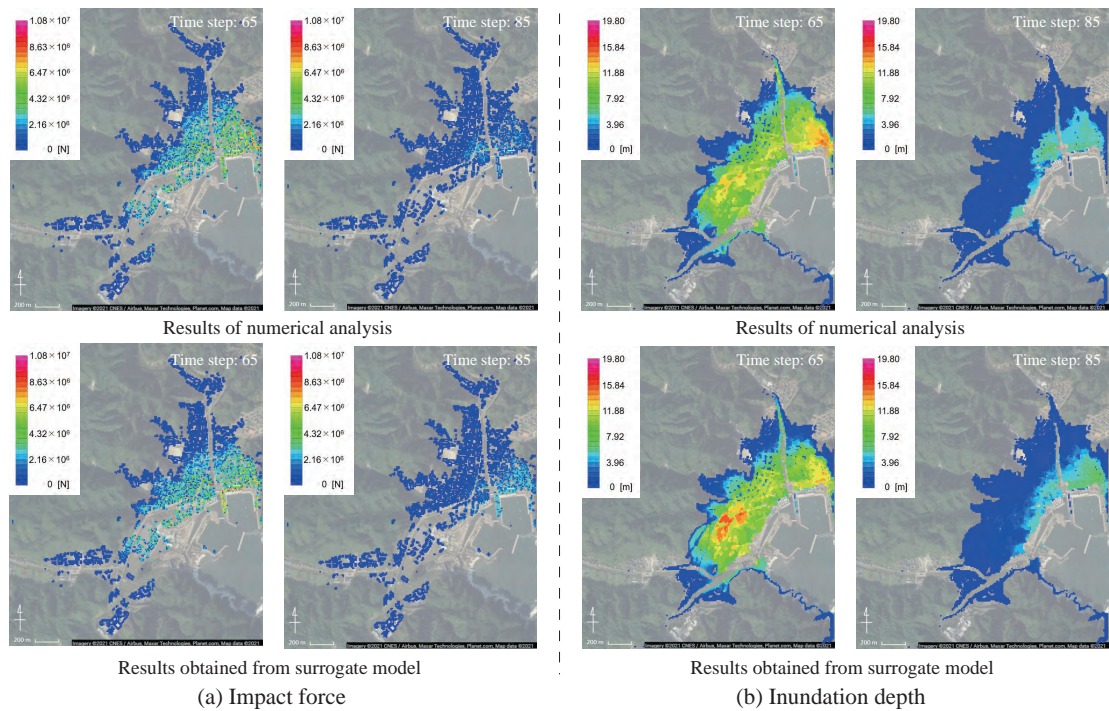
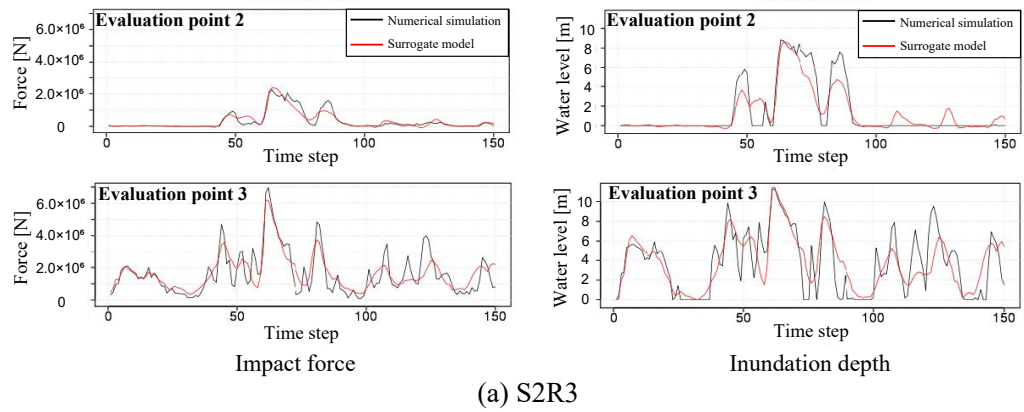


図- 3.30 数値解析結果と代理モデルの結果のスナップショットの比較（シナリオ：S5R7）

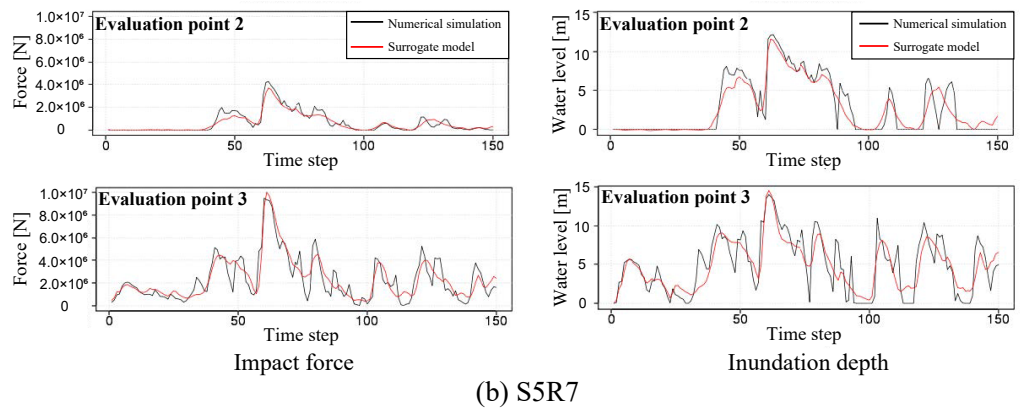
(© Google Maps)

表- 3.4 数値解析結果と代理モデルの結果の誤差

Case name	S2R3		S5R7	
	Impact force	Inundation	Impact force	Inundation
Error (RMSE, Equation (3.15))	$6.69 \times 10^4$ [N]	0.326 [m]	$8.40 \times 10^4$ [N]	0.404 [m]
Mean value	$1.80 \times 10^5$ [N]	0.722 [m]	$2.59 \times 10^5$ [N]	1.10 [m]
(RMSE)/(Mean value)	37.2 [%]	45.1 [%]	32.4 [%]	36.7 [%]
Maximum value	$8.59 \times 10^6$ [N]	15.1 [m]	$1.08 \times 10^7$ [N]	19.8 [m]
(RMSE)/(Maximum value)	0.78 [%]	2.15 [%]	0.78 [%]	2.04 [%]

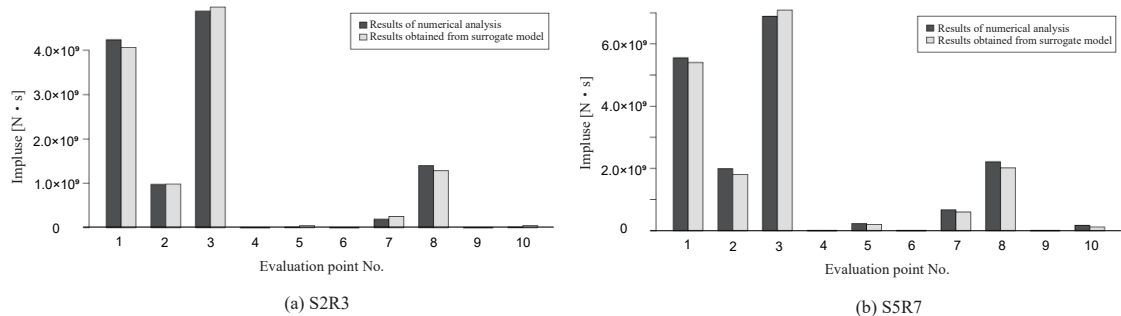


(a) S2R3



(b) S5R7

図- 3.31 数値解析と代理モデルの時系列データでの比較 ((a)S2R3, (b)S5R7)



(a) S2R3

(b) S5R7

図- 3.32 数値解析と代理モデルの評価地点での力積の比較 ((a)S2R3, (b)S5R7)



の時系列データについて、時間方向に積分することで算出しており、図-3.27に示す10の評価地点について比較を行った結果を図-3.32に示す。力積についても、概ね数値解析から得られる結果を再現できていることが確認できる。力積を評価することで、津波流体力の最大値だけでは評価できないような建物リスク評価をすることができ、津波ハザード評価へのさらなる有用性が確認できる。

### 3.5 まとめ

最後に、ここまでで示したきた代理モデルについて、利点及び課題についてまとめる。

まず、モード分解に基づく津波シミュレーションの代理モデルを用いる利点については、下記に示すとおりである。

- 代理モデルを用いることで事前に計算を実施していない不確実性シナリオでのハザード指標（津波流体力・浸水深）の空間分布を表現することが可能である。空間モードに基づいた代理モデルであることから、ハザード指標の空間相関を考慮しながらモデルの構築を行うことができ、様々な広域の災害ハザード評価に対しても有用である。
- 数値解析では時間がかかる津波ハザード評価を、一度モデルを構築しておくことで非常に小さい計算コストで実施することができる。具体的な計算コストについて比較すると、1つのシナリオの数値解析では、2次元解析にはIntel(R) Xeon(R) CPU E5-2667 v4 (3.20 GHz)、16並列でおよそ4時間かかり、3次元解析には、Intel Xeon Phi KNL (1.4 GHz)、8ノード 544コアで96時間の計算時間がかかった。代理モデルの方では、一度モデルを構築しておくことで、ほとんど時間をかけることなくハザード指標の空間分布（時空間分布）を算出可能である。非常に小さいコストでハザード評価が可能であることから、即時予測や試行回数を必要とする

確率論的ハザード評価に対して有用である。本研究では、確率論的広域ハザード評価として、施設の最適配置問題に対する例を示した。

次に、モード分解に基づく津波シミュレーションの代理モデルに関する課題や重要となる点についてを下記にまとめる。

- 代理モデルでは大まかな広域ハザード評価は可能である一方で、局所的に誤差が生じる場合があり、数%の誤差が生じるケースも存在した。いくつかのモードでハザード指標の空間分布を表現するようなモデルとなるため、その数モードの空間内で表現できない部分については誤差として生じる形となる。また、代理モデルに用いるモード数やPOD係数の補間方法によっても予測精度は変化する。本章の例では、寄与率を基準としてモード数を決定したが、寄与率が小さいモードでもモデルの精度に影響を与えるモードもあることから、代理モデルに用いる適切なモードの決定についてもさらなる検討が必要である。
- 構築した代理モデルは、考慮した不確実性パラメータの変動の範囲内（内挿）では十分な精度を有するものの、不確実性パラメータの変動範囲外では大きく精度が落ちるという課題がある。そのため、不確実性パラメータの変動について、事前に適切に設定することが非常に重要となる。また、本研究では枠組みの提案に主眼を置いていたため2つのみの不確実性を考慮したものの、実際の津波の事象には、非常に多くの不確実性が含まれていることから、それらを適切に導入したモデルの構築や、効率的な学習シナリオの設定も重要となる。さらに、シナリオ数によっても代理モデルの精度は変化することから、十分な精度となる代理モデルの構築にどれだけのデータ数が必要になるかに関する検討も、今後さらに必要となる。
- 代理モデルによって数値解析結果を完全に再現することはほぼ不可能であるため、

代理モデルの構築の際に発生する誤差を確率論的に評価することも重要である。代理モデルの構築の際の次元縮約や POD 係数の補間の際に発生する誤差を定量化することができれば、そのような評価は実施可能であると考えられることから、今後の重要な課題として挙げられる。

- モンテカルロシミュレーションを用いた確率的な最適配置について、ハザード指標の空間分布は共通の空間モードに基づいて算出されることから、モードの情報に基づいて効率的に配置を検討することも可能であると考えられる。ただし、破壊基準によって超過確率は変化することから、基準の設定との関連についても調査して検討を行うことが必要である。

## 第4章 豪雨に起因する斜面崩壊の即時予測のための代理モデル

本章では2つ目の適用例として、降雨に起因する広域の斜面崩壊解析結果への適用例を示す。本研究では、3次元極限平衡法を用いた斜面安定解析を実施する。また、降雨の影響を浸透解析によって評価し、斜面安定解析と組み合わせることで、降雨の影響を考慮した広域の斜面崩壊危険度評価を行う。ここでも、前章の津波の解析結果と同様に、固有直交分解 (POD) を適用して代理モデルを構築し、即時予測への適用性について議論する。

まず、豪雨に起因する斜面災害の即時予測に関する既往の研究例について簡単に整理する。広域斜面災害の即時予測については、いくつかのアプローチが存在する。まず1つ目として、降水量の閾値関数を設定するアプローチが挙げられる。過去の斜面災害データと降水量データを用いて、降雨強度と継続時間の閾値の関係を表現するようなアプローチであり、様々な研究例が挙げられる<sup>107),108),109)</sup>。2つ目のアプローチとして、過去の実際の崩壊データやその崩壊箇所の地形地質特性や水文学的特性、降水量に関するデータなど、斜面崩壊の発生に起因するいくつかの指標を用いて、斜面崩壊の発生を危険度を統計的に予測するモデルを構築するアプローチである。これは、データ駆動型のアプローチとして機械学習の手法を用いている研究が多く存在する<sup>110),111)</sup>。3つ目のアプローチとして、斜面安定性の力学的な評価を行うことで斜面崩壊の危険度を評価するものが挙げられる。これらの中では、降雨の影響を考慮するための浸透解



析や斜面安定解析を用いて安全率などで危険度を評価し、即時予測に用いるアプローチであり、様々な研究例が存在する<sup>112),113),114),115)</sup>。

このように、広域斜面災害の即時予測のためのアプローチは様々な存在するものの、本研究のような、事前に不確実性を考慮した数値解析を様々なシナリオで実施し、空間モードを用いて代理モデルを構築するアプローチで即時予測モデルを作成している研究例は存在しない。本章では、3次元極限平衡法による斜面安定解析の結果を、安全率の空間分布として即時的に再現可能な枠組みとして、事前に複数の降雨シナリオで斜面安定解析を実施して代理モデルの構築を行う。

本章の全体の構成を図4.1に示す。まず、4.1節で数値シミュレーション結果について説明する。降水量データを入力条件として浸透解析と地表流解析を行うことで水の移動を評価し、その影響を取り入れた斜面安定解析を実施する。4.2節では、対象領域の選定と、4.1節で示した解析手法について、実被害との比較を行うことで妥当性の検証を行う。4.3節では、提案した解析手法を用いて、様々な降水量条件で解析を実施し、PODとガウス過程回帰(GPR)を用いることで代理モデルを構築する。本章では、不確実性として降水量を採用し、降水量の時間変化を様々変動させて代理モデルのための学習データを作成した。なお、降雨の時間発展による安全率の時間変化を評価可能なモデルとするために、浸透解析の結果を入力条件として用いる代理モデルを、モード分解から得られる情報を用いて構築している。最後に、ガウス過程回帰を用いて、代理モデルのための学習データを効率的に増やす手法について提案し、その有用性について議論する。

## 4.1 広域斜面崩壊シミュレーション

まず、数値解析手法について示す。本研究では、降雨の影響を考慮した斜面崩壊危険度評価を行うことから、この後に示す3つの手順で解析を実施する。まず、降雨に伴

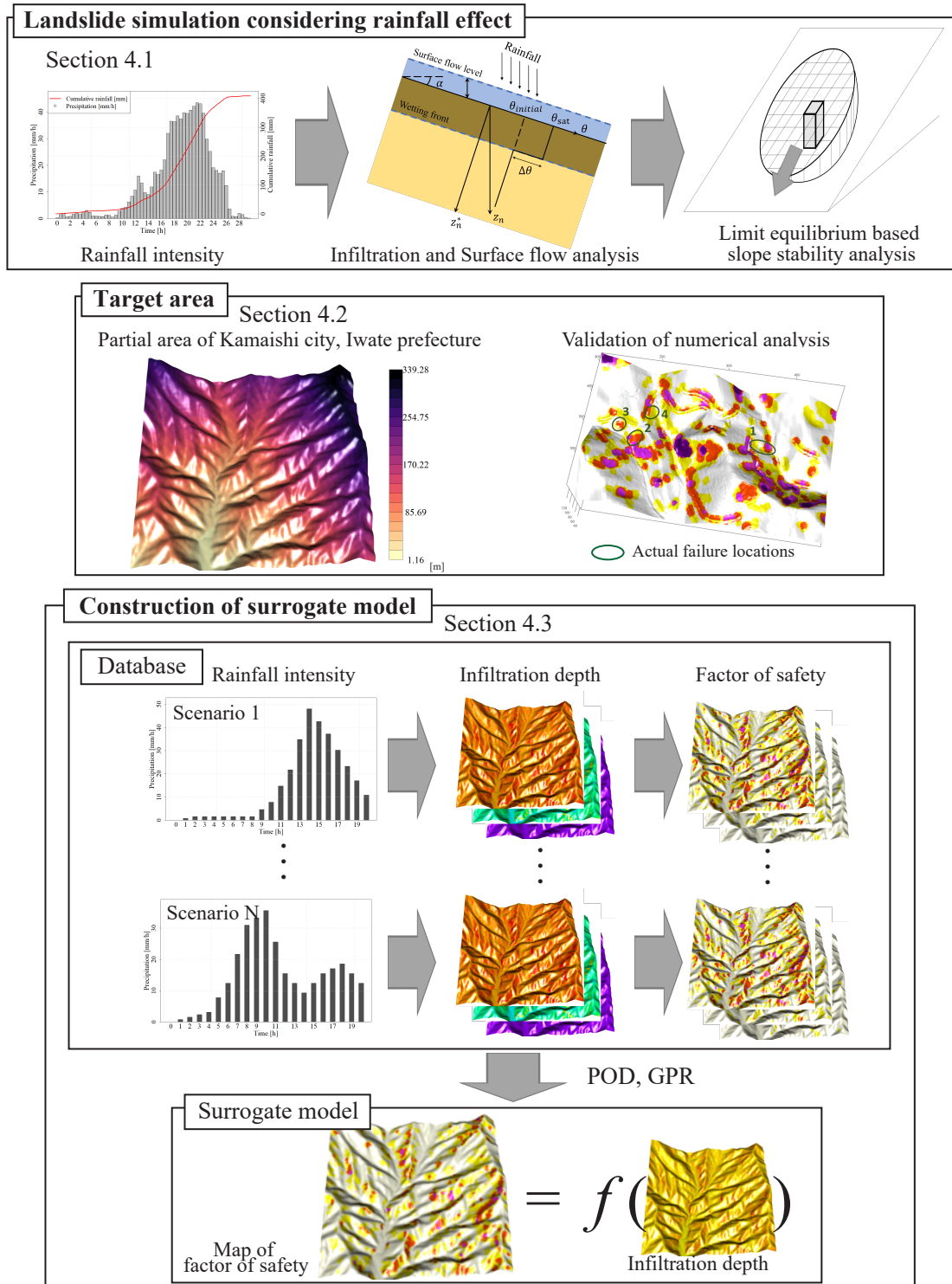


図- 4.1 本章の全体概要

う水の移動を評価するために、浸透解析と地表流解析を実施する。また、浸透解析により得られる情報を入力条件として、次に斜面安定解析を実施する。本研究では、極限平衡法に基づく斜面安定解析手法を実施し、安全率を指標として斜面崩壊危険箇所の抽出を行う。

#### 4.1.1 浸透解析

浸透解析には、Green-Ampt モデル<sup>116)</sup>を使用する。Green-Ampt モデルでは、浸潤面より下側で初期の体積含水率が保たれるとして浸潤面より上から地表面までの領域を飽和条件と仮定する。その仮定のもとで1次元的に浸透挙動を表現する簡易的なモデルである。本研究では、広域を対象とした評価を実施することから、比較的計算コストの小さい本モデルを採用した。また、広域を対象とする場合には、基盤面（不透水面）の空間的な分布の情報が得られないことが多いため、その情報を必要としない本モデルを採用している。Green-Ampt モデルはダルシー則に由来してモデル化がなされており、オリジナルのモデルは以下のように表現される。

$$f = \frac{dI}{dt} = K_s \frac{\psi + z}{z} = K_s \left(1 + \frac{\psi \Delta \theta}{I}\right) \quad (4.1)$$

ここで  $f$  が浸透率、 $z$  が浸潤面深さ、 $K_s$  が飽和透水係数、 $\psi$  が浸潤面におけるサクシオン、 $\Delta \theta$  が初期体積含水率と飽和体積含水率の差、 $I = z \Delta \theta$  が累積の浸透量を表している。また、初期含水率は深さ方向に一定であると仮定する。この式は、時間方向に一定の降雨条件にのみ適用が可能であることから、一定でない降雨に対する Green-Ampt モデル<sup>117)</sup> も提案されている。式 (4.1) に基づいて、以下の式が得られる。

$$\int_{I_o}^{I_n} \frac{I}{I + \psi \Delta \theta} dI = \int_{t_o}^{t_n} K_s dt \quad (4.2)$$

$$I_n = I_o + K_s \Delta t + \psi \Delta \theta \left( \ln \left( \frac{I_n + \psi \Delta \theta}{I_o + \psi \Delta \theta} \right) \right) \quad (4.3)$$

$$f_n = K_s \left(1 + \frac{\psi \Delta \theta}{I_n}\right) \quad (4.4)$$

ここで  $I_o$  が時間ステップ  $t_o$  での累積浸透量を,  $I_n$  が時間ステップ  $t_n$  での累積浸透量を示している. また,  $\Delta t = t_n - t_o$  であり,  $f_n$  が  $t_n$  での浸透率を示している.

ここまで示したものは, 地表面が水平の場合のモデルであるが, 傾斜面に対する Green-Ampt モデル<sup>118)</sup> も提案されており, 傾斜角を  $\alpha$  として表すと, 以下のように書き換えられる.

$$I_n = I_o + K_s \cos \alpha \Delta t + \frac{\psi \Delta \theta}{\cos \alpha} \left( \ln \left( \frac{I_n \cos \alpha + \psi \Delta \theta}{I_o \cos \alpha + \psi \Delta \theta} \right) \right) \quad (4.5)$$

$$f_n = K_s \left( \cos \alpha + \frac{\psi \Delta \theta}{I_n} \right) \quad (4.6)$$

降雨強度がその時刻における浸透率  $f_n$  を下回る場合には, すべての降雨が地中に浸透していくことになるため, 累積浸透量は降水量の分だけ加算される形になる. 一方で, 降雨強度が浸透率  $f_n$  を上回る場合には, すべての水が地中に浸透しきらないため, 式 (4.5) によって累積浸透量が求められ, 浸透しきらない分が地表水として残る形となる.

次に, 浸透深さについて, 時間ステップ  $t_n$  での斜面垂直方向の浸透深さを  $z_n^*$  とするとき,

$$z_n^* = \frac{I_n}{\Delta \theta} \quad (4.7)$$

となり, 鉛直方向の浸透深さ  $z_n$  は, 以下の式で算出される.

$$z_n = \frac{I_n}{\Delta \theta \cos \alpha} \quad (4.8)$$

最後に Green-Ampt モデルによる浸透解析のイメージを図-4.2 左に示す.

#### 4.1.2 地表流解析

前節の浸透解析において, 浸透しない分は地表水として残り, 地表流として移動するため, その計算手法について説明する. 本研究では, いくつかの既往研究<sup>119),120)</sup> で

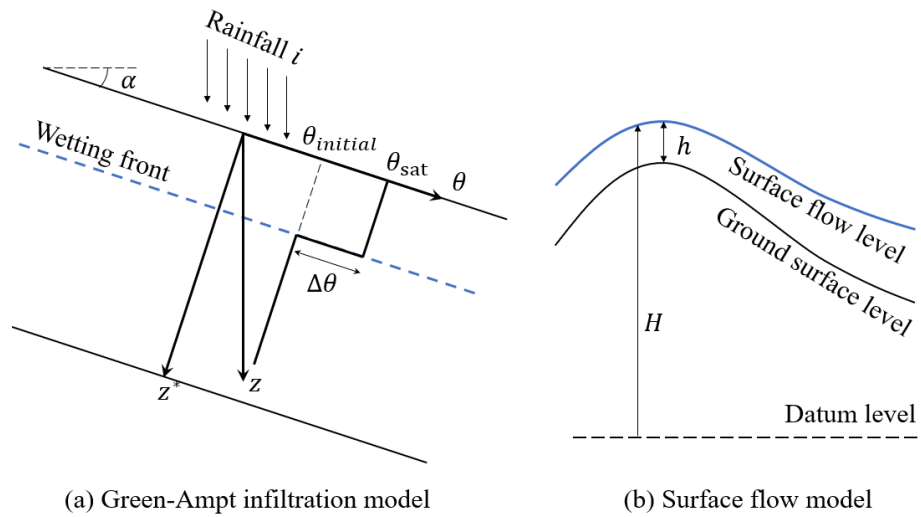


図-4.2 Green-Ampt モデルによる浸透解析と地表流解析のイメージ

も用いられている Diffusion Wave モデルを用いて解析を行った．具体的な支配方程式は以下のようなになる．

$$\frac{\partial h}{\partial t} + \frac{\partial q_x}{\partial x} + \frac{\partial q_y}{\partial y} = i - q_{in} \quad (4.9)$$

$$q_x = -\frac{1}{n} h^{5/3} \sqrt{\left| \frac{\partial H}{\partial x} \right|} \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial H}{\partial x} \right) \quad (4.10)$$

$$q_y = -\frac{1}{n} h^{5/3} \sqrt{\left| \frac{\partial H}{\partial y} \right|} \operatorname{sgn} \left( \frac{\partial H}{\partial y} \right) \quad (4.11)$$

ここで  $h$  が地表面水深， $H$  が地表水位であり，図-4.2 の右に示すとおりである．また， $q_x$  と  $q_y$  が  $x$ ， $y$  方向それぞれの単位幅流量， $n$  がマンニングの粗度係数， $i$  が降雨強度， $q_{in}$  が地中への浸透速度を表している．ここで  $q_{in}$  について，降雨強度が浸透率  $f_n$  よりも小さい場合に  $q_{in} = i$  となり，反対に浸透率  $f_n$  よりも大きい場合には， $q_{in} = f_n$  となる．また，境界条件には流出境界を採用しており，差分法を用いて解析を実施した．

### 4.1.3 3次元斜面安定解析

斜面安定解析手法について，本研究では極限平衡法に基づく斜面安定解析手法の1つである Hovland 法<sup>121)</sup>を採用した．Hovland 法では，すべり面によって切り取られる

崩壊土塊を土柱に分解し，それらの抵抗力と滑動力の合計の値の比から安全率  $F$  を算出する．具体的に数式で表すと以下のようなになる．

$$F = \frac{\sum_i \sum_j \{cA + (N_{ij} - u_{ij}A) \tan \phi\}}{\sum_i \sum_j T_{ij}} \quad (4.12)$$

ここで  $i$  と  $j$  がそれぞれ土柱の  $x, y$  方向の番号， $T_{ij}$  が土柱のせん断力， $N_{ij}$  がすべり面上の垂直力， $W_{ij}$  が土柱重量， $u_{ij}$  が間隙水圧， $c$  が粘着力， $A$  が土柱のすべり面の面積， $\phi$  が内部摩擦角を表している．粘着力と内部摩擦角については，すべり面が浸潤面よりも下側にくる場合には全応力に対応するものとし，反対に浸潤面よりも上側にくる場合には，有効応力に対応するものとする．本研究では，いくつかの既往研究<sup>122),123)</sup>でも用いられているように，すべり面形状を楕円体と仮定した．そのイメージを図-4.3に示す．

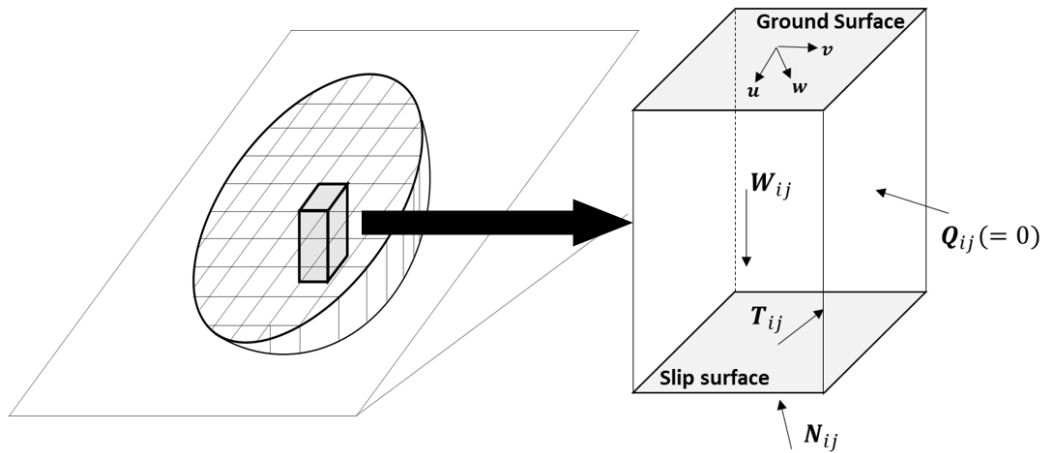


図-4.3 Hovland 法による 3 次元斜面安定解析のイメージ

Hovland 法では，土柱側面に働く力をゼロとして仮定して安全率を算出する．垂直力方向の力のつり合いとすべり体全体でのすべり方向に垂直な方向  $v$  のモーメントのつり合いを考えると，

$$(T_{ij} + N_{ij} + W_{ij}) \cdot n_{ij} = 0 \quad (4.13)$$

$$\sum_i \sum_j (\mathbf{r}_b \times \mathbf{T}_{ij} + \mathbf{r}_b \times \mathbf{N}_{ij} + \mathbf{r}_g \times \mathbf{W}_{ij}) \cdot \mathbf{v} = 0 \quad (4.14)$$

ここで、方向  $\mathbf{v}$  は、 $\mathbf{v} = \mathbf{u} \times \mathbf{w}$  で求められる方向であり、 $\mathbf{u}$  はすべり方向を表現する単位ベクトル、 $\mathbf{w}$  がその方向と地表面に垂直で地中方向を向く単位ベクトルである。また、 $\mathbf{T}_{ij} = T_{ij} \mathbf{t}_{ij}$ ,  $\mathbf{N}_{ij} = N_{ij} \mathbf{n}_{ij}$ ,  $\mathbf{W}_{ij} = W_{ij} \mathbf{g}$  がそれぞれせん断力、垂直力、重力をベクトル表現で表したものであり、 $\mathbf{t}_{ij}, \mathbf{n}_{ij}, \mathbf{g}$  がそれぞれ方向を表す単位ベクトルである。また、本研究では、すべり面として楕円体を仮定することから、 $\mathbf{r}_b$  と  $\mathbf{r}_g$  をそれぞれ楕円体の回転中心から土柱底面中心、土柱重心までの位置ベクトルとして表している。式 (4.12), (4.13), (4.14) から、安全率は以下の式のように書き換えられる。

$$F = \frac{\sum_i \sum_j (\mathbf{t}_{ij} \times \mathbf{r}_b) \cdot \mathbf{v} [cA - \{W_{ij}(\mathbf{g} \cdot \mathbf{n}_{ij}) + u_{ij}A\}] \tan \phi}{\sum_i \sum_j W_{ij} \{-(\mathbf{g} \cdot \mathbf{n}_{ij})(\mathbf{r}_b \times \mathbf{n}_{ij}) \cdot \mathbf{v} + (\mathbf{r}_g \times \mathbf{g}) \cdot \mathbf{v}\}} \quad (4.15)$$

次に、間隙水圧の与え方について示す。本研究では、Green-Ampt モデルによる浸透解析を実施するため、地表面付近が飽和状態であり、その下の部分が不飽和状態となる。すべり面上での間隙水圧を与えるために、本研究では既往の研究<sup>122), 124), 125)</sup> で用いられている手法を採用した。これらの研究では、斜面安定解析での間隙水圧の値を、地下水位及び浸潤面の位置関係から算出するものである。本研究では、地下水位は定義しないことから、浸潤面の位置とすべり面の位置の関係から2つのケースに場合分けされる。そのイメージを図-4.4 に示す。

まず、浸潤面がすべり面よりも上側にある場合 (Case I)、間隙水圧と土柱重量は以下の式のように表される。

$$\begin{cases} u_{ij} = 0 \\ W_{ij} = A\gamma_{sat}(H_g - H_w) + A\gamma_i(H_w - H_s) = A\gamma_{sat}z_n + A\gamma_i(H_w - H_s) \end{cases} \quad (4.16)$$

ここで  $H_g$  が地表面位置、 $H_w$  浸潤面の位置、 $H_s$  がすべり面の位置、 $\gamma_{sat}$  が飽和単位体積重量、 $\gamma_i$  が初期体積含水率の場合の単位体積重量を示している。反対に、すべり面の方が浸潤面よりも上側にある場合 (Case II) は、間隙水圧と土柱重量は以下のよう

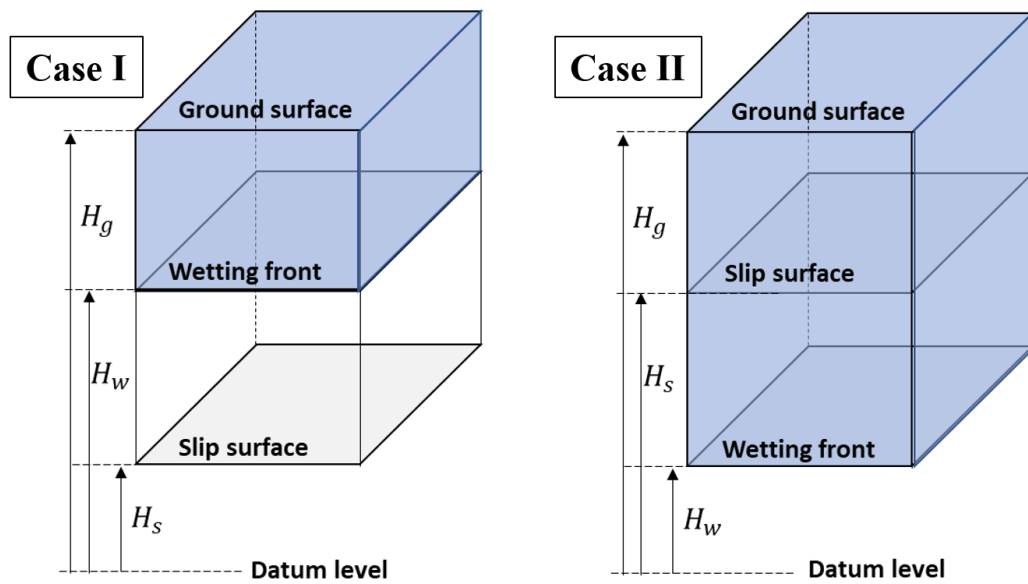


図-4.4 本研究で仮定するすべり面と浸潤面の位置関係

設定される．

$$\begin{cases} u_{ij} = \rho_w g (H_g - H_s) = \rho_w g z_n \\ W_{ij} = A \gamma_{sat} (H_g - H_s) = A \gamma_{sat} z_n \end{cases} \quad (4.17)$$

ここで  $\rho_w$  が水の密度， $g$  が重力加速度である．なお，サクシヨンの影響については，Green-Ampt モデルでは浸潤面位置以外でのサクシヨンの値を適切に表現することができないことから，本研究の斜面安定解析では考慮していない．また，地下水位や不透水層の位置についても，広域を対象とする場合には，それらのデータを得ることが難しいことから，これらについては定義せず浸潤面深さとして降雨浸透の影響を表現する．

## 4.2 対象領域と解析条件

前節で示した数値解析手法を実地形に適用する．本研究では，2019年の台風第19号で斜面崩壊が発生した岩手県釜石市のある領域に対して解析を実施し，実被害と比較を行うことで解析手法の妥当性の検証を行うとともに，広域斜面崩壊危険度の代理モ



デルの精度検証を行う。

#### 4.2.1 対象領域の被害概要

まず、対象領域の被害概要についてまとめる。本研究の対象領域は、2017年5月に大規模な林野火災が発生した岩手県釜石市のある領域である。2017年の林野火災では合計で413 haの領域が焼損し、その後焼損した樹木の伐採や植林が行われた<sup>126)</sup>。その後の2019年10月12から13日にかけて襲来した台風19号による豪雨で、多くの斜面崩壊が確認されている。実際の被害の様子を図-4.5に示す。これらの図から、作業道付近への集水による浸食や崩壊が多く確認されており、また、伐採された木々が流木となって沢に集積し、作業道のシカ防護ネットを破壊したことが確認されている。このように、対象地域では火災によって樹木が伐採されており、樹木の影響を取り除いた斜面安定性の評価を実施可能であることから、本研究の対象領域として選定している。

また、対象地域では、焼損が大きい領域で、Unmanned Aerial Vehicle (UAV) による観測を2時期で実施している。具体的には、火災後豪雨前の2018年10月と豪雨後の2020年3月に観測を実施している。79,997.2 m<sup>2</sup>の領域で豪雨前後の標高データが利用可能であり、その空間解像度は30 cmである<sup>4)</sup>。本研究では、その2時期の標高差分データを用いて崩壊箇所の特定制を行い、数値解析結果との比較を行うことで妥当性の検証を行う。

#### 4.2.2 解析条件

本研究では、解析対象領域として、図-4.6と図-4.7に示す1 km × 1 kmの領域を選定した。この領域については、地形データから集水域を考慮し、領域外からの流入がないような領域として設定している。標高データには、国土地理院の基盤地図情報<sup>5)</sup>から得られる5 m解像度の標高データを使用した。解析に用いる地形データの空間解像度も、本研究では5 mとして設定している。

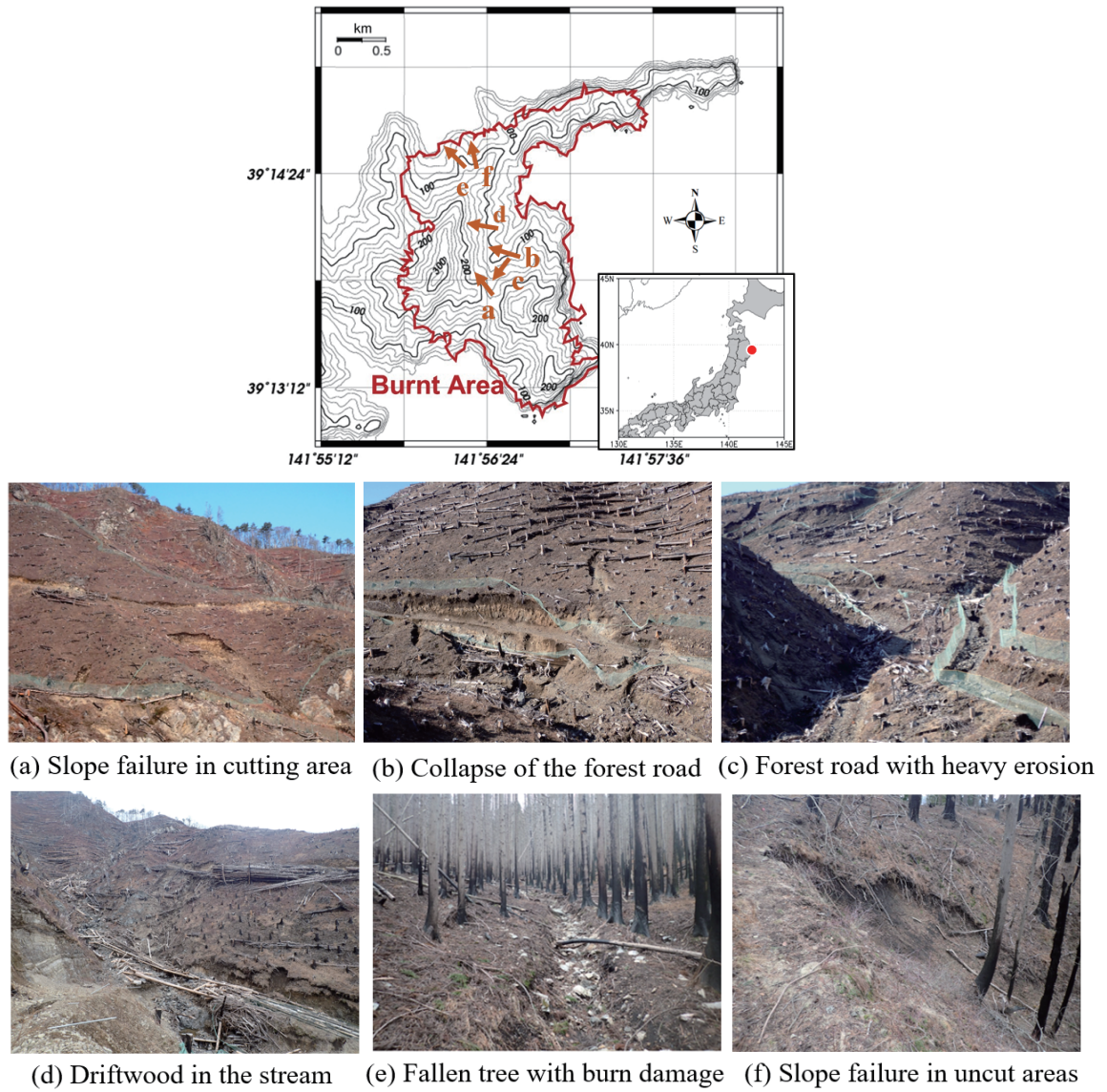


図-4.5 対象地域での豪雨による斜面災害の様子<sup>4)</sup>

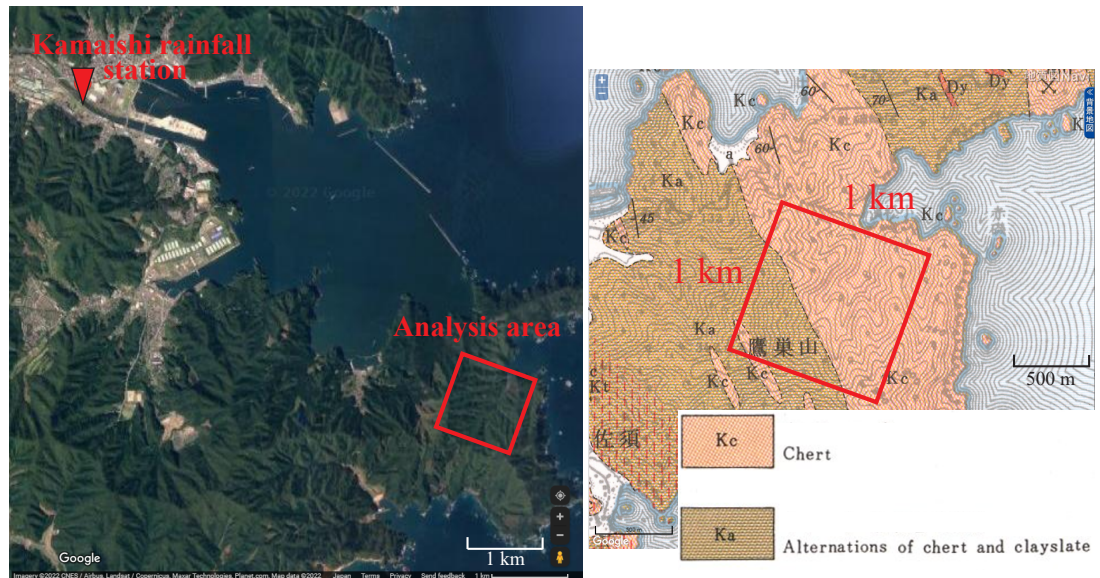


図-4.6 解析領域と降雨データの観測所の位置・地質図<sup>5)</sup> (©Google maps)

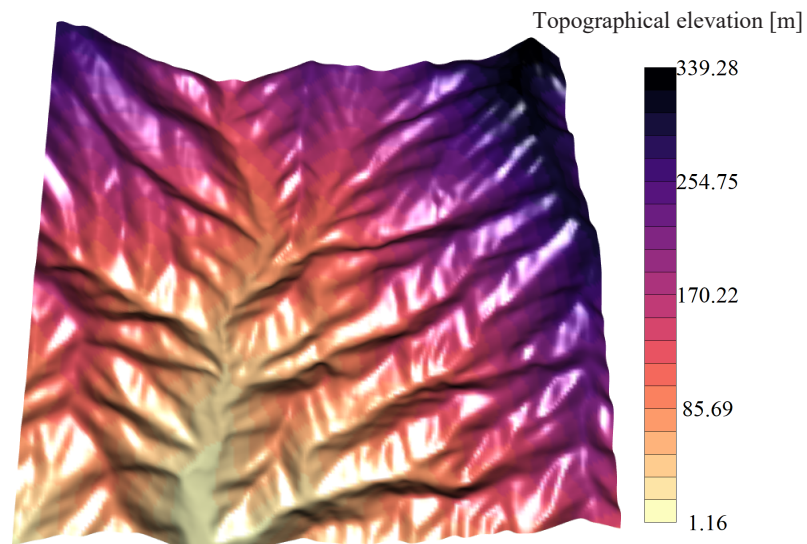


図-4.7 解析領域

次に、数値解析の妥当性検証および代理モデルの妥当性検証に使用する降雨データについて、本研究では実際の降水量データとして、2019年の台風第19号の時の降水量データを使用する。具体的には、対象地域に最も近いアメダスの釜石観測所の1時間降水量データを使用する。対象とする時間の降水量の時間変化を図-4.8に示す。台風による降雨が観測された30時間分のデータを対象とし、本研究の対象領域が比較的小さいことから、本章では空間的には一様として設定する。代理モデルを構築するために使用する降雨シナリオについては、後の節で説明する。

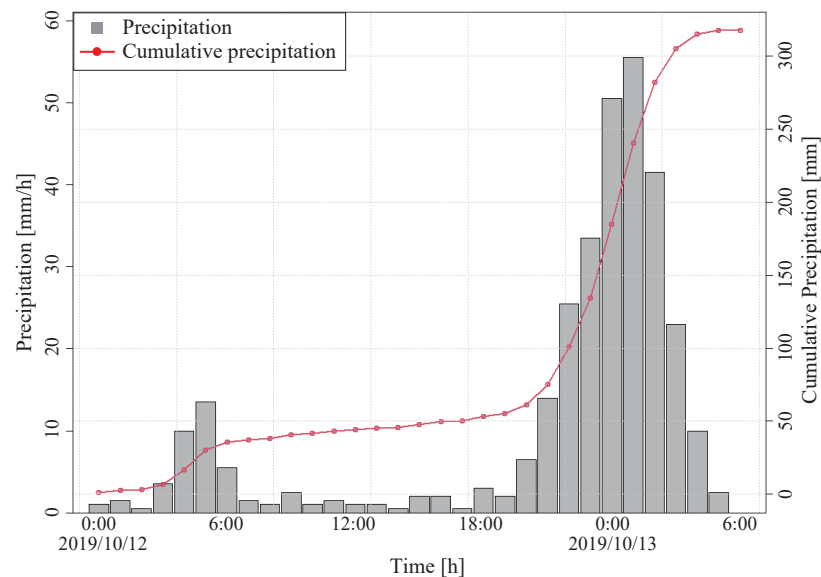


図-4.8 対象領域付近で2019年の台風19号時に観測された降水量データ

最後に、数値解析に使用する地質パラメータについてまとめる。本研究の対象領域は、図-4.6に示すように、チャートの領域とチャート・粘板岩の互層の領域があり、2つの岩相が含まれているような領域となっている<sup>5)</sup>。しかし、この領域に分布する各層の表層は風化を帯びたものとなっており、その表層で崩壊が発生していることから、本解析では地盤材料は均質と仮定して計算を実施した。浸透解析のパラメータについては、対象地域付近の地質の情報から Loamy sand として仮定して表-4.1のように設定した。これらの値については、既往研究<sup>127)</sup>の参照値に基づいて設定しており、体積含水

表- 4.1 浸透・斜面安定解析のパラメータ

Parameters	Values	
Manning's roughness coefficient $n$	0.05	[s/m <sup>1/3</sup> ]
Saturated hydraulic conductivity $K_s$	$8.31 \times 10^{-6}$	[m/s]
Saturated volumetric water content $\theta_s$	0.40	[-]
Initial volumetric water content $\theta_i$	0.20	[-]
Suction head at wetting front $\psi$	$6.13 \times 10^{-2}$	[m]
Cohesion (initial water content) $c$	6.0	[kPa]
Friction angle (initial water content) $\phi$	32.32	[°]
Unit weight (initial water content) $\gamma_i$	17.3	[kN/m <sup>3</sup> ]
Cohesion (saturated water content) $c$	6.0	[kPa]
Friction angle (saturated water content) $\phi$	32.32	[°]
Unit weight (saturated water content) $\gamma_s$	19.0	[kN/m <sup>3</sup> ]



率については、対象地域での現地調査の情報から値を設定している。また、斜面安定解析のパラメータについて、単位体積重量については、体積含水率に基づいて設定しており、内部摩擦角については、対象地域付近の地盤情報サイト KuniJiban<sup>128)</sup> より  $N$  値を参照し、以下の式<sup>129)</sup> に代入することで設定している。

$$\phi = \sqrt{15N} + 15 \quad (4.18)$$

粘着力については、Loamy Sand では、一般にゼロとして仮定することが多いものの、ゼロとして仮定すると必要以上に安全率が低くなる結果となってしまうことから、ある程度の値を与える形で設定することとした。本研究では、粘着力については、実際の崩壊の様子と合うようにパラメトリックスタディを行うことで設定し、具体的には 6 kPa として設定した。先述のように、この値には強い根拠はないものの、いくつかの先行研究<sup>130),131)</sup> において適切な粘着力の範囲が規定されており、その範囲内の値となっていることから、妥当な値であるとして本研究の解析パラメータとして設定した。

### 4.2.3 数値解析手法の妥当性検証

前節で述べた数値解析モデルについて、実現象との比較を行うことで妥当性の検証を行う。

まず、数値解析の妥当性検証のための解析領域を再設定する。ここでは、先述の UAV による観測から得られる崩壊データを用いて比較を行うため、UAV 観測領域を含むような 600 m × 600 m の領域として図-4.9 に示すように設定しており、地形データは、国土地理院の地形データと UAV による地形データの 2 つを用いて線形補間をすることによって作成している。また、ここでは実現象であった作業道付近の崩壊の様子を確認するため、地形データの空間解像度は 1 m として設定している。図-4.9 からわかるように、UAV 観測データがある部分では作業道のような詳細な地形が再現されていることが確認できる。それ以外の部分では、国土地理院の 5 m 解像度のデータのみを参照

する形となっていることから、UAV の領域と比べて粗い地形となっていることが確認できる。

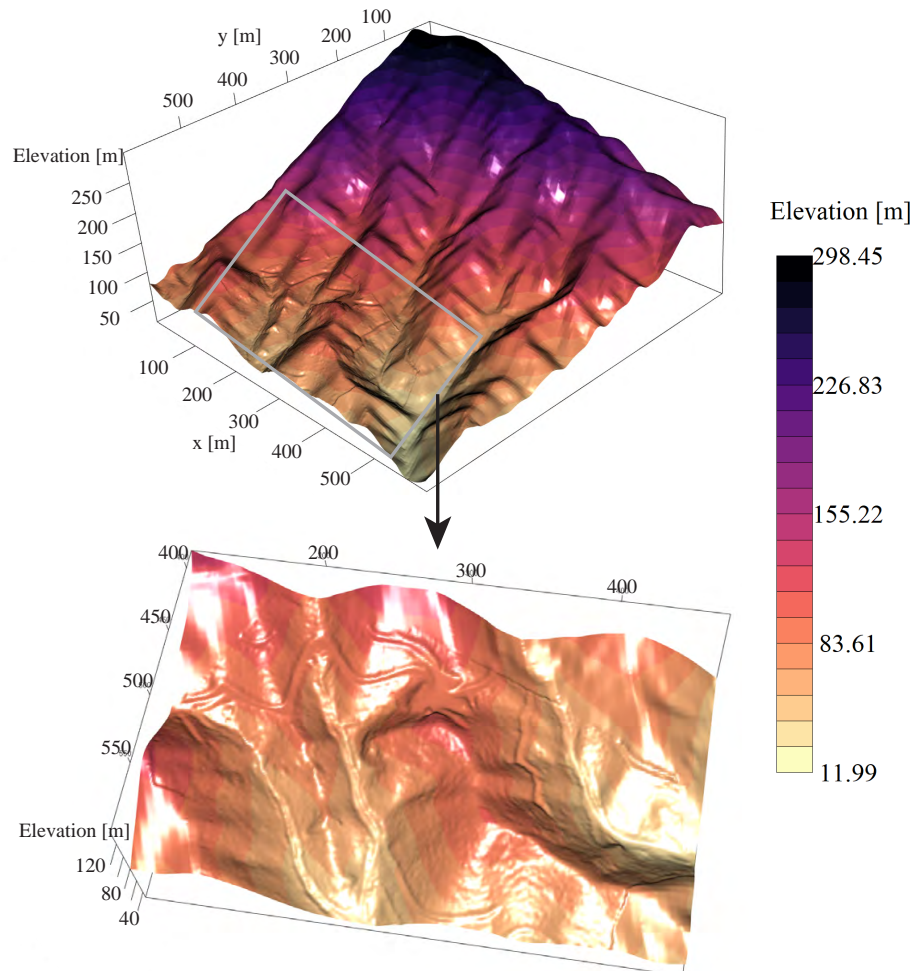
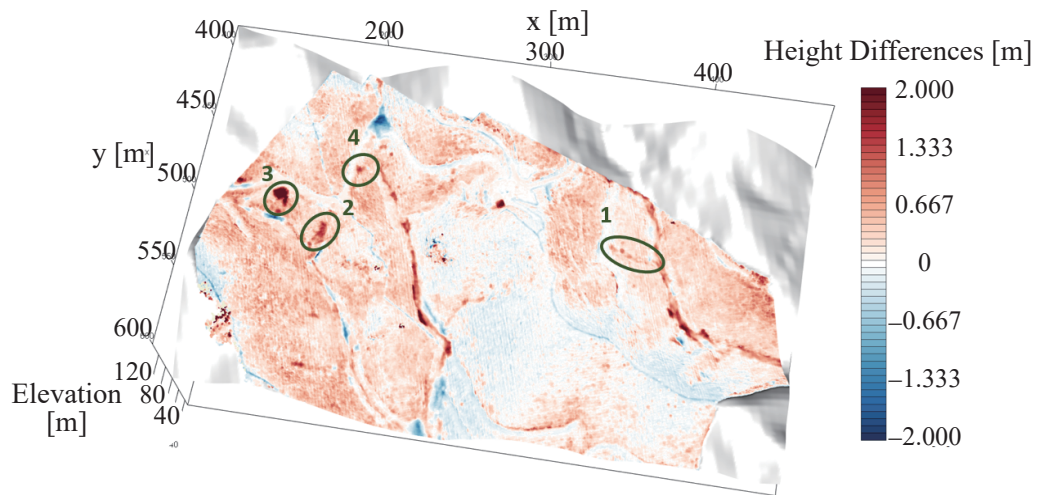
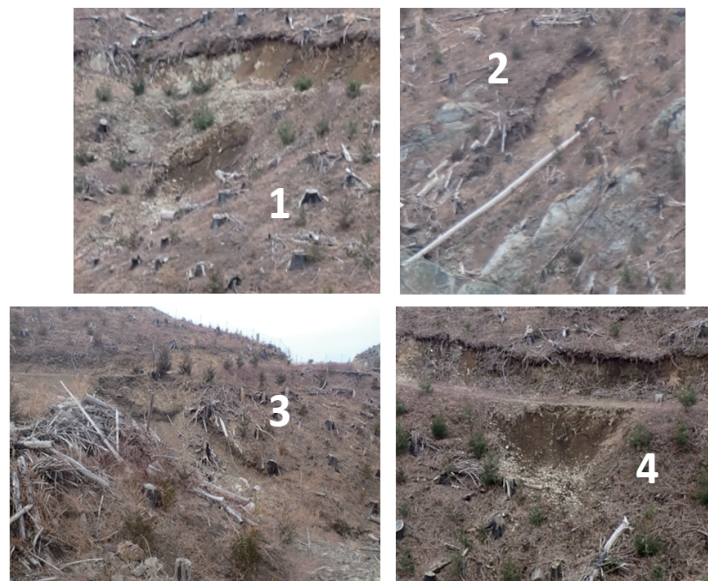


図-4.9 数値解析の妥当性検証のための解析領域

次に、UAV を用いた崩壊領域について示す。実際の崩壊の様子と 2 時期で撮影した UAV 観測から得られた標高の差分を図-4.10 に示す。標高差分については、豪雨前の標高値から豪雨後の標高値を引く形で算出しているため、崩壊箇所は赤色で表示されている。丸で囲まれている部分は実際に斜面崩壊が確認された箇所であり、1 から 4 の番号が図-4.10 の下に示す崩壊の写真と対応している。また、崩壊箇所以外にも、谷の部分などで特に大きな標高差分の値がみられるが、これは地表流の影響で浸食や堆積が発生したことが原因と考えられる。



(a) Elevation difference by UAV



(b) Photo of landslides

図-4.10 豪雨前後での UAV による標高データの差分と実崩壊箇所の様子



次に、数値解析結果を示す。図-4.8に示す降水量データを入力としたときの結果について、豪雨イベント終了後の浸潤面（浸透）深さの空間分布と降雨強度がピーク時の地表水位の空間分布の結果をそれぞれ図-4.11, 図-4.12に示す。また、図-4.11の結果を入力条件としたときの豪雨イベント終了時の安全率の分布を図-4.13に示す。それぞれ、解析領域全体を上側に、UAV観測領域に着目した結果を下側に示している。

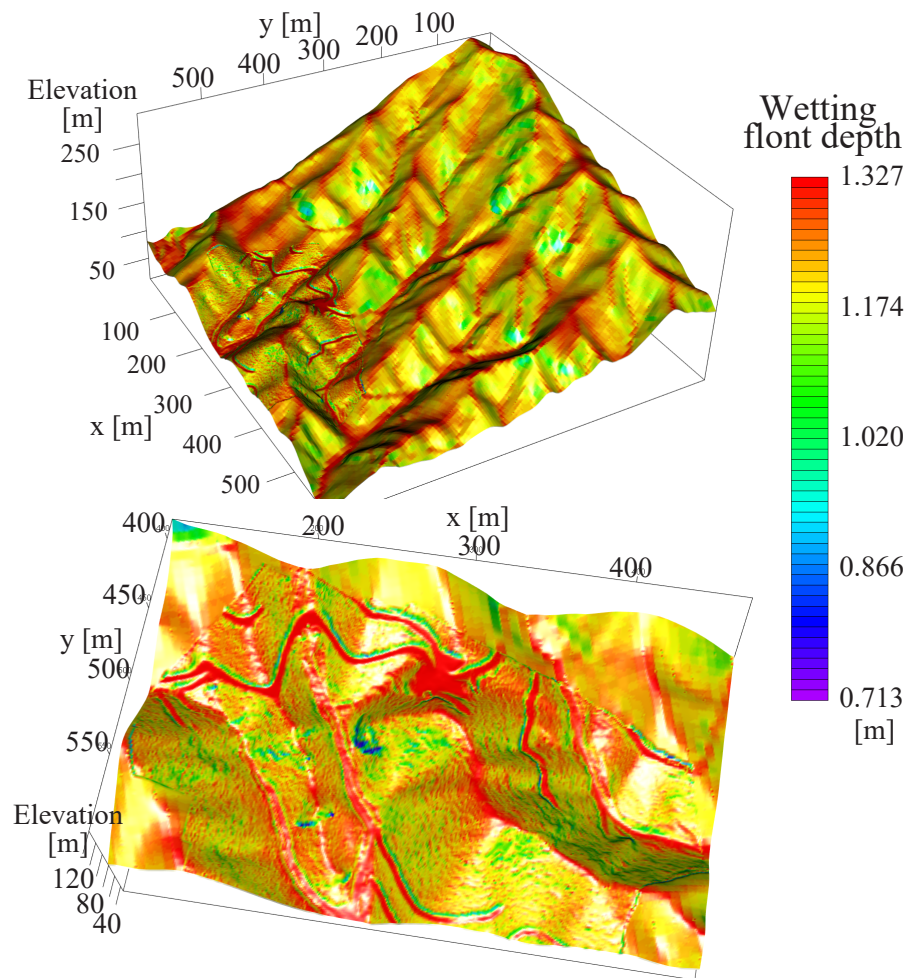


図-4.11 降雨イベント終了時の浸潤面深さ分布

これらの結果について考察する。まず、地表流解析の結果についてみると、谷部や作業道付近の水位が高くなっていることが確認できる。実際の被害現場では、谷部での浸食や作業道付近での被害の様子が確認されたことから、その被害と一致する傾向が確認できる。

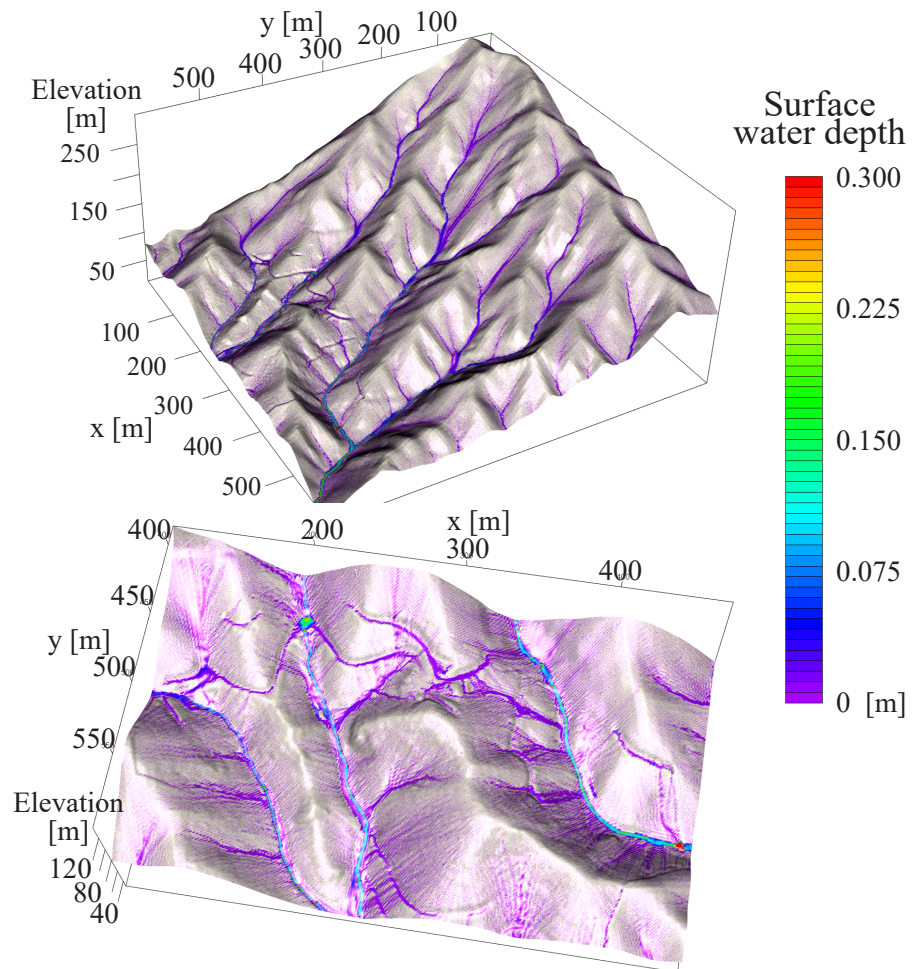


図- 4.12 降雨強度がピーク時の地表水位の空間分布

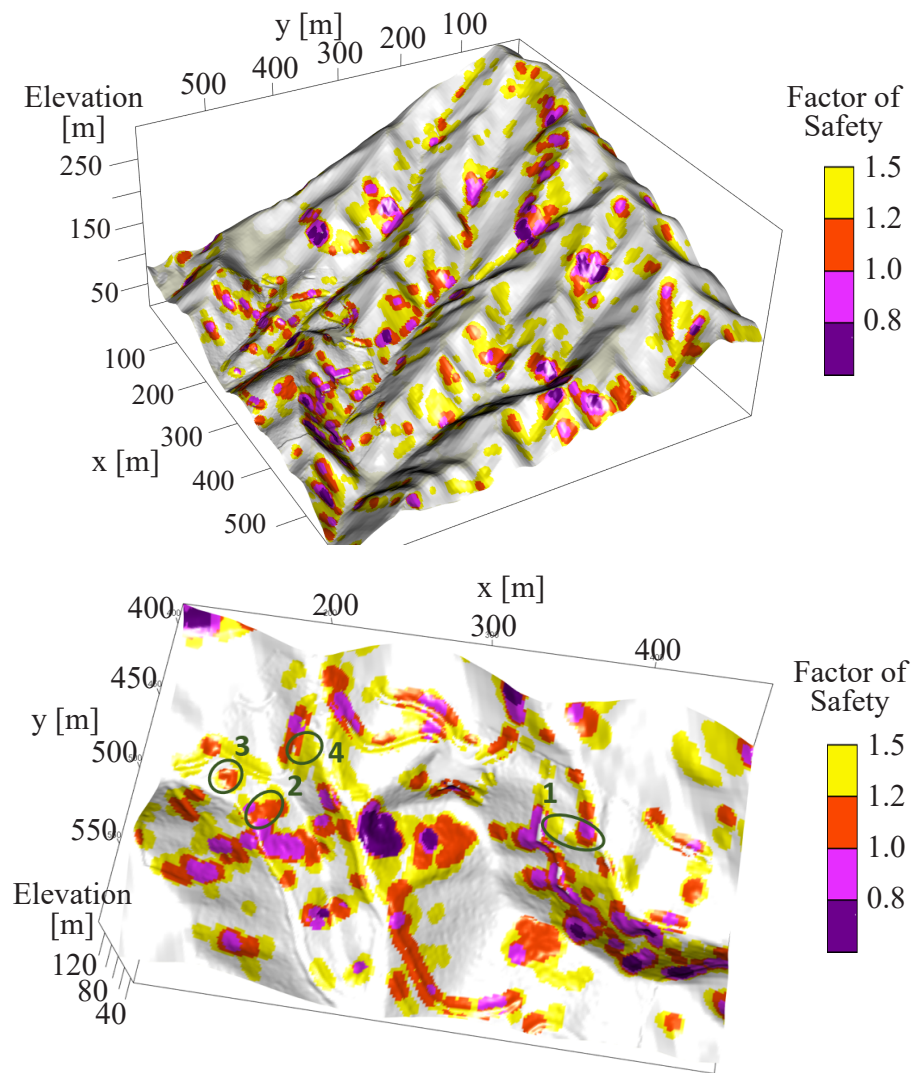


図-4.13 豪雨終了時の安全率の空間分布

次に安全率分布の結果について考察する．実際の崩壊箇所との対応についてみると，崩壊地点 1,2 で安全率 1 以下となっており，崩壊箇所 3,4 についても安全率 1.2 以下と，周囲と比較して低い安全率が算出されていることが確認できる．また，崩壊箇所以外についてみると，作業道付近の安全率が低くなる傾向が確認できる．実際の被害でも作業道付近に被害が大きかったことから，実被害と一致する傾向が解析から得られていることが確認できる．

一方で，実際に崩壊が発生していない地点で安全率が 1 以下になるような箇所も確認された．このような過大評価の傾向が得られる理由として主に 2 つが考えられる．まず，設定したパラメータや地下水位が原因であると考えられる．本研究では地質パラメータは空間的に一様として設定しているが，実際には空間的にばらついていることが考えられ，また本研究で考慮していない基盤面 (不透水層) の位置や地下水位分布も安全率に影響を与えるものであると考えられる．2 つ目としては，採用した Hovland 法の性質が起因していることが考えられる．いくつかの先行研究<sup>132),133)</sup>でも示されているように，Hovland 法が安全率を低く算出する傾向があり，本研究の結果でも，その影響で作業道付近を中心に安全率が低くなる領域が実際よりも多く発生する結果になっていることが確認できる．しかし，作業道付近の安全率の低くなる傾向は，実際の作業道付近の被害の傾向をとらえられていることから，この結果はある程度の妥当性を有するものと考えられる．

### 4.3 ガウス過程回帰を用いた代理モデルの構築

次に，前節で示した降雨の影響を考慮した斜面安定解析を即時予測に結び付けるための手法として，代理モデルを用いたアプローチについて説明する．広域の評価する場合には，評価を実施する斜面数が膨大になることで計算コストが大きくなることが懸念される．そのため，前章の津波の例で示したモード分解を用いた代理モデルを構

築するアプローチを採用する．代理モデル構築の流れのイメージを図-4.14 に示す．

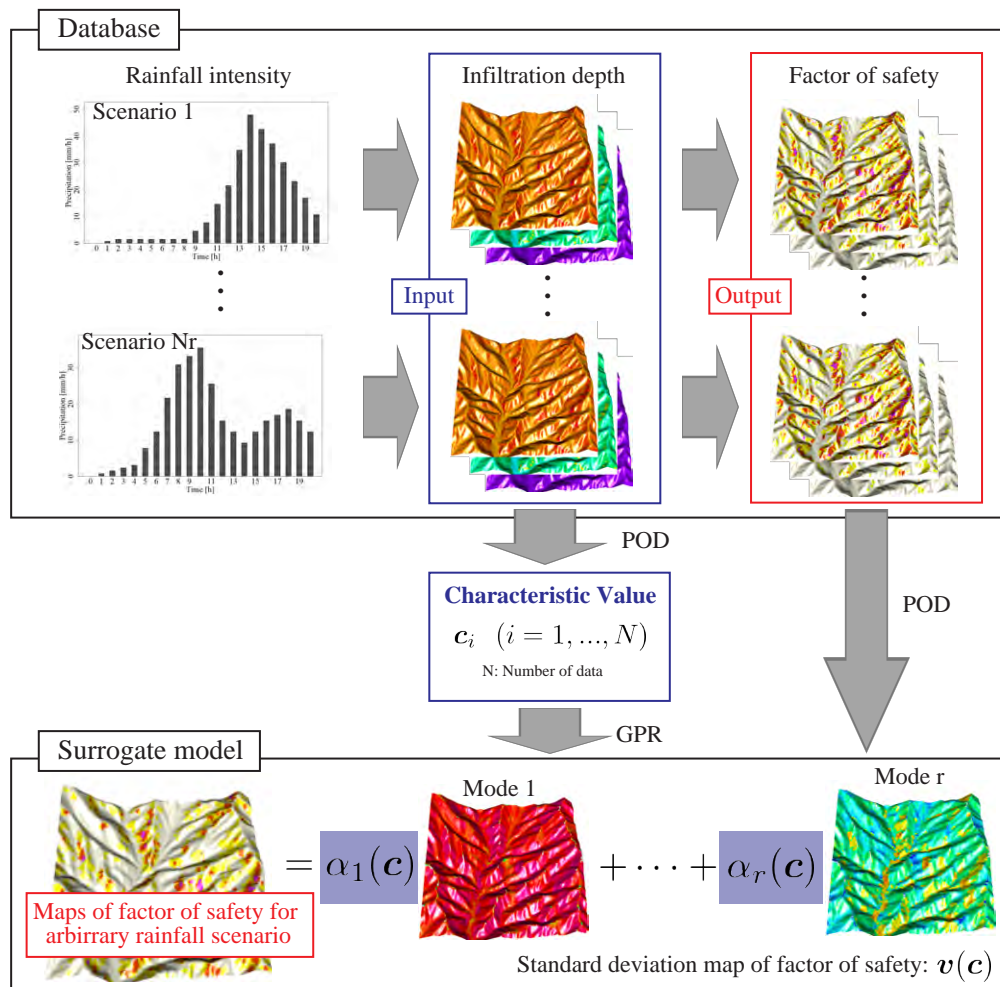


図- 4.14 豪雨に起因する広域斜面崩壊危険度評価のための代理モデルのイメージ

前章では，代理モデルの入力パラメータを2つの断層パラメータとしたが，本章では降雨強度の時系列データを入力の不確実性として選定する．時系列データを考慮する場合，1つの降雨イベントでの総降水量や継続時間，降水量がピークとなる時間帯といった降り方の条件など，多くの条件を設定をする必要があり，様々な時系列データのシナリオを想定することができる．さらに，本章では考慮しないものの，広域の評価をする場合には降水量の時間変化だけでなく，空間的なばらつきについても考慮する必要があることから，想定するシナリオがさらに多く，モデルの入力情報として複

雑になることが想定される．そのような問題を解決するために，本研究では，浸透解析の結果を代理モデルの入力条件として使用する．降雨の情報を直接入力情報とする場合に比べると数値計算を途中で挟む分計算時間が必要となるものの，浸透解析は斜面安定解析と比較して計算コストが小さく，また非常にばらつきの大きい降雨の時空間的な分布を累積浸透量として直接表現できる指標となることから，本研究では浸透解析の結果を代理モデルの入力として使用する．具体的な降水量のシナリオについては，次節で説明する．

図-4.14 の代理モデル構築の流れについて，ここでは入力となる浸潤面分布と出力となる安全率分布それぞれについて，固有直交分解 (POD) を適用し，それぞれの空間分布の特徴を抽出する．浸潤面分布については，抽出される POD 係数を浸潤面の特徴を表現する特徴量として用いることとし，その特徴量を安全率のモードの線形和の POD 係数の関数の入力値として用いることで代理モデルの構築を行う．安全率の POD 係数の補間にはガウス過程回帰 (GPR) を用いることとし，安全率のばらつきについても評価を行う．さらに，そのばらつきの情報を用いて，代理モデルに使用する学習ケースを効率的に設定する手法についての考察を行う．

### 4.3.1 降雨の学習シナリオの設定

本研究では，学習用の降水量シナリオを設定するにあたり，累積降水量と時間変化の2項目を変化させることで複数のシナリオを設定する．

まず，累積降水量については，確率降水量を算出することで設定する．本研究では，岩手県釜石市のアメダスの過去の観測データをもとに，気象庁で用いられている確率降水量の算出方法<sup>134)</sup>に従って，確率分布を当てはめることによって算出している．具体的には，1日降水量と2日降水量について，再現期間100年としたときの降水量として設定しており，それぞれ310 mm，420 mmとした．

次に，時間変化については，先行研究<sup>6)</sup>をもとに設定した．この中では，豪雨の降水



量の時間変化の特徴について観測データから抽出しているものであり、降水量と継続時間の関係を表現しているものである。この研究例では、Illinois を対象地域としているが、本研究の対象地域付近での豪雨イベントの時間変化に関する文献が存在しないため、この研究例の時間変化を採用している。具体的な降水量と継続時間の関係について図-4.15 に示す。各軸は、累積降水量、継続時間に対する割合として表現されている。ピークの時間的な位置で大きく4つのパターンにカテゴリー化されており、ピーク時間の違いとして様々な降水のシナリオが設定可能であることが確認できる。

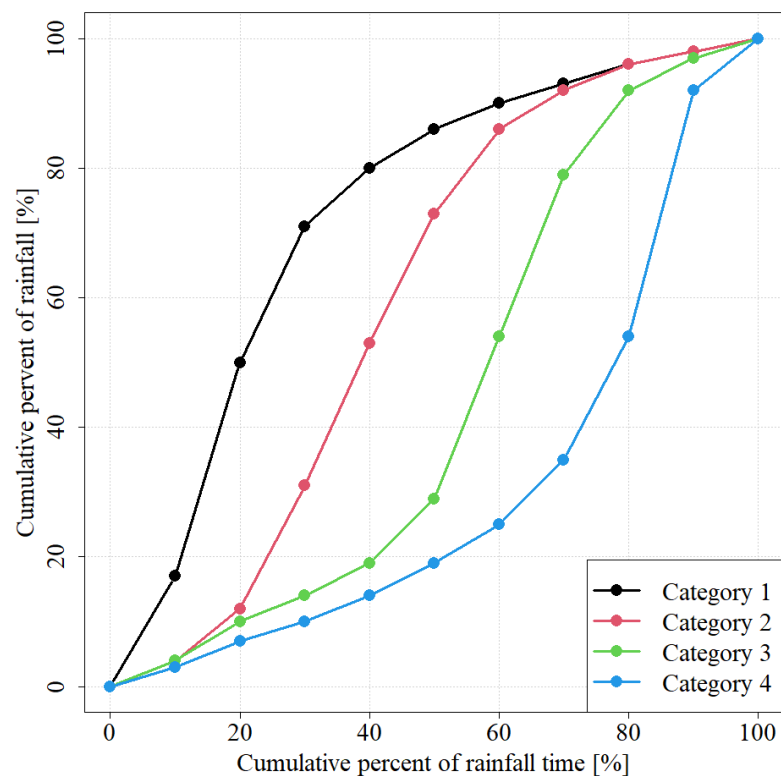


図-4.15 降雨継続時間と降水量の時間変化のシナリオ<sup>6)</sup>

これに加えて先行研究の中では、4つのカテゴリーの継続時間について、カテゴリー1では6時間以下、カテゴリー2では6時間から12時間程度、カテゴリー3では12時間から24時間、カテゴリー4では24時間以上になるような傾向があることが示されている。本研究でも、この先行研究に倣いシナリオの継続時間及び累積降水量を表-4.2

のように設定した。本研究では、継続時間を 10, 20, 30, 50 時間の 4 つについて設定することとし、先行研究のカテゴリー分けと継続時間の関係に概ね一致するような設定とした。また、各継続時間での累積降水量については、10, 20 時間のシナリオでは 1 日降水量の値を、30, 40 時間のシナリオでは 2 日間降水量の値を当てはめることで設定している。解析を実施するシナリオについては、表-4.2 に示す 7 つとして設定し、代理モデルの構築を行う。

表- 4.2 降水量シナリオ

Case	Cumulative rainfall	Duration	Category
1	310 mm	10 h	1
2	310 mm	10 h	2
3	310 mm	20 h	2
4	310 mm	20 h	3
5	420 mm	30 h	3
6	420 mm	30 h	4
7	420 mm	50 h	4

代理モデルの入力となる浸潤面分布データおよび出力結果となる安全率分布については、各シナリオ 1 時間おきにスナップショットとしてデータ保持することとする。そのため、継続時間が 10 時間のシナリオでは 10 個、50 時間の場合には 50 個の浸潤面分布と安全率分布の結果が学習データとして保持される形となる。この例では、合計 170 の入出力関係が得られ、それらのデータを用いて代理モデルの構築を行う。

#### 4.3.2 代理モデルの構築と精度検証

まず、入力の浸潤面分布と出力の安全率分布の空間分布の空間モードのうち、第 1, 第 2 モードを図-4.16 に示す。各モードの値については、絶対値の最大が 1 になるよう



に標準化して表現している。それぞれのモードについてみると、第1モードが全体的な分布の傾向を示しており、第2モードが谷部など局所的な部分の様子を表現するようなモードであることが確認できる。

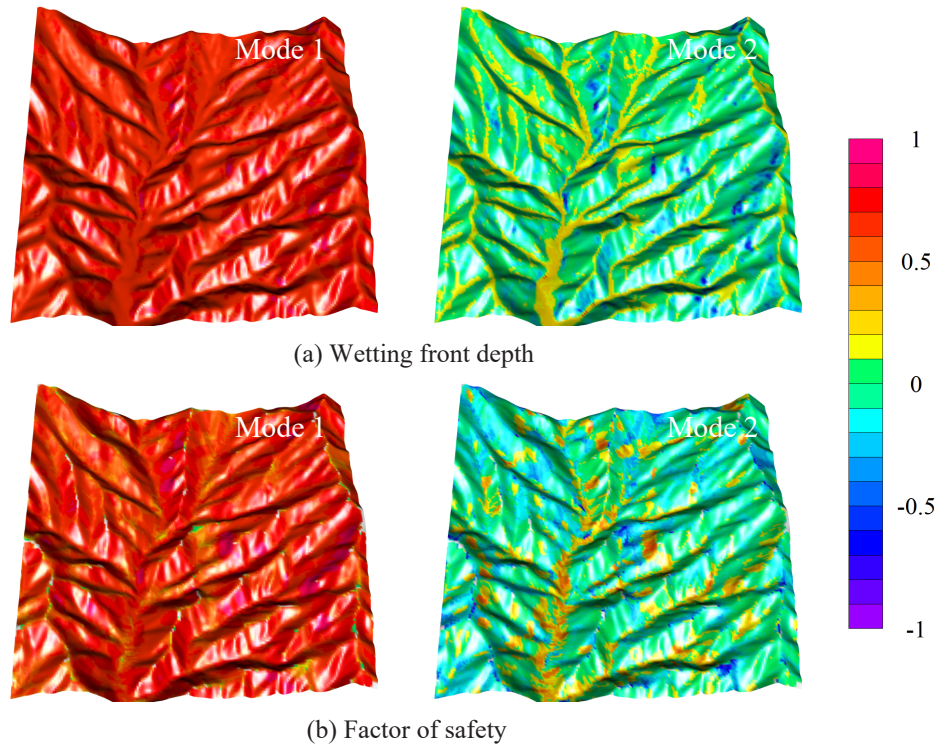


図-4.16 浸潤面分布と安全率分布の空間モード

次に、浸潤面分布データの寄与率と、安全率分布データを異なるモード数で再構築したときの誤差をそれぞれ図-4.17と図-4.18に示す。再構築誤差については、ここでは学習データ全体の平均平方二乗誤差率として表現している。この例では、入力浸潤面分布のモード数については、特徴量として似ているシナリオの探索に対して用いるため、寄与率を指標としてモード数を決定し、具体的には累積寄与率が99%を超えるモード数2として設定した。また、安全率分布のモード数については、安全率の分布をモードを用いて再構築して分布として表すため、再構築誤差を用いて決定することとし、具体的には再構築の誤差率が1%を下回る26として設定した。

入力浸潤面分布データの特徴量について、2次元空間上に図示したものを図-4.19

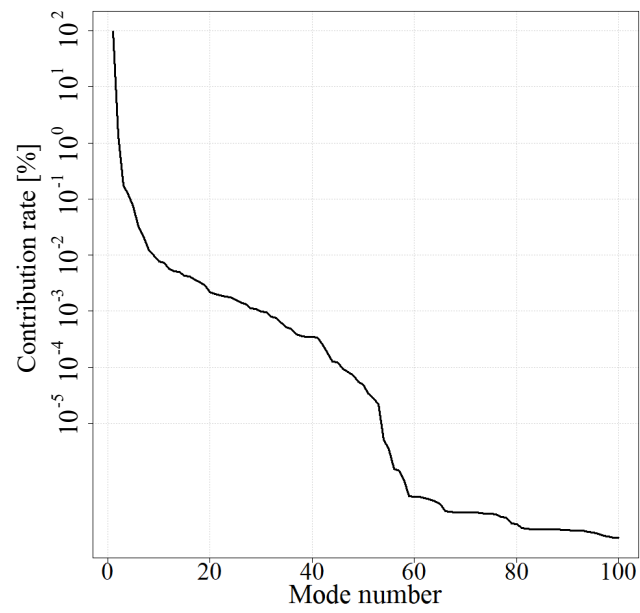


図-4.17 浸潤面分布データの寄与率

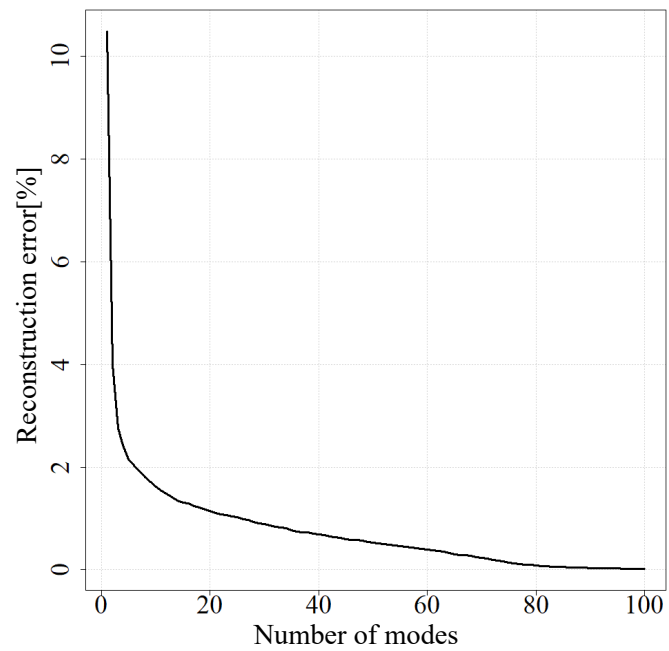


図-4.18 安全率分布データの再構築誤差（平均平方二乗誤差率）

に示す。降雨シナリオごとに異なるプロットの形と色としており、1つの点が1つの浸潤面分布の様子を表現している。この図について考察すると、第1モードは全体的な傾向を表現することから、その係数は総降水量に応じて（時間が経過するにしたがって）大きくなることが確認できる。また、原点から第1特徴量が正、第2特徴量が負になる方向に軸（軸1と呼ぶ）ができていることが確認でき、その軸から傾きが正になる方向に枝分かれする分布となっていることが確認できる。各シナリオにおいて軸1から枝分かれするタイミングを見ると、カテゴリ番号が小さいほど軸1から早く枝分かれしていることが確認できる。カテゴリ番号が小さいほど早く降雨のピークがくるような時間変化となっていることから、軸1に垂直な方向が地表流の影響を表現していることが言える。降雨強度の強い場合、降雨強度が Green-Ampt モデルの浸透率を超えることで地中に入りきらない水が発生し、その影響で浸透する水の量に空間的なばらつきが発生することから、その影響が表現されているといえる。枝分かれした後は、再び軸1に平行な方向にシナリオの特徴量が分布することも確認でき、降雨強度が高い時間が終わると降雨がすべて浸透する様子が表現されていることが確認できる。このように、特徴量の分布の様子から浸透、地表流の現象の様子が考察される。

次に、安全率分布のモード分解の結果について、各モード係数をガウス過程回帰を用いて浸潤面分布の特徴量  $\mathbf{c} = (c_1, c_2)$  の関数として以下の式のように表現する。

$$\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{c}) = \sum_{k=1}^r f_k(\mathbf{c}) \mathbf{u}_k \quad (4.19)$$

ここで  $\hat{\mathbf{x}}(\mathbf{c})$  が任意の浸潤面のケースでの安全率分布、 $\mathbf{u}_k$  が安全率の  $k$  番目の空間モードである。またガウス過程回帰のフィッティングパラメータについては、クロスバリデーションによって決定しており、トレーニングと検証用データの分割数を5として平均誤差を算出している。

次に、構築した代理モデルの精度検証のために、数値計算から得られた結果と代理モデルの結果の比較を行う。検証用の降雨シナリオについては、先の図-4.8 に示す降

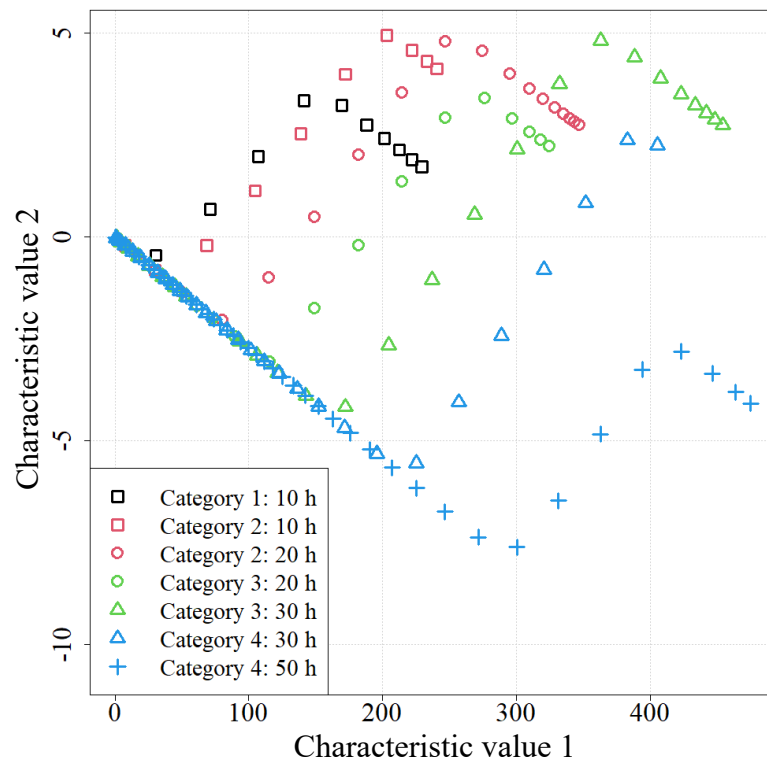


図-4.19 浸潤面分布の特徴量空間の分布

水量を入力としたときの両者の結果について比較を行う。

代理モデルによる安全率の評価の流れについて、図-4.20 に示す。まず、降水量を入力としたときの浸潤面深さ分布を浸透解析を用いて算出する。ここで算出された各時間の浸潤面深さ分布に対して、事前に実施した浸潤面深さ分布の POD から得られたモードを作用させることで、各分布に対する特徴量を算出する。具体的に特徴量  $\hat{c}$  は以下の式のように求める。

$$\hat{c} = U_{in}^T \hat{x}_{in} \quad (4.20)$$

ここで、 $\hat{x}_{in}$  が検討したい降雨条件下のある時刻での浸潤面深さ分布、 $U_{in}$  が浸潤面深さ分布の空間モードが列方向に並ぶ行列である。この特徴量を代理モデルの式 (4.19) に代入することで安全率を算出するとともに、その標準偏差についても合わせて評価を行う。この例では過去の降水量データを使用しているため、1 時間おきの浸潤面深さ分布を算出し、各時刻での安全率分布を計算するが、実際の予測の場面では、これまでの降水量の履歴およびその後の予報データを用いて安全率分布の予測を行う形が効果的と考えられる。

数値解析結果と代理モデルによる結果の比較の結果を示す。安全率分布のスナップショットの比較を図-4.21 に、いくつかの地点での安全率の時間変化の比較を図-4.22 に示す。安全率の時間変化については、標準偏差の 2 倍の幅を合わせて図示している。標準偏差については、ガウス過程回帰で算出される値と、省略したモードから算出される誤差をもとに算出した値を合わせた形で表している。また、安全率分布の平均平方二乗誤差率の時間変化を図-4.23 に示す。これらの結果から、最大でも 2.5% 程度の誤差率であり、安全率の分布や時間変化の様子も数値解析結果と概ね一致していることから、代理モデルの妥当性が確認できる。

最後に、図-4.19 に示した特徴量空間図の上に、検証用ケースで抽出された特徴量を重ねたものを図-4.24 に示す。赤色で示した点が検証用ケースでの各時間の特徴量を表

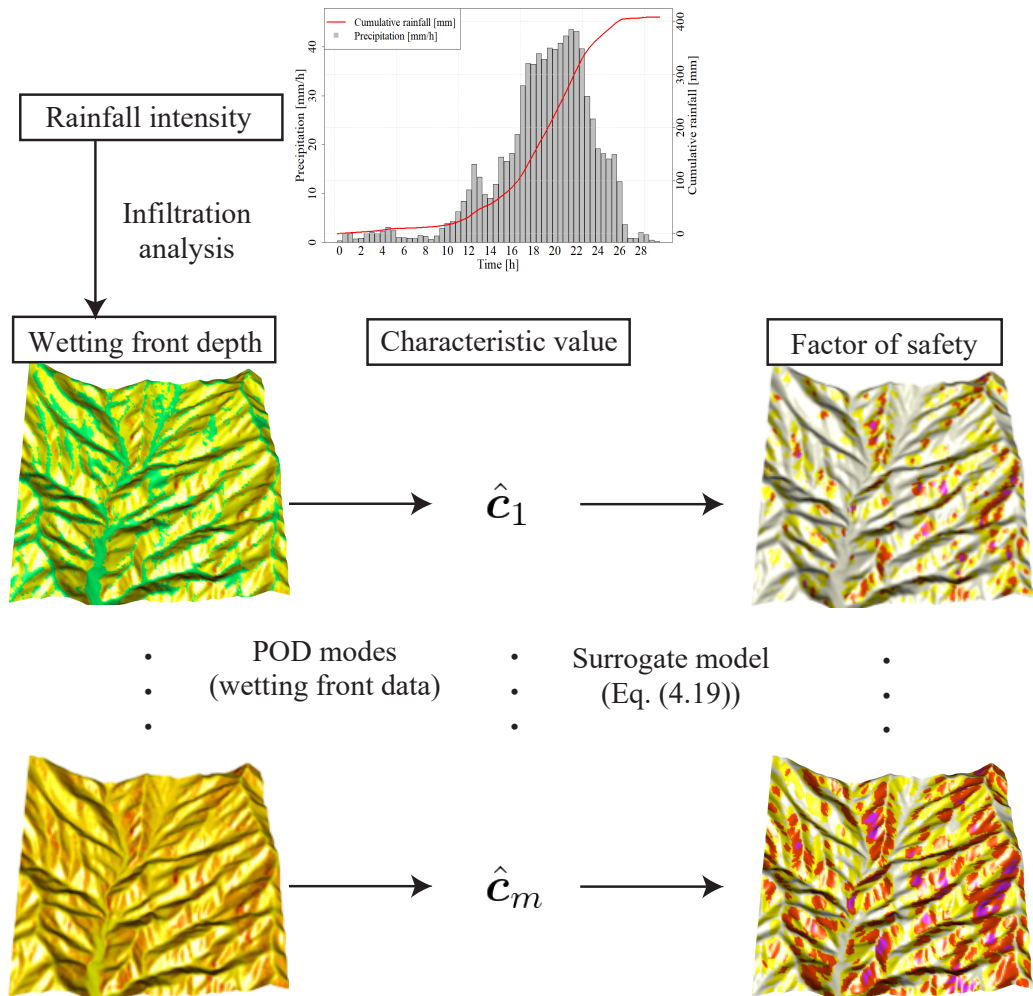


図-4.20 代理モデルによる任意の降雨データに対する安全率分布の出力の流れ

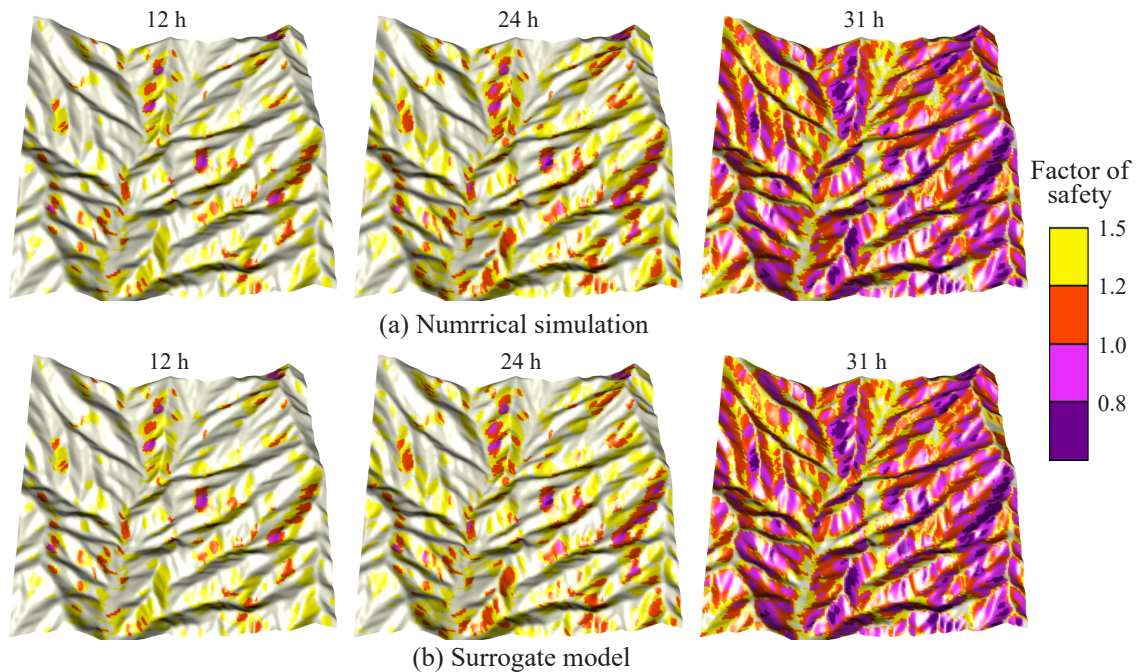


図- 4.21 安全率の空間分布のスナップショットの比較

現しており、時間が経過するごとに第1特徴量が大きくなるように移動する様子を確認できる。誤差の時間変化についてみると、後半部分(23 h以降)において比較的大きくなっていることが確認できる。この原因として大きく2つが考えられる。まず1つ目として、図-4.24に示す特徴量空間において、23 h以降の検証用データの特徴量に近いデータが少ないことが挙げられる。前半では、検証データの特徴量と学習データの特徴量が重なる様子が確認できるのに対し、後半部分では、検証用ケースの特徴量に重なるデータがなく、周囲のデータから補間される形で出力結果が算出されていることから、その影響で誤差が前半に比べて大きくなっていることが確認できる。これについては、保持するデータの時間間隔を短くすることやシナリオ数を増やすなど、データ数を増やすことである程度解決できるものであると考えられる。2つ目として、現象の変化による影響が挙げられる。先で示した特徴量の考察から、23 h以降で地表流が発生していることが確認でき、その発生と同じ時間に誤差の値も大きくなっていることが確認できる。地表流の発生によって浸透の様子に変化が生じ、浸潤面の空間分布



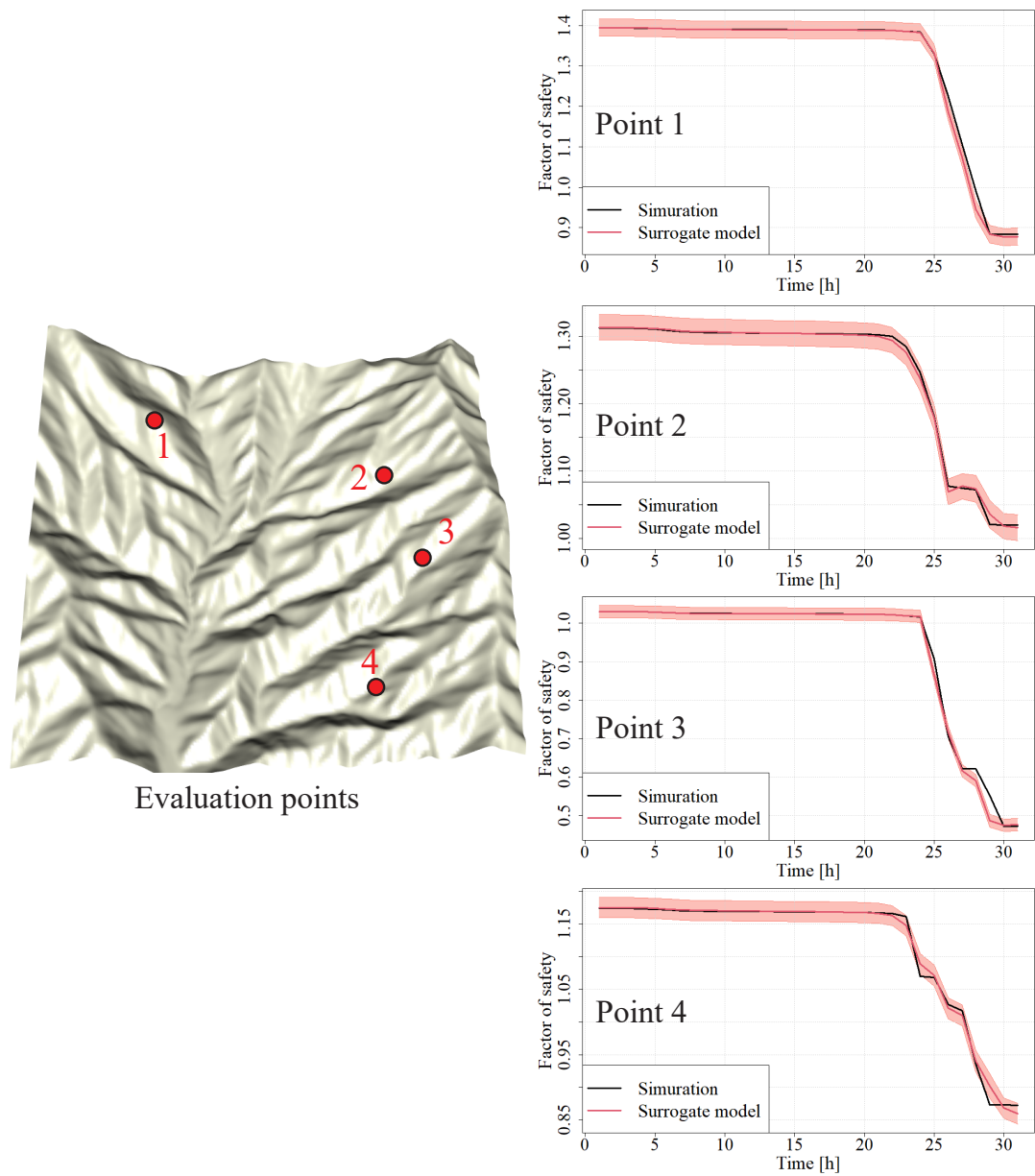


図-4.22 いくつかの地点での安全率の時間変化の比較



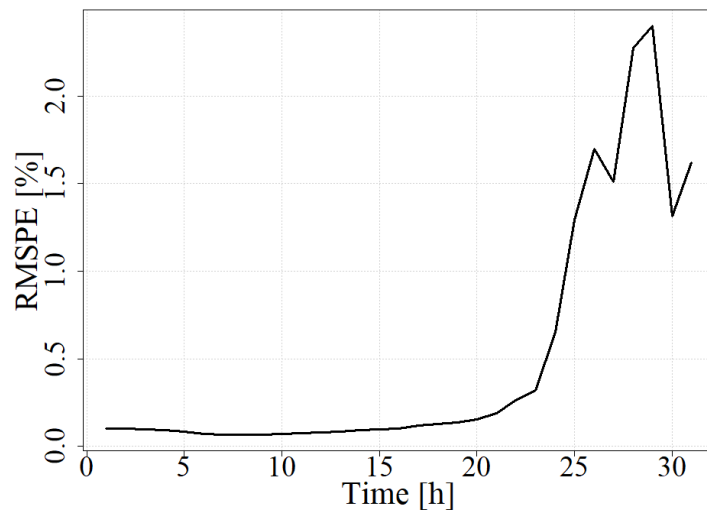


図- 4.23 数値解析結果と代理モデルの結果の平均平方二乗誤差率 (RMSPE: Root Mean Squared Percentage Error)

の傾向が変化したことによって、代理モデルの予測精度が変化することが考察される。しかし、誤差が大きい部分でも 2.5% 程度の誤差であることから、代理モデルが十分な精度を有していることが確認できる。

計算コストについて、検証用のシナリオでの結果で比較をすると、斜面安定解析では Intel(R) Xeon(R) Processor E5-2690 v3 (2.60GHz), 8 並列で 7 分 15 秒の時間を要したのに対し、代理モデルでは一度モデルを構築しておくことで、数秒で算出可能であることから、代理モデルによる大幅な効率化が確認できる。この例では比較的小さい領域を対象としていることから、数値計算の例での計算コストも小さいものの、今後広域に拡張することを考慮すると、計算コストのより効果的な削減が期待できる。

### 4.3.3 ガウス過程回帰による代理モデルの構築の効率化

次に、代理モデルで用いる学習ケースの効率化を、ガウス過程回帰から算出される分散の情報を用いることによって実施する手法についてまとめる。その流れについて図-4.25 にまとめる。

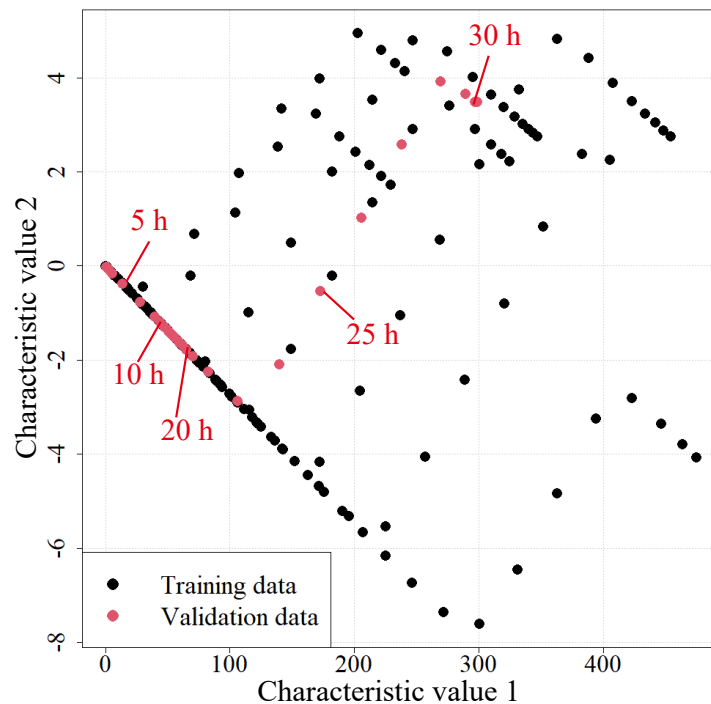


図-4.24 学習用データと検証用データの浸潤面深さ分布の特徴量

流れについて説明する。まず、事前にいくつかのシナリオで浸透解析と斜面安定解析を実施して代理モデルを構築していることを前提として、別の降雨シナリオを用意して浸透解析を実施し、浸潤面深さ分布の空間モードを用いて特徴量を抽出する。その特徴量を代理モデルに代入をすることで各浸潤面分布に対応する標準偏差を算出する。標準偏差の値が大きいケースはデータベースに類似性の高いケースが不足していることを示しているため、標準偏差の基準値を設定して比較し、基準値よりも大きくなる浸潤面分布データに対して斜面安定解析を実施して、得られた入出力データをデータベースに追加する。最後に更新されたデータベースに対して代理モデルの更新を行い、次の降雨シナリオについて検討する。

この枠組みを適用することの利点として、追加を検討するすべての降雨シナリオのデータについて斜面安定解析を実施する必要がないという点が挙げられる。代理モデルから得られる標準偏差の値を用いて追加するデータ（浸潤面分布データ）の取捨選

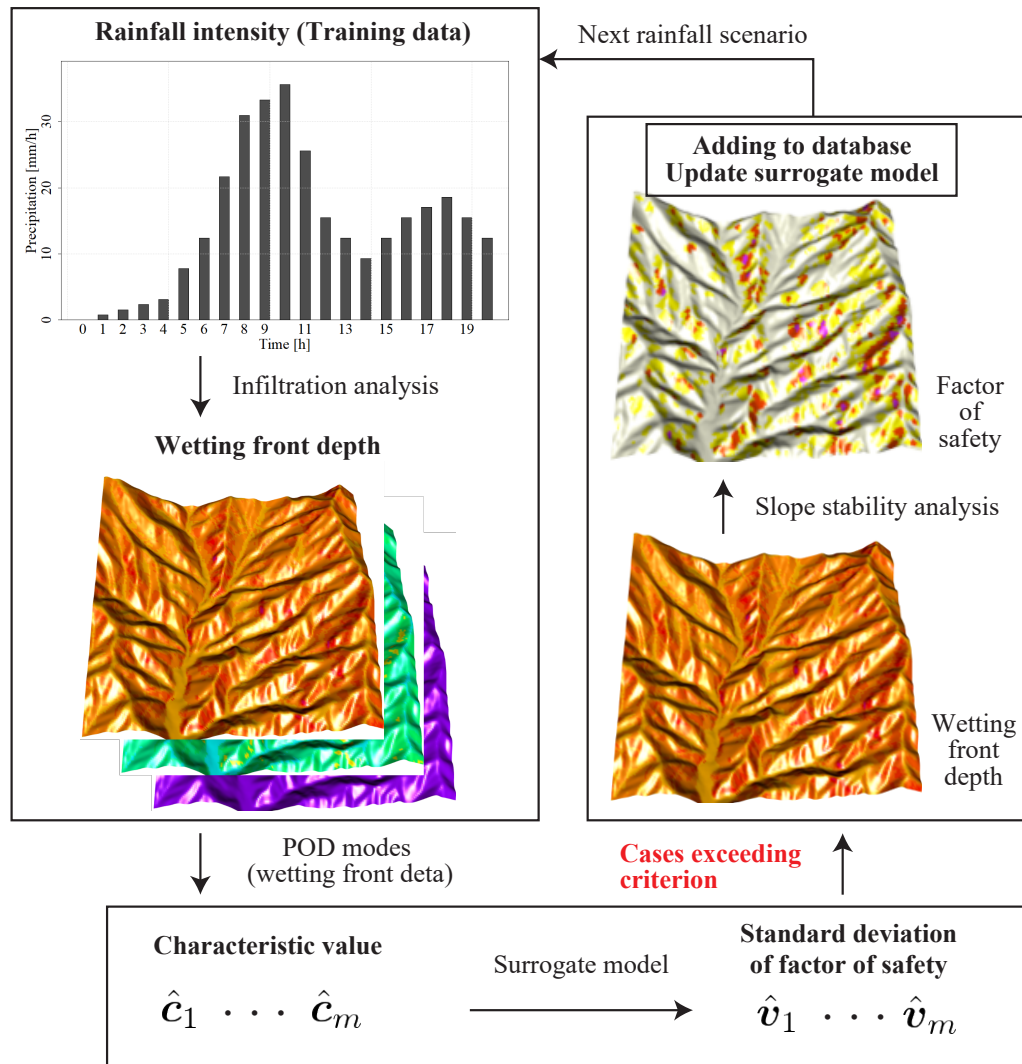


図-4.25 代理モデルの効率化の概要

扱が行われることから、計算コストを要する斜面安定解析を実施する回数を減らすことが可能となる。降雨シナリオとして事前にいくつかのシナリオを設定する必要があるものの、効率的に精度の良いモデルの構築が可能となる。

この例では、先で示した4つのカテゴリーについて、図-4.26に示す降雨のピークの時間が前後するようなシナリオを追加して考慮する。実線が左記の図-4.15で示した時間変化を示しており、破線で示したものが各カテゴリーについて実線のケースよりも早くピークがくるシナリオ示している。また、点線で示したものが各カテゴリーについて実線のケースよりも遅くピークがくるシナリオを示している。この例では、表-4.2に示す7つそれぞれについてこのばらつきを考慮した3シナリオを考慮するため、合計21シナリオの降雨シナリオが学習データとなる。そのうち、カテゴリー1の10時間の実線のシナリオとカテゴリー4の50時間の実線のシナリオの合計2つのシナリオでの結果を初期の代理モデルの構築のために使用することとし、残りの19シナリオを追加を検討するケースのシナリオとして使用する。

また、先に示した通り、標準偏差について基準値を設定する必要があるため、ここでは0.05, 0.025, 0.01の3ケースについて検討してその結果を比較する。また、代理モデルの精度はケース数によっても変化し、ケース数が変化することで必要となるモード数も変化することから、モード数を決定するための指標としてここでも再構築誤差を平均平方二乗誤差率を算出することで検討する。再構築誤差についても、1%, 1.5%, 2%の3水準で変化させることで結果の比較を行う。

比較の結果を示す。標準偏差の基準値とモード数を決定するための再構築誤差の基準を変化させたときのデータ数と代理モデルのモード数を図-4.27左に、前節で示した検証用ケースについて代理モデルの結果の全体の平均誤差を比較したものを図-4.27右に示す。検証用ケースの誤差については、時系列データ全体での平均平方二乗誤差率として算出している。さらに、浸潤面分布の特徴量空間について、最終的なデータ点を

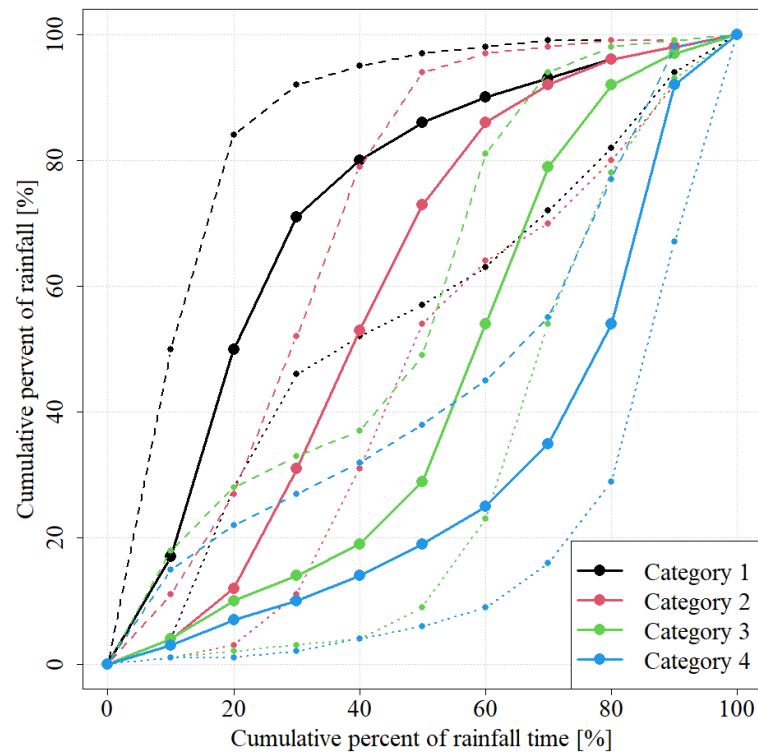


図-4.26 降雨継続時間と降水量の時間変化のシナリオ<sup>6)</sup>（代理モデルに用いるケースの検討用）

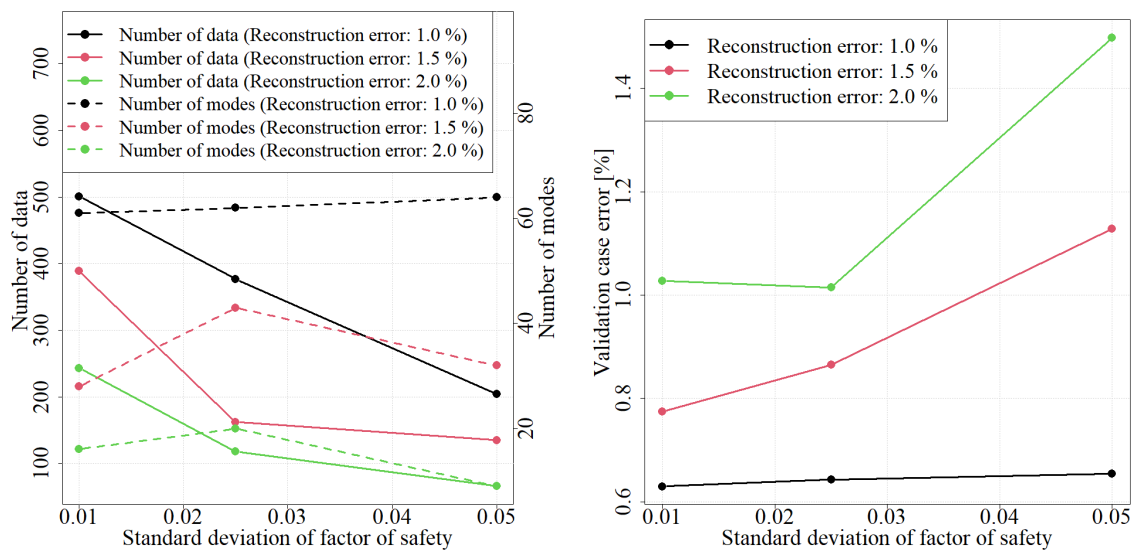


図-4.27 標準偏差基準値と再構築誤差の基準値・データ数・代理モデルのモード数・検証用ケースの誤差率の関係

示したものを図-4.28 に示す。赤色で最後に検討した降雨シナリオで追加されたケースの特徴量を示している。まず、再構築誤差の基準と標準偏差の基準が小さいほどデータ数が多くなる傾向が確認できる。これは標準偏差の基準が小さい場合には、追加されるケース数が多くなり、またモード数が多くなるほど算出される標準偏差の値が大きくなるためであると考えられる。加えて、データ数が多くなるほど代理モデルの精度もよくなる（検証用ケースでの誤差率が小さくなる）傾向も合わせて確認できる。

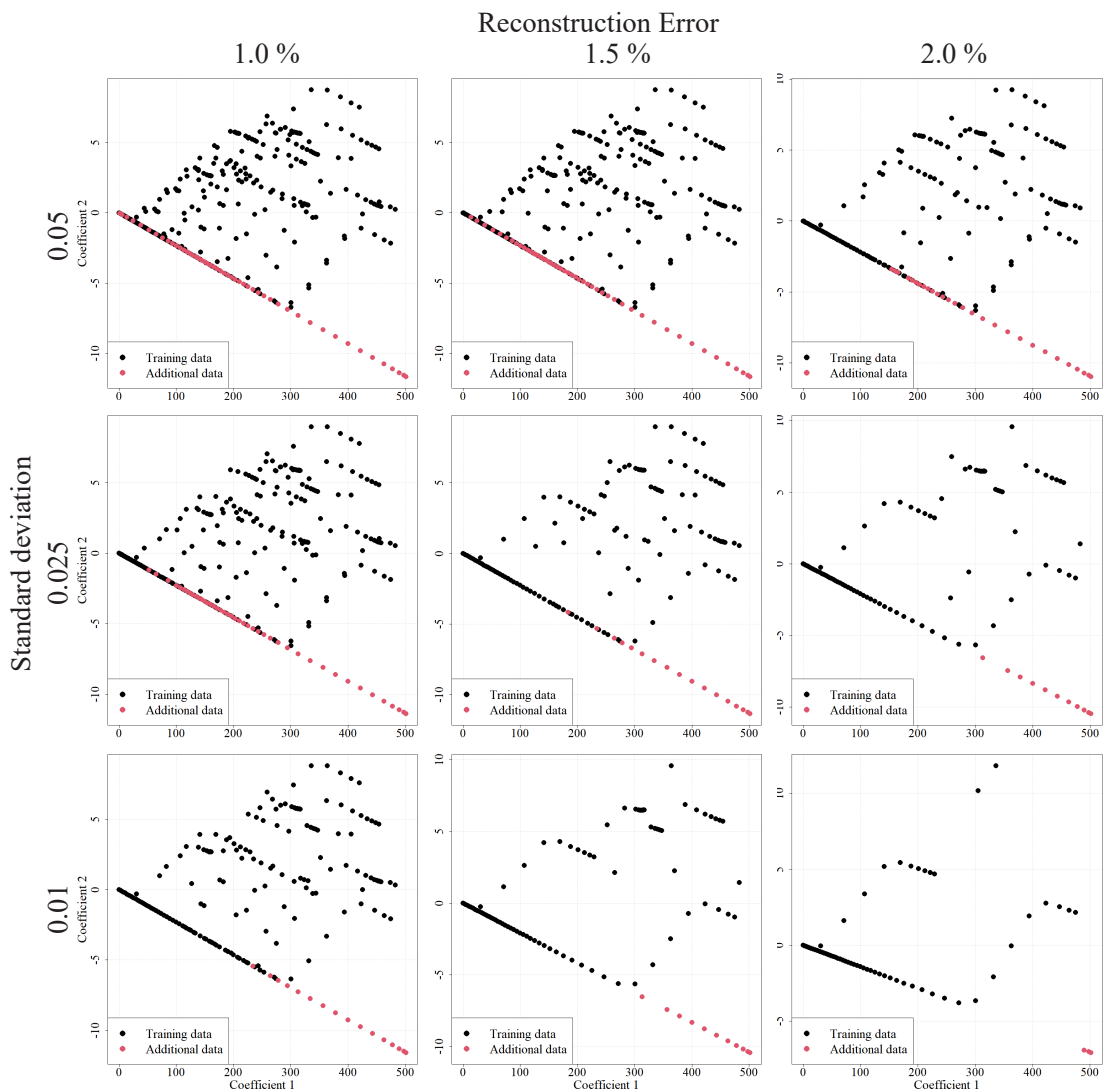


図- 4.28 標準偏差・再構築誤差の各基準値の特徴量空間でのデータ点の比較

また図-4.28 から、基準値の設定の違いによってデータの集まり度合いが変わってい

ることが確認できる．追加するデータ数が少ないような結果となっているところ（図-4.28の右下側）では，追加されているケースが外挿となる部分のみとなっていることが確認できる．適切に基準値を設定することで，効率的なサンプリングを実施することが可能であることが確認できる．特に，今回の検討している例では，不確実性として降水量の時間変化を対象にしていることから，そのような時系列の不確実に対する代理モデルのための効率的なデータの設定に対して有用であると考えられる．

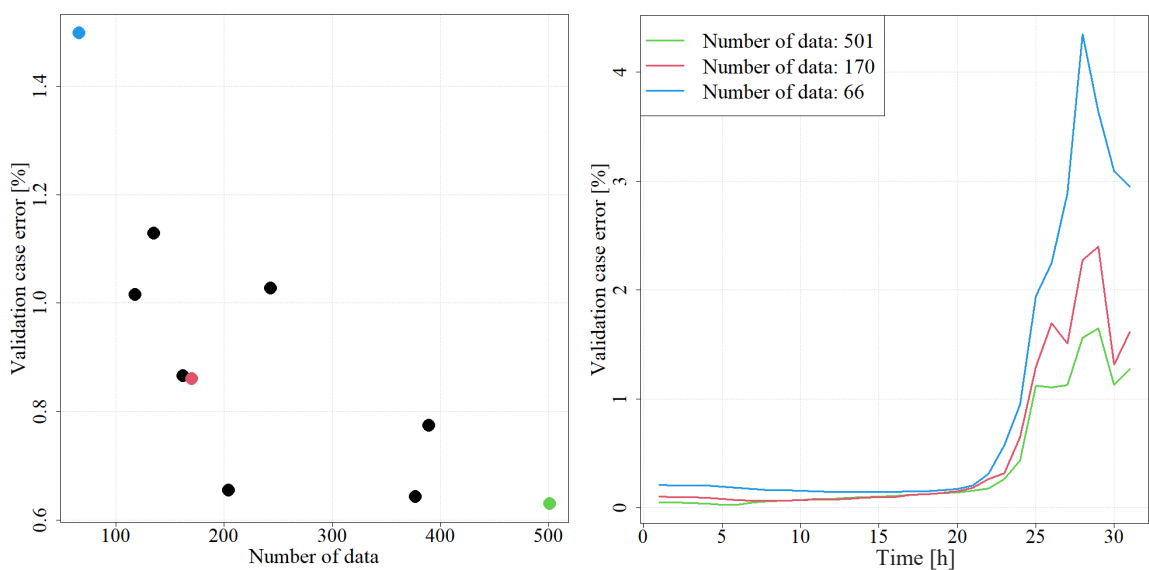


図-4.29 代理モデルに用いたデータ数と検証用ケースでの誤差の関係

4.3.2 節で構築した代理モデルと，本節でデータの追加を検討した9つの代理モデルについて，代理モデルに使用されるデータ数と検証用ケースの誤差をプロットしたものを図-4.29の左に，検証用ケースの誤差の時間変化について，4.3.2 節で構築した代理モデルの結果，代理モデル構築に用いるデータ数が最大，最小になるケースでの結果を図-4.29右に示す．これらの結果から，まず，データ数が多いほど代理モデルの精度が向上する傾向が確認できるのに加えて，同じ程度のデータ数でも代理モデルの精度が異なることが確認できる．このことから，基準値の設定によっては効率的に代理モデルの精度を向上させる可能性が確認できる．また，誤差の時系列データの比較から，

データ数が多いほど全体的な誤差の値が小さくなっていることが確認できるのに加えて、前節の代理モデルの精度の考察で述べたものと同様に、後半部分で誤差が大きくなる傾向が確認された。データ数が増えるほどその上昇具合は抑えられているものの、前半に比べて誤差が大きくなる傾向は変わらないことから、先述のとおり地表流の発生によって現象が変化することに起因していると考えられる。

## 4.4 まとめ

最後に、ここまでで示したきた広域斜面安定解析に関する代理モデルについて、利点、本モデルでできること及び課題や今後の展望についてまとめる。

まず、本章で示したモデルの利点と適用範囲について整理する。

- 降雨の影響を考慮した広域の斜面安定解析について、構築した代理モデルを用いることで低い計算コストで数値解析結果を精度よく再現可能であることを確認した。本章で示した例では、比較的小さい領域での検討であったため、計算コストの面での大幅な改善については言及できないものの、さらに広域に範囲を広げた場合での計算コスト面での有用性が期待でき、即時予測モデルとしての活用が期待できる。
- 3章で示した代理モデルとは異なり、ガウス過程回帰を導入することで、予測値だけでなく、そのばらつきについても合わせて評価を可能とするモデルの構築を行った。その結果を用いることで、予測値の信頼性も合わせて評価可能になるのに加えて、代理モデル構築のためのデータ数を効率的に増やすための枠組みについて提案も行い、その有用性を確認した。
- 本章で示した代理モデルは、降雨の時間的な不確実性に対する安全率分布を算出するものであり、浸潤面深さ分布という雨の履歴を表現する指標を取り入れるこ



とで、複雑な降水量の時間変化の不確実性に対応したモデルである。

- 本研究での浸透・斜面安定解析は、地下水面を考慮しないモデルとなっているため、簡易的なモデルとなっているものの、広域の地下水位の情報が得られない条件にも適用可能であることから、広域の斜面崩壊危険度評価に対して適しているモデルであると言える。

次に、本章で作成した代理モデルの課題及び今後の展望について、以下の通りまとめる。

- ここで示した例は、広域斜面安定解析の代理モデルについて、比較的小さい領域での例を示すものであったため、今後は市町村レベルなどのさらに広域を対象として代理モデルの構築を行い、即時予測への有用性を検討する必要がある。広域を対象とする場合には、降水量の空間的なばらつきについても考慮する必要があることから、その影響についても、次章で示す内容を踏まえながら検討する必要がある。
- 代理モデルに用いるデータ数の検討に関して、標準偏差や再構築誤差の適切な基準値に関する具体的な設定の指針がないことから、それらに関する議論が必要である。
- 本研究では、地質などのパラメータや降水量を空間的に一様としており、また基盤面や地下水位を考慮しないモデルとなっている。データが十分でない場合にも適用可能な一方、実際の地質を十分に表現できていない部分もあることから、地質や降水量データについて今後データが得られる場合にはそれらの情報を取り入れていくことが重要であり、それらの情報がない場合でも、そのばらつきの範囲などを想定して不確実性として安全率分布の結果などに取り入れて評価を行うモデルなどの構築が必要である。また、解析モデルについても、地中流や地下水位

の影響を取り入れるなど、モデルのさらなる高度化も予測精度向上のために必要である。

- 本章の代理モデルでは、1つの降雨シナリオに対する評価は可能であるものの、先行降雨がある場合には適切に評価できない場合があると考えられる。先行降雨の影響を評価可能なモデルへの拡張も、今後に向けた課題である。

## 第5章 降雨の空間的不確実性を考慮した広域斜面崩壊ハザードマップの作成

本章では、降雨の空間分布の不確実性に着目した斜面安定性の評価を考える。広域を対象とした豪雨に起因する斜面安定性評価に関する研究例は、過去の降水量データと実被害データを用いて斜面災害が発生する降雨強度と継続時間の関係を調べるもの<sup>107),108),109)</sup>や、地形特性や降雨特性と斜面崩壊について機械学習のアプローチを用いて判定する研究例<sup>110)111)135)</sup>、斜面安定性に関する物理的な評価を行う例<sup>112)114)136)137)</sup>など様々あるものの、降雨の空間的な不確実性に着目して評価を実施している例は少ない。本章では、対象地域の降雨の空間的なばらつきに着目し、過去の降雨データを対象に空間モード分解を適用することで、対象地域の過去の降水量特性を評価し、抽出された空間分布特性を用いて、今後発生しそうな仮想の降雨シナリオを作成する手法について提案する。また、作成した仮想降雨シナリオを用いて、降雨の空間的不確実性が広域斜面安定解析に与える影響について議論する。

### 5.1 空間モードを用いた仮想降雨シナリオの作成

まず、仮想降雨シナリオの構築方法について説明する。対象地域の過去の降水量データに対して固有直交分解<sup>56)</sup>を適用することで空間分布特性を抽出し、その重ね合わせとして仮想の降雨分布を表現するモデルの構築を行う。

### 5.1.1 対象領域と過去の降水量データ

本章では，令和元年東日本台風（台風第19号，Hagibis）で多くの斜面崩壊が確認された，宮城県伊具郡丸森町を対象領域として降雨特性の分析を行う．丸森町の領域がすべて対象領域に入るように， $21.5\text{km} \times 21.5\text{km}$  の領域を対象領域として選定した．対象地域の地形図を図-5.1 に示す．

降水量データについては，レーダー・アメダスの解析雨量データを使用する．空間解像度は  $1\text{km} \times 1\text{km}$  であり，30 分毎のデータが利用可能である．本研究では，2006 年から 2020 年の 15 年分の解析雨量データを使用して降雨分布特性の評価を行う．令和元年東日本台風襲来時の対象地域の累積降水量の空間分布と，対象地域全体の降水量平均値の時間変化を図-5.2 に示す．対象地域では，2019 年の台風襲来時に平均で 408mm の雨量（解析雨量）が観測されており，累積降水量は空間的なばらつきがあることが確認できる．

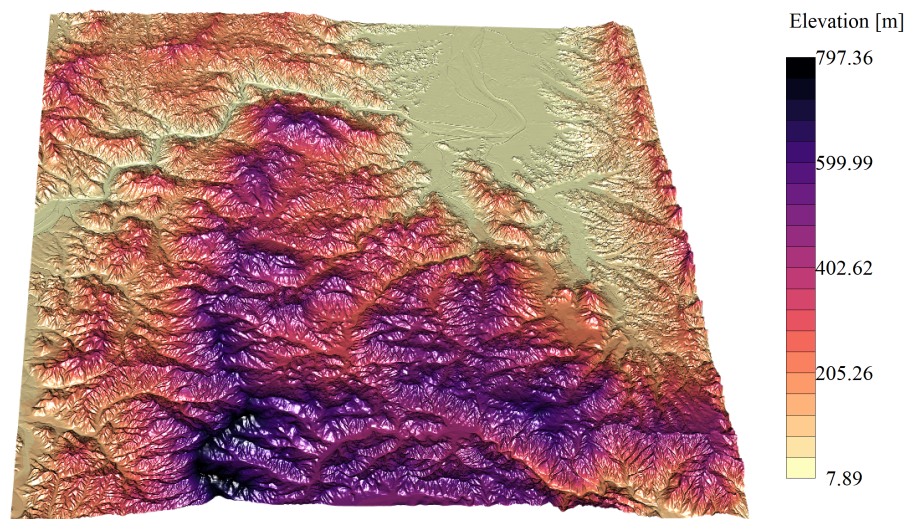


図- 5.1 5 章の対象領域

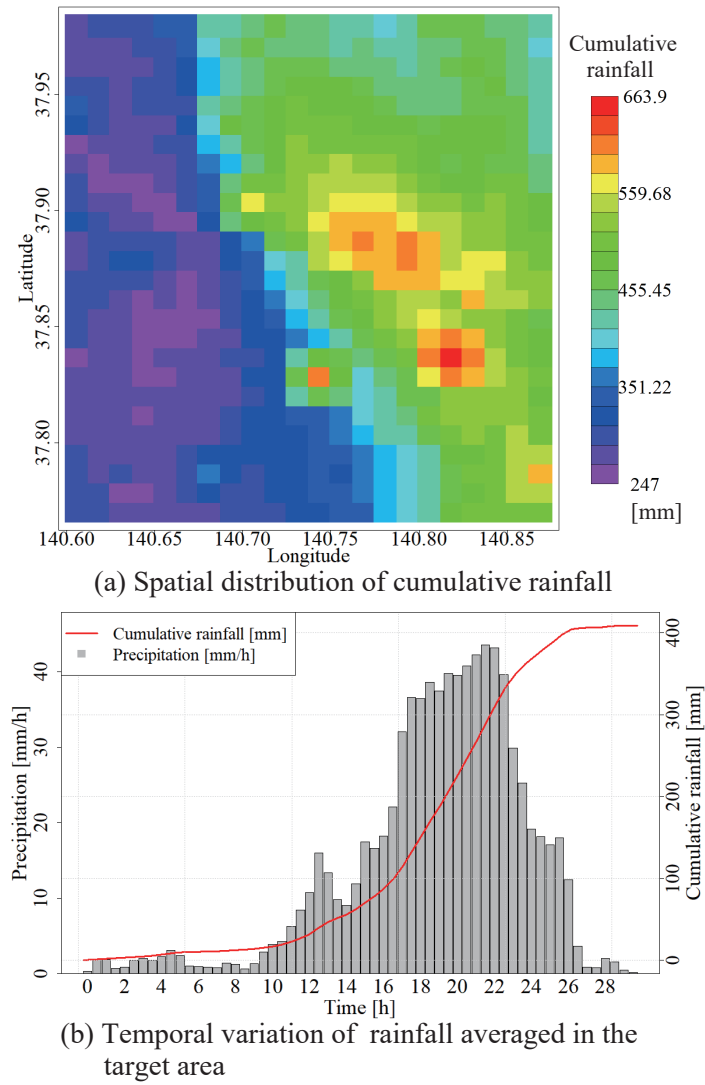


図-5.2 令和元年東日本台風での対象地域での降水量

### 5.1.2 固有直交分解を用いた仮想降雨シナリオの作成

次に、固有直交分解を用いて空間モードを抽出することで、対象地域の降雨の空間分布特性に関する分析を行う。

ある時刻における降水量の空間分布データ（解析雨量データ）をデータベクトル  $x_i (i = 1, \dots, N)$  として定義する。この例では、30 分おきの対象地域の降水量分布のスナップショットを対象データとしている。データベクトルは、対象地域内の解析雨量の要素数と同じ数の成分を持つベクトルとなり、この例では  $n = 572$  である。本研究では、豪雨イベントにおける降雨の空間分布特性を評価するため、対象領域内の解析雨量の最大値が 10 mm/h を超える空間分布データのみに対して固有直交分解を適用することとする。対象期間中において、対象地域内で 10 mm/h を超える解析雨量が観測されたのは合計 3171 回あったため、本研究では、 $N = 3171$  個のデータベクトルが解析対象となる。また、本研究では、各時間ごとの平均降水量に対する差についての空間分布特性の評価を実施するため、解析雨量データからその平均値を引いたもの（平均ゼロのデータ）をデータベクトルに格納するものとする。

抽出された空間モードのうち、第 1 モードから第 6 モードまでを図-5.3 に示す。空間モードの値については、絶対値の最大値が 1 になるように正規化している。これらの図より、高次のモードになるほどより局所的な影響を表現するモードになることが確認できる。また本研究では、式 (2.8) の係数部分をランダムに変動させることで、さまざまな降雨分布を作成する。各係数の変動幅については、固有直交分解で計算された各モードに対応する POD 係数のヒストグラムから確率密度分布を仮定することで設定する。第 1 モードから第 6 モードについて、POD 係数のヒストグラムを図-5.4 に示す。各モードの POD 係数の総数については、POD を適用したデータ数に相当するため、それぞれ 3171 となる。また、各 POD 係数の平均値と標準偏差を表-5.1 に、各 POD 係数間の相関係数を表-5.2 にそれぞれ示す。

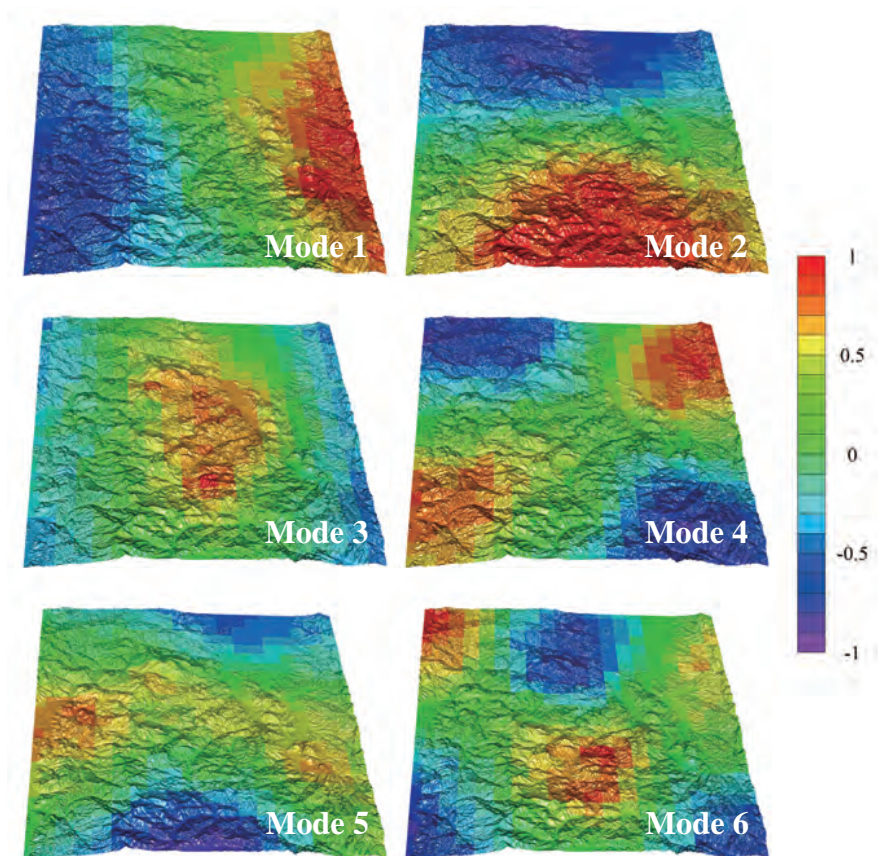


図- 5.3 降水量の空間モード (第 1 モードから第 6 モード)

表- 5.1 各モードに対する POD 係数の平均と標準偏差

	Mean	Standard deviation
Mode 1	5.80	42.31
Mode 2	2.39	37.74
Mode 3	2.95	25.04
Mode 4	-1.02	23.72
Mode 5	1.24	18.58
Mode 6	-0.51	16.35

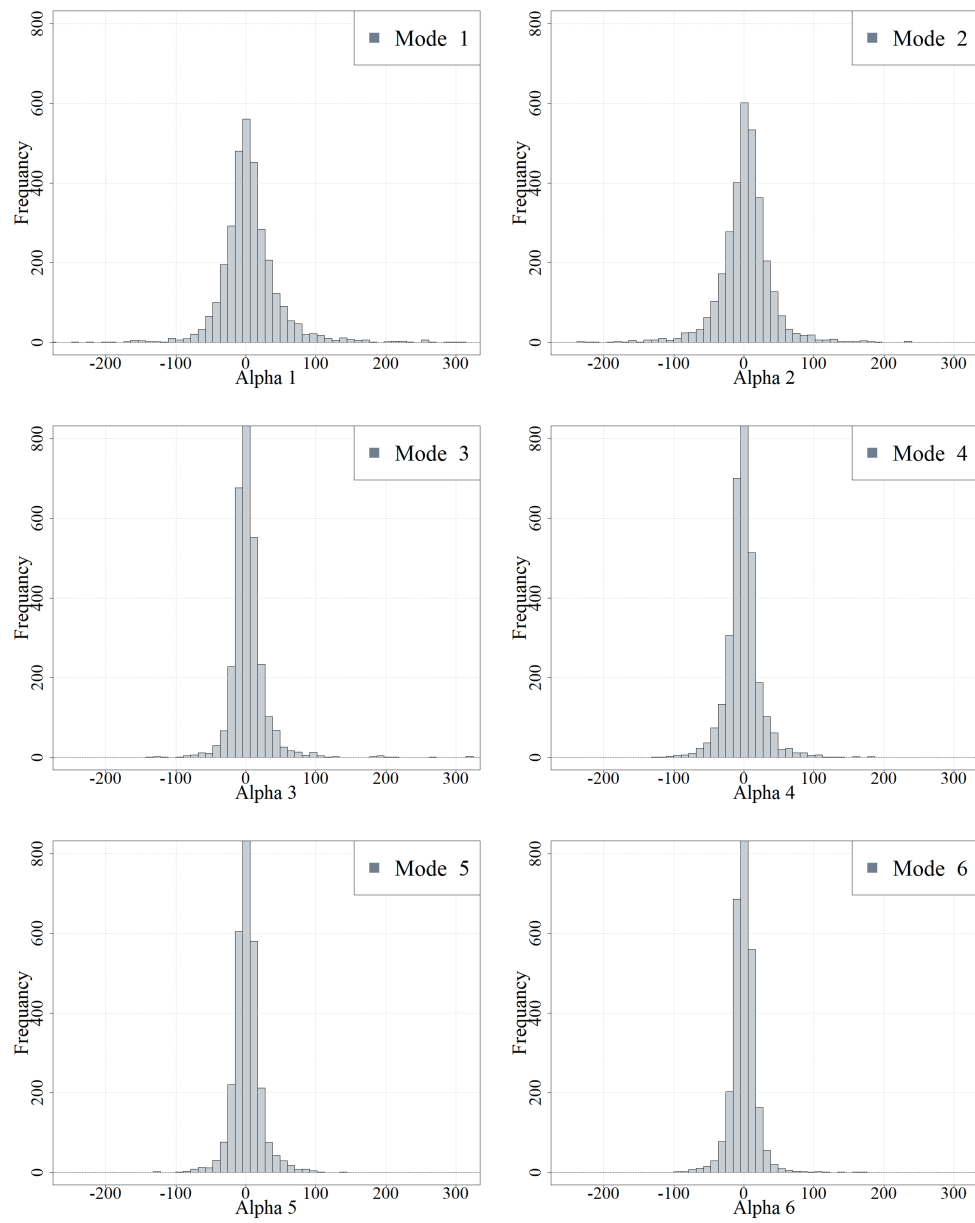


図-5.4 第1モードから第6モードまでのPOD係数のヒストグラム



表-5.2 POD 係数の相関行列

	Mode 1	Mode 2	Mode 3	Mode 4	Mode 5	Mode 6
Mode 1	1.0	$-8.6 \times 10^{-3}$	$-1.6 \times 10^{-2}$	$5.9 \times 10^{-3}$	$-9.1 \times 10^{-3}$	$4.3 \times 10^{-3}$
Mode 2	$-8.6 \times 10^{-3}$	1.0	$-7.5 \times 10^{-3}$	$2.7 \times 10^{-3}$	$-4.2 \times 10^{-3}$	$2.0 \times 10^{-3}$
Mode 3	$-1.6 \times 10^{-2}$	$-7.5 \times 10^{-3}$	1.0	$5.1 \times 10^{-3}$	$-7.8 \times 10^{-3}$	$3.7 \times 10^{-3}$
Mode 4	$5.9 \times 10^{-3}$	$2.7 \times 10^{-3}$	$5.1 \times 10^{-3}$	1.0	$2.9 \times 10^{-3}$	$-1.3 \times 10^{-3}$
Mode 5	$-9.1 \times 10^{-3}$	$-4.2 \times 10^{-3}$	$-7.8 \times 10^{-3}$	$2.9 \times 10^{-3}$	1.0	$2.1 \times 10^{-3}$
Mode 6	$4.3 \times 10^{-3}$	$2.0 \times 10^{-3}$	$3.7 \times 10^{-3}$	$-1.3 \times 10^{-3}$	$2.1 \times 10^{-3}$	1.0

図-5.4 から、各 POD 係数のヒストグラムが正規分布に近い分布になっていることが確認でき、図-5.1 より、高次のモードに対応する POD 係数になるほど標準偏差が小さくなることが確認できる。これは、POD では分散（標準偏差）が大きくなる順にモードを選択されるためである。また、表-5.2 より、各モードの POD 係数間の相関が弱いことも確認できる。これらの結果から、各モードの係数を独立に正規分布に従うものとして POD 係数の値を決定する。正規分布の各パラメータについては、表-5.1 に示す値を用いることとする。

本研究では、降雨の空間分布を POD 係数を変化させることで複数作成し、後述する操作を加えることで、降雨の空間分布を時間方向に展開する。ここからは、空間モードとランダムに発生させた POD 係数から作成した降水量の時空間データを仮想降雨シナリオと呼ぶこととする。前節の固有直交分解では、解析雨量の値から平均値を引いたデータについて分析するため、係数の値を決定した後に平均値を加えた形で、以下の式である時間ステップ  $t$  の降雨の空間分布  $\hat{\mathbf{x}}_t$  を表現することができる。

$$\hat{\mathbf{x}}_t = \bar{\mathbf{x}}_t + \sum_{k=1}^r \alpha_{k,t} \mathbf{u}_k \quad (5.1)$$

ここで、 $r$  が降雨分布の作成に用いる空間モードの数である。本研究では、台風のような豪雨シナリオを対象としており、対象地域全体に降水があるような降雨を対象とす

るため、局所的な影響を示す高次のモードは省略する形でモード数を  $r = 10$  として設定した。  $r = 10$  として再構築したときの結果と元のデータについて、全データの誤差のヒストグラムを図-5.5 に示す。再構築した結果から元のデータ行列の結果を引いた値として横軸を示している。図-5.5 から、ほとんどのデータの誤差が小さくなっており、全ケース分の平均絶対誤差を計算すると、  $1.06\text{mm/h}$  と非常に小さい値であることや、誤差の標準偏差の値も  $1.86\text{mm/h}$  と小さな値となっていることから、元の降雨データを  $r = 10$  である程度再現できることが確認できる。そのため、モード数を 10 として仮想降雨を作成する方針とした。また、 $\bar{x}_t$  が時間ステップ  $t$  での降雨の平均値が並ぶベクトルであり、この値については先述の POD 係数とは別に平均降水量を与えることで設定する。本研究では、図-5.2 下に示す令和元年東日本台風の降水量を平均降水量として設定する。また、この空間分布は、データとして使用した解析雨量の時間間隔と同じ 30 分毎に計算を行うものとし、その間の時間の降水量については線形補間によって算出する方針とした。

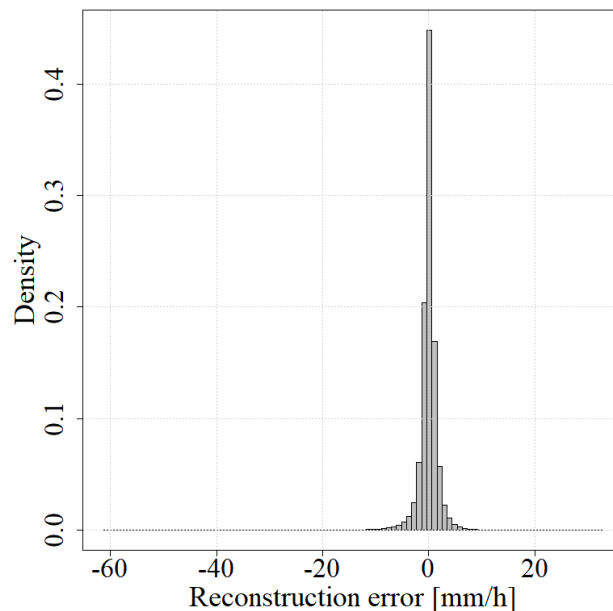


図-5.5 再構築誤差のヒストグラム

上記の操作に加えて、空間分布の時間的な連続性を確保するために、時間ステップの前後において、POD 係数空間での距離に制限を設けることとする。係数空間上の距離が近いほど、空間分布は似たようなものになることから、前後のステップで係数の値が比較的近い値になるように規定する。降雨シナリオの作成の流れを図-5.6 に示す。まず、降雨の時間変化のデータから  $\bar{x}_t$  の値を決定するとともに、図-5.4 に示す各 POD 係数のヒストグラムをもとにランダムに  $\alpha_{1,t}$  から  $\alpha_{r,t}$  の値を決定する。次に、前ステップの係数群  $\alpha_{t-1}$  と現ステップの係数群  $\alpha_t$  の距離  $d_m = \|\alpha_t - \alpha_{t-1}\|$  ( $\alpha = (\alpha_{1,t}, \dots, \alpha_{r,t})^T$ ) を計算し、その値が基準値  $d_c$  以内であれば次の降雨ステップとして採用し、基準値を超える場合には  $\alpha_{1,t}$  から  $\alpha_{r,t}$  の POD 係数を選び直す。POD 係数空間上の距離には、以下の式に示すマハラノビス距離を用いた。

$$d_m = \sqrt{(\alpha_t - \alpha_{t-1})^T \Sigma^{-1} (\alpha_t - \alpha_{t-1})} \quad (5.2)$$

ここで、 $\Sigma$  が共分散行列である。これを平均降水量の時間変化で設定した時間ステップ数分だけ繰り返すことで、仮想降雨シナリオを作成する。

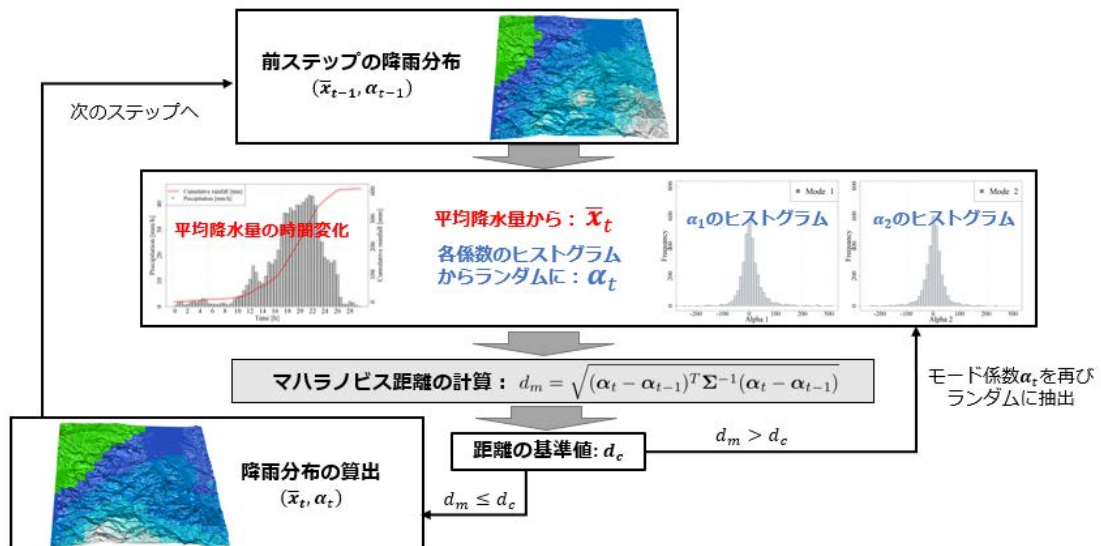


図- 5.6 仮想降雨シナリオの作成の流れ

係数の時間ステップ前後の移動距離の基準値については、固有直交分解を適用した降雨データの POD 係数の値を用いて設定する。具体的には、3171 ケース分ある POD 係数のうち、時間ステップの前後の関係にあるものに対して、それぞれ POD 係数空間におけるマハラノビス距離を計算する。算出されたマハラノビス距離のヒストグラムを図-5.7 に示す。本研究では、これらのマハラノビス距離の平均値として移動距離の基準値を設定することとし、具体的な値は 1.944 を採用した。

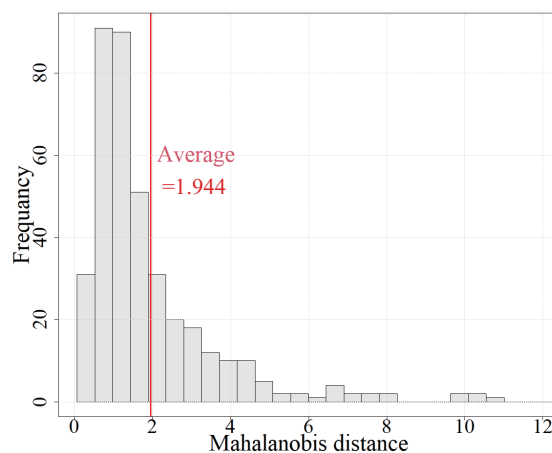


図-5.7 マハラノビス距離のヒストグラム

構築した仮想降雨イベントを示す。まず、ある降雨イベントでの時間変化の様子を図-5.8 に示す。左側には POD 係数の移動距離に制限を設けない場合の降雨分布の様子を示しており、右側には移動距離に制限を設けた場合の結果を示している。この図からわかるように、POD 係数の移動距離に制限を設ける方が、時間的に前後のステップでつながりのある降雨分布が構築できていることが確認できる。また、いくつかのシナリオにおける累積降水量の分布を図-5.9 に示す。この図から、空間モードの線形結合によって様々な累積降水量分布の降雨シナリオが作成できていることが確認できる。

最後に、過去の降雨と仮想降雨のそれぞれのデータから得られる第 1 モードの POD 係数のヒストグラムを図-5.10 に示す。また、第 1 モードから第 10 モードまでの POD

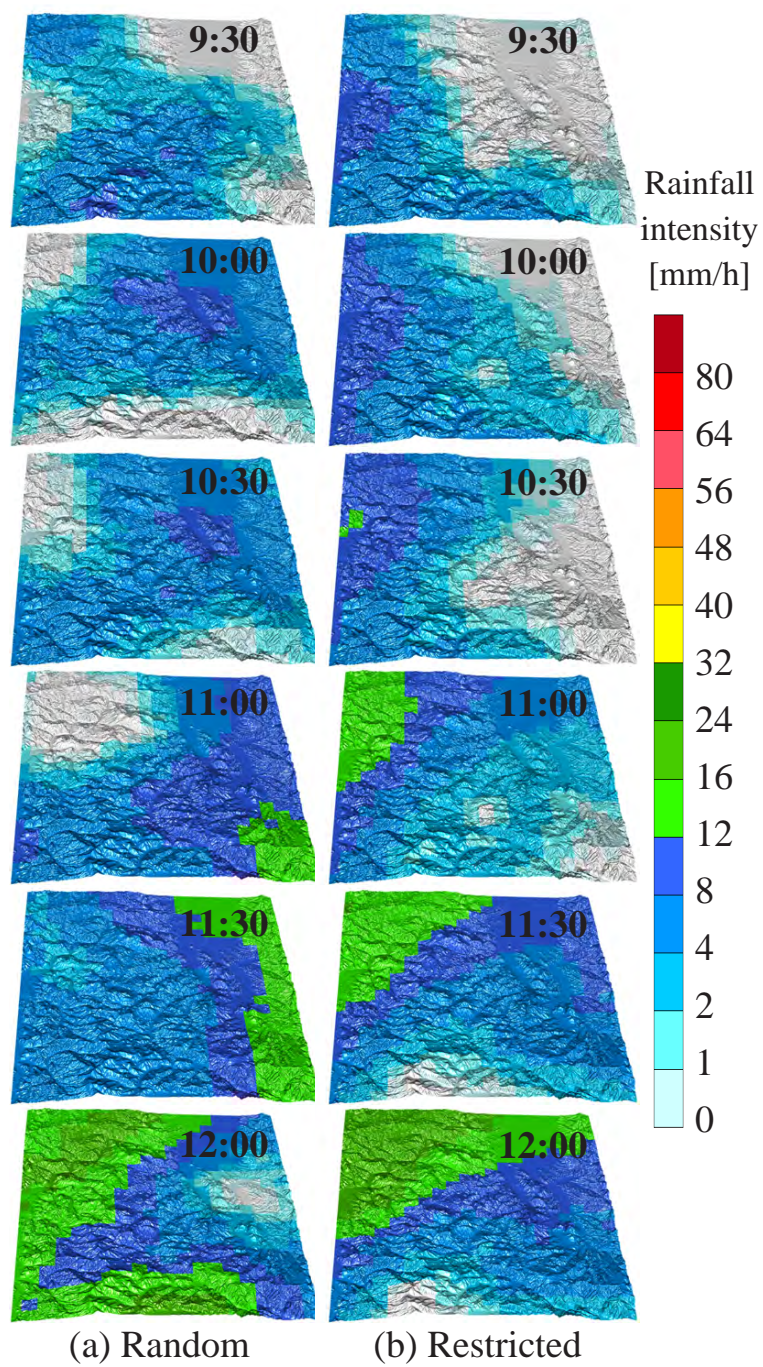


図-5.8 ある降雨シナリオでの降水量分布の時間変化



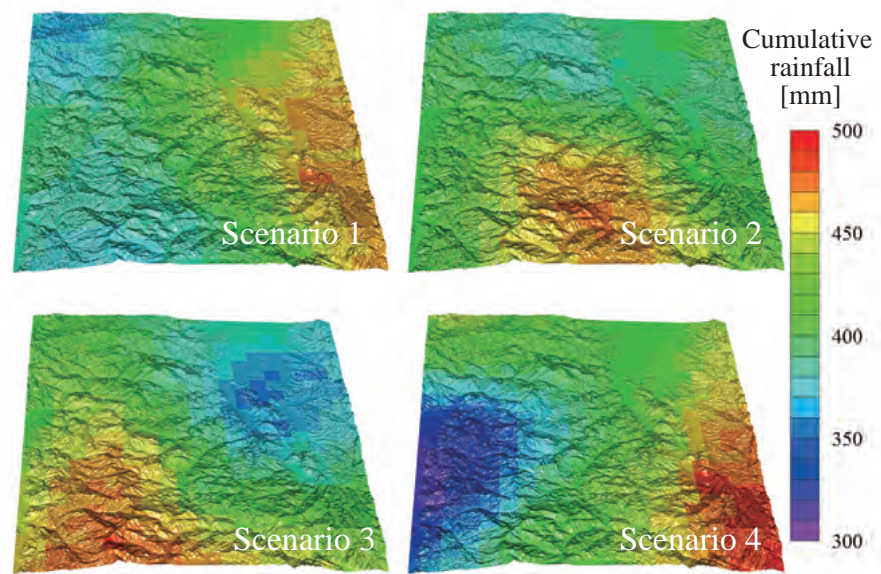


図- 5.9 いくつかの仮想降雨シナリオでの累積降水量分布

係数について、過去の降雨と仮想降雨のそれぞれの平均値と標準偏差の比較結果を図-5.11 に示す。これらの図から、構築した仮想降雨シナリオは、過去の降雨データのばらつきの分布特性をある程度良く捉えられていることが確認できる。

## 5.2 仮想降雨を用いた広域斜面崩壊ハザードマップの作成

構築した仮想降雨シナリオを入力条件として、浸透解析と斜面安定解析を実施し、降雨の空間的な不確実性の影響を考慮した広域の斜面崩壊危険度マップを作成する。

### 5.2.1 数値解析手法

まず、本研究で使用する浸透、斜面安定解析について説明する。浸透解析については、4 章で示した Green-Ampt モデルをここでも採用する。斜面安定解析については、この例では本研究では、図-5.12 に示すような無限長斜面を仮定して安全率を算出する<sup>137)138)</sup>。なお、すべり面位置は湿潤面の位置に一致するという仮定を用いている。この仮定は実現象に対して不完全なものではあるものの、斜面安定性の計算を簡素化する

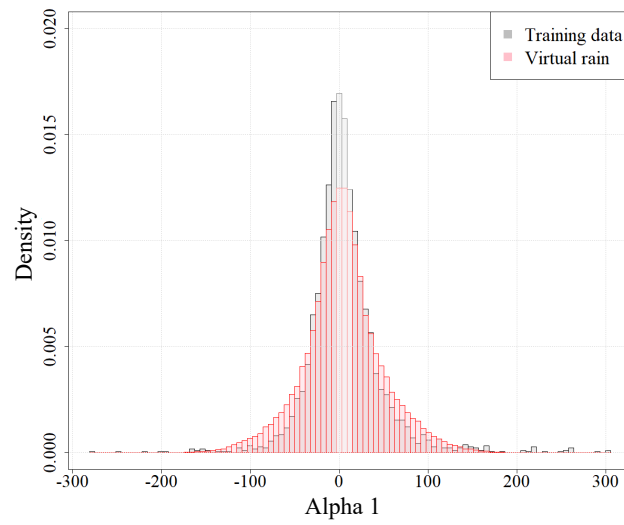


図-5.10 学習データと仮想降雨データにおける第1モード係数のヒストグラムの比較

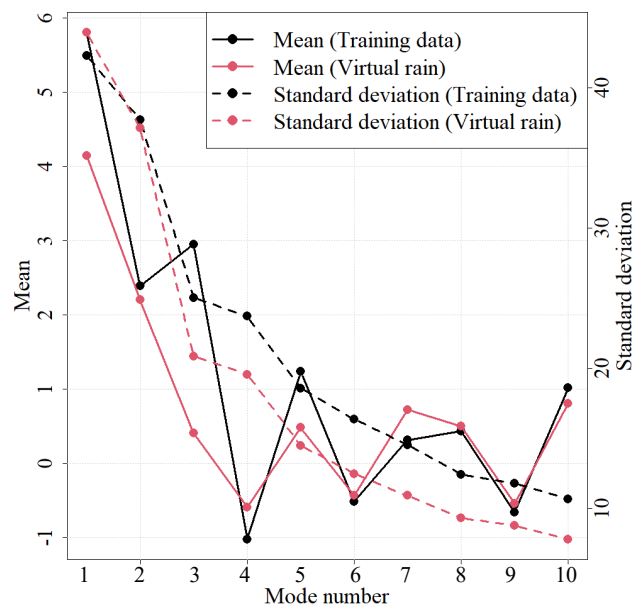


図-5.11 学習データと仮想降雨データにおける、各モードのPOD係数の平均値と標準偏差の比較

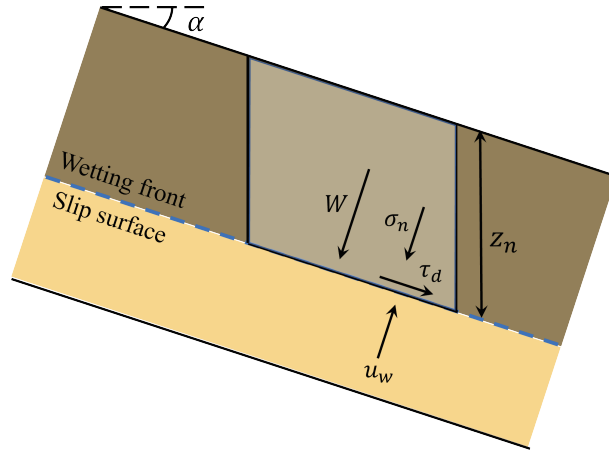


図- 5.12 無限長斜面安定解析

ることが可能であり，本研究で対象としているような広域を対象とした斜面安定解析を現実的な計算コストで達成するために重要な意味を持つ．このすべり面の仮定に基づいて，すべり面上の土のせん断強さがモール・クーロン式で表現できると仮定すると，無限斜面仮定による安全率  $F_s$  はすべり面に作用する滑動力  $\tau_d$  と抵抗力  $\tau_f$  の比として，次式のように表される．

$$F_s = \frac{\tau_f}{\tau_d} = \frac{c + \sigma \tan \phi}{W \sin \alpha} \quad (5.3)$$

ここで， $c$  は粘着力， $\sigma$  はすべり面での有効応力， $W$  は土塊重量， $\phi$  は内部摩擦角， $\alpha$  は斜面勾配である．すべり面が前節で求めた浸潤面の深さ  $z_n$  であると仮定すると，安全率は以下のように表現される．

$$F_s = \frac{c + (\gamma_s z_n \cos \alpha + \gamma_w \psi) \tan \phi}{\gamma_s z_n \sin \alpha \cos \alpha} \quad (5.4)$$

ここで， $\gamma_s, \gamma_w$  がそれぞれ飽和土，水の単位体積重量であり，安全率が 1 を下回った場合について崩壊と判定する．

この例では，先述のように，令和元年東日本台風において広範囲の斜面崩壊が確認された宮城県伊具郡丸森町を対象に解析を実施した．解析に必要なとなるパラメータに



については、Dolojan et al.<sup>137)</sup> で用いられたものを本研究でも使用した。このデータには、対象地域の岩種の空間分布が考慮され、飽和透水係数や土の強度パラメータなどの空間分布が表現されている。また、浸透解析と斜面安定解析の空間解像度は 10m として設定している。本数値解析の妥当性については、本研究の対象地域での令和元年東日本台風の被害の再現解析を行った Dolojan et al.<sup>137)</sup> によって確認されている。

### 5.2.2 仮想降雨を用いた広域斜面崩壊危険度評価

空間分布を考慮しない場合(一様降雨)での危険度マップと降雨分布を考慮した場合(仮想降雨)の危険度マップの2つを作成し、その違いについて考察を行う。空間的に一様な降雨の各時間の降水量については、図-5.2(b)に従うものとしている。一様降雨分布の場合と降雨の空間分布を考慮する場合の安全率の空間分布を地図上に示したものを図-5.13に示す。上側に対象領域全体のマップを示しており、下側に一部の領域を拡大したマップを示している。仮想降雨の結果については、合計 1000 の仮想降雨シナリオに対する安全率の計算結果のうち、各計算点で安全率が最小になる値をプロットしている。また、一様降雨分布の安全率に対する、仮想降雨の安全率の相対誤差の空間分布を図-5.13の右側に示している。

安全率の分布をみると、全体的な傾向は仮想降雨を用いる場合と一様降雨の場合でほとんど変わらないことがわかる。しかし、安全率の誤差率の様子をみると、一様降雨と比較して安全率が全体的に低下していることが確認できる。安全率が 1 を下回る領域の面積について比較すると、一様分布では 11.13 km<sup>2</sup> であったのに対し、仮想降雨では 14.58 km<sup>2</sup> であり、約 31% 増加する結果となった。このように、一様降雨分布だけでは抽出されなかった危険箇所が、仮想降雨を考慮することで抽出されており、降雨の空間分布を考慮した斜面崩壊危険度評価が可能であることが確認できる。

次に、仮想降雨シナリオによって算出された安全率について、崩壊確率と変動係数を算出したものを図-5.14に示す。崩壊確率については、1000回の試行回数のうち安全

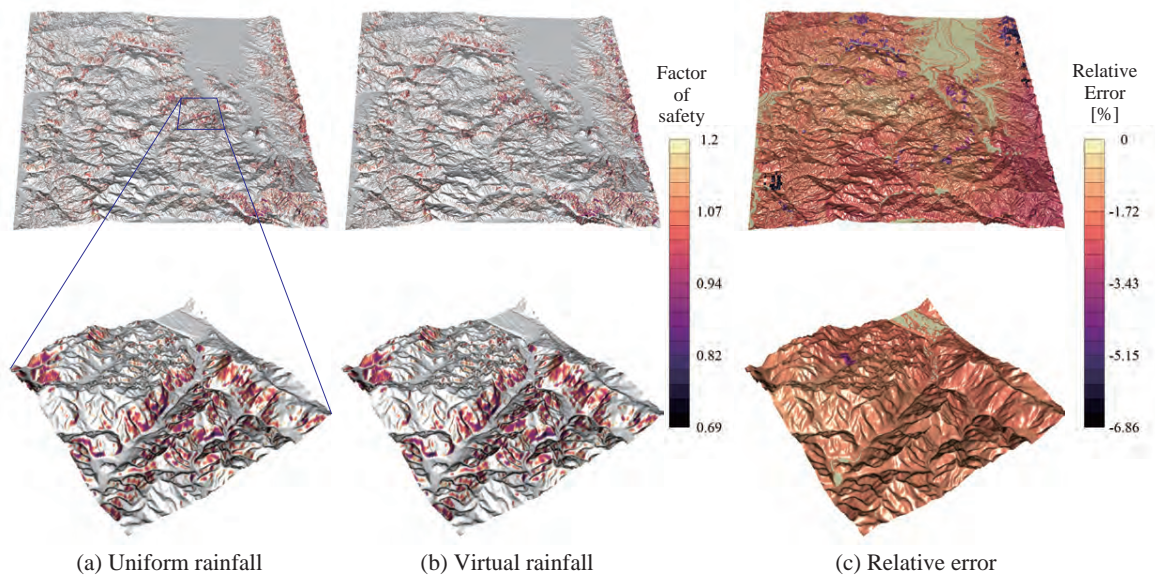


図- 5.13 空間的に一様な降水量データおよび仮想降雨データを入力としたときの安全率分布の比較と各安全率分布の相対誤差

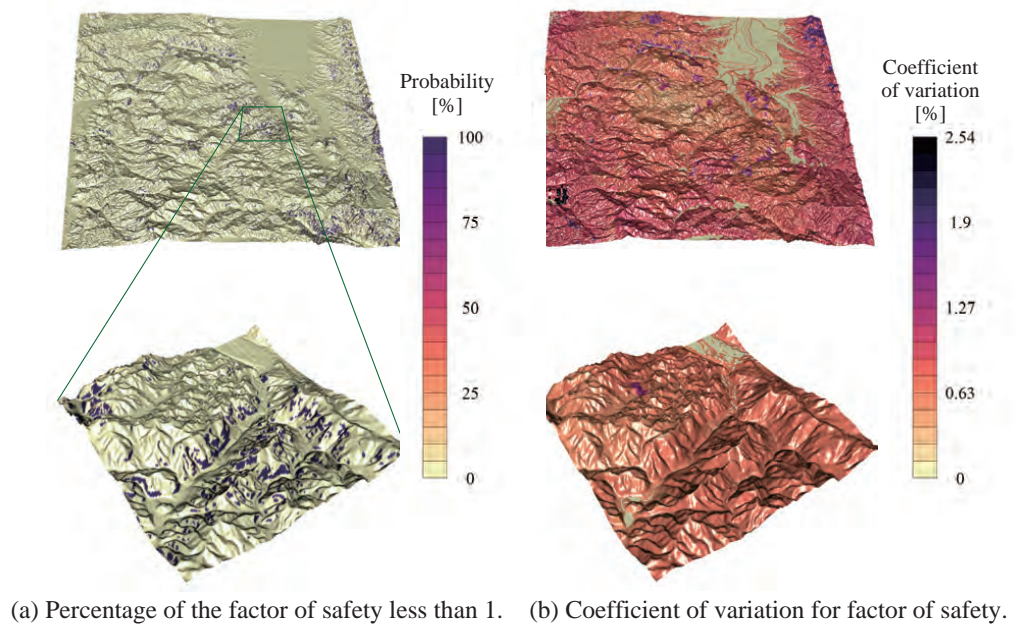


図- 5.14 安全率が1を下回る割合と安全率の変動係数の空間分布

率 1 を下回った回数として算出をしている。まず、崩壊確率について確認すると、図-5.13 で安全率 1 を下回った地点の多くで、100%の値を示していることが確認できる。しかし、降雨イベントによって安全率が 1 以上になったり 1 以下になったりする地点も存在することが確認され、図-5.13 で安全率 1 を下回った地点のうち、24.9%がそのような地点であることが確認された。仮想降雨を用いて算出した崩壊確率が、対策の優先度を定めるため情報になりうるものと考えられる。また、変動係数についてみると、多くの地点で 1%程度の値となることが確認できる。降雨の空間分布を様々仮定して斜面安定解析を実施することで、最大で標準偏差の数倍程度ばらつくことから、平均安全率に対して数%程度安全率変動することが確認できる。

本章では、降雨の空間分布の不確実性に着目してハザードマップを作成し、空間分布が斜面安定解析に与える影響について定量的に評価を行った。本研究では、累積降水量や平均降水量の時間変化については固定して解析を実施したが、これらを変動させることによっても安全率の分布の様子も変化することが考えられる。特に、累積降水量は安全率の値に大きな影響を与えうることが考えられる。しかし、これらを固定して空間分布の不確実性のみを考慮するだけでも、一様の降雨分布を考えるよりも崩壊危険箇所を抽出したり、安全率が数%程度低下したりするなど、降雨の空間分布に起因する安全率の空間分布の変動の様子を確認できる。本研究では、累積降水量を過去のある降雨イベントのものと仮定して設定したが、例えば確率降水量を用いることで、数十年に一度の降水量に対する危険度マップについても同様に作成することも可能である。加えて、本枠組みの仮想降雨シナリオの作成方法では、降水量の平均値を与える形で降雨分布を作成するため、対象地域でこれまでに経験のないような累積降水量の仮想降雨についても作成することができる。

最後に、本研究では過去 15 年分の解析雨量を対象として仮想降雨シナリオの作成を行ったが、今後さらに降雨データが蓄積されていくことで、空間モードや POD 係数の

頻度分布も変化していくと考えられる。本研究で対象とした15年分の解析雨量データで固有直交分解を適用した場合と、1つの降雨シナリオ(2019年台風19号)での降水量データに対して適用した場合の寄与率について比較をすると、15年分のデータでは第1モードの寄与率が76.9%であったのに対し、1シナリオのデータでは96.6%であった。この比較では各データについて平均値を引く操作は加えておらず、降水量データそのものに対して固有直交分解を適用した時の寄与率について比較をしている。この結果から、少ない降水量データを対象にした場合、降雨強度の高い支配的存在するため第1モードの寄与率が高くなっている一方で、15年分のデータでは、第1モードの寄与率が1シナリオの場合に比べて低くなることが確認できる。このことから、データが蓄積されることで、ある1つの降雨強度の高いデータに引きずられることなく、多様な空間分布特性を表現可能な空間モードを抽出できることが言える。また、抽出された分布特性の発生頻度がPOD係数として表現されることから、降雨強度の強くなりやすい地域などの傾向を把握することも可能となる。このようにデータが蓄積されることで、作成される仮想降雨データやハザードマップについても変化することから、そのようなデータの蓄積を反映したハザードマップの作成も重要である。

### 5.3 まとめ

本研究では、降雨の空間分布特性を考慮して仮想降雨イベントを作成する方法について提案し、実地形を対象とした斜面安定解析を実施して、降雨分布の影響を考慮した広域の斜面崩壊のハザード評価の具体例を示した。過去の解析雨量データから空間モードを抽出するとともに、その空間モードの重みを過去の降雨データに基づいて変化させることで、地域特性を考慮した形で仮想の降雨イベントを作成可能であることが確認された。また、その降雨イベントを用いて斜面安定解析を実施することで、降雨の空間不確実性を取り入れた斜面崩壊危険度評価を行うことが可能になるとともに、

降雨分布を考慮しない場合と比べて 1.3 倍程度崩壊危険箇所が多く抽出されることから、降雨の空間分布を考慮することの重要性が確認された。

本研究では、空間分布のみに着目したため、降雨の時間変化や総降水量については固定した評価を実施したが、これらが変化することによっても安全率分布が変化することが考えられる。その時間変化の影響についても併せて考慮できる仮想降雨シナリオの作成やハザードマップの作成方法、それらの不確実性の影響が安全率分布に与える影響についての検討も今後必要である。

本章で示された降雨の空間分布特性が安全率分布に与える影響および空間モードを用いた仮想降雨シナリオの作成方法については、4 章で示した斜面崩壊危険度評価のための代理モデル構築を、さらに広域に拡張した場合に重要になる項目であるため、それらの融合についても今後の検討が必要である。

## 第6章 結論

本章では、3～5章で示したそれぞれのハザード評価に対するモード分解の適用について、共通項や違いについて整理し、災害の数値シミュレーションに対する空間モード分解の有用性及びその課題についてまとめる。

### 6.1 第3章から第5章の適用例の整理

まず、表-6.1に、対象とする事象、目的、不確実性、ハザード指標、モード分解の対象とするデータ、構築するモデルの入出力データの項目として整理したものを示す。不確実性に関係するものをオレンジ色、ハザード指標に関連するものを緑色、その他の指標を青色で示している。また図-6.1に、表-6.1でまとめた各適用例での不確実性とハザード指標、構築するモデルの入出力について、図として整理したものを示す。

まず、モード分解の適用目的について比較をすると、第3章の津波シミュレーションと第4章の降雨の影響を考慮した斜面安定解析の例では、ハザード指標の代理モデルを構築し、計算コストを削減することを目的としている一方で、第5章の例では、降水量の観測データを対象に、降雨の空間分布の特徴を抽出することを主な目的としている点で違いがある。各章のモード分解の適用の違いや位置づけについて、以下で詳しく説明する。

第3章の例では、不確実性として断層パラメータを選定し、その断層パラメータを入力として、対応するハザード指標（津波流体力・浸水深）の評価を行い、その結果

表- 6.1 3～5 章での適用例の比較

	3章	4章	5章
対象事象	津波	斜面崩壊(豪雨起因)	降水
目的	確率論的ハザード評価 広域ハザード即時予測 → <b>代理モデル</b>	広域ハザード即時予測 → <b>代理モデル</b>	対象地域の降雨の空間 分布特性の評価 → <b>仮想降雨モデル</b>
不確実性	断層パラメータ	降雨強度の時系列データ	降水量の空間分布
ハザード指標	津波流体力・浸水深	安全率 (3次元斜面安定解析)	安全率 (無限長斜面安定解析)
POD対象 データ	津波流体力・浸水深	浸潤面深さ 安全率	降水量の空間分布
モデル入力	断層パラメータ	浸潤面深さ (特徴量)	平均降水量・POD係数 (POD係数のヒストグラムより)
モデル出力	津波流体力・浸水深	安全率	降水量の時空間分布 ( <b>仮想の降雨シナリオ</b> )

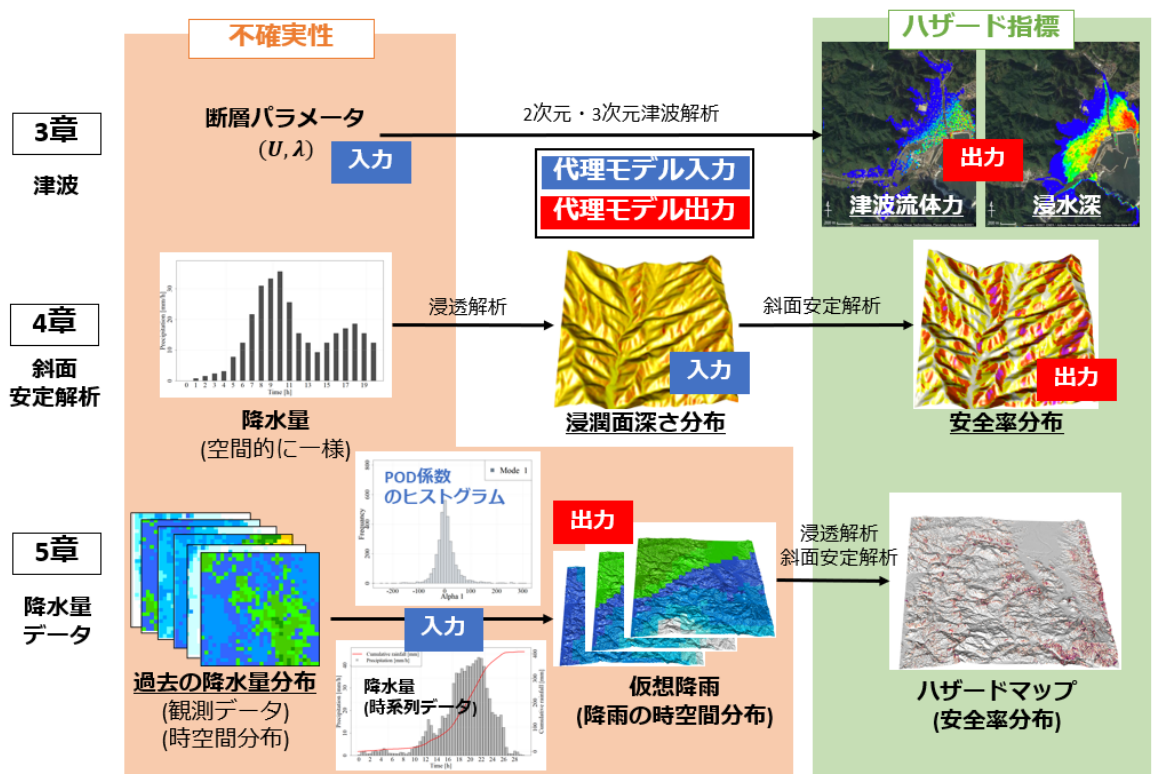


図- 6.1 3つの適用例の比較

に対してモード分解を適用することでハザード指標の空間分布を算出可能な代理モデルを構築した。本適用例では、入力情報（断層パラメータ）が決定されることで、ハザード指標の空間分布が出力されるモデルとなっている。

第4章の例では、降雨を不確実性として代理モデルの構築を行った。降雨現象の時間変化についても評価可能なモデルとするため、初期情報（断層パラメータ）が決まることでハザード指標の分布が決まる津波の例での代理モデルとは異なり、シミュレーションの結果である浸潤面分布の情報を代理モデルの入力情報として使用している。また、浸潤面分布、斜面安定解析の結果である安全率分布のそれぞれに対してモード分解を適用することで、浸潤面分布と安全率分布を結びつける代理モデルの構築を行っている。ここでは、浸透の累積量となる浸潤面分布データを入力情報として用いることでより高精度に予測可能となっており、4章で考慮した領域よりもさらに広域への拡張性も有するモデルとなっている。また、時間的に変化する入力情報にも対応可能であるとともに、ガウス過程回帰を用いてPOD係数の補間を行い、予測の信頼性を合わせて評価していることから、3章で示した代理モデルと比較してより高度なモデルとなっている。

第5章の例では、3章と4章の代理モデルの構築の例とは異なり、ハザード評価の入力情報の不確実性評価のためにモード分解を適用している。この例では、対象地域の過去の降水量データをモード分解の対象データとし、降雨の空間分布特性を抽出するためにモード分解を使用している。その抽出された空間モードを用いることで、対象地域で今後発生しそうな時空間分布データ（仮想降雨シナリオ）を作成し、その情報を入力条件として用いることで斜面災害のハザード評価を行っている。4章で示した斜面安定解析の代理モデルをさらに広域に拡張していく場合には、降水量の時間変化だけでなく空間分布を考慮することが重要であることから、5章で示した降雨の空間分布を用いた仮想降雨シナリオの作成方法が活用可能である。



## 6.2 広域災害ハザード評価へのモード分解の適用性

次に、これらの3つの適用例を通じて、広域災害ハザード評価へのモード分解を用いることのメリットについて整理する。大きく分けて以下に示す3つが利点として挙げられる。

1つ目に、評価地点が多数ある広域のハザード評価を実施可能な代理モデルを構築できるという点である。数値解析から得られる結果に対してモード分解を適用して代理モデルを構築することで、計算コストの非常に大きい広域災害シミュレーションの結果を低計算コストで表現可能となる。モード分解以外にも、序論で示した回帰手法などを用いることで代理モデルを構築することは可能であるものの、評価地点が多い場合には代理モデルの構築が非効率になるのに加え、評価地点間のハザード指標の空間相関を表現できないモデルとなる。モード分解を用いることで、ハザード指標の空間相関の情報を取り入れた代理モデルを作成可能となり、そのモードの線形和としてハザード指標を表現したときの係数部分を不確実性の関数として表現することで、多地点のハザード指標を一度に評価可能な代理モデルを構築可能である。また、空間モードの情報を確認することで、ハザード指標の空間分布特性を物理的な意味合いと関連づけながら考察をすることができ、その分布特性の影響度の大きさを、寄与率を通して確認することが可能であるという利点もある。また、寄与率の小さいモードについては、多くはノイズのような高周波成分であることから、そのようなモードを省略して、物理的な解釈ができるようなモードのみで代理モデルを構成することも可能である。本研究では、遡上津波の流体力と浸水深の評価と、降雨に起因する斜面崩壊危険度評価を対象として代理モデルを構築し、即時予測や確率論的評価ハザード評価への適用性について確認をしている。

2つ目に、空間分布の特徴量抽出に対して有用であるという点である。ここでは、モード分解から得られるPOD係数の部分に着目している。1つのシナリオの空間分布デー

データをいくつかの POD 係数の形で表現することで、データの次元を圧縮した形で、分布の特徴を表す指標として表現することができる。この点における次元圧縮は、先に示した代理モデルの例のようにモード数を減らして、ランクを落とした形でデータを表現するという意味での次元圧縮とは異なり、非常に多くの評価地点を有する空間分布データを、より少ない数の POD 係数で表現するという意味での次元圧縮である。広域災害の評価で対象とする場合、多くの評価地点を持つ空間分布データとなることから、空間分布の類似性の評価や代理モデルの入力条件として使用する際に扱いにくいデータとなるが、POD 係数を用いることで、空間分布をその分布特性を表現するいくつかの指標として表すことができ、空間分布の類似性評価や代理モデルの入力条件として活用しやすいものとなる。本研究では、斜面安定解析の代理モデルの入力条件の空間分布データを特徴量としてパラメータ化することで活用し、また仮想降雨シナリオ作成の際の、空間分布の類似性の評価に対しても活用を行っている。

3つ目に、空間分布特性の抽出ができ、その情報を用いて仮想の空間分布データを作成可能である点である。空間モードの重ね合わせとして新たな空間分布データを作成することで、データから抽出される空間分布特性を踏まえた仮想の空間分布データを作成することが可能である。本研究では、ある地域の降水量の空間分布データから抽出された空間モードを使用して、対象地域で発生しそうな仮想の降雨の時空間分布データの作成を行っている。

このように、災害シミュレーションや観測の空間分布データに対してモード分解を適用することで、様々な分析を行うことができ、広域ハザード評価に対して有用であることがそれぞれの適用例から確認された一方で、モード分解を用いる際に生じる課題も挙げられる。最も大きいところとして、代理モデルの精度・空間モードを用いた時のデータの表現性能という点である。本研究で示した例では、空間モードの線形和として評価したいデータの空間分布を概ね表現することは可能であるものの、データに

よっては局所的に表現できない場合も存在した。空間モードを用いてデータを表現する場合、多くは抽出された空間モードのうち、データに対する寄与度が大きい数モードでデータを表現するが、その数モードで表現される空間で表現できないものについては、誤差として現れる形となる。

### 6.3 データ特性に関する考察

データの表現性能についてさらなる考察を行うために、次にデータ特性について分析を行う。具体的に、ここではデータ間で共通の指標となる寄与率を用いて考察を行う。

まず、寄与率について、全モード数に対する割合と寄与率を表現したグラフを図-6.2に、第1モードの寄与率を棒グラフとして比較したものを図-6.3に示す。3章の例での最大津波流体力と最大浸水深、4章の例での浸潤面分布と安全率分布、5章の降水量分布データの合計5つデータの寄与率の比較を示している。また、寄与率についてはデータの前処理によっても変動することから、ここでは各データについて前処理を行わない場合でのモード分解による寄与率の値を比較している。

これらの結果から、降水量データ（5章）の第1モードの寄与率が他のデータの寄与率と比較して小さくなっていることが確認できる。3章と4章の数値解析結果は、津波の影響を海岸側ほど受けやすいという傾向や、また斜面災害の例でも急勾配の地点の安全率が低くなりやすい等の傾向があることから、第1モードの寄与率が大きくなっていると考えられる。一方で、降水量分布データでは、降雨強度が強くなりやすい地点は降雨データによって様々であり、津波解析の結果や斜面安定解析の例のような分布に特徴的な傾向が存在しないことから、比較的小さな値となっていることが考えられる。

また、図-6.2の第2モード以降の寄与率の通減率をみると、津波の解析結果で最も小さくなっていることが確認できる。津波のデータについては、シナリオによって局

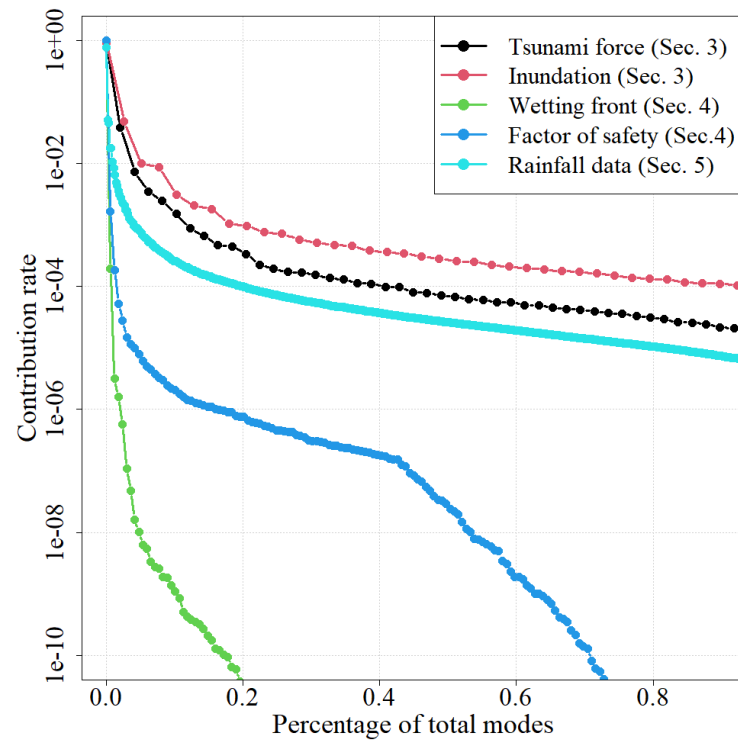


図-6.2 3つの適用例でのモード数と寄与率の関係の比較

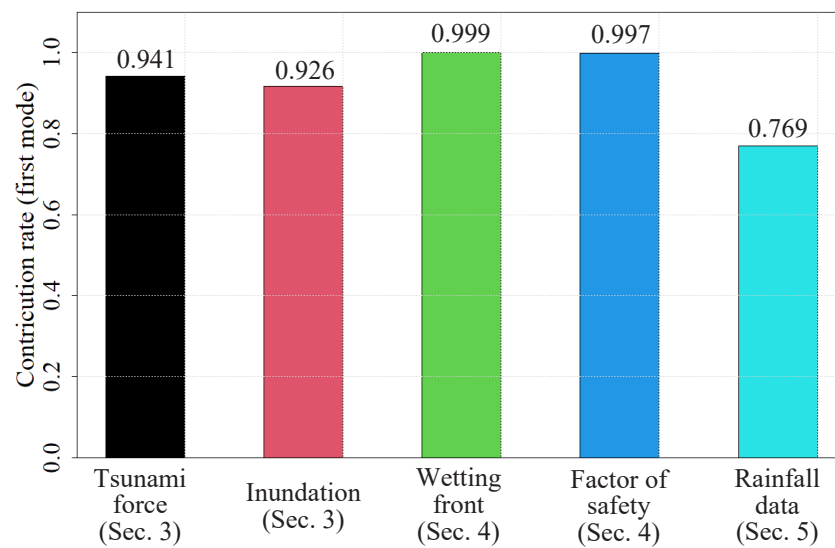


図-6.3 3つの適用例での第1モードの寄与率の比較

所的な傾向が変化するデータになっていることが考えられ、その影響で第2モード以降の小さな通減率の結果につながっていると考えられる。また、降水量分布データについても、津波データに似たように通減率が小さくなっており、第2モード以降もデータを説明する情報を比較的多く含んでいることが確認できる。これについても、先に示したように降水量の空間分布がランダム性を有していることに起因していると考えられる。一方で、斜面災害の結果（浸潤面分布データ・安全率データ）では、第1モードの寄与率が非常に高く、第2モード以降の通減率も大きくなっている。これは、浸透モデルが1次元であり、降雨も空間的に一様であることや、安全率も浸透深さに応じて小さくなるデータであることから、空間分布の傾向が空間モードで表現されやすいデータとなるためであると推測される。

このように、データ特性に応じて寄与率の傾向が異なっており、その傾向が構築した代理モデルの精度にも関係することが考察される。斜面安定解析の代理モデルの例では、誤差が数%であった一方で、津波の代理モデルの方では、数十%の誤差を持つシナリオも存在していたことから、第1モードの寄与率が大きく、第2モード以降の寄与率の通減率が大きいデータは代理モデルの高精度である一方で、第2モード以降もデータを説明する情報を含むような場合には、局所的な部分の表現性能が低い分、代理モデルの精度が低くなる可能性があることが言える。

しかし、同じデータでも、データの処理によって寄与率が異なる傾向を示すことから、データ特性に応じた処理を行うことも場合によっては重要となる。本研究では、第3章の津波の解析結果ではデータの標準化を行い、第5章の降雨データの例では、平均値を引いたデータに対してモード分解を適用した。3つの適用例でのデータ処理方法の検討から、まず4章の斜面災害のデータのような空間分布の傾向がシナリオごとに似ているデータについては、先述の寄与率の考察から、データの前処理がないものでもモード分解によってデータを表現でき、代理モデルの構築にも十分に活用できることが言

える。

一方で、津波の例では、先述のように空間分布の傾向がシナリオによって似ている（第1モードの寄与率が大きい）データではあるものの、局所的な傾向の違いも有するデータであった。この局所的な空間分布の傾向の違いは主にすべり角の変動によるものであり、このようなデータについては、平均値を引いたり、標準化したりするなど、データの前処理を行うことで局所的な表現性能の低下を改善できる可能性があると推察される。本研究でも、代理モデルの精度向上のためにいくつかの前処理を検討しており、この例では標準化したデータに対するモード分解を実施している。

5章の降水量データでも、前で示したとおり様々な空間分布が存在するデータであるため、いくつかの前処理を検討している。具体的に行ったデータ処理とそれぞれの処理のメリットとデメリットをまとめて表-6.2に示す。この例では、データの時間発展も対象としていることから、空間分布の時間前後の差分データを対象としたモード分解も実施している。データ処理を行わない場合や時間前後の空間分布の差分データに対する適用例では、降水量の時間発展をうまく表現できないというデメリットがあったものの、平均値を引いたデータへの適用例では、時間的な連続性を確保する手法を取り入れることでそのデメリットを解決することができたため、仮想降雨シナリオ作成のためのモード分解の結果として採用している。

このように、データの特徴によって、必要に応じてデータの前処理を検討してモード分解を行うことが必要であることが言える。またデータの特徴だけでなく、モード分解を行う目的に応じてその処理の方法を検討することも必要である。第3章や第4章の例では、数値解析の代理モデルの構築を行うことから、元のデータをより正確に表現できることに主眼をおいた検討を行っている。一方で降雨の空間分布データについては、データの再現性能を重視するのではなく、降雨分布の特性を表現でき、降水量の時空間分布として妥当なものを作成できるかどうかについてを重要視している。何

表- 6.2 5章で検討したデータ処理の比較

データ	メリット	デメリット
普通(生データ)	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ シンプル</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 降雨強度の大きい過去データの傾向に引きずられる降雨分布</li> </ul>
平均値を引いたデータ	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 降雨強度大きいデータに引きずられない</li> <li>・ 平均に対する変動として表現可</li> <li>・ 比較的シンプル, <u>過去の降雨に似た分布も表現可能</u></li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 時間的連続性を確保する方法 (→マハラビノス距離を用いる)</li> <li>・ 空間分布の偏りが過去データに比べてやや小さい(累積分布)</li> </ul>
前ステップとの差のデータ	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 時間的に連続する分布 (前ステップの増減を評価するため)</li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>・ 累積降雨の空間分布の偏りが大きい (同じところに降り続ける傾向)</li> </ul>

をしようとするかによってもデータの扱いが変わることから、目的に応じたデータ処理方法の検討が重要である。

構築したモデルに用いるモード数についても、その数によってモデルの空間分布の表現性が変化することから、対象とする目的によって決定することが重要である。モード数を決定するための定量的な指標として、先に示した寄与率やデータを少ないモードで再構築した時の誤差などがあるものの、これらについてどの程度であれば十分であるかは対象とする問題によって異なるものとする。本研究の降水量データの例では、図-6.2 に示すように高次の寄与率も比較的大きいデータであるものの、モード数を10として仮想降雨モデルを構築した。この例では、元のデータを再現することが目的ではなく、どの程度の空間分布特性を取り入れて仮想降雨シナリオを作成するかを重視していたため、他の章の代理モデル構築の例と同程度またはそれよりも少ない数としている。また、代理モデルの例においては、本研究では、寄与率や再構築誤差を指標として高次のモードを省略して代理モデルを表現した。しかし、代理モデルの例においては、寄与率が小さいモードはPOD係数も小さい場合が多く、高次モードの有無によって算出される空間分布データの値がほとんど変わらない可能性があることから、高次のモードを省略せずに表現しても代理モデルの精度としては大きく変化しな

いことも考えられる．モードを省略せずに表現する場合，どの程度のモードを使用するか判断が必要になるというメリットがあるものの，すべてのモードを導入する場合，ノイズのような物理的な解釈できないモードが含まれること，データ数が増えるほど構築する POD 係数の補間関数の数が増え，クロスバリデーションなどを用いて補間関数を決定する場合には計算コストが大きくなる場合があることから，代理モデル構築の方針などに応じてモード数を省略するかどうかの判断が必要である．このように，モード数についても，目的に応じた設定が重要である．

## 6.4 まとめ

空間モードを用いて代理モデルを構築することで，非常に高い計算コストを要する数値解析から得られる災害ハザードを即時的に表現することが可能である．一方で，代理モデルは元の数値解析結果を完全に再現することは不可能であり，代理モデルに用いるデータ数やモード係数を不確実性指標の関数として表現する方法などによって誤差が生じる．ここまでで議論してきたように，代理モデルは数値解析から得られるハザード指標の空間分布の大まかな傾向は再現できるものの，局所的に数値解析結果を表現できない場合も存在する．そのため，表現できない部分による誤差をどの程度許容するかによって本研究で示したモード分解に基づく代理モデルを用いるかの判断を行うことが重要である．誤差の許容範囲については，適用する問題によって異なることから，対象とする問題毎にどの程度の精度を求めるかを事前に決めておくことが重要である．求めた精度を満たさないような場合には，本研究で主に用いてきた固有直交分解以外のモード分解手法（直交基底以外のモードで表現する手法）などの検討も必要である．

最後に，広域災害ハザード評価を行うにあたり発生する誤差の要因について整理する．本研究でここまで主に議論してきた精度や表現性能については，主に数値解析と



代理モデルの間での誤差であった。これらについては、データ特性を表現する指標である寄与率や再構築誤差によって定量的に評価できる一方で、妥当なモデルであるかを判断するための基準値の設定が必要となる。この値については問題によって求めるものが変わることから、汎用的な基準値を設けることは難しいものとする。また代理モデル構築の誤差以外にも、災害ハザード評価を実施するときには、観測誤差のような不確実性パラメータを設定の部分での誤差や数値解析のモデル化の部分で生じる誤差なども存在する。これらの誤差も含めて、災害ハザード評価を実施する前に、要求条件を考慮しておくことが非常に重要である。対象とする現象や構築するモデルの使用目的に応じたモード数の決定やデータ処理方法の検討が重要であることを前節から述べてきたが、この点については、対象とする不確実性の指標を決定する場面や数値解析モデルの検討の際にも重要であることが言える。何をもって災害を評価するのか、また、どの程度の精度で評価するかを事前に決めていなければ、不確実性とする指標や解析モデルが決まらず、代理モデルの妥当性の判断もつかないことから、それらの事前の設定が非常に重要である。

本研究で示した代理モデルを構築する枠組みは、様々な広域災害ハザード評価へ広く適用することができるものであるため、データがあれば比較的簡単に様々な広域ハザード評価の代理モデルの構築ができるものである。しかし、これまで議論してきたように、何をするためにモード分解をして、代理モデルを構築するのかという目的の部分に明確でなければ、構築したモデルが実用的に妥当なものであるかの判断が難しくなると考えられる。この要求目的の部分については、多くの場合軽視されている部分であるものの、最初の目的の部分に明確にしておくことで、代理モデルの構築の際のデータ数などの設定を、根拠を持って行うことができ、信頼性の有する代理モデルの構築が可能になると考えられる。

## 参考文献

- 1) Kotani, T., Tozato, K., Takase, S., Moriguchi, S., Terada, K., Fukutani, Y., Otake, Y., Nojima, K., Sakuraba, M. and Choe, Y.: Probabilistic tsunami hazard assessment with simulation-based response surfaces, *Coastal Engineering*, Vol. 160, p. 103719, 2020.
- 2) The 2011 Tohoku Earthquake Tsunami Joint Survey Group: Field survey results: Official survey data, <http://www.coastal.jp/tsunami2011/index.php?Field%20survey%20results>, (Accessed September 15 2022).
- 3) Mori, N., Takahashi, T. and The 2011 Tohoku Earthquake Tsunami Joint Survey Group: Nationwide post event survey and analysis of the 2011 tohoku earthquake tsunami, *Coastal Engineering Journal*, Vol. 54, p. 1250001, 2012.
- 4) Touge, Y., Hasegawa, M., Minegishi, M., Kawagoe, S. and Kazama, S.: Multitemporal uav surveys of geomorphological changes caused by postfire heavy rain in kamaishi city, northeast japan, *CATENA*, Vol. 220, p. 106702, 1 2023.
- 5) Geological Survey of Japan, AIST: Seamless digital geological map of Japan v2 1: 50,000, 2022, [https://www.gsj.jp/Map/JP/docs/5man\\_doc/06/06\\_045.htm](https://www.gsj.jp/Map/JP/docs/5man_doc/06/06_045.htm), (Accessed April 20 2022).
- 6) Huff, F. A.: Time distributions of heavy rainstorms in illinois, *ILLINOIS STATE WATER SURVEY CHAMPAIGN*, 1990.

- 7) Wallemacq, P.: *Economic Losses, Poverty and Disasters: 1998-2017*, Centre for Research on the Epidemiology of Disasters, United Nations Office for Disaster Risk Reduction, 2018, (Accessed October 1 2021).
- 8) 内閣府：緊急災害対策本部：                      平成 23 年 (2011 年) 東北地方太平洋沖地震 (東日本大震災) について,                      2022, <https://www.bousai.go.jp/2011daishinsai/pdf/torimatome20220308.pdf>, (Accessed September 16 2022).
- 9) Haque, U., da Silva, P. F., Devoli, G., Pilz, J., Zhao, B., Khaloua, A., Wilopo, W., Andersen, P., Lu, P., Lee, J., Yamamoto, T., Keellings, D., Jian-Hong, W. and Glass, G. E.: The human cost of global warming: Deadly landslides and their triggers (1995–2014), *Science of The Total Environment*, Vol. 682, pp. 673–684, 2019.
- 10) 国土交通省:                      令和元年の土砂災害,                      2020, <https://www.mlit.go.jp/river/sabo/jirei/r1dosha/r1doshasagainogaiyou.pdf>, (Accessed September 16 2022).
- 11) United Nations Office for Disaster Risk Reduction: Sendai framework for disaster risk reduction 2015 - 2030, 2015.
- 12) Kay, A. L., Crooks, S. M., Davies, H. N., Prudhomme, C. and Reynard, N. S.: Probabilistic impacts of climate change on flood frequency using response surfaces I: England and wales, *Regional Environmental Change*, Vol. 14, pp. 1215–1227, 2014.
- 13) Kay, A. L., Crooks, S. M., Davies, H. N. and Reynard, N. S.: Probabilistic impacts of climate change on flood frequency using response surfaces II: Scotland, *Regional Environmental Change*, Vol. 14, pp. 1243–1255, 2014.

- 14) Kay, A. L., Crooks, S. M. and Reynard, N. S.: Using response surfaces to estimate impacts of climate change on flood peaks: Assessment of uncertainty, *Hydrological Processes*, Vol. 28, pp. 5273–5287, 2014.
- 15) Yazdi, J. and Neyshabouri, S. A. S.: Adaptive surrogate modeling for optimization of flood control detention dams, *Environmental Modelling & Software*, Vol. 61, pp. 106–120, 2014.
- 16) Fukutani, Y., Moriguchi, S., Terada, K., Kotani, T., Otake, Y. and Kitano, T.: Tsunami hazard and risk assessment for multiple buildings by considering the spatial correlation of wave height using copulas, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 19, pp. 2619–2634, 2019.
- 17) Zhu, B., Pei, H. and Yang, Q.: Probability analysis of submarine landslides based on the response surface method: A case study from the south china sea, *Applied Ocean Research*, Vol. 78, pp. 167–179, 2018.
- 18) Saha, S. K., Matsagar, V. and Chakraborty, S.: Uncertainty quantification and seismic fragility of base-isolated liquid storage tanks using response surface models, *Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol. 43, pp. 20–35, 2016.
- 19) Liel, A. B., Haselton, C. B., Deierlein, G. G. and Baker, J. W.: Incorporating modeling uncertainties in the assessment of seismic collapse risk of buildings, *Structural Safety*, Vol. 31, pp. 197–211, 2009.
- 20) Gaxiola-Camacho, J. R., Azizsoltani, H., Villegas-Mercado, F. J. and Haldar, A.: A novel reliability technique for implementation of performance-based seismic design of structures, *Engineering Structures*, Vol. 142, pp. 137–147, 2017.

- 21) Zhang, X., Shahnewaz, M. and Tannert, T.: Seismic reliability analysis of a timber steel hybrid system, *Engineering Structures*, Vol. 167, pp. 629–638, 2018.
- 22) Park, J. and Towashiraporn, P.: Rapid seismic damage assessment of railway bridges using the response-surface statistical model, *Structural Safety*, Vol. 47, pp. 1–12, 2014.
- 23) Sun, X., Zeng, P., Li, T., Zhang, T., Feng, X. and Jimenez, R.: Run-out distance exceedance probability evaluation and hazard zoning of an individual landslide, *Landslides*, Vol. 18, pp. 1295–1308, 2021.
- 24) Huang, X. C. and Zhou, X. P.: Reliability analysis of a large-scale landslide using soed-based rsm, *Environmental Earth Sciences*, Vol. 76, pp. 1–12, 2017.
- 25) Alhamid, A. K., Akiyama, M., Ishibashi, H., Aoki, K., Koshimura, S. and Frangopol, D. M.: Framework for probabilistic tsunami hazard assessment considering the effects of sea-level rise due to climate change, *Structural Safety*, Vol. 94, p. 102152, 2022.
- 26) Kang, F., Xu, Q. and Li, J.: Slope reliability analysis using surrogate models via new support vector machines with swarm intelligence, *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 40, pp. 6105–6120, 2016.
- 27) Ji, J., Zhang, C., Gui, Y., Lü, Q. and Kodikara, J.: New observations on the application of ls-svm in slope system reliability analysis, *Journal of Computing in Civil Engineering*, Vol. 31, , 2017.
- 28) Guardiani, C., Soranzo, E. and Wu, W.: Time-dependent reliability analysis of unsaturated slopes under rapid drawdown with intelligent surrogate models, *Acta Geotechnica*, Vol. 17, pp. 1071–1096, 2022.

- 29) Stern, R. E., Song, J. and Work, D. B.: Accelerated monte carlo system reliability analysis through machine-learning-based surrogate models of network connectivity, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 164, pp. 1–9, 2017.
- 30) Ghosh, S., Roy, A. and Chakraborty, S.: Support vector regression based metamodelling for seismic reliability analysis of structures, *Applied Mathematical Modelling*, Vol. 64, pp. 584–602, 2018.
- 31) Salmanidou, D. M., Heidarzadeh, M. and Guillas, S.: Probabilistic landslide-generated tsunamis in the indus canyon, nw indian ocean, using statistical emulation, *Pure and Applied Geophysics*, Vol. 176, pp. 3099–3114, 2019.
- 32) Salmanidou, D. M., Guillas, S., Georgiopolou, A. and Dias, F.: Statistical emulation of landslide-induced tsunamis at the rockall bank, ne atlantic, *Proceedings of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 473, , 2017.
- 33) Bacchi, V., Jomard, H., Scotti, O., Antoshchenkova, E., Bardet, L., Duluc, C. M. and Hebert, H.: Using meta-models for tsunami hazard analysis: An example of application for the french atlantic coast, *Frontiers in Earth Science*, Vol. 8, , 2020.
- 34) Liu, X. and Guillas, S.: Dimension reduction for gaussian process emulation: An application to the influence of bathymetry on tsunami heights, *SIAM-ASA Journal on Uncertainty Quantification*, Vol. 5, pp. 787–812, 2017.
- 35) Kang, F., Han, S., Salgado, R. and Li, J.: System probabilistic stability analysis of soil slopes using gaussian process regression with latin hypercube sampling, *Computers and Geotechnics*, Vol. 63, pp. 13–25, 2015.

- 36) Luo, X., Li, X., Zhou, J. and Cheng, T.: A kriging-based hybrid optimization algorithm for slope reliability analysis, *Structural Safety*, Vol. 34, pp. 401–406, 2012.
- 37) Liu, L., Cheng, Y. and Wang, X.: Genetic algorithm optimized taylor kriging surrogate model for system reliability analysis of soil slopes, *Landslides*, Vol. 14, pp. 535–546, 2017.
- 38) Zhu, B., Hiraishi, T., Pei, H. and Yang, Q.: Efficient reliability analysis of slopes integrating the random field method and a gaussian process regression-based surrogate model, *International Journal for Numerical and Analytical Methods in Geomechanics*, Vol. 45, pp. 478–501, 2021.
- 39) Guo, X. and Dias, D.: Kriging based reliability and sensitivity analysis – application to the stability of an earth dam, *Computers and Geotechnics*, Vol. 120, p. 103411, 2020.
- 40) Zeng, P., Sun, X., Xu, Q., Li, T. and Zhang, T.: 3d probabilistic landslide run-out hazard evaluation for quantitative risk assessment purposes, *Engineering Geology*, Vol. 293, p. 106303, 2021.
- 41) Parker, K., Ruggiero, P., Serafin, K. A. and Hill, D. F.: Emulation as an approach for rapid estuarine modeling, *Coastal Engineering*, Vol. 150, pp. 79–93, 2019.
- 42) Gidaris, I., Taflanidis, A. A. and Mavroeidis, G. P.: Kriging metamodeling in seismic risk assessment based on stochastic ground motion models, *Earthquake Engineering & Structural Dynamics*, Vol. 44, pp. 2377–2399, 2015.
- 43) Sraj, I., Mandli, K. T., Knio, O. M., Dawson, C. N. and Hoteit, I.: Uncertainty quantification and inference of manning ’ s friction coefficients using dart buoy data during the tōhoku tsunami, *Ocean Modelling*, Vol. 83, pp. 82–97, 2014.

- 44) Denamiel, C., Šepić, J., Huan, X., Bolzer, C. and Vilibić, I.: Stochastic surrogate model for meteotsunami early warning system in the eastern adriatic sea, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, Vol. 124, pp. 8485–8499, 2019.
- 45) Denamiel, C., Huan, X., Šepić, J. and Vilibić, I.: Uncertainty propagation using polynomial chaos expansions for extreme sea level hazard assessment: The case of the eastern adriatic meteotsunamis, *Journal of Physical Oceanography*, Vol. 50, pp. 1005–1021, 2020.
- 46) Mase, H., Yasuda, T. and Mori, N.: Real-time prediction of tsunami magnitudes in osaka bay, japan, using an artificial neural network, *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, Vol. 137, pp. 263–268, 2011.
- 47) Wang, Y., Huang, J., Tang, H. and Zeng, C.: Bayesian back analysis of landslides considering slip surface uncertainty, *Landslides*, Vol. 17, pp. 2125–2136, 2020.
- 48) Cho, S. E.: Probabilistic stability analyses of slopes using the ann-based response surface, *Computers and Geotechnics*, Vol. 36, pp. 787–797, 2009.
- 49) Zhang, R., Liu, Y. and Sun, H.: Physics-guided convolutional neural network (phys-cnn) for data-driven seismic response modeling, *Engineering Structures*, Vol. 215, p. 110704, 2020.
- 50) Chu, H., Wu, W., Wang, Q. J., Nathan, R. and Wei, J.: An ANN-based emulation modelling framework for flood inundation modelling: Application, challenges and future directions, *Environmental Modelling & Software*, Vol. 124, p. 104587, 2020.
- 51) Liu, C. M., Rim, D., Baraldi, R. and LeVeque, R. J.: Comparison of machine learn-



- ing approaches for tsunami forecasting from sparse observations, *Pure and Applied Geophysics*, Vol. 178, pp. 5129–5153, 2021.
- 52) Fauzi, A. and Mizutani, N.: Machine learning algorithms for real-time tsunami inundation forecasting: A case study in nankai region, *Pure and Applied Geophysics*, Vol. 177, pp. 1437–1450, 2020.
- 53) Ghosh, J., Padgett, J. E. and Dueñas-Osorio, L.: Surrogate modeling and failure surface visualization for efficient seismic vulnerability assessment of highway bridges, *Probabilistic Engineering Mechanics*, Vol. 34, pp. 189–199, 2013.
- 54) Jia, L. ., Zhang, Y. ., Zhu, D. ., Jia, L., Zhang, Y., Zhu, D. and Dong, Y.: 3d numerical modeling and quantification of oblique wave forces on coastal bridge superstructures, *Journal of Marine Science and Engineering* 2022, Vol. 10, Page 860, Vol. 10, p. 860, 2022.
- 55) hui Tan, X., hua Bi, W., liang Hou, X. and Wang, W.: Reliability analysis using radial basis function networks and support vector machines, *Computers and Geotechnics*, Vol. 38, pp. 178–186, 2011.
- 56) Liang, Y. C., Lee, H. P., Lim, S. P., Lin, W. Z., Lee, K. H. and Wu, C. G.: Proper orthogonal decomposition and its applications—part i: Theory, *Journal of Sound and Vibration*, Vol. 252, pp. 527–544, 2002.
- 57) Lumley, J. L.: The structure of inhomogeneous turbulent flows, *Atmospheric turbulence and wave propagation*, pp. 166–178, 1967.
- 58) Berkooz, G., Holmes, P. and Lumley, J.: The proper orthogonal decomposition in the

- analysis of turbulent flows, *Annual Review of Fluid Mechanics*, Vol. 25, pp. 539–575, 2003.
- 59) Karhunen, K.: Über lineare methoden in der wahrscheinlichkeitsrechnung, *Annals of Academic Science Fennicae, Series A1 Mathematics and Physics*, Vol. 37, pp. 3 – 79, 1947.
- 60) Kosambi, D. D.: Statistics in function space, *Journal of Indian Mathematical Society*, Vol. 7, pp. 76 – 88, 1943.
- 61) K. Pearson F.R.S.: LIII. on lines and planes of closest fit to systems of points in space, *The London, Edinburgh, and Dublin Philosophical Magazine and Journal of Science*, Vol. 2, No. 11, pp. 559–572, 1901.
- 62) Hotelling, H.: Analysis of a complex of statistical variables into principal components, *Journal of Educational Psychology*, Vol. 25, No. 6, pp. 417 – 441, 1933.
- 63) Jolliffe, I. T. and Cadima, J.: Principal component analysis: a review and recent developments, *Philosophical Transactions of the Royal Society A: Mathematical, Physical and Engineering Sciences*, Vol. 374, No. 2065, p. 20150202, 2016.
- 64) Ha, D. M., Tkalich, P. and Chan, E. S.: Tsunami forecasting using proper orthogonal decomposition method, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, Vol. 113, p. 6019, 2008.
- 65) LeVeque, R. J., Waagan, K., González, F. I., Rim, D. and Lin, G.: Generating random earthquake events for probabilistic tsunami hazard assessment, *Pure and Applied Geophysics*, Vol. 173, pp. 3671–3692, 2016.

- 66) Melgar, D., LeVeque, R. J., Dreger, D. S. and Allen, R. M.: Kinematic rupture scenarios and synthetic displacement data: An example application to the cascadia subduction zone, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, Vol. 121, pp. 6658–6674, 2016.
- 67) Sepúlveda, I., Liu, P. L., Grigoriu, M. and Pritchard, M.: Tsunami hazard assessments with consideration of uncertain earthquake slip distribution and location, *Journal of Geophysical Research: Solid Earth*, Vol. 122, pp. 7252–7271, 2017.
- 68) 能島暢呂, 久世益充, DUC, L. Q.: シナリオ地震動予測地図の特異値分解によるモード分解と地震動分布のシミュレーション, 日本地震工学会論文集, Vol. 18, pp. 95–114, 2018.
- 69) 高橋幸宏, 能島暢呂: 南海トラフ巨大地震による津波の浸水深分布の空間相関特性の評価とシミュレーション, 地域安全学会論文集, Vol. 36, pp. 75–82, 2020.
- 70) Bamer, F. and Bucher, C.: Application of the proper orthogonal decomposition for linear and nonlinear structures under transient excitations, *Acta Mechanica* 2012 223:12, Vol. 223, pp. 2549–2563, 2012.
- 71) Fukutani, Y., Moriguchi, S., Terada, K. and Otake, Y.: Time-dependent probabilistic tsunami inundation assessment using mode decomposition to assess uncertainty for an earthquake scenario, *Journal of Geophysical Research: Oceans*, Vol. 126, , 2021.
- 72) Hu, R., Fang, F., Pain, C. C. and Navon, I. M.: Rapid spatio-temporal flood prediction and uncertainty quantification using a deep learning method, *Journal of Hydrology*, Vol. 575, pp. 911–920, 2019.
- 73) Wang, Y., Satake, K., Maeda, T., Shinohara, M. and Sakai, S.: A method of real -

- time tsunami detection using ensemble empirical mode decomposition, *Seismological Research Letters*, Vol. 91, pp. 2851–2861, 2020.
- 74) Wang, Y. and Satake, K.: Real - time tsunami data assimilation of s - net pressure gauge records during the 2016 fukushima earthquake, *Seismological Research Letters*, Vol. 92, pp. 2145–2155, 2021.
- 75) Rohmer, J.: Dynamic sensitivity analysis of long-running landslide models through basis set expansion and meta-modelling, *Natural Hazards*, Vol. 73, pp. 5–22, 2014.
- 76) yi Feng, Z., Lo, C. M. and Lin, Q. F.: The characteristics of the seismic signals induced by landslides using a coupling of discrete element and finite difference methods, *Landslides*, Vol. 14, pp. 661–674, 2017.
- 77) Zhang, Y., Xing, A., Jin, K., Zhuang, Y., Bilal, M., Xu, S. and Zhu, Y.: Investigation and dynamic analyses of rockslide-induced debris avalanche in shuicheng, guizhou, china, *Landslides*, Vol. 17, pp. 2189–2203, 2020.
- 78) Yan, Y., Cui, Y., Guo, J., Hu, S., Wang, Z. and Yin, S.: Landslide reconstruction using seismic signal characteristics and numerical simulations: Case study of the 2017 “ 6.24 ” xinmo landslide, *Engineering Geology*, Vol. 270, p. 105582, 2020.
- 79) Jia, G. and Taflanidis, A. A.: Kriging metamodeling for approximation of high-dimensional wave and surge responses in real-time storm/hurricane risk assessment, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 261-262, pp. 24–38, 2013.
- 80) Jia, G., Taflanidis, A. A., Nadal-Caraballo, N. C., Melby, J. A., Kennedy, A. B. and Smith, J. M.: Surrogate modeling for peak or time-dependent storm surge prediction

- over an extended coastal region using an existing database of synthetic storms, *Natural Hazards*, Vol. 81, pp. 909–938, 2016.
- 81) Kyprioti, A. P., Taflanidis, A. A., Nadal-Caraballo, N. C. and Campbell, M.: Storm hazard analysis over extended geospatial grids utilizing surrogate models, *Coastal Engineering*, Vol. 168, p. 103855, 2021.
  - 82) Lee, J. W., Irish, J. L., Bensi, M. T. and Marcy, D. C.: Rapid prediction of peak storm surge from tropical cyclone track time series using machine learning, *Coastal Engineering*, Vol. 170, p. 104024, 2021.
  - 83) Bass, B. and Bedient, P.: Surrogate modeling of joint flood risk across coastal watersheds, *Journal of Hydrology*, Vol. 558, pp. 159–173, 2018.
  - 84) Nagel, J. B., Rieckermann, J. and Sudret, B.: Principal component analysis and sparse polynomial chaos expansions for global sensitivity analysis and model calibration: Application to urban drainage simulation, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 195, p. 106737, 2020.
  - 85) Li, M., Wang, R. Q. and Jia, G.: Efficient dimension reduction and surrogate-based sensitivity analysis for expensive models with high-dimensional outputs, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 195, p. 106725, 2020.
  - 86) Perrin, T. V., Roustant, O., Rohmer, J., Alata, O., Naulin, J. P., Idier, D., Pedreros, R., Moncoulon, D. and Tinard, P.: Functional principal component analysis for global sensitivity analysis of model with spatial output, *Reliability Engineering & System Safety*, Vol. 211, p. 107522, 2021.

- 87) Buhmann, M. D.: Multivariate cardinal interpolation with radial-basis functions, *Constructive Approximation*, Vol. 6, No. 3, pp. 225–255, 1990.
- 88) Hoerl, A. E. and Kennard, R. W.: Ridge regression: Biased estimation for nonorthogonal problems, *Technometrics*, Vol. 12, No. 1, pp. 55–67, 1970.
- 89) Stone, M.: Cross-validatory choice and assessment of statistical predictions, *Journal of the Royal Statistical Society. Series B (Methodological)*, Vol. 36, No. 2, pp. 111–147, 1974.
- 90) Perez-Cruz, F., Vaerenbergh, S. V., Murillo-Fuentes, J. J., Lazaro-Gredilla, M. and Santamaria, I.: Gaussian processes for nonlinear signal processing: An overview of recent advances, *IEEE Signal Processing Magazine*, Vol. 30, pp. 40–50, 2013.
- 91) 赤穂昭太郎: ガウス過程回帰の基礎, システム／制御／情報, Vol. 62, No. 10, pp. 390–395, 2018.
- 92) Takase, S., Moriguchi, S., Terada, K., Kato, J., Kyoya, T., Kashiya, K. and Kotani, T.: 2d–3d hybrid stabilized finite element method for tsunami runup simulations, *Computational Mechanics*, Vol. 58, pp. 411–422, 2016.
- 93) Imamura, F.: Review of tsunami simulation with a finite difference method, in: Long-wave runup models, edited by: Yeh, h., liu, p., and synolakis, c., *World Scientific Publishing, Hackensack, NJ*, pp. 25–42, 1995.
- 94) Goto, C., Ogawa, Y., Shuto, N. and Imamura, F.: Numerical method of tsunami simulation with the leap-frog scheme, in: Iugg/ioc time project, *IOC Manual and Guides, UNESCO, Paris*, Vol. 35, pp. 1–126, 1997.

- 95) Tezduyar, T. E.: Stabilized finite element formulations for incompressible flow computations, *Advances in Applied Mechanics*, Vol. 28, pp. 1–44, 1991.
- 96) Aliabadi, S. and Tezduyar, T. E.: Stabilized-finite-element/interface-capturing technique for parallel computation of unsteady flows with interfaces, *Computer Methods in Applied Mechanics and Engineering*, Vol. 190, pp. 243–261, 2000.
- 97) Chiu, P. H. and Lin, Y. T.: A conservative phase field method for solving incompressible two-phase flows, *Journal of Computational Physics*, Vol. 230, pp. 185–204, 2011.
- 98) TAKADA, N., MATSUMOTO, J. and MATSUMOTO, S.: Phase-field model-based simulation of motions of a two-phase fluid on solid surface, *Journal of Computational Science and Technology*, Vol. 7, pp. 322–337, 2013.
- 99) Winter, A. O., Alam, M. S., Asce, S. M., Shekhar, . K., Motley, M. R., Asce, M., Eberhard, M. O., Barbosa, A. R., Asce, A. M., Lomonaco, P., Arduino, P. and Cox, D. T.: Tsunami-like wave forces on an elevated coastal structure: Effects of flow shielding and channeling, *Journal of Waterway, Port, Coastal, and Ocean Engineering*, Vol. 146, p. 04020021, 2020.
- 100) Satake, K., Fujii, Y., Harada, T. and Namegaya, Y.: Time and space distribution of coseismic slip of the 2011 tohoku earthquake as inferred from tsunami waveform data, *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 103, pp. 1473–1492, 2013.
- 101) Okada, Y.: Internal deformation due to shear and tensile faults in a half-space, *Bulletin of the Seismological Society of America*, Vol. 82, pp. 1018–1040, 1992.
- 102) NOWPHAS – The Port and Airport Research Institute: Nationwide ocean wave infor-

- mation network for ports and harbours, <https://nowphas.mlit.go.jp/pastdata>, (Accessed September 15 2022).
- 103) Kanamori, H.: The energy release in great earthquakes, *Journal of Geophysical Research*, Vol. 82, pp. 2981–2987, 1977.
  - 104) Japan Society of Civil Engineering: The method of probabilistic tsunami hazard analysis (in japanese), 2011.
  - 105) Suppasri, A., Mas, E., Charvet, I., Gunasekera, R., Imai, K., Fukutani, Y., Abe, Y. and Imamura, F.: Building damage characteristics based on surveyed data and fragility curves of the 2011 great east japan tsunami, *Natural Hazards*, Vol. 66, No. 2, pp. 319–341, 2013.
  - 106) Suppasri, A., Pakoksung, K., Charvet, I., Chua, C. T., Takahashi, N., Ornthammarath, T., Latcharote, P., Leelawat, N. and Imamura, F.: Load-resistance analysis: an alternative approach to tsunami damage assessment applied to the 2011 great east japan tsunami, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 19, No. 8, pp. 1807–1822, 2019.
  - 107) Guzzetti, F., Peruccacci, S., Rossi, M. and Stark, C. P.: The rainfall intensity-duration control of shallow landslides and debris flows: An update, *Landslides*, Vol. 5, pp. 3–17, 2008.
  - 108) Brunetti, M. T., Peruccacci, S., Rossi, M., Luciani, S., Valigi, D. and Guzzetti, F.: Rainfall thresholds for the possible occurrence of landslides in italy, *Natural Hazards and Earth System Sciences*, Vol. 10, pp. 447–458, 2010.
  - 109) Li, W. Y., Liu, C., Scaioni, M., Sun, W. W., Chen, Y., Yao, D. J., Chen, S., Hong, Y.,



- Zhang, K. H. and Cheng, G. D.: Spatio-temporal analysis and simulation on shallow rainfall-induced landslides in china using landslide susceptibility dynamics and rainfall i-d thresholds, *Science China Earth Sciences* 2017 60:4, Vol. 60, pp. 720–732, 2017.
- 110) Wang, H., Zhang, L., Yin, K., Luo, H. and Li, J.: Landslide identification using machine learning, *Geoscience Frontiers*, Vol. 12, pp. 351–364, 2021.
- 111) Ng, C. W., Yang, B., Liu, Z. Q., Kwan, J. S. and Chen, L.: Spatiotemporal modelling of rainfall-induced landslides using machine learning, *Landslides*, Vol. 18, pp. 2499–2514, 2021.
- 112) Montrasio, L., Valentino, R., Corina, A., Rossi, L. and Rudari, R.: A prototype system for space–time assessment of rainfall-induced shallow landslides in italy, *Natural Hazards*, Vol. 74, pp. 1263–1290, 2014.
- 113) Hsu, Y.-C., Chang, Y.-L., Chang, C.-H., Yang, J.-C. and Tung, Y.-K.: Physical-based rainfall-triggered shallow landslide forecasting, *Smart Water* 2018 3:1, Vol. 3, pp. 1–16, 2018.
- 114) Hidayat, R., Sutanto, S. J., Hidayah, A., Ridwan, B. and Mulyana, A.: Development of a landslide early warning system in indonesia, *Geosciences* 2019, Vol. 9, Page 451, Vol. 9, p. 451, 2019.
- 115) Park, J. Y., Lee, S. R., Lee, D. H., Kim, Y. T. and Lee, J. S.: A regional-scale landslide early warning methodology applying statistical and physically based approaches in sequence, *Engineering Geology*, Vol. 260, p. 105193, 2019.
- 116) Green, W. and Ampt, G.: Studies on soil physics, *The Journal of Agricultural Science*, Vol. 4, pp. 1–24, 1911.

- 117) Chu, S. T.: Infiltration during an unsteady rain, *Water Resources Research*, Vol. 14, pp. 461–466, 1978.
- 118) Chen, L. and Young, M. H.: Green-ampt infiltration model for sloping surfaces, *Water Resources Research*, Vol. 42, , 2006.
- 119) Sayama, T., Ozawa, G., Kawakami, T., Nabesaka, S. and Fukami, K.: Rain-fall–runoff–inundation analysis of the 2010 pakistan flood in the kabul river basin, *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 57, pp. 298–312, 2012.
- 120) Caviedes-Voullième, D., Fernández-Pato, J. and Hinz, C.: Performance assessment of 2d zero-inertia and shallow water models for simulating rainfall-runoff processes, *Journal of Hydrology*, Vol. 584, p. 124663, 2020.
- 121) Hovland, H. J.: Three-dimensional slope stability analysis method, *Journal of the Geotechnical Engineering Division*, Vol. 103, pp. 971–986, 1977.
- 122) Qiu, C., Esaki, T., Xie, M., Mitani, Y. and Wang, C.: Spatio-temporal estimation of shallow landslide hazard triggered by rainfall using a three-dimensional model, *Environmental Geology* 2006 52:8, Vol. 52, pp. 1569–1579, 2006.
- 123) Mergili, M., Marchesini, I., Rossi, M., Guzzetti, F. and Fellin, W.: Spatially distributed three-dimensional slope stability modelling in a raster gis, *Geomorphology*, Vol. 206, pp. 178–195, 2014.
- 124) Jia, N., Yang, Z., Xie, M., Mitani, Y. and Tong, J.: Gis-based three-dimensional slope stability analysis considering rainfall infiltration, *Bulletin of Engineering Geology and the Environment* 2014 74:3, Vol. 74, pp. 919–931, 2014.

- 125) Liu, G., Li, S. and Wang, J.: New green-ampt model based on fractional derivative and its application in 3d slope stability analysis, *Journal of Hydrology*, Vol. 603, p. 127084, 2021.
- 126) Touge, Y., Emang, G. P., Kazama, S., Takahashi, Y. and Sasaki, K.: Introduction of the tohoku forest fires on may 2017; case in kamaishi city of iwate prefecture and kurihara city of miyagi prefecture, *Japan Society for Natural Disaster Science*, Vol. 36, pp. 361–370, 2018.
- 127) Rawls, W. J., Brakensiek, D. L. and Miller, N.: Greenampt infiltration parameters from soils data, *Journal of Hydraulic Engineering*, Vol. 109, pp. 62–70, 1983.
- 128) Infrastructure, Transport and Tourism Ministry of Land: National land information search site: Kunijiban, 2022, (Accessed January 21 2022).
- 129) Japan Road Association: *Specifications for highway bridges: Part IV Substructures*, Japan Road Association, 1996.
- 130) Chu-Agor, M. L., Fox, G. A., Cancienne, R. M. and Wilson, G. V.: Seepage caused tension failures and erosion undercutting of hillslopes, *Journal of Hydrology*, Vol. 359, pp. 247–259, 2008.
- 131) Zhang, K., Xue, X., Hong, Y., Gourley, J. J., Lu, N., Wan, Z., Hong, Z. and Wooten, R.: iCRESTRIGRS: A coupled modeling system for cascading flood-landslide disaster forecasting, *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol. 20, pp. 5035–5048, 2016.
- 132) Leshchinsky, D. and Baker, R.: Three-dimensional slope stability : End effects, *SOILS AND FOUNDATIONS*, Vol. 26, pp. 98–110, 1986.

- 133) Cavounidis, S.: On the ratio of factors of safety in slope stability analyses, *Géotechnique*, Vol. 37, pp. 207–210, 1987.
- 134) 気象庁: 「異常気象リスクマップ」平成 18 年度版,  
<https://www.jma.go.jp/jma/press/0703/28b/riskmap18.pdf>, (Accessed October 9 2022).
- 135) Chen, W., Xie, X., Wang, J., Pradhan, B., Hong, H., Bui, D. T., Duan, Z. and Ma, J.: A comparative study of logistic model tree, random forest, and classification and regression tree models for spatial prediction of landslide susceptibility, *CATENA*, Vol. 151, pp. 147–160, 2017.
- 136) Cho, S. E.: Prediction of shallow landslide by surficial stability analysis considering rainfall infiltration, *Engineering Geology*, Vol. 231, pp. 126–138, 2017.
- 137) Dolojan, N. L. J., Moriguchi, S., Hashimoto, M. and Terada, K.: Mapping method of rainfall-induced landslide hazards by infiltration and slope stability analysis, *Landslides 2021 18:6*, Vol. 18, pp. 2039–2057, 2021.
- 138) Xie, M., Esaki, T. and Cai, M.: A time-space based approach for mapping rainfall-induced shallow landslide hazard, *Environmental Geology*, Vol. 46, pp. 840–850, 2004.